다양한 이변량 GARCH모형을 통한 코스피 200 현/선물시장의 거래변화량과 변동성간의 동적 관련성

(The Volume-Volatility Relation of the KOSPI 200 Stock and Futures Markets: Evidence from the Various Bivariate GARCH models)

문규현
경기대학교 경영학부
ghmoon@kyonggi.ac.kr

홍정효
경남대학교 경영학부
hong0312@kyungnam.ac.kr

Ⅰ. 서론

본 연구는 코스피 200 주가지수의 현/선물 수익률과 거래량 변화를 이용하여 서로간의 정보이전효과를 분석하는 데 있다. 선물시장의 중요한 경제적기능중에서 미래 현물시장의 가격예측(price discovery)에 관한 기능이다. 지금까지 국내외적으로 주식시장의 현/선물수익률자료를 이용한 선도지연효과에 대한 분석은 많이 이루어져 왔지만 거래량의 유용성을 증명하려는 연구는 많이 이루어지지 않았다.

효율적 시장가설(Efficient Market Hypothesis)에 의하면 투자자들은 과거, 현재 또는 미래정보를 이용하여 시장초과수익률을 얻을 수 없는 시장을 의미한다. 즉, 자본시장이 효율적이라면 시장에서 발생하는 모든 기업활동관련 정보는 실시간으로 주가에 반영되기 때문에 동일한 기초자산을 토대로 하고 있는 현물시장과 선물시장간의 가격리더쉽효과(price leadership effects)는 발생하지 않게 된다.

일반적으로 주가지수선물, 통화선물 및 금리선물 등 금융선물시장은 레버러지효과로 인하여 현물시장보다 새로운 정보에 대하여 더 빠르게 반응을 하게된다는 사실은 기존 해외연구에서 상당히 많이 제시되어 왔다.[Stall & Whaley(1990), Grunbichler et al.(1994), Shyy et al.(1996) 등]

국내 주가지수 현물 및 선물시장내 또는 현선물시장간의 가격발견기능에 관한 연구에서는 일반적으로 수준변수 및 수익률자료를 이용하여 실증분석을 시도하였다. 또한 국제자본시장들간의 가격발견기능 및 상호의존성연구에서도 수익률자료를 이용한 실증분석을 시도하였다.[1] 이러한 수익률자료 뿐만 아니라 실제적으로 자본시장에서 투자자들은 거래량정보도 투자의사결정에 중요한 지표로 사용하고 있다.

자본시장에서 가격예측기능에 대한 거래량의 유용성은 Osborne(1959)을 필두로 꾸준하게 이루어져 왔다. 특히 Karpoff(1987)[2]는 거래량의 유용성을 경제적

---

[1] 해외연구로는 Eun & Shim(1989) Becker, Finnerty & Gupta(1990), Koch & Koch (1991) Betaert & Harvey(1995), Karoyi & Stultz(1996), Ng(2000) 등이 있으며, 국내연구로는 김인무, 김찬웅(2001) 지청, 김찬웅, 문규현(2001), 조담, 양채열(2001) 장국현(2002) 김찬웅, 문규현, 홍정효(2002) 홍정효, 문규현(2005)가 있음.

[2] 거래량을 통해 얻을 수 있는 경제적 요인들을 다음과 같이 제시하였다. 첫째, 수익률과 거래량간의 관계는 자본시장의 구조를 설명하는데 일조한다. 둘째, 수익률과 거래량간의 관계는 수익률과 거래량간 관계를 밝히려는 사건연구(event studies)에 대한 검정력을 높이는 데 크게 기여할 것이다. 마지막으로 수익률과 거래량의 관계는 주가의 분포에 대한 제논쟁에 결정적인 의미를 부여하게 된다.

측면에서 접근하려고 시도하였다. 그러나 이러한 기존의 연구들은 주로 거래량의 변화와 수익률간의 가격발견을 시도하는 연구들로 다중회귀분석, 일변량 GARCH 모형 및 VAR 모형에 근거한 인과관계를 밝히려는데 초점을 두었다. 또한 분석에 사용된 자료들도 현물시장에 국한된 경우가 대부분이었다. 그러나 이변량 GARCH 모형을 이용한 연구는 많이 이루어지지 않은 것으로 보여진다.

본 연구에서는 금융시계열자료에서 일반적으로 나타나는 분석자료의 비정규성 및 추정잔차의 이분산성 등을 고려하여 다양한 이변량 GARCH 모형을 도입하여 코스피 200 지수선물 거래량 정보의 유용성에 대하여 실증분석하는 것은 이론적인 측면 뿐만 아니라 실증적인 측면에서 상당한 의미를 줄 수 있을 것으로 사료된다.

따라서 필자들은 기존 연구들의 연장선에서 다음과 같은 점에서 거래량의 유용성을 밝히는 데 그 목적이 있다. 첫째, 본 연구에서는 코스피 200 현물의 수익률과 거래량 및 코스피 200 선물의 수익률과 거래량(계약수)의 자료를 이용하여 상호간의 정보이전효과를 밝히는 데 있다. 둘째, 선물의 거래량이 현물의 가격변화와 거래량의 변화를 예측하는데 유용한 정보를 제공할 수 있는지를 제시하는 데 있다.[3] 마지막으로 이러한 실증분석을 위해 다양한 조건부 이분산성모델을 적용하는 데 있다.

거래량과 관련된 국내외적 기존연구들을 살펴보면 다음과 같다. 먼저 가격변동성과 거래량간의 정의 관계가 존재하고 있음을 보고한 연구들이 있다. [Garcia, Leuthold, and Zapata(1986), Grammatikos and Saunders(1986), Foster(1995) 등].

특히 Blume, Easley, and O' Hara(1994)는 투자자들은 가격움직임뿐만 아니라 거래량의 움직임에 기인하여 주식가격의 변화를 예측하기 때문에 거래량은 가격의 움직임을 예측하는 기능이 있음을 주장하였다.

Girma and Mougoue(2002)는 NYMEX(New York Mercantile Exchange)에 상장되어 있는 원유선물상품의 변동성, 거래량 및 미결제약정간의 영향력에 대한 분석을 실시하였으며, 거래량 및 미결제약정변화량은 선물변동성에 대하여 통계적으로 유의한 영향력을 미치고 있음을 보여주었다. 이들은 이러한 분석결과를 토대로 원유선물시장의 가격변동이 시장정보에 대해 비효율적으로 반응하고 있다고 주장하였다.

Yang, Balyeat and Leatham(2005)은 농수산물의 현물가격변동성과 선물거래량 및 미결제약정변화간에 선도/지연관계를 실증분석하였다. 분석결과 선물거래량과 미결제약정변화는 현물가격변동성을 선도하는 결과를 보였으며 특히 선물거래량이 가격변동성에 대한 예측력을 보이는 것으로 나타났다.

Watanave(2001)은 NIKKEI 225 선물시장의 변동성, 거래량 및

[3] 기존의 연구들에 따르면, 선물시장이 현물시장의 가격발견기능을 이행한다는 데는 대체로 이견이 없다.

미결제약정수간의 영향력을 분석한 결과 변동성과 미결제약정수간에는 음(-)의 관계가 변동성과 거래량간에는 양(+)의 관계가 존재하고 있음을 제시하였다. Illueca and Lafuente(2003)는 스페인주식시장의 현물가격과 선물거래량간의 관련성을 실증분석 하였으며, 선물거래량이 현물가격을 선도한다는 뚜렷한 증거를 발견하지 못했다. 이처럼 현물자료를 이용한 연구뿐만 아니라 선물자료를 이용한 연구도 국외적으로 다양하게 이루어져 왔지만 국내자료를 이용한 연구는 거의 이루어 지지 못한 실증이다.

기존의 해외연구들에 대한 대체적인 결론은 시장에 따라 다소의 차이는 있지만 현/선물시장에서 거래변화량이 수익률의 예측에 도움이 될 수 있다는 것이다. 본 연구는 이러한 기존연구를 확장하는 차원에서 2000년 1월 4일부터 2005년 12월 19일까지 일별자료를 이용하여 코스피 200 주가지수 수익률과 거래변화량 및 코스피 200 주가지수선물 수익률과 거래변화량간의 정보이전효과에 대한 실증분석을 시도하였다. 이를 위해 ARMA(1,1)-GARCH(1,1), AR(5)-GARCH(1,1) 및 ARMA(5,1)-GARCH(1,1) 등 다양한 모형들을 도입하였다.

본 연구는 다음과 같이 구성되어 있다. 제1장의 서론에 이어 제2장에서는 기초통계량분석과 상관관계분석에 대한 결과를 제시하였다. 제3장에서는 앞장의 상관관계분석을 토대로 실증분석에 이용될 다양한 모델을 제시하였으며, 제4장에서는 실증분석 결과를 제시하였다. 마지막으로 제5장에서는 본 연구의 요약과 결론을 제시하였다.

Ⅱ. 기초통계량분석

코스피 200 주가지수 수익률과 거래변화량 및 코스피 200 주가지수선물 수익률과 거래변화량간의 정보이전효과에 대한 실증분석을 위해 2000년 1월 4일부터 2005년 12월 19일까지 일별자료를 한국증권전산으로부터 제공받았다. 코스피 200 주가지수수익률과 선물수익률은 로그값을 취한 전일종가와 로그값을 취한 당일종가의 차이로 구하였으며, 현/선물의 거래변화량도 로그값을 취한 전일종가와 당일종가의 차이로 계산하였다. 이를 식으로 나타내면 다음과 같다.

$$r_t = \ln(KOSPI\,200INDEX_t) - \ln(KOSPI\,200INDEX_{t-1})$$
$$vol_t = \ln(KOSPI\,200VOLUME_t) - \ln(KOSPI\,200VOLUME_{t-1})$$

여기에서 $KOSPI\,200INDEX_t$ 와 $KOSPI\,200INDEX_{t-1}$ 은 t와 t−1시점의 코스피 200 주가지수 및 주가지수선물을 의미하며, $KOSPI\,200VOLUME_t$ 와 $KOSPI\,200VOLUME_{t-1}$ 은 코스피 200 주가지수 거래변화량과 주가지수선물 거래변화량을 각각 의미한다.

본 실증분석에 사용된 코스피 200 주가지수 수익률, 거래변화량, 코스피 200 주가지수선물 수익률 및 거래변화량에 대한 기초통계량이 <표1>에 제시되어 있다. 코스피 200 주가지수의 수익률은 주가지수선물에 비해 높은 것으로 나타났으나 거래변화량은 현물에 비해 선물이 높은 것으로 나타났다. 표준편차의 경우 코스피 200 주가지수의 거래변화량이 가장 높은 것으로 나타났다.

정규성을 보여주는 왜도와 첨도의 경우 코스피 200 주가지수와 선물수익률은 모두 음(−)으로 꼬리부분이 왼쪽으로 길어진(skewed to the left) 형태를 보이고 있다. 그러나 현선물지수들의 거래변화량의 경우 양(+)으로 꼬리부분이 오른쪽으로 길어진(skewed to the right) 형태를 보였다. 코스피 200 수익률과 거래변화량의 첨도는 모두 3보다 큰 것으로 나타나 정규분포보다 더 뾰족한 형태를 보여주고 있으나 선물수익률과 거래변화량은 3보다 적어 정규분포에 가까움을 추론해 볼 수 있다.

또한 <표1>은 시차6까지 추정한 각 시계열에 대한 자기상관관계를 보여주고 있다. 먼저 코스피 200 현선물 수익률과 거래변화량의 경우, 현물수익률은 시차1과 6에서 양(+)의 자기상관을 보였으며, 현물거래변화량은 시차1, 시차2 및 시차6에서 음의 상관을 시차3에서 시차5까지는 양의 상관을 보였다. 선물수익률은 시차4와 시차6을 제외하고는 음의 상관을 보였으며, 거래변화량은 시차1, 시차3 및 시차6에서는 음의 상관을 시차2, 시차4 및 시차5에서는 양의 상관을 보였다. 특히 현물의 수익률과 거래변화량은 시차2까지 통계적으로 유의한 상관관계를 보인 반면

선물의 수익률과 거래변화량은 시차1에서만 통계적으로 유의한 자기상관관계가 있음을 보였다. 대체적으로 시간이 지남에 따라 자기상관이 사라지는 현상을 보였다.

수익률제곱에 대한 자기상관의 경우 모든 변수들이 시차가 경과함에 따라 서서히 0에 가까운 양상을 보여 주고 있다. 이는 변수들의 비선행적 의존현상으로 볼 수 있다. 따라서 실증분석을 위해 시간이 경과함에 따라 자신에 대한 의존현상이 증가하는 코스피 200 현/선물의 수익률과 거래변화량의 조건부변동성을 설명할 수 있는 모델이 필요할 것으로 판단된다. 이를 위해 1982년 Engle에 의해 제시된 자기상관조건부이분산성 (ARCH)류의 모형을 도입하기로 한다.

<표2>는 실증분석에 사용될 변수들을 이용하여 시차 6에서 시차 −6까지 추정한 교차상관분석의 결과를 보여주고 있다. 패널A는 변수들의 수익률과 변화량간의 교차상관관계를 보여주고 있으며 같은 시차에서는 서로간에 강한 상관관계가 존재하는 것으로 나타났다. 특히 코스피 200 현/선물수익률과 현/선물거래변화량간에는 시차2까지 선물이 현물을 선도하는 것으로 나타났다. 산발적으로 변수들간의 교차상관관계가 0이 아님을 통계적으로 유의하게 보였다.

패널B는 각 변수들의 수익률과 거래변화량의 제곱에 대한 교차상관관계를 보여주고 있으며, 현/선물의 수익률, 현물수익률과 선물거래변화량, 선물수익률과 선물거래변화량간의 교차상관관계가 특히 강하게 나타났다. 결론적으로 수익률과 거래변화량뿐만 아니라 이들의 제곱에 교차상관관계에서도 0이 아님을 보였으며, 이는 실증분석에 사용된 수익률(거래변화량)과 변동성간에 선도/지연관계가 존재할 수 있음을 암시해주고 있다. 따라서 이러한 결과들은 수익률(거래변화량)과 변동성의 정보이전효과를 반영할 수 있는 이분산모형의 도입에 대한 타당성을 제시해 주고 있다.

<표 1> 기초통계량분석

구분	코스피 200 지수		코스피 200 지수선물	
	수익률	거래변화량	수익률	거래변화량
표본수	1467	1467	1467	1467
평균	0.0172	0.0658	0.0151	0.1016
표준편차	2.0404	24.1748	2.1415	19.2904
왜도	−0.4384	0.0061	−0.3560	0.0726
첨도	3.1960	21.8675	2.2470	0.5392
$\rho(r_t, r_{t-k})$				
1	**0.0260***	**−0.0700***	**−0.0261***	**−0.4310***
2	**−0.0610***	**−0.0267***	−0.0153	0.0237
3	−0.0131	0.0074	−0.0177	−0.0787
4	−0.0023	0.0046	0.0048	0.0013
5	−0.0252*	0.0542*	−0.0139	0.0498*
6	0.0246*	−0.0277*	0.0175	−0.0338
$\rho(r_t^2, r_{t-k}^2)$				
1	**0.1173***	**0.1959***	**0.1024***	**0.2118***
2	**0.1307***	**0.0307***	**0.1323***	**0.0630***
3	**0.0741***	0.0020	**0.0875***	**0.0629***
4	**0.1028***	0.0193	**0.1185***	**0.0354***
5	**0.0983***	0.2684*	**0.1553***	**0.0304***
6	**0.0944***	0.0024	**0.1192***	−0.0126

주) 1. 표본기간은 2000년 1월부터 2005년 12월말까지임.

2. *는 5% 유의수준을 나타냄.

<표 2> 교차상관관계분석

A. 수익률 및 거래변화량간의 교차상관관계분석 $\rho(r_{i,t}, r_{j,t-k})$

차수	St-fu		St-vol		St-co		Fu-vol		Fu-co		Vol-co	
-6	0.0046		0.0035		0.0383	*	-0.0018		0.0363	*	-0.0023	
-5	-0.0185		-0.0657	*	-0.0241		-0.0493	*	-0.0194		0.0657	*
-4	0.0131		0.0725	*	0.0570	*	0.0596	*	0.0528	*	-0.0188	
-3	-0.0053		0.0259		-0.0264	*	0.0294	*	-0.0246		-0.0280	*
-2	-0.0399	*	-0.0919	*	-0.0314	*	-0.0841	*	-0.0310	*	-0.0331	*
-1	0.0007		-0.0255		-0.0183		-0.0157		-0.0180		-0.0011	
0	0.9487	*	0.1964	*	-0.0476	*	0.1813	*	-0.0401	*	0.1374	*
1	0.0444	*	-0.0120		-0.0142		-0.0012		-0.0158		-0.0700	*
2	-0.0374	*	0.0105		0.0150		-0.0022		0.0261		-0.0267	*
3	-0.0166		0.0120		0.0206		0.0096		0.0038		0.0074	
4	-0.0138		0.0082		0.0084		0.0157		0.0087		0.0046	
5	-0.0225		-0.0564	*	-0.0403	*	-0.0506	*	-0.0413	*	0.0452	*
6	0.0337	*	0.0260		-0.0256		0.0273	*	-0.0068		-0.0277	*

B. 수익률 및 거래변화량의 제곱간의 교차상관관계분석 $\rho(r_{i,t}^2, r_{j,t-k}^2)$

차수	St-fu	St-vol	St-co	Fu-vol	Fu-co	Vol-co
-6	0.0995 *	0.0135	-0.0281 *	0.0158	-0.0166	0.0492 *
-5	0.1525 *	0.0412 *	-0.0498 *	0.0392 *	-0.0375 *	-0.0006
-4	0.1417 *	0.0115	-0.0470 *	0.0259	-0.0511 *	-0.0330 *
-3	0.0802 *	0.0129	-0.0077	0.0227	-0.0171	-0.0248
-2	0.1355 *	-0.0009	-0.0276 *	0.0094	-0.0326 *	0.0100
-1	0.0825 *	0.0740 *	0.0655 *	0.0605 *	0.0233	0.0196
0	0.8987 *	0.0505 *	0.0088	0.0337 *	-0.0091	0.0032
1	0.1004 *	-0.0058	-0.0321 *	-0.0093	-0.0169	-0.0173
2	0.1318 *	-0.0220	-0.0591 *	-0.0231	-0.0609 *	-0.0187
3	0.0857 *	-0.0014	-0.0150	0.0085	-0.0221	-0.0260
4	0.0910 *	0.0081	-0.0425 *	0.0123	-0.0439 *	-0.0141
5	0.1245 *	0.0442 *	-0.0451 *	0.0391 *	-0.0415 *	-0.0315 *
6	0.1067 *	-0.0057	0.0446 *	-0.0066	0.0400 *	-0.0237

주) 1. st, fu, vol, co는 각각 코스피 200 지수수익률, 지수선물수익률, 현물거래변화량 및 선물거래변화량을 나타냄.
2. *는 5% 유의수준을 나타냄.

Ⅲ. 연구방법(Methodology)

앞의 자기상관관계분석과 교차상관관계분석의 결과에 근거하여 코스피 200 현/선물 일별수익률과 거래량간의 변동성이전효과와 상호의존성의 관계를 파악하기 위해 이변량 GARCH 모델을 도입하였다. [4] 특히 변수간의 변동성이전효과와 상호의존성의 최적관계를 파악하기 위해 다양한 이변량 GARCH 모형을 도입하였다.

먼저 코스피 200 현/선물의 수익률간의 상호 정보이전효과를 분석하기 위해 다음과 같은 ARMA(1,1)-GARCH(1,1)모형을 도입하였다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t,\ \ \varepsilon_t \big| \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t),$$

$$\left[\frac{b_{ss,t}}{b_{ff,t}}\right] = A + B\left[\frac{b_{ss,t-1}}{b_{ff,t-1}}\right] + \sum_{k=1}^{1} C_k \left[\frac{\varepsilon^2_{ss,t-k}}{\varepsilon^2_{ff,t-k}}\right], \qquad (1)$$

위 식에서 벡터들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{st} \\ r_{ft} \end{bmatrix},\ \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_s \\ \alpha_f \end{bmatrix},\ \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ss} & \beta_{sf} \\ \beta_{fs} & \beta_{ff} \end{bmatrix},\ \delta = \begin{bmatrix} \delta_{ss} & \delta_{sf} \\ \delta_{fs} & \delta_{ff} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{ft} \end{bmatrix},$$

$$H_t = \begin{bmatrix} b_{ss,t} & b_{sf,t} \\ b_{fs,t} & b_{ff,t} \end{bmatrix},\ A = \begin{bmatrix} a_s \\ a_f \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} b_{ss} & b_{sf} \\ b_{fs} & b_{ff} \end{bmatrix},\ C_k = \begin{bmatrix} c_{ss,k} & c_{sf,k} \\ c_{fs,k} & c_{ff,k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{st} 는 t 시점의 KOSPI 200 주가지수수익률, r_{ft} 는 t 시점의 KOSPI 200 주가지수선물수익률을 의미하며 현/선물수익률에 대한 벡터는 $r^{'}_{qt} = \left[r_{s,t} r_{f,t}\right]$ 이며, 잔차에 대한 벡터는 $\varepsilon^{'}_{qt} = \left[\varepsilon_{s,t}\varepsilon_{f,t}\right]$ 이다. 또한 조건부 공분산에 대한 행렬은 H_t 이며 여기서 $\{H_t\}_{ij} = b_{ij,t}$ 이며, 또한 $i, j = s, f$ 이다.

추정하고자 하는 계수행렬과 행렬들에 대해 정의하면, $\alpha^{'} = \left[\alpha_s \alpha_f\right]$, $A^{'} = \left[a_s a_f\right]$, $\{\beta\}_{ij} = \beta_{ij,k}$, $\{\delta\}_{ij} = \delta_{ij,k}$, $\{B\}_{ij} = B_{ij}$, $\{C_k\}_{ij} = c_{ij,k}$, $i, j = s, f$ 이다 Φ_{t-1} 는 $t-1$ 시점의 모든 이용 가능한 정보의 총집합을 의미한다.

코스피 200 현물의 수익률과 거래변화량, 코스피 200 선물수익률과 현물거래변화량 및 코스피 200 선물수익률과 선물거래변화량간의 상호 정보이전효과를 분석하기 위해 다음의 식(2), 식(3) 및 식(4)에서처럼 AR(5)-GARCH(1,1)모형을 도입하였다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \varepsilon_t,\ \ \varepsilon_t \big| \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t), \qquad (2)$$

---

[4] Bollerslev(1987), French, Schwert, and Stambaugh(1987), Schwert(1989), Nelson(1991), Akgiray(1989) 등은 실증분석을 통해 GARCH모형이 주가수익률의 일별 및 월별변동에 대한 시간가변성을 잘 반영해 준다는 점을 증명하였다.

$$\begin{bmatrix} \dfrac{b_{ss,t}}{b_{v(s)v(s),t}} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} \dfrac{b_{ss,t-1}}{b_{v(s)v(s),t-1}} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \dfrac{\varepsilon^2_{ss,t-k}}{\varepsilon^2_{v(s)v(s),t-k}} \end{bmatrix},$$

위 식에서 벡터들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{st} \\ r_{v(s)t} \end{bmatrix}, \quad \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_s \\ \alpha_{v(s)} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ss} & \beta_{sv(s)} \\ \beta_{v(s)s} & \beta_{v(s)v(s)} \end{bmatrix}, \quad \delta = \begin{bmatrix} \delta_{ss} & \delta_{sv(s)} \\ \delta_{v(s)s} & \delta_{v(s)v(s)} \end{bmatrix},$$
$$\phi = \begin{bmatrix} \phi_{ss} & \phi_{sv(s)} \\ \phi_{v(s)s} & \phi_{v(s)v(s)} \end{bmatrix}, \ \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{ss} & \gamma_{sv(s)} \\ \gamma_{v(s)s} & \gamma_{v(s)v(s)} \end{bmatrix}, \ \lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{ss} & \lambda_{sv(s)} \\ \lambda_{v(s)s} & \lambda_{v(s)v(s)} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{v(s)t} \end{bmatrix},$$
$$H_t = \begin{bmatrix} b_{ss,t} & b_{sv(s),t} \\ b_{v(s)s,t} & b_{v(s)v(s),t} \end{bmatrix}, \ A = \begin{bmatrix} a_s \\ a_{v(s)} \end{bmatrix}, \ B = \begin{bmatrix} b_{ss} & b_{sv(s)} \\ b_{v(s)s} & b_{v(s)v(s)} \end{bmatrix}, \ C_k = \begin{bmatrix} c_{ss,k} & c_{sv(s),k} \\ c_{v(s)s,k} & c_{v(s)v(s),k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{st} 는 t 시점의 KOSPI 200 주가지수수익률, $r_{v(s)t}$ 는 t 시점의 KOSPI 200 현물거래변화량을 의미하며 현물수익률과 거래변화량에 대한 벡터는 $r_{qt}^{'} = \left[r_{s,t} r_{v(s),t} \right]$ 이며, 잔차에 대한 벡터는 $\varepsilon_{qt}^{'} = \left[\varepsilon_{s,t} \varepsilon_{v(s),t} \right]$ 이다. 또한 조건부 공분산에 대한 행렬은 H_t 이며 여기서 $\{H_t\}_{ij} = b_{ij,t}$ 이며, 또한 $i, j = s, v(s)$ 이다.

추정하고자 하는 계수행렬과 행렬들에 대해 정의하면, $\alpha^{'} = \left[\alpha_s \alpha_{v(s)} \right]$, $A^{'} = \left[a_s a_{v(s)} \right]$, $\{\beta\}_{ij} = \beta_{ij,k}$, $\{\delta\}_{ij} = \delta_{ij,k}$, $\{\phi\}_{ij} = \phi_{ij,k}$, $\{\gamma\}_{ij} = \gamma_{ij,k}$, $\{\lambda\}_{ij} = \lambda_{ij,k}$, $\{B\}_{ij} = B_{ij}$, $\{C_k\}_{ij} = c_{ij,k}$, $i, j = s, v(s)$ 이다. Φ_{t-1} 는 $t-1$ 시점의 모든 이용 가능한 정보의 총집합을 의미한다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \varepsilon_t, \ \varepsilon_t \middle| \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t), \tag{3}$$
$$\begin{bmatrix} \dfrac{b_{v(s)v(s),t}}{b_{ff,t}} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} \dfrac{b_{v(s)v(s),t-1}}{b_{ff,t-1}} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \dfrac{\varepsilon^2_{v(s)v(s),t-k}}{\varepsilon^2_{ff,t-k}} \end{bmatrix},$$

위 식에서 벡터들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{v(s)t} \\ r_{ft} \end{bmatrix}, \quad \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_{v(s)} \\ \alpha_f \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{v(s)v(s)} & \beta_{v(s)f} \\ \beta_{fv(s)} & \beta_{ff} \end{bmatrix}, \quad \delta = \begin{bmatrix} \delta_{v(s)v(s)} & \delta_{v(s)f} \\ \delta_{fv(s)} & \delta_{ff} \end{bmatrix},$$
$$\phi = \begin{bmatrix} \phi_{v(s)v(s)} & \phi_{v(s)f} \\ \phi_{fv(s)} & \phi_{ff} \end{bmatrix}, \ \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{v(s)v(s)} & \gamma_{v(s)f} \\ \gamma_{fv(s)} & \gamma_{ff} \end{bmatrix}, \ \lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{v(s)v(s)} & \lambda_{v(s)f} \\ \lambda_{fv(s)} & \lambda_{ff} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{v(s)t} \\ \varepsilon_{ft} \end{bmatrix},$$
$$H_t = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s),t} & b_{v(s)f,t} \\ b_{fv(s),t} & b_{ff,t} \end{bmatrix}, \ A = \begin{bmatrix} a_{v(s)} \\ a_f \end{bmatrix}, \ B = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s)} & b_{v(s)f} \\ b_{fv(s)} & b_{ff} \end{bmatrix}, \ C_k = \begin{bmatrix} c_{v(s)v(s),k} & c_{v(s)f,k} \\ c_{fv(s),k} & c_{ff,k} \end{bmatrix}$$

여기서 $r_{v(s)t}$ 는 t 시점의 KOSPI 200 주가지수 거래변화량, r_{ft} 는 t 시점의 KOSPI 200 선물수익률을 의미하며 현물거래변화량과 선물수익률에 대한 벡터는

$r_{qt}^{'} = \left[r_{v(s),t} r_{f,t} \right]$ 이며, 잔차에 대한 벡터는 $\varepsilon_{qt}^{'} = \left[\varepsilon_{v(s),t} \varepsilon_{f,t} \right]$ 이다. 또한 조건부 공분산에 대한 행렬은 H_t 이며 여기서 $\{H_t\}_{ij} = b_{ij,t}$ 이며, 또한 $i, j = v(s), f$ 이다.

추정하고자 하는 계수행렬과 행렬들에 대해 정의하면, $\alpha^{'} = \left[\alpha_{v(s)} \alpha_f \right]$, $A^{'} = \left[a_{v(s)} a_f \right]$, $\{\beta\}_{ij} = \beta_{ij,k}$, $\{\delta\}_{ij} = \delta_{ij,k}$, $\{\phi\}_{ij} = \phi_{ij,k}$, $\{\gamma\}_{ij} = \gamma_{ij,k}$, $\{\lambda\}_{ij} = \lambda_{ij,k}$, $\{B\}_{ij} = B_{ij}$, $\{C_k\}_{ij} = c_{ij,k}$, $i, j = v(s), f$ 이다. Φ_{t-1} 는 $t-1$ 시점의 모든 이용 가능한 정보의 총집합을 의미한다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \varepsilon_t, \ \varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t), \tag{4}$$

$$\left[\frac{b_{ff,t}}{b_{v(f)v(f),t}} \right] = A + B \left[\frac{b_{ff,t-1}}{b_{v(f)v(f),t-1}} \right] + \sum_{k=1}^{1} C_k \left[\frac{\varepsilon_{ff,t-k}^2}{\varepsilon_{v(f)v(f),t-k}^2} \right],$$

위 식에서 벡터들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{ft} \\ r_{v(f)t} \end{bmatrix}, \quad \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_f \\ \alpha_{v(f)} \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ff} & \beta_{fv(f)} \\ \beta_{v(f)f} & \beta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix}, \quad , \quad \phi = \begin{bmatrix} \phi_{ff} & \phi_{fv(f)} \\ \phi_{v(f)f} & \phi_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},$$

$$\gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{ff} & \gamma_{fv(f)} \\ \gamma_{v(f)f} & \gamma_{v(f)v(f)} \end{bmatrix}, \ \lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{ff} & \lambda_{fv(f)} \\ \lambda_{v(f)f} & \lambda_{v(f)v(f)} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{ft} \\ \varepsilon_{v(f)t} \end{bmatrix},$$

$$H_t = \begin{bmatrix} b_{ff,t} & b_{fv(f)t} \\ b_{v(f)f,t} & b_{v(f)v(f),t} \end{bmatrix} \quad , \quad A = \begin{bmatrix} a_f \\ a_{v(f)} \end{bmatrix} \quad , \quad B = \begin{bmatrix} b_{ff} & b_{fv(f)} \\ b_{v(f)f} & b_{v(f)v(f)} \end{bmatrix} \quad ,$$

$$C_k = \begin{bmatrix} c_{ff,k} & c_{fv(f),k} \\ c_{v(f)f,k} & c_{v(f)v(f),k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{ft} 는 t 시점의 KOSPI 200 선물수익률, $r_{v(f)t}$ 는 t 시점의 KOSPI 200 주가지수 거래변화량을 각각 의미한다. 현물거래변화량과 선물수익률에 대한 벡터는 $r_{qt}^{'} = \left[r_{f,t} r_{v(f),t} \right]$이며, 잔차에 대한 벡터는 $\varepsilon_{qt}^{'} = \left[\varepsilon_{f,t} \varepsilon_{v(f),t} \right]$이다. 또한 조건부 공분산에 대한 행렬은 H_t 이며 여기서 $\{H_t\}_{ij} = b_{ij,t}$ 이며, 또한 $i, j = f, v(f)$ 이다.

추정하고자 하는 계수행렬과 행렬들에 대해 정의하면, $\alpha^{'} = \left[\alpha_f \alpha_{v(f)} \right]$, $A^{'} = \left[a_f a_{v(f)} \right]$, $\{\beta\}_{ij} = \beta_{ij,k}$, $\{\delta\}_{ij} = \delta_{ij,k}$, $\{\phi\}_{ij} = \phi_{ij,k}$, $\{\gamma\}_{ij} = \gamma_{ij,k}$, $\{\lambda\}_{ij} = \lambda_{ij,k}$, $\{B\}_{ij} = B_{ij}$, $\{C_k\}_{ij} = c_{ij,k}$, $i, j = f, v(f)$ 이다. Φ_{t-1} 는 $t-1$ 시점의 모든 이용 가능한 정보의 총집합을 의미한다.

마지막으로 코스피 200 현물수익률과 선물거래변화량 및 코스피 200 현물거래변화량과 선물거래변화량간의 상호 정보이전효과를 분석하기 위해 다음의 식(5)와 식(6)에서처럼 ARMA(5,1)-GARCH(1,1)모형을 도입하였다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \mu \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t, \ \varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t), \tag{5}$$

$$\left[\frac{b_{ss,t}}{b_{v(f)v(f),t}}\right]=A+B\left[\frac{b_{ss,t-1}}{b_{v(f)v(f),t-1}}\right]+\sum_{k=1}^{1}C_k\left[\frac{\varepsilon^2_{ss,t-k}}{\varepsilon^2_{v(f)v(f),t-k}}\right],$$

위 식에서 벡터들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$r_t=\begin{bmatrix} r_{st} \\ r_{v(f)t}\end{bmatrix},\quad \alpha_t=\begin{bmatrix}\alpha_s \\ \alpha_{V(f)}\end{bmatrix},\quad \beta=\begin{bmatrix}\beta_{ss} & \beta_{sv(f)} \\ \beta_{v(f)s} & \beta_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\quad \delta=\begin{bmatrix}\delta_{ss} & \delta_{sv(f)} \\ \delta_{v(f)s} & \delta_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},$$
$$\phi=\begin{bmatrix}\phi_{ss} & \phi_{sv(f)} \\ \phi_{v(f)s} & \phi_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\quad \gamma=\begin{bmatrix}\gamma_{ss} & \gamma_{sv(f)} \\ \gamma_{v(f)s} & \gamma_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\quad \lambda=\begin{bmatrix}\lambda_{ss} & \lambda_{sv(f)} \\ \lambda_{v(f)s} & \lambda_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},$$
$$\mu=\begin{bmatrix}\mu_{ss} & \mu_{sv(f)} \\ \mu_{v(f)s} & \mu_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\ \varepsilon_t=\begin{bmatrix}\varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{v(f)t}\end{bmatrix},$$
$$H_t=\begin{bmatrix}b_{ss,t} & b_{sv(f),t} \\ b_{v(f)s,t} & b_{v(f)v(f),t}\end{bmatrix},\quad A=\begin{bmatrix}a_s \\ a_{v(f)}\end{bmatrix},\quad B=\begin{bmatrix}b_{ss} & b_{sv(f)} \\ b_{v(f)s} & b_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},$$
$$C_k=\begin{bmatrix}c_{ss,k} & c_{sv(f),k} \\ c_{v(f)s,k} & c_{v(f)v(f),k}\end{bmatrix}$$

여기서 r_{st}는 t시점의 코스피 200 주가지수수익률, $r_{v(f)t}$는 t시점의 코스피 200 지수선물 거래변화량을 의미한다. 현물수익률과 선물거래변화량에 대한 벡터는 $r_{qt}^{'}=\left[r_{s,t}r_{v(f),t}\right]$이며, 잔차에 대한 벡터는 $\varepsilon_{qt}^{'}=\left[\varepsilon_{s,t}\varepsilon_{v(f),t}\right]$이다. 또한 조건부 공분산에 대한 행렬은 H_t이며 여기서 $\{H_t\}_{ij}=b_{ij,t}$이며, 또한 $i,j=s,v(f)$이다.

추정하고자 하는 계수행렬과 행렬들에 대해 정의하면, $\alpha^{'}=\left[\alpha_s\alpha_{v(f)}\right]$, $A^{'}=\left[a_s a_{v(f)}\right]$, $\{\beta\}_{ij}=\beta_{ij,k}$, $\{\delta\}_{ij}=\delta_{ij,k}$, $\{\phi\}_{ij}=\phi_{ij,k}$, $\{\gamma\}_{ij}=\gamma_{ij,k}$, $\{\lambda\}_{ij}=\lambda_{ij,k}$, $\{\mu\}_{ij}=\mu_{ij,k}$, $\{B\}_{ij}=B_{ij}$, $\{C_k\}_{ij}=c_{ij,k}$, $i,j=s,v(f)$이다. Φ_{t-1}는 $t-1$시점의 모든 이용 가능한 정보의 총집합을 의미한다.

$$r_t=\alpha+\beta r_{t-1}+\delta r_{t-2}+\phi r_{t-3}+\gamma r_{t-4}+\lambda r_{t-5}+\mu\varepsilon_{t-1}+\varepsilon_t,\ \varepsilon_t|\Phi_{t-1}\sim N(0,H_t), \tag{6}$$
$$\left[\frac{b_{v(s)v(s),t}}{b_{v(f)v(f),t}}\right]=A+B\left[\frac{b_{v(s)v(s),t-1}}{b_{v(f)v(f),t-1}}\right]+\sum_{k=1}^{1}C_k\left[\frac{\varepsilon^2_{v(s)v(s),t-k}}{\varepsilon^2_{v(f)v(f),t-k}}\right],$$

위 식에서 벡터들에 대한 정의는 다음과 같다.

$$r_t=\begin{bmatrix} r_{v(s)t} \\ r_{v(f)t}\end{bmatrix},\quad \alpha_t=\begin{bmatrix}\alpha_{v(s)} \\ \alpha_{v(f)}\end{bmatrix},\quad \beta=\begin{bmatrix}\beta_{v(s)v(s)} & \beta_{v(s)v(f)} \\ \beta_{v(f)v(s)} & \beta_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\quad \delta=\begin{bmatrix}\delta_{v(s)v(s)} & \delta_{v(s)v(f)} \\ \delta_{v(f)v(s)} & \delta_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},$$
$$\phi=\begin{bmatrix}\phi_{v(s)v(s)} & \phi_{v(s)v(f)} \\ \phi_{v(f)v(s)} & \phi_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\quad \gamma=\begin{bmatrix}\gamma_{v(s)v(s)} & \gamma_{v(s)v(f)} \\ \gamma_{v(f)v(s)} & \gamma_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},\quad \lambda=\begin{bmatrix}\lambda_{v(s)v(s)} & \lambda_{v(s)v(f)} \\ \lambda_{v(f)v(s)} & \lambda_{v(f)v(f)}\end{bmatrix},$$

$$\mu = \begin{bmatrix} \mu_{v(s)v(s)} & \mu_{v(s)v(f)} \\ \mu_{v(f)v(s)} & \mu_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{v(s)t} \\ \varepsilon_{v(f)t} \end{bmatrix},$$

$$H_t = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s),t} & b_{v(s)v(f),t} \\ b_{v(f)v(s),t} & b_{v(f)v(f),t} \end{bmatrix},\quad A = \begin{bmatrix} a_{v(s)} \\ a_{v(f)} \end{bmatrix},\quad B = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s)} & b_{v(s)v(f)} \\ b_{v(f)v(s)} & b_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},$$

$$C_k = \begin{bmatrix} c_{v(s)v(s),k} & c_{v(s)v(f),k} \\ c_{v(f)v(s),k} & c_{v(f)v(f),k} \end{bmatrix}$$

여기서 $r_{v(s)t}$ 는 t 시점의 코스피 200 현물거래변화량, $r_{v(f)t}$ 는 t 시점의 코스피 200 선물거래변화량을 각각 의미한다. 현물거래변화량과 선물거래변화량에 대한 벡터는 $r_{qt}^{'} = \left[r_{v(s),t} r_{v(f),t} \right]$ 이며, 잔차에 대한 벡터는 $\varepsilon_{qt}^{'} = \left[\varepsilon_{v(s),t} \varepsilon_{v(f),t} \right]$ 이다. 또한 조건부 공분산에 대한 행렬은 H_t 이며 여기서 $\{H_t\}_{ij} = b_{ij,t}$ 이며, 또한 $i, j = v(s), v(f)$ 이다.

추정하고자 하는 계수행렬과 행렬들에 대해 정의하면, $\alpha^{'} = \left[\alpha_{v(s)} \alpha_{v(f)} \right]$, $A^{'} = \left[a_{v(s)} a_{v(f)} \right]$, $\{\beta\}_{ij} = \beta_{ij,k}$, $\{\delta\}_{ij} = \delta_{ij,k}$, $\{\phi\}_{ij} = \phi_{ij,k}$, $\{\gamma\}_{ij} = \gamma_{ij,k}$, $\{\lambda\}_{ij} = \lambda_{ij,k}$, $\{\mu\}_{ij} = \mu_{ij,k}$, $\{B\}_{ij} = B_{ij}$, $\{C_k\}_{ij} = c_{ij,k}$, $i, j = v(s), v(f)$ 이다. Φ_{t-1} 는 $t-1$시점의 모든 이용 가능한 정보의 총집합을 의미한다.

Ⅳ. 실증분석결과

코스피 200 현물수익률과 선물수익률간의 실증분석결과가 <표 3>에 제시되어 있다. 과거 현물수익률에 대한 현재 선물수익률의 의존성과 과거 선물수익률에 대한 현재 현물수익률의 의존성은 각각 β_{fs} 와 β_{sf} 로 나타낼 수 있으며, 양자간의 수익률에 대한 의존성은 통계적 유의수준에서 존재하지 않는 것으로 나타났다. 그러나 변동성을 나타내는 ARCH 계수값은 −0.1628 로 t−1 시점에서 발생한 코스피 200 선물수익률의 충격이 t 시점의 코스피 200 현물수익률에 5% 유의수준에서 음(−)의 영향을 주는 것으로 나타났다. 또한 변동성에 있어서 t−1 시점의 코스피 200 현물수익률의 분산도 t 시점의 선물수익률의 분산에 대해 5% 유의수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.[5]

ARMA(1,1)−GARCH(1,1)모델의 적합성을 확인하기 위한 잔차(6.458, 13.677) 잔차제곱(6.170, 7.218)에 대한 Ljung−Box(12)값은 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 의미가 없는 것으로 타나 났다. 또한 BIC, AIC 및 log likelihood 값들이 모형에 대한 특별한 부적합성이 없음을 보여주고 있다.

코스피 200 현물수익률과 현물거래변화량간의 정보이전효과를 실증분석하기 위해 AR(5)−GARCH(1,1)모형을 도입하였으며, 그 결과가 <표 4>에 제시되어 있다. 시차 1 과 4 에서는 코스피 200 현물수익률이 현물거래변화량에 5%

---

[5] 이변량모형에서 변동성은 크게 두 가지로 추정되어 질 수 있다. 첫째 ARCH term은 한 변수에서 발생한 단기적인 충격(shock or innovation)이 다른 변수에 영향을 미치는 지에 관한 것이고, 다음으로 GARCH term은 한 변수에서 발생한 장기적인 변동성, 즉 분산이 다른 변수에 영향을 미치는지에 관해 추정하는 것이다.

수준에서 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났으며 시차 5 에서는 코스피 200 거래변화량이 수익률에 음(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 분산에 있어서는 t-1 시점에서 발생한 코스피 200 현물거래변화량의 충격(shock)이 t 시점의 현물수익률에 통계적으로 유의한 수준에서 영향을 미치는 것으로 나타났으며 수익률도 거래변화량에 영향을 미치는 양방향효과를 보였다. 또한 코스피 200 수익률의 분산도 거래변화량의 분산에 통계적으로 유의한 수준에서 음(-)의 영향으로 영향을 미치는 결과를 보였다.

AR(5)-GARCH(1,1)모델의 적합성을 확인하기 위한 잔차와 잔차제곱에 대한 Ljung-Box(12)값은 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 의미가 없는 것으로 타나났다. 또한 BIC, AIC 및 log likelihood 값들이 모형에 대한 특별한 부적합성이 없음을 보여주고 있다.

코스피 200 현물수익률과 선물거래변화량간의 정보이전효과를 실증분석하기 위해 ARMA(5,1)-GARCH(1,1)모형을 도입하였으며, 그 결과가 <표 5>에 제시되어 있다. 시차 4 에서 코스피 200 현물수익률이 선물거래변화량에 5% 통계적 유의수준에서 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성에 있어서는 t-1 기의 코스피 200 선물거래변화량의 충격이 현물수익률에 영향을 미치는 것으로 나타났으며, t-1 기의 코스피 200 선물거래변화량의 분산도 현물수익률에 통계적으로 유의하게 영향을 미치는 결과를 보였다.

AR(5,1)-GARCH(1,1)모델의 적합성을 확인하기 위한 잔차와 잔차제곱에 대한 Ljung-Box(12)값은 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 의미가 없는 것으로 타나났다. 또한 BIC, AIC 및 log likelihood 값들이 모형에 대한 특별한 부적합성이 없음을 보여주고 있다.

코스피 200 현물거래변화량과 선물수익률간의 정보이전효과를 실증분석하기 위해 AR(5)-GARCH(1,1)모형을 도입하였으며, 그 결과가 <표 6>에 제시되어 있다. 수익률의 경우 t-1 의 코스피 200 선물수익률이 현물거래량에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성에 있어서는 서로간의 피드백관계를 보였다. 즉 t-1 의 코스피 200 현물거래변화량이 t 의 선물수익률에 음(-)의 영향을 미쳤으며 t-1 의 선물수익률도 현물거래변화량에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 분산도 서로간에 통계적으로 유의한 결과를 보였다.

AR(5)-GARCH(1,1)모델의 적합성을 확인하기 위한 잔차와 잔차제곱에 대한 Ljung-Box(12)값은 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 의미가 없는 것으로 타나났다. 또한 BIC, AIC 및 log likelihood 값들이 모형에 대한 특별한 부적합성이 없음을 보여주고 있다.

코스피 200 현물거래변화량과 선물거래변화량간의 정보이전효과를 실증분석하기 위해 AR(5,1)-GARCH(1,1)모형을 도입하였으며, 그 결과가 <표 7>에 제시되어 있다. 시차 1 과 시차 5 에서는 코스피 200 현물거래변화량이 선물거래변화량에 영향을 미치는 반면 시차 3 과 시차 5 에서는 선물거래변화량이 현물거래변화량에 통계적 유의수준에서 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 t-1 의 현물거래량의 잔차(error)가 t 의 선물거래량의 수익률에 음(-)의 영향을 미치는 결과를 보였다. 변동성의 경우 t-1 의 현물거래변화량에서 발생한 충격(shock)이 t 의 선물거래변화량에 음(-)의 영향을 미쳤으며, t-1 의 선물거래변화량의 분산도 t 의 현물거래변화량의 분산에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다.

AR(5,1)-GARCH(1,1)모델의 적합성을 확인하기 위한 잔차와 잔차제곱에 대한 Ljung-Box(12)값은 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 의미가 없는 것으로 타나났다. 또한 BIC, AIC 및 log likelihood 값들이 모형에 대한 특별한 부적합성이 없음을 보여주고 있다.

마지막으로 코스피 200 선물수익률과 선물거래변화량간의 정보이전효과를 실증분석하기 위해 AR(5)-GARCH(1,1)모형을 도입하였으며, 그 결과가 <표 8>에 제시되어있다. 시차 1, 시차 2, 시차 3 및 시차 5 에서 t-1 의 코스피 200 선물수익률이 t 의 선물거래량에 통계적으로 5% 유의수준에서 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성의 경우 t-1 의 코스피 200 선물거래변화량의 충격(innovation)이 선물수익률에 음(-)의 영향을 주었으며, t-1 의 선물수익률의 분산도 선물거래변화량에 영향을 주었다.

또한 AR(5)-GARCH(1,1)모델의 적합성을 확인하기 위한 잔차와 잔차제곱에 대한 Ljung-Box(12)값은 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 의미가 없는 것으로 타나 났다. 또한 BIC, AIC 및 log likelihood 값들이 모형에 대한 특별한 부적합성이 없음을 보여주고 있다.

위의 분석결과들을 종합해 보면 다음과 같다.

첫째, 코스피 200 현물수익률과 거래변화량간에는 서로간에 피드백적인 정보이전효과가 있었으며, t-1 에서 발생한 현물수익률의 충격(shock)이 t 의 현물거래량에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 t-1 의 현물수익률의 분산과 현물거래량의 분산은 t 의 현물거래량의 분산과 수익률의 분산에 영향을 미치는 피드백관계가 존재함을 보였다.

둘째, 코스피 200 현물수익률과 선물거래변화량간에는 시차 4 에서 t-1 의 현물수익률은 t 의 선물거래량에 영향을 주었으며, t-1 의 선물거래변화량에서 발생한 충격(shock)은 t 의 현물거래변화량에 음(-)의 방향으로 영향을 주는 결과를 보였다. 또한 분산에서도 t-1 의 선물거래변화량이 t 의 현물수익률에 영향을 주는 것으로 나타났다.

셋째, 코스피 200 선물수익률과 현물거래변화량간의 결과에서는 t-1 의 선물수익률이 t 의 현물거래변화량에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성에 있어서는 한변수의 t-1 의 충격(innovation)이 다른 변수의 t 에 음(-)의 영향을 주었으며, 이러한 현상은 양변수간에 양방향으로 나타났다. 또한 분산에서도 동일한 결과를 보였으나 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

넷째, 코스피 200 현물거래변화량과 선물거래변화량간에는 시차 1 에서는 t-1 의 현물거래량이 t 의 선물거래량에 영향을, 시차 5 에서는 반대현상을 보였다. 또한 t-1 의 현물의 오차(error)가 t 의 선물거래변화량에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성에 있어서는 t-1 의 현물거래량의 충격이 t 의 선물거래변화량에 영향을 미쳤으며, t-1 의 현물거래변화량의 분산은 t 의 선물거래변화량의 분산에 음(-)의 영향을 t-1 의 선물거래변화량의 분산은 t 의 현물거래변화량의 분산에 양(+)의 영향을 미쳤다.

마지막으로 코스피 200 선물수익률과 거래변화량간에는 t-1 의 선물수익률이 시차 1, 시차 2 및 시차 3 에 걸쳐 t 의 선물거래변화량에 영향을 미쳤으며, 변동성에서는 t-1 의 선물거래변화량에서 발생한 충격(shock)이 t 의 선물수익률에 음(-)의 영향을, t-1 의 선물거래변화량의 분산은 t 의 선물수익률에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

<표 3> 코스피 200 현/선물수익률간 실증분석결과

α_s α_f	β_{ss} β_{fs}	β_{sf} β_{ff}	δ_{ss} δ_{fs}	δ_{sf} δ_{ff}	a_f a_f	b_{ss} b_{fs}	b_{sf} b_{ff}	c_{ss} c_{fs}	c_{sf} c_{ff}
0.1750	−0.6733	−0.3019	0.4084	0.5848	0.2857	0.9680	−0.0149	0.4454	**−0.1628**
(1.7433)	(−3.9486)*	(−0.8338)	(2.0793)	(1.3743)	(7.1896)*	(30.2166)*	(−0.5256)	(6.0706)*	**(−2.3649)***
0.0761	−0.0699	0.2018	0.4629	−0.5768	0.0005	**0.0779**	0.8969	0.0419	0.2023
(1.1692)	(−0.1673)	(1.2460)	(1.0648)	(−2.9226)*	(0.0002)	**(2.2995)***	(30.0312)*	(0.5070)	(2.6512)*

정규잔차에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수(6.458), 코스피 200 지수선물(13.677)
정규잔차의 제곱에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수(6.170), 코스피 200 지수선물(7.218)
AIC(21) = 8167.121, BIC(21) = 8278.231, log likelihood = −4062.56

분석모델인 ARMA(1,1)−GARCH(1,1)은 다음과 같다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t\,,\ \ \varepsilon_t|\Phi_{t-1} \sim N(0, H_t)\,,\ \begin{bmatrix} b_{ss,t} \\ \hline b_{ff,t} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} b_{ss,t-1} \\ \hline b_{ff,t-1} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \varepsilon^2_{ss,t-k} \\ \hline \varepsilon^2_{ff,t-k} \end{bmatrix},$$

추정벡터:

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{st} \\ r_{ft} \end{bmatrix},\ \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_s \\ \alpha_f \end{bmatrix},\ \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ss} & \beta_{sf} \\ \beta_{fs} & \beta_{ff} \end{bmatrix},\ \delta = \begin{bmatrix} \delta_{ss} & \delta_{sf} \\ \delta_{fs} & \delta_{ff} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{ft} \end{bmatrix},$$

$$H_t = \begin{bmatrix} b_{ss,t} & b_{sf,t} \\ b_{fs,t} & b_{ff,t} \end{bmatrix},\ A = \begin{bmatrix} a_s \\ a_f \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} b_{ss} & b_{sf} \\ b_{fs} & b_{ff} \end{bmatrix},\ C_k = \begin{bmatrix} c_{ss,k} & c_{sf,k} \\ c_{fs,k} & c_{ff,k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{st} 은 시차 t 의 코스피 200 지수수익률, r_{ft} 는 시차 t 의 코스피 200 지수선물수익률을 의미하며, 모형의 적합성을 검증하기 위해서 AIC, BIC and log likelihood을 추정하였다. 괄호안은 t 값을 의미하며, *는 5% 유의수준에서 추정계수가 0으로부터 떨어져 있는 정도(1.645)를 나타낸다.

<표 4> 코스피 200 현물수익률과 거래변화량간 실증분석결과

α_{s}	β_{ss}	$\beta_{sv(s)}$	δ_{ss}	$\delta_{sv(s)}$	ϕ_{ss}	$\phi_{sv(s)}$	γ_{ss}	$\gamma_{sv(s)}$	λ_{ss}
$\alpha_{v(s)}$	$\beta_{v(s)s}$	$\beta_{v(s)v(s)}$	$\delta_{v(s)s}$	$\delta_{v(s)v(s)}$	$\phi_{v(s)s}$	$\phi_{v(s)v(s)}$	$\gamma_{v(s)s}$	$\gamma_{v(s)v(s)}$	$\lambda_{v(s)s}$
0.0850	0.0485	0.0003	−0.0298	−0.0007	−0.0143	0.0028	−0.01613	0.0033	0.0250
(1.6427)	(1.4203)	(0.1265)	(−1.0012)	(−0.2499)	(−0.4405)	(0.9950)	(−0.5244)	(1.1499)	(0.8729)
0.0200	**0.7657**	−0.4283	−0.1659	−0.3558	0.3942	−0.1968	**0.6478**	−0.0701	0.0148
(0.0317)	**(2.6607)***	(−11.7154)	(−0.5096)	(−9.0724)*	(1.2289)	(−5.3156)*	**(2.0367)***	(−2.0810)*	(0.0509)

$\lambda_{sv(s)}$	a_{s}	b_{ss}	$b_{sv(s)}$	c_{ss}	$c_{sv(s)}$
$\lambda_{v(s)v(s)}$	$a_{v(s)}$	$b_{v(s)s}$	$b_{v(s)v(s)}$	$c_{v(s)s}$	$c_{v(s)v(s)}$
−0.0045	0.0836	0.9623	**0.0038**	0.2489	−0.0044
(−2.0793)*	(0.5870)	(123.4369)*	**(2.1600)***	(10.0528)*	(−1.5075)
−0.0991	6.0654	**0.2369**	0.8682	−0.4228	0.3072
(−3.0948)*	(13.7569)*	**(2.0487)***	(32.4900)*	**(−2.0116)***	(13.1247)*

정규잔차에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수(5.024), 코스피 200 지수거래변화량(12.972)
정규잔차의 제곱에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수(8.197), 코스피 200 지수거래변화량(2.056)
AIC(33) = 19039.56, BIC(33) = 19214.16, log likelihood = −9486.781

분석모델인 AR(5)−GARCH(1,1)은 다음과 같다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \varepsilon_t,\ \ \varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t),\ \ \begin{bmatrix} b_{ss,t} \\ b_{v(s)v(s),t} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} b_{ss,t-1} \\ b_{v(s)v(s),t-1} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \varepsilon^2_{ss,t-k} \\ \varepsilon^2_{v(s)v(s),t-k} \end{bmatrix},$$

추정벡터:

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{st} \\ r_{v(s)t} \end{bmatrix},\ \ \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_s \\ \alpha_{v(s)} \end{bmatrix},\ \ \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ss} & \beta_{sv(s)} \\ \beta_{v(s)s} & \beta_{v(s)v(s)} \end{bmatrix},\ \ \delta = \begin{bmatrix} \delta_{ss} & \delta_{sv(s)} \\ \delta_{v(s)s} & \delta_{v(s)v(s)} \end{bmatrix},\ \ \phi = \begin{bmatrix} \phi_{ss} & \phi_{sv(s)} \\ \phi_{v(s)s} & \phi_{v(s)v(s)} \end{bmatrix},\ \ \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{ss} & \gamma_{sv(s)} \\ \gamma_{v(s)s} & \gamma_{v(s)v(s)} \end{bmatrix},$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{ss} & \lambda_{sv(s)} \\ \lambda_{v(s)s} & \lambda_{v(s)v(s)} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{v(s)t} \end{bmatrix},\ \ H_t = \begin{bmatrix} b_{ss,t} & b_{sv(s),t} \\ b_{v(s)s,t} & b_{v(s)v(s),t} \end{bmatrix},\ \ A = \begin{bmatrix} a_s \\ a_{v(s)} \end{bmatrix},\ \ B = \begin{bmatrix} b_{ss} & b_{sv(s)} \\ b_{v(s)s} & b_{v(s)v(s)} \end{bmatrix},\ \ C_k = \begin{bmatrix} c_{ss,k} & c_{sv(s),k} \\ c_{v(s)s,k} & c_{v(s)v(s),k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{st} 은 시차 t 의 코스피 200 지수수익률, $r_{v(s)t}$ 는 시차 t 의 코스피 200 지수거래변화량을 의미하며, 모형의 적합성을 검증하기 위해서 AIC, BIC and log likelihood을 추정하였다. 괄호안은 t 값을 의미하며, *는 5% 유의수준에서 추정계수가 0으로부터 떨어져 있는 정도(1.645)를 나타낸다.

<표 5> 코스피 200 현물수익률과 선물거래변화량간 실증분석결과

α_{s}	β_{ss}	$\beta_{sv(f)}$	δ_{ss}	$\delta_{sv(f)}$	ϕ_{ss}	$\phi_{sv(f)}$	γ_{ss}	$\gamma_{sv(f)}$	λ_{ss}	$\lambda_{sv(f)}$
$\alpha_{v(f)}$	$\beta_{v(f)s}$	$\beta_{v(f)v(f)}$	$\delta_{v(f)s}$	$\delta_{v(f)v(f)}$	$\phi_{v(f)s}$	$\phi_{v(f)v(f)}$	$\gamma_{v(f)s}$	$\gamma_{v(f)v(f)}$	$\lambda_{v(f)s}$	$\lambda_{v(f)v(f)}$
0.0355	0.7514	−0.0019	−0.0397	0.0003	0.0087	0.0023	−0.0079	−0.0025	−0.0144	−0.0026
(0.6714)	(1.7529)	(−0.1878)	(−1.0218)	(0.0411)	(0.2242)	(0.5081)	(−0.2182)	(−0.5388)	(−0.4288)	(−0.6635)
−0.0162	0.0612	0.2761	−0.2024	0.1479	−0.0779	0.0069	**0.6508**	0.0560	−0.2474	0.0786
(−0.0433)	(0.0204)	(4.2108)*	(−0.6082)	(3.2104)*	(−0.2283)	(0.1684)	**(1.8970)***	(1.4346)	(−0.7701)	(2.2779)*

μ_{ss}	$\mu_{sv(f)}$	a_{s}	b_{ss}	$b_{sv(f)}$	c_{ss}	$c_{sv(f)}$
$\mu_{v(f)s}$	$\mu_{v(f)v(f)}$	$a_{v(f)}$	$b_{v(f)s}$	$b_{v(f)v(f)}$	$c_{v(f)s}$	$c_{v(f)v(f)}$
−0.7247	−0.0003	0.2884	0.9506	**0.0110**	0.2649	**−0.0089**
(−1.6938)	(−0.0271)	(3.3190)	(87.7267)	**(2.2622)***	(9.9680)*	**(−2.1608)***
−0.4986	−0.9008	0.4466	0.0510	0.8006	0.4193	0.2807
(−0.1660)	(−15.2497)*	(0.0062)	(0.3436)	(10.9170)*	(1.4209)	(5.4847)*

정규잔차에 대한 Ljung-Box(12): 코스피 200 지수(6.959), 코스피 200 지수선물거래변화량(11.429)
정규잔차의 제곱에 대한 Ljung-Box(12): 코스피 200 지수(6.117), 코스피 200 지수선물거래변화량(10.607)
AIC(37) = 18332.8, BIC(37) = 18528.56, log likelihood = −9129.399

분석모델인 ARMA(5,1)-GARCH(1,1)은 다음과 같다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \mu\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t\,,\ \ \varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t)\,,\ \ \begin{bmatrix} \dfrac{b_{ss,t}}{b_{v(f)v(f),t}} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} \dfrac{b_{ss,t-1}}{b_{v(f)v(f),t-1}} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \dfrac{\varepsilon^2_{ss,t-k}}{\varepsilon^2_{v(f)v(f),t-k}} \end{bmatrix},$$

추정벡터:

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{st} \\ r_{v(f)t} \end{bmatrix},\quad \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_s \\ \alpha_{V(f)} \end{bmatrix},\quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ss} & \beta_{sv(f)} \\ \beta_{v(f)s} & \beta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\quad \delta = \begin{bmatrix} \delta_{ss} & \delta_{sv(f)} \\ \delta_{v(f)s} & \delta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\quad \phi = \begin{bmatrix} \phi_{ss} & \phi_{sv(f)} \\ \phi_{v(f)s} & \phi_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\quad \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{ss} & \gamma_{sv(f)} \\ \gamma_{v(f)s} & \gamma_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{ss} & \lambda_{sv(f)} \\ \lambda_{v(f)s} & \lambda_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \mu = \begin{bmatrix} \mu_{ss} & \mu_{sv(f)} \\ \mu_{v(f)s} & \mu_{v(f)v(f)} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{st} \\ \varepsilon_{v(f)t} \end{bmatrix},$$

$$H_t = \begin{bmatrix} b_{ss,t} & b_{sv(f),t} \\ b_{v(f)s,t} & b_{v(f)v(f),t} \end{bmatrix},\ A = \begin{bmatrix} a_s \\ a_{v(f)} \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} b_{ss} & b_{sv(f)} \\ b_{v(f)s} & b_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ C_k = \begin{bmatrix} c_{ss,k} & c_{sv(f),k} \\ c_{v(f)s,k} & c_{v(f)v(f),k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{st} 은 시차 t 의 코스피 200 지수수익률, $r_{v(f)t}$ 는 시차 t 의 코스피 200 지수선물거래변화량을 의미하며, 모형의 적합성을 검증하기 위해서 AIC, BIC and log likelihood을 추정하였다. 괄호안은 t 값을 의미하며, *는 5% 유의수준에서 추정계수가 0으로부터 떨어져 있는 정도(1.645)를 나타낸다.

<표 6> 코스피 200 선물수익률과 현물거래변화량간 실증분석결과

$\alpha_{v(s)}$	$\beta_{v(s)v(s)}$	$\beta_{v(s)f}$	$\delta_{v(s)v(s)}$	$\delta_{v(s)f}$	$\phi_{v(s)v(s)}$	$\phi_{v(s)f}$	$\gamma_{v(s)v(s)}$	$\gamma_{v(s)f}$	$\lambda_{v(s)v(s)}$
α_f	$\beta_{fv(s)}$	β_{ff}	$\delta_{fv(s)}$	δ_{ff}	$\phi_{fv(s)}$	ϕ_{ff}	$\gamma_{fv(s)}$	γ_{ff}	$\lambda_{fv(s)}$
0.0769	−0.4497	**0.8928**	−0.3534	−0.2251	−0.0174	0.4293	−0.0858	0.4231	−0.0942
(0.1450)	(−15.5725)	**(3.4283)***	(−10.2388)*	(−0.7598)	(−0.6270)	(1.4697)	(−2.9423)*	(1.4050)	(−3.4909)*
0.1141	0.0007	−0.0082	−0.0012	−0.0113	0.0017	−0.0173	0.0024	−0.0154	−0.0022
(2.4478)	(0.2694)	(−0.2752)	(−0.4172)	(−0.4239)	(0.6681)	(−0.6270)	(0.9140)	(−0.5722)	(−1.0773)

$\lambda_{v(s)f}$	$a_{v(s)}$	$b_{v(s)v(s)}$	$b_{v(s)f}$	$c_{v(s)v(s)}$	$c_{v(s)f}$
λ_{ff}	a_f	$b_{fv(s)}$	b_{ff}	$c_{fv(s)}$	c_{ff}
0.2371	1.6118	0.9382	**0.5442**	0.2361	**−1.6767**
(0.9309)	(2.2201)*	(104.639)*	**(9.0915)***	(14.4292)*	**(−9.4141)***
0.0107	0.2233	**0.0030**	0.9521	**−0.0053**	0.2755
(0.4207)	(5.7602)*	**(4.3820)***	(134.5452)*	**(−2.7302)***	(13.6995)*

정규잔차에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수선물(5.858), 코스피 200 지수거래변화량(12.601)
정규잔차의 제곱에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수선물(14.599), 코스피 200 지수거래변화량(12.601)
AIC(33) = 19101.49, BIC(33) = 19276.09, log likelihood = −9517.743

분석모델인 AR(5)−GARCH(1,1)은 다음과 같다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \varepsilon_t,\ \ \varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t),\ \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s),t} \\ b_{ff,t} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} b_{v(s)v(s),t-1} \\ b_{ff,t-1} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \varepsilon^2_{v(s)v(s),t-k} \\ \varepsilon^2_{ff,t-k} \end{bmatrix},$$

추정벡터:

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{v(s)t} \\ r_{ft} \end{bmatrix},\quad \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_{v(s)} \\ \alpha_f \end{bmatrix},\quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{v(s)v(s)} & \beta_{v(s)f} \\ \beta_{fv(s)} & \beta_{ff} \end{bmatrix},\quad \delta = \begin{bmatrix} \delta_{v(s)v(s)} & \delta_{v(s)f} \\ \delta_{fv(s)} & \delta_{ff} \end{bmatrix},\quad \phi = \begin{bmatrix} \phi_{v(s)v(s)} & \phi_{v(s)f} \\ \phi_{fv(s)} & \phi_{ff} \end{bmatrix},\quad \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{v(s)v(s)} & \gamma_{v(s)f} \\ \gamma_{fv(s)} & \gamma_{ff} \end{bmatrix},$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{v(s)v(s)} & \lambda_{v(s)f} \\ \lambda_{fv(s)} & \lambda_{ff} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{v(s)t} \\ \varepsilon_{ft} \end{bmatrix},\ H_t = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s),t} & b_{v(s)f,t} \\ b_{fv(s),t} & b_{ff,t} \end{bmatrix},\ A = \begin{bmatrix} a_{v(s)} \\ a_f \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s)} & b_{v(s)f} \\ b_{fv(s)} & b_{ff} \end{bmatrix},\ C_k = \begin{bmatrix} c_{v(s)v(s),k} & c_{v(s)f,k} \\ c_{fv(s),k} & c_{ff,k} \end{bmatrix}$$

여기서 $r_{v(s)t}$ 은 시차 t 의 코스피 200 지수거래변화량, r_{ft} 는 시차 t 의 코스피 200 지수선물수익률을 의미하며, 모형의 적합성을 검증하기

위해서 AIC, BIC and log likelihood을 추정하였다. 괄호안은 t 값을 의미하며, *는 5% 유의수준에서 추정계수가 0으로부터 떨어져 있는 정도(1.645)를 나타낸다.

<표 7> 코스피 200 지수거래변화량과 선물거래변화량간 실증분석결과

$\alpha_{v(s)}$ $\alpha_{v(f)}$	$\beta_{v(s)v(s)}$ $\beta_{v(f)v(s)}$	$\beta_{v(s)v(s)}$ $\beta_{v(f)v(f)}$	$\delta_{v(s)v(s)}$ $\delta_{v(f)v(s)}$	$\delta_{v(s)v(s)}$ $\delta_{v(f)v(f)}$	$\phi_{v(s)v(s)}$ $\phi_{v(f)v(s)}$	$\phi_{v(s)v(s)}$ $\phi_{v(f)v(f)}$	$\gamma_{v(s)v(s)}$ $\gamma_{v(f)v(s)}$	$\gamma_{v(s)v(s)}$ $\gamma_{v(f)v(f)}$	$\lambda_{v(s)v(s)}$ $\lambda_{v(f)v(s)}$	$\lambda_{v(s)v(s)}$ $\lambda_{v(f)v(f)}$
0.0194	0.3632	0.0487	−0.0646	0.0579	0.0855	**0.0964**	0.0502	0.0794	−0.0642	**0.1233**
(0.1328)	(4.1206)*	(0.5296)	(−0.1233)	(0.8911)	(1.6919)	**(1.6867)***	(1.2667)	(1.6420)	(−1.6932)*	**(2.7727)***
0.0224	**0.1254**	0.2452	0.0209	0.1577	0.0137	0.0294	0.0096	0.0583	**0.0567**	0.0556
(0.2828)	**(2.4981)***	(4.1127)*	(0.6567)	(3.5762)*	(0.4365)	(0.7919)	(0.3704)	(1.7178)*	**(2.2451)***	(1.7748)*

$\mu_{v(s)v(s)}$ $\mu_{v(f)v(s)}$	$\mu_{v(s)v(f)}$ $\mu_{v(f)v(f)}$	$a_{v(s)}$ $a_{v(f)}$	$b_{v(s)v(s)}$ $b_{v(f)v(s)}$	$b_{v(s)v(s)}$ $b_{v(f)v(f)}$	$c_{v(s)v(s)}$ $c_{v(f)v(s)}$	$c_{v(s)v(s)}$ $c_{v(f)v(f)}$
−0.7893	−0.1290	1.1945	0.8600	**0.4266**	0.3286	−0.0687
(−9.6463)*	(−1.5260)	(0.5233)	(20.3990)*	**(2.9340)***	(9.1358)*	(−1.0320)
−0.0967	−0.8857	12.9960	**−0.0727**	0.4393	**0.0629**	0.3260
(−2.0686)*	(−16.9200)*	(0.4759)	**(−1.7340)***	(2.5060)*	**(2.0889)***	(6.1950)*

정규잔차에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수거래변화량(11.990), 코스피 200 지수선물거래변화량(9.386)
정규잔차의 제곱에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수거래변화량(2.249), 코스피 200 지수선물거래변화량(5.234)
AIC(37) = 25396.59, BIC(37) = 25592.36, log likelihood = −12661.30

분석모델인 ARMA(5,1)−GARCH(1,1)은 다음과 같다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \mu\varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t,\ \ \varepsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t),\ \begin{bmatrix} \dfrac{b_{v(s)v(s),t}}{b_{v(f)v(f),t}} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} \dfrac{b_{v(s)v(s),t-1}}{b_{v(f)v(f),t-1}} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \dfrac{\varepsilon^2_{v(s)v(s),t-k}}{\varepsilon^2_{v(f)v(f),t-k}} \end{bmatrix},$$

추정벡터:

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{v(s)t} \\ r_{v(f)t} \end{bmatrix},\ \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_{v(s)} \\ \alpha_{v(f)} \end{bmatrix},\ \beta = \begin{bmatrix} \beta_{v(s)v(s)} & \beta_{v(s)v(f)} \\ \beta_{v(f)v(s)} & \beta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \delta = \begin{bmatrix} \delta_{v(s)v(s)} & \delta_{v(s)v(f)} \\ \delta_{v(f)v(s)} & \delta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \phi = \begin{bmatrix} \phi_{v(s)v(s)} & \phi_{v(s)v(f)} \\ \phi_{v(f)v(s)} & \phi_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{v(s)v(s)} & \gamma_{v(s)v(f)} \\ \gamma_{v(f)v(s)} & \gamma_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{v(s)v(s)} & \lambda_{v(s)v(f)} \\ \lambda_{v(f)v(s)} & \lambda_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \mu = \begin{bmatrix} \mu_{v(s)v(s)} & \mu_{v(s)v(f)} \\ \mu_{v(f)v(s)} & \mu_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{v(s)t} \\ \varepsilon_{v(f)t} \end{bmatrix},$$

$$H_t = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s),t} & b_{v(s)v(f),t} \\ b_{v(f)v(s),t} & b_{v(f)v(f),t} \end{bmatrix},\ A = \begin{bmatrix} a_{v(s)} \\ a_{v(f)} \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} b_{v(s)v(s)} & b_{v(s)v(f)} \\ b_{v(f)v(s)} & b_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ C_k = \begin{bmatrix} c_{v(s)v(s),k} & c_{v(s)v(f),k} \\ c_{v(f)v(s),k} & c_{v(f)v(f),k} \end{bmatrix}$$

여기서 $r_{v(s)t}$ 은 시차 t 의 코스피 200 지수거래변화량, $r_{v(f)t}$ 는 시차 t 의 코스피 200 선물거래변화량을 의미하며, 모형의 적합성을 검증하기 위해서 AIC, BIC and log likelihood을 추정하였다. 괄호안은 t 값을 의미하며, *는 5% 유의수준에서 추정계수가 0으로부터 떨어져 있는 정도(1.645)를 나타낸다.

<표 8> 코스피 200 지수선물수익률과 선물거래변화량간 실증분석결과

α_f	β_{ff}	$\beta_{fv(f)}$	δ_{ff}	$\delta_{fv(f)}$	ϕ_{ff}	$\phi_{fv(f)}$	γ_{ff}	$\gamma_{fv(f)}$
$\alpha_{v(f)}$	$\beta_{v(f)f}$	$\beta_{v(f)v(f)}$	$\delta_{v(f)f}$	$\delta_{v(f)v(f)}$	$\phi_{v(f)f}$	$\phi_{v(f)v(f)}$	$\gamma_{v(f)f}$	$\gamma_{v(f)v(f)}$
0.1036	−0.0161	−0.0028	−0.0027	−0.0022	−0.0111	−0.0006	0.0078	−0.0017
(1.9627)*	(−0.4920)	(−0.8760)	(−0.0944)	(−0.6550)	(−0.3588)	(−0.1608)	(0.2612)	(−0.4557)
0.1801	**−0.3660**	−0.6099	**−0.5913**	−0.3810	**−0.5727**	−0.3161	0.6659	−0.2009
(0.3892)	**(−1.8693)***	(−21.1948)*	**(−2.5821)***	(−11.3606)*	**(−2.5464)***	(−9.3438)*	(0.2702)	(−6.1317)*

λ_{ff}	$\lambda_{fv(f)}$	a_f	b_{ff}	$b_{fv(f)}$	c_{ff}	$c_{fv(f)}$
$\lambda_{v(f)f}$	$\lambda_{v(f)v(f)}$	$a_{v(f)}$	$b_{v(f)f}$	$b_{v(f)v(f)}$	$c_{v(f)f}$	$c_{v(f)v(f)}$
0.0063	−0.0021	0.2866	0.9550	**0.0094**	0.2600	**−0.0075**
(0.2217)	(−0.6807)	(3.3062)*	(91.5409)*	**(1.9835)***	(9.2716)*	**(−1.7453)***
0.0371	**−0.0576**	0.4155	0.0688	0.8451	0.1926	0.2478
(−0.1591)	**(−1.9907)***	(0.0060)	(0.5527)	(13.2969)*	(0.6589)	(4.9643)*

정규잔차에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수선물수익률(6.960), 코스피 200 지수선물거래변화량(12.100)
정규잔차의 제곱에 대한 Ljung−Box(12): 코스피 200 지수선물수익률(12.970), 코스피 200 지수선물거래변화량(11.370)
AIC(33) = 19039.56, BIC(33) = 19214.16, log likelihood = −9486.781

분석모델인 AR(5)−GARCH(1,1)은 다음과 같다.

$$r_t = \alpha + \beta r_{t-1} + \delta r_{t-2} + \phi r_{t-3} + \gamma r_{t-4} + \lambda r_{t-5} + \varepsilon_t,\ \ \varepsilon_t \big| \Phi_{t-1} \sim N(0, H_t),\ \ \begin{bmatrix} b_{ff,t} \\ \hline b_{v(f)v(f),t} \end{bmatrix} = A + B\begin{bmatrix} b_{ff,t-1} \\ \hline b_{v(f)v(f),t-1} \end{bmatrix} + \sum_{k=1}^{1} C_k \begin{bmatrix} \varepsilon^2_{ff,t-k} \\ \hline \varepsilon^2_{v(f)v(f),t-k} \end{bmatrix},$$

추정벡터:

$$r_t = \begin{bmatrix} r_{ft} \\ r_{v(f)t} \end{bmatrix},\quad \alpha_t = \begin{bmatrix} \alpha_f \\ \alpha_{v(f)} \end{bmatrix},\quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_{ff} & \beta_{fv(f)} \\ \beta_{v(f)f} & \beta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ \delta = \begin{bmatrix} \delta_{ff} & \delta_{fv(f)} \\ \delta_{v(f)f} & \delta_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\quad \phi = \begin{bmatrix} \phi_{ff} & \phi_{fv(f)} \\ \phi_{v(f)f} & \phi_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\quad \gamma = \begin{bmatrix} \gamma_{ff} & \gamma_{fv(f)} \\ \gamma_{v(f)f} & \gamma_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},$$

$$\lambda = \begin{bmatrix} \lambda_{ff} & \lambda_{fv(f)} \\ \lambda_{v(f)f} & \lambda_{v(f)v(f)} \end{bmatrix} \varepsilon_t = \begin{bmatrix} \varepsilon_{ft} \\ \varepsilon_{v(f)t} \end{bmatrix},\ H_t = \begin{bmatrix} b_{ff,t} & b_{fv(f),t} \\ b_{v(f)f,t} & b_{v(f)v(f),t} \end{bmatrix},\ A = \begin{bmatrix} a_f \\ a_{v(f)} \end{bmatrix},\ B = \begin{bmatrix} b_{ff} & b_{fv(f)} \\ b_{v(f)f} & b_{v(f)v(f)} \end{bmatrix},\ C_k = \begin{bmatrix} c_{ff,k} & c_{fv(f),k} \\ c_{v(f)f,k} & c_{v(f)v(f),k} \end{bmatrix}$$

여기서 r_{ft} 은 시차 t 의 코스피 200 지수선물수익률, $r_{v(f)t}$ 는 시차 t 의 코스피 200 지수선물거래변화량을 의미하며, 모형의 적합성을 검증하기

위해서 AIC, BIC and log likelihood을 추정하였다. 괄호안은 t 값을 의미하며, *는 5% 유의수준에서 추정계수가 0으로부터 떨어져 있는 정도(1.645)를 나타낸다.

V. 요약 및 결론

본 연구는 2000 년 1 월 4 일부터 2005 년 12 월 19 일까지 일별자료를 이용하여 코스피 200 주가지수 수익률과 거래변화량 및 코스피 200 주가지수선물 수익률과 거래변화량간의 정보이전효과에 대한 실증분석을 시도하였다.

실증분석에 앞서 자기상관관계분석과 교차상관관계분석의 결과에 근거하여 코스피 200 현/선물 일별수익률과 거래량간의 변동성이전효과와 상호의존성의 관계를 파악하기 위해 다양한 GARCH 모델을 도입하였다. 먼저 코스피 200 현/선물의 수익률간의 상호 정보이전효과를 분석하기 위해 ARMA(1,1)-GARCH(1,1)모형을 도입하였다. 또한 코스피 200 현물의 수익률과 거래변화량, 코스피 200 선물수익률과 현물거래변화량 및 코스피 200 선물수익률과 선물거래변화량간의 상호 정보이전효과를 분석하기 위해 AR(5)-GARCH(1,1)모형을 도입하였다. 마지막으로 코스피 200 현물수익률과 선물거래변화량 및 코스피 200 현물거래변화량과 선물거래변화량간의 상호 정보이전효과를 분석하기 위해 ARMA(5,1)-GARCH(1,1)모형을 도입하였다.

주요 분석결과는 다음과 같다. 첫째, 코스피 200 현물수익률과 거래변화량간에는 서로간에 피드백적인 정보이전효과가 있었으며, t-1 에서 발생한 현물수익률의 충격(shock)이 t 의 현물거래량에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 또한 t-1 의 현물수익률의 분산과 현물거래량의 분산은 t 의 현물거래량의 분산과 수익률의 분산에 영향을 미치는 피드백관계가 존재함을 보였다.

둘째, 코스피 200 현물수익률과 선물거래변화량간에는 시차 4 에서 t-1 의 현물수익률은 t 의 선물거래량에 영향을 주었으며, t-1 의 선물거래변화량에서 발생한 충격(shock)은 t 의 현물거래변화량에 음(-)의 방향으로 영향을 주는 결과를 보였다. 또한 분산에서도 t-1 의 선물거래변화량이 t 의 현물수익률에 영향을 주는 것으로 나타났다.

셋째, 코스피 200 선물수익률과 현물거래변화량간의 결과에서는 t-1 의 선물수익률이 t 의 현물거래변화량에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성에 있어서는 한변수의 t-1 의 충격(innovation)이 다른 변수의 t 에 음(-)의 영향을 주었으며, 이러한 현상은 양변수간에 양방향으로 나타났다. 또한 분산에서도 동일한 결과를 보였으나 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

넷째, 코스피 200 현물거래변화량과 선물거래변화량간에는 시차 1 에서는 t-1 의 현물거래량이 t 의 선물거래량에 영향을, 시차 5 에서는 반대현상을 보였다. 또한 t-1 의 현물의 오차(error)가 t 의 선물거래변화량에 통계적으로 유의한 영향을 미치는 것으로 나타났다. 변동성에 있어서는 t-1 의 현물거래량의 충격이 t 의 선물거래변화량에 영향을 미쳤으며, t-1 의 현물거래변화량의 분산은 t 의 선물거래변화량의 분산에 음(-)의 영향을 t-1 의 선물거래변화량의 분산은 t 의 현물거래변화량의 분산에 양(+)의 영향을 미쳤다.

마지막으로 코스피 200 선물수익률과 거래변화량간에는 t-1 의 선물수익률이 시차 1, 시차 2 및 시차 3 에 걸쳐 t 의 선물거래변화량에 영향을 미쳤으며, 변동성에서는 t-1 의 선물거래변화량에서 발생한 충격(shock)이 t 의 선물수익률에 음(-)의 영향을, t-1 의 선물거래변화량의 분산은 t 의 선물수익률에 양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다.

이러한 결과들을 종합해 볼 때 코스피 200 현선물의 거래변화량도 수익률의 변화를 예측하는데 도움이 될 수 있음을 제시해 주고 있다. 특히 선물거래변화량의

현물수익률에 영향을 주는 것과 선물거래변화량의 선물거래변화량에 영향을 준다는 점에서 본 연구의 유용성을 찾을 수 있을 것으로 판단된다.

<참 고 문 헌>

김인무, 김찬웅, "한국, 일본, 미국 주식시장의 정보전달: KOSDAQ, JASDAQ, NASDAQ과 거래소시장을 중심으로," *증권학회지*, 제 28집, 2001, 481-513.

김찬웅, 문규현, 홍정효, "한미일 주가지수선물자료를 이용한 국제자본시장간의 정보이전효과에 대한 실증적 연구," *증권학회지*, 제 31집, 2002, 257-291.

문규현, 홍정효, "아시아-태평양지역국가들의 상호의존성(inter-dependence)," *재무관리연구*, 제 20권 제 2호, 2003, 151-180.

장국현, "주식시장 동조화와 다운사이드 리스크," *재무연구*, 제 15권 1호, 2002, 189-216.

지청, 조담, 양채열, "우리나라 주가변동에 대한 미국 주가의 영향", *증권학회지* 제 28집, 2001, 1-19.

홍정효, 문규현, "한국 채권현물시장에 대한 미국 채권현물시장의 가격발견기능 연구: 채권시가평가제도 도입 전후를 중심으로," *재무관리연구* 제21권 제2호, 2004, 125-151.

홍정효, 문규현, "미국 증권시장의 한국 증권시장에 대한 정보이전효과에 관한 실증적 연구: 대칭적/비대칭적 정보이전효과," *금융학회지* 제10권 제1호, 2005, 61-93.

Akgiray, V. "Conditional Heteroscedasticity in Time Series of Stock Returns: Evidence and Forecasts," 1989, *Journal of Business 62*, 1989, 55-80.

Bekaert, Geert and Campbell R. Harvey, "Emerging equity market volatility," *Journal of Financial Economics*, 43, 1997, 29-77.

Becker K. G., Finnerty J. E. and Gupta M. "The Intertemporal Relation Between the U.S. and Japanese Stock Markets," *Journal of Finance,* Vol. XIV, No 4, 1990, 1297-1306.

Berndt, E. K., B. H. Hall, R. E. Hall and J. A. Hausman C. "Estimation and Inference in Nonlinear Structural Models," *Journal of Economic and Social Measurement,* 1974, 653-665.

Blume, L., D. Easley, and M, O'Hara, "Market Statistical and Technical Analysis: The Role of Volume," *Journal of Finance* 49, 1994, 153-181.

Bollerslev, T. "A conditional heteroskedastic time series model for speculative prices and rates of return," *Review of Economics and Statistics* 9, 1987, 542-547.

Clark, P. K. "A Subordinated Stochastic Process Model with Finite Variance for Speculative Prices," *Econometrica*, 41, 1973, 135-155.

Cornell, B. "The Relationship between Volume and Price Variability in Futures Markets," *Journal of Futures Markets*, 1981, 1:303-316.

Engle, Robert F. and Granger, C. "Cointegration and Error Correction Representation, Estimation, and Testing," *Econometrica,* 55, 1987, 251-1008.

Epps, T. W., and M. L. Epps, "The Stochastic Dependence of Security Price Changes and Transaction Volume: Implication for the Mixture-of-Distributions Hypothesis," *Econometrica*, 44, 1976, 305-321.

Eun, Cheol S. and Sangdal Shim, "International Transmission of Stock Market Movements," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, Vol. 24, No. 2, 1989, 241-256.

Foster, F. Douglas, and S. Viswanathan, "Can Speculative Trading Explain the Volume-Volatility Relation? *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 1995, 379-396.
French, K. R., Schwert, G. W., and Stambaugh, R. F. “Expected Stock Returns and Volatility,” *Journal of Financial Economics*, 1987, 17:3-29.
Garcia, P., R, Leuthold, and H. Zapata, “Lead-Lag Relationships Between Trading Volume and Price Variability: New Evidence,” *Journal of Futures Markets* 6, 1986, 1-10.
Girma, P. B. and Mougoue, M. "An empirical examination of the relation between futures spreads volatility, volume, and open interest," *Journal of Futures Market*, Vol. 22, No. 11, 2002, 1083-1102.
Grammatikos, T., and Saunders, A. “Futures Price Variability: A Test of Maturity and Volume Effects,” *Journal of Business*, 1986, 59:319-330.
Illueca, M. and J. A. Lafuente, "The Effect of Spot and Futures Trading on Stock Index Market Volatility: A Nonparametric Aroach", *Journal of Futures Markets,* 23(9), 2003, 841-858.
Karolyi, G. A. and R. Stultz, “Why Do Markets Move Together? An Investigation of U.S.-Japan Stock Return Comovements”, *Journal of Finance,* Vol. Ⅱ No 3, 1996, 951-986.
Karpoff, Jonathan M. "The Relationship Between Price Changes and Trading Volume: A Survey," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22, 1987, 109-126.
Koch, Paul D. and Timothy W. Koch, “Evolution in dynamic linkages across daily national stock index,” *Journal of International Money and Finance* 10, 1991, 231-251.
Nelson, D. B. "Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach," *Econometrica* 59, 1991, 347-370.
Ng, Angela, “Volatility spillover effects from Japan and the US to the Pacific-Basin,” *Journal of International Money and Finance* 19, 2000, 207-233.
Osborne, M. F. M. "Brownian Motion in the Stock Market," *Operations Research*, 7, 1959, 145-173.
Schwert, G, W. “Why Does Stock Market Volatility Change Over Time?” *Journal of Finance* 44, 1989, 1115-1153.
Tauchen, G., and M. Pitts. "The Price Variability-Volume Relationship on Speculative Markets," *Econometrica*, 51, 1983, 485-505.
Watanave, T. "Price volatility, trading volume, and market depth: evidence from the Japanese stock index futures market," *Applied Financial Economics* 11, 2001, 651-658.
Yang, J., R. B. Balyeat and D. J. Leatham, "Futures Trading Activity and Commodity Cash Price Volatility," *Journal of Business Finance & Accounting* 32, 2005, 297-323.