코스피 200 선물시장의 수익률, 변동성, 거래량 및 미결제약정간의 관련성

문규현*·홍정효**

─〈요 약〉-

본 연구는 코스피 200 선물시장의 거래변화량과 미결제약정변화량이 수익률과 변동성에 대한 가격예측기능이 있는지를 가설설정을 통해 실증 분석하는 데 있다. 이와 더불어 지수선물시장의 정보효율성과 함께 경제적 의미를 유추하고자 한다. 분석 자료는 1998년 7월 7일부터 2005년 12월 29일까지 최근월물 코스피 200 지수선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 이용하였다. 설정된 가설을 검증하기 위한 분석모델로는 VAR 모형을 이용한 그랜즈 인과관계분석, 충격반응함수 및 분산분해와 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형 등 다양한 동태적 금융시계열기법들을 이용하였다. 주요 분석결과는 다음과 같다.

그랜즈 인과관계분석, 충격반응함수 및 분산분해분석의 결과, 코스피 200 선물거래변화량뿐만 아니라 미결제약정변화량도 수익률의 가격발견에 예측력을 지니고 있는 것으로 나타났다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 간에는 상호 피드백적인 예측력을 보였으나, 미결제약정변화량이 상대적으로 거래변화량에 대해 보다 일관성 있게 예측정보를 제공하였다. 이러한 결과는 Jacobs and Oncochie(1998), Kocagil and Shachmurove(1998), Mougoue(2002), Yang et al(2005), 의 연구결과와 대동소이하였다.

ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 이용한 분석결과, 코스피 200 선물수익률과 변동성은 전기의 거래변화량과 미결제약정으로부터 조건부평균방정식과 조건부분산방정식에서 영향을 받고 있는 결과를 보였으며, 정보에 대한 비대칭적 정보효과도 존재함을 보였다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량도 코스피 200 수익률로부터 영향을 받는 결과를 보였다. 이러한 결과들은 코스피 200 선물시장이 효율적 시장이 아니며 정보의 비대칭성도 존재함을 알 수 있다. 따라서 투자자들은 과거의 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 충분히 분석함으로써 초과이익을 달성할 여지를 가지고 있음을 추론해 볼 수 있다.

주제어: 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량, 미결제약정변화량, 그랜즈 인과관계, ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형, 충격반응함수, 분산분해

논문접수일: 2007년 02월 14일 논문게재확정일: 2007년 10월 15일

- * 경기대학교 경영학부 교수
- ** 경남대학교 경영학부 교수

*** 본 논문에 대하여 세심한 심사평을 해주신 익명의 두 분 심사위원님과 편집위원장에게 깊이 감사드립니다. 본 연구는 2007학년도 경남대학교 학술연구장려금 지원으로 이루어졌음.

Ⅰ. 서 론

주식을 비롯한 금융시장에서 거래변화량이 가격변화를 예측하는 데 중요한 정보가될 수 있는 지에 대한 연구가 현물과 선물시장에서 많이 이루어져 왔다. 특히 현물시장을 이용한 거래량과 주식가격 간의 상호관련성에 관한 실증분석은 Osborne(1959)을 시작으로 Granger and Morgenstern(1963), Crouch(1970), Westerfield(1977), Tauchen and Pitts(1983), Karpoff(1987), Hiemstra and Jones(1994), Foster and Viswanathan(1995), Andersen(1996) 등의 연구가 있었다.1)

최근에 와서는 Chen, Firth and Rui(2001)는 1973년부터 2000년까지 미국, 일본, 영국, 프랑스, 캐나다, 이태리, 스위스, 네덜란드, 홍콩의 주요 주식시장의 일중 주가지수수익률, 거래량 및 변동성을 이용하여 동적관계를 규명하고자 하였다. 주식시장의 거래량은 가격변화의 절대치와 정의 관계가 있음을 보였다. 인과관계분석에서 수익률이 거래량을 선도하지만 상대적으로 약하게 거래량도 수익률을 선도함을 보였다. 또한 거래량은 수익률을 높이는데 일조하는 정보임을 제시하였다. 이러한 결과는 모든 분석 국가에서 일관되게 나타남을 보였다.

국내의 경우 정종락(1987)의 연구로 필두로 진태홍 외 2인(1994), 김규형 외 1인 (1996), 박영규 외 1인(2003), 길재옥 외 1인(2005) 등의 연구가 있었으며, 대체로 거래 량이 주식가격의 변화량을 예측한다는 일관성 있는 결과는 보여주지 못했다. 본 연구는 이러한 연구들의 연장선에서 한국주가지수선물시장의 지수수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량의 자료를 이용하여 상호간 정보이전효과를 밝히는 데 있다. 또한 이를 통해 코스피 200 지수선물시장의 효율성과 정보의 비대칭성을 검증함으로써 경제적 함의를 유추하는 데 있다.

선물자료의 가격과 거래량에 관한 기존 문헌을 살펴보면, Girma and Mougoue(2002)는 NYMEX(New York Mercantile Exchange)에 상장되어 있는 원유, 난방유 및 가솔린 선물시장의 변동성, 거래량 및 미결제약정간의 영향력 분석결과 거래량 및 미결제약정 변화량은 선물변동성에 대하여 통계적으로 유의한 영향력을 미치고 있음을 보여주었으며 이들은 이러한 실증분석결과를 원유선물시장의 가격변동이 시장정보에 대하여 비효율적으로 반응하고 있다는 증거로 제시하였다.

¹⁾ 기존의 연구의 접근방법들을 살펴보면 가격지수와 거래량과의 관계, 가격변화량의 절대치와 거래량과의 관계, 가격변화와 거래량간의 관계, 가격변화의 분산과 거래량간의 관계 등으로 요약될 수 있다.

Yang, Balyeat and Leatham(2005)은 농산물(옥수수, 콩, 설탕, 밀, 목화, 돼지, 소)의 현물가격변동성과 선물거래량 및 미결제약정 변화 간에 선도/지연관계를 실증 분석하였다. 분석결과 선물거래량과 미결제약정 변화는 현물가격변동성을 선도하는 결과를 보였으며 특히 선물거래량이 가격변동성에 대해 강한 예측력을 보이는 것으로 나타났다.

Jacobs and Onochie(1998)는 파운드, 유로달러, 미국채권, 독일채권, 3개월 만기 유로 및 유로마르크의 가격, 거래량 및 미결제약정수를 이용하여 상호간 정보이전효과에 관해 연구하였다. 연구결과 거래량의 변화는 가격변화에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. Kocagil and Shachmurove(1998)은 원유, 가솔린, 금, 은, 콩 등의 원유 및 농수산물과 SandP 500 지수 및 채권의 가격변화량과 거래변화량자료를 이용하여 상호간정보발견에 대해 연구하였다. 연구결과 대체로 수익률과 거래량 간에는 피드백적인 영향이 있는 것으로 나타났으며, 이러한 현상은 거래량이 상대적으로 많은 주가지수와 채권 자료에서 더 강하게 발견되었다.

또한, Bessembinder and Seguin(1993), Harris and Raviv(1993), Shalen(1993)은 선물자료의 거래량과 더불어 미결제약정수를 이용하여 가격변동성에 대한 예측력을 분석한 결과 유용한 예측수단이 됨을 보였다. Watanave(2001)은 Nikkei 225 선물시장의 변동성, 거래량 및 미결제약정수간의 영향력을 분석한 결과 변동성과 미결제약정수간에는 Bessembinder and Seguin(1993)의 연구결과와 유사하게 음의 관계가 존재하고 있음을 보인반면, 변동성과 거래량 간에는 양의 관계가 존재하고 있음을 제시하였다.

기존의 해외연구들의 대체적인 결론은 거래변화량은 가격을 움직일 수 있는 중요정보를 가지고 있으며, 선물시장의 경우 거래량(trading volume) 뿐만 아니라 미결제약정 (open interest)도 선물가격을 움직이게 하는 중요한 변수로 간주되고 있다. 따라서 선물가격, 거래량 및 미결제약정 간에는 서로 밀접한 관계가 있음을 추론해 볼 수 있다. 따라서 본 연구는 현물시장에 국한되어 온 기존연구[정종락(1987), 진태홍 외 2인 (1994), 김규형 외 1인(1996), 박영규 외 1인(2003), 길재옥 외 1인(2005)]의 연장선에서한국의 주가지수선물시장에서도 이러한 거래량과 수익률간의 상호의존관계가 존재하는 지를 분석해 보고자 하였다. 이를 위하여 1997년 7월 7일부터 2005년 12월 29말까지의 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량의 자료를 이용하였다. 또한 실증분석을 위한 모델로는 VAR 모형을 이용한 Granger 인과관계분석, 충격반응함수 및 분산분해분석과 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 통한 동태적 금융시계열분석기법들을 이용하였다. 또한 이러한 모델들을 통해 코스피 200 지수선물시장의 정보효율성과 비대칭적 정보효율성의 가설을 검증하였다.

본 연구는 다음과 같이 구성되었다. 제 I 장의 서론에 이어 제 Ⅱ장에서는 데이터에 관한 기초통계량분석을 실시하였으며, 제 Ⅲ장에서는 가설설정과 더불어 이를 실증적으로 증명할 주요 연구방법론인 Granger 인과관계분석, 충격반응함수, 분산분해 및 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형 등에 대한 설명을 제시하였으며 제 Ⅳ장에서는 실증분석결과를 제시하였다. 마지막으로 제 Ⅴ장에서는 본 연구의 요약 및 결론을 제시하였다.

Ⅱ. 기초 통계량 분석

본 연구는 1997년 7월 7일부터 2005년 12월 29일까지 최근월물 코스피 200 지수선물 일별종가수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량의 자료를 사용하였다. 이들 자료들은 한국증권전산으로부터 구하였다.

코스피 200 선물수익률은 로그값을 취한 전일종가와 로그값을 취한 당일종가의 차이로 구하였으며, 선물거래량 및 미결제약정 변화량은 로그값을 취한 전일 선물거래량(미결제약정수)과 로그값을 취한 당일 선물거래량(미결제약정수)의 차이로 계산하였다. 이를 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$KOSPIFR_{t} = 100 * \left[\ln \left(KOSPIF_{t} \right) - \ln \left(KOSPIF_{t-1} \right) \right]$$

$$\tag{1}$$

$$CONR_t = 100 * [\ln(CN_t) - \ln(CN_{t-1})]$$
 (2)

$$OINR_t = 100*[ln(OI_t) - ln(OI_{t-1})]$$
 (3)

위 식 (1)에서 $KOSPIFR_t$, $CONR_t$, $OINR_t$ 는 t 시점 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 각각 의미한다.

분석 자료들의 변화추이를 보면 코스피 200 선물가격은 1998년도 후반기부터 2000년 상반기까지와 2001년도 하반기부터 2002년도 상반기까지 상승기조를 보이다가 2003년도 상반기부터 최근까지 꾸준한 상승세를 이어오고 있다. 거래량과 미결제약정은 비슷한 변화추이를 서로간 보이고 있지만 코스피 200 선물가격과는 다른 변화추이를 보이는 경우도 발견되었다. 따라서 변수간에 정보이전효과가 존재하는 지에 대한 실증분석에 대한 연구결과는 실무적 측면이나 학술적 측면에서 여러 의미를 부여할 수 있을 것으로 판단된다.

또한 <표 1>은 본 연구에 사용된 코스피 200 선물가격, 거래량 및 미결제약정에 대

한 기초통계량 분석결과를 보여주고 있다. 각 시계열의 수익률과 변화량은 음(-)의 값을 보여 전반적으로 코스피 200 선물시장이 하향추세에 있었음을 보여주고 있다. 표준 편차의 경우 거래량 변화가 가장 높았고 그 다음으로 미결제약정 변화가 높은 것으로 나타났다.

특히 거래량과 미결제약정의 변화량의 경우 첨도(kurtosis)값 모두가 모수 3보다 훨씬 능가한 61.60과 31.83을 각각 보여 정규분포보다 더 뾰족한 형태를 보여주고 있다. 또한 각 시계열들의 정규성을 검증하기 위한 Bera-Jacque 검증통계량은 1% 수준에서 모두 통계적으로 유의하게 기각되어 코스피 200 선물가격 수익률, 거래량 및 미결제약정 변화량 모두 정규분포가 아님을 보여주고 있다.

¬ н	코스피 200 선물		거리] 량	미결제약정	
구 분	수준변수	수익률	수준변수	변화량	수준변수	변화량
평 균	89.25398	-0.035324	133352.0	-0.142375	59319.83	-0.108949
중간값	89.70000	-0.150495	122586.0	-0.206345	54906.00	-0.363196
최대값	177.3500	14.87011	502131.0	518.6765	107797.0	87.79157
최소값	30.90000	-9.531018	111.0000	-531.3827	6328.000	-91.79950
표준편차	29.13057	2.615264	81207.71	41.20175	26118.94	8.653437
왜 도	0.235018	0.174436	0.583958	0.814004	0.088869	0.242742
첨 도	2.897158	4.988516	2.888656	61.60732	1.793860	31.83960
J-B	20.82629***	366.4920***	123.8211***	309085.7***	133.7108***	74806.90***

<표 1> 기초통계량 분석

코스피 200 선물수익률, 거래량 및 미결제약정 변화량간의 상호의존성을 분석하기전에 일반적으로 사용되는 ADF(Augmented Dickey-Fuller)검증법 및 PP (Phillips-Perron)검증법을 이용하여 각 시계열 수준변수(level variables)와 수익률 및 변화량에 대한 단위근(unit root)검증을 실시하였다. 분석결과 코스피 200 선물 수준변수는 불안정한 (non-stationary) 시계열로 나타났으나 코스피 200 거래량 및 미결제약정 수준변수의경우는 추세선을 포함시키거나 PP검정법을 적용시키면 안정적인(stationary) 시계열로나타났다.2)

Engle and Granger(1987)가 주장한 바에 따르면 VAR 모형추정 시 모든 수준변수가

주) 1. 분석기간은 1998년 7월 7일부터 2005년 12월 29일까지임.

^{2. ***}는 1% 수준에서 통계적으로 유의함을 의미함.

²⁾ 분석결과에 대해서는 독자의 요청이 있을 경우 제시할 수 있음.

불안정한 시계열일지라도 수준변수 간에 장기적인 균형관계가 존재하는 경우 오차수정항(error correction term)을 포함시킬 것을 권하고 있다. 그러나 본 시계열들은 수준변수들이 안정적인 시계열과 불안정적인 시계열로 혼합되어 있는 관계로 더 이상 공정분검정은 무의미한 것으로 판단되며, 실증분석을 위해 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 일관성 있게 사용하였다.

Ⅱ. 연구방법(Methodology)³⁾

VAR(vector auto regressive)모형과 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 이용하여 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량간의 동태적인 상호의존성에 관한 분석을 실시하였다. 특히, VAR모형 추정 시 그랜즈 인과관계검정, 충격함수에 의한 분석 및 분산분해에 의해 목적에 부합하는 계수값들을 추정하였다. 이런 실증분석에 앞서 코스피 200 지수선물시장의 정보효율성과 정보의 비대칭성을 검증하기 위해서 다음과 같은 가설들을 설정하였다.

1. 연구가설

코스피 200 지수선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량간의 상호관련성에 관한 연구는 정보효율성가설(informational efficiency hypothesis)과 대칭적/비대칭적 정보효율성에 대한 가설(symmetry/asymmetry information effect hypothesis) 등을 검증하는 데 있다. 구체적인 가설설정은 다음과 같다.

가설 1 : t-1의 코스피 200 지수선물거래변화량과 미결제약정변화량은 t의 코스피 200 지수선물수익률과 변동성에 어떠한 영향을 미치지 못할 것이다.

만약에 코스피 200 지수선물시장이 효율적 시장(efficiency market)이라면 과거(t-1)의 거래변화량과 미결제약정변화량의 정보를 토대로 투자를 하여도 초과수익(abnormal return)을 올릴 수 없을 것임을 추론해 볼 수 있다. 따라서 과거자료를 근거로 선물투자자들은 한국의 코스피 200 지수선물시장의 전일 움직임으로부터 당일 코스피 200 지수선물시장의 변화를 추론하지 않는다. 위 가설들을 검증하기 위해 구체적으로 본 연

³⁾ 홍정효, 문규현(2005), 문규현, 홍정효(2005)의 논문 참조.

⁴⁾ VAR 모형은 이론적 배경에 의한 구조방정식이 아니라 축차형 방정식이기 때문에 VAR 모형에서 추정된 계수값들을 기초로 한 가설검정 등 고전적 방법에 의한 추론은 의미가 없다는 사실은 일반적으로 알려져 있다. 고전적인 추론방법을 대신하여 비 이론적인 VAR 모형에 의한 대표적인 추론방법 중에 Granger인과관계분석에 대한 추정을 먼저 실시하였다.

구에서는 다음의 3가지 질문에 대한 해답을 구할 수 있다. 먼저 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량간의 정보전달메커니즘에 관한 분석을 위하여 "코스피 200 선물거래변화량 및 미결제약정변화량은 코스피 200 선물수익률과 변동성에 대한 영향력을 미치고 있는가?"이다.

만약 코스피 200 선물거래변화량 및 미결제약정변화량이 코스피 200 선물수익률에 대한 가격발견기능을 하고 있다면 어느 정도의 시차를 두고 영향을 미치고 있는가? 마지막으로 코스피 200 선물거래량 및 미결제약정변화량 한 단위 변화에 대하여 수익률의 상대적인 영향력의 크기는 어떠한가?에 대한 분석을 실시하고자 하였다. 이를 위하여 Granger 인과관계분석, VAR(vector auto regression) 모형을 이용한 충격반응함수 및 분산분해분석을 순차적으로 실시하였다. 또한 분석자료의 특성을 감안하여 이분산모형인 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 이용하였다.

가설 2 : t-1의 코스피 200 지수선물거래변화량과 미결제약정변화량에서 발생하는 정보의 차이는 없을 것이다.

만약에 코스피 200 지수선물시장이 효율적 시장이라면 과거(t-1)의 자료에서 발생한 정보가 대칭적이든 비대칭적이든 간에 t기의 가격의 변화에 어떠한 영향을 미치지 못할 것이며, 또한 정보의 차이도 발생하지 않을 것임을 추론해 볼 수 있다. 본 가설을 증명하기 위해서 이분산모형인 ARMA(1,1)-GARCH(1,1)-M모형에 과거정보의 대용치인 잔차의 성격에 따라 더미변수를 설정한 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 이용하여 가설검증을 시도하였다.

2. VAR모델

먼저 VAR 모형은 추정하고자하는 경제변수의 구조적인 관계에 제약을 두고 있지 않기 때문에 분석모형의 비적합성(mis-specification) 문제를 해소 할 수 있다. 또한 VAR 모형은 분석모형에 포함되는 시계열에서 높은 자기상관(auto correlation)현상이 존재하는 경우 적합한 모형이다. 코스피 200 선물수익률(KOSPIFR), 거래변화량(CONR) 및 미결제약정변화량(OINR)에 대한 Granger 인과관계분석을 위하여 다음과 같은 방정식을 추정하였다.

$$KOSPIFR_t = \alpha_1 + \beta_1 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_1 CONR_{t-1} + \theta_1 OINR_{t-1} + \epsilon_{1t}$$

$$\tag{4}$$

여기서 귀무가설은 $H_0: \beta_1=0$ 와 $\gamma_1=0$ 와 $\theta_1=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이

채택되면 코스피 200 지수선물 수익률(t)은 과거(t-1)의 수익률, 거래변화량 및 미결제 약정변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 수익률은 효율성이 없음을 나타낸다.

$$CONR_{t} = \alpha_{1} + \beta_{2}KOSPIFR_{t-1} + \gamma_{2}CONR_{t-1} + \theta_{2}OINR_{t-1} + \epsilon_{1t}$$
 (5)

여기서 귀무가설은 $H_0: \beta_2=0$ 와 $\gamma_2=0$ 와 $\theta_2=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물거래변화량(t)은 과거(t-1)의 수익률, 거래변화량 및 미결 제약정변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 거래변화량자료는 효율성이 없음을 나타낸다.

$$OINR_t = \alpha_1 + \beta_3 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_3 CONR_{t-1} + \theta_3 OINR_{t-1} + \epsilon_{1t}$$
(6)

여기서 귀무가설은 $H_0: \beta_3 = 0$ 와 $\gamma_3 = 0$ 와 $\theta_3 = 0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수 선물 미결제약정변화량 (t)은 과거(t-1)의 수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 미결제약정변화량자료는 효율성이 없음을 나타낸다.

또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 한 단위 변화에 대하여 코스피 200 선물수익률이 어떠한 반응을 보이는지를 분석하기 위하여 충격반응함수분석을 실시하였다. 마지막으로 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량의 예측 오차에 대한 각 시계열들의 상대적인 영향력의 크기를 분석하기 위하여 분산분해분석을 실시하였다. 이를 위하여 아래의 VAR(p) 모형을 추정하였다.

$$\begin{bmatrix} CONR_t \\ OINR_t \\ KOSPIFR_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{conr} \\ a_{oinr} \\ a_{kospifr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \delta_{11,1} & \delta_{12,2} & \delta_{13,3} \\ \delta_{21,1} & \delta_{22,2} & \delta_{23,3} \\ \delta_{31,1} & \delta_{32,2} & \delta_{33,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} CONR_{t-1} \\ OINR_{t-1} \\ KOSPIFR_{t-1} \end{bmatrix} + \cdots$$
(7)

코스피 200 선물시장의 수익률, 변동성, 거래량 및 미결제약정간의 관련성 115

$$+ \begin{bmatrix} \delta_{1p,p} & \delta_{1p,p} & \delta_{1p,p} \\ \delta_{2p,p} & \delta_{2p,p} & \delta_{2p,p} \\ \delta_{3p,p} & \delta_{3p,p} & \delta_{3p,p} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} CONR_{t-p} \\ OINR_{t-p} \\ KOSPIFR_{t-p} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \epsilon_{conr,\,t} \\ \epsilon_{oinr,\,t} \\ \epsilon_{kospifr,\,t} \end{bmatrix}$$

위 식 (4), 식 (5), 식 (6) 및 식 (7)에서 $KOSPIFR_t$, $CONR_t$, $OINR_t$ 는 t 시점 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 각각 의미하며, $KOSPIFR_{t-1}$, $CONR_{t-1}$, $OINR_{t-1}$ 는 t-1 시점 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 각각 의미한다.

3. ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모델

다음은 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량간이 정보이전효과 (information spillover effect) 분석을 통한 시장효율성을 검정하기 위해 ARMA(1,1) - GJR-GARCH(1,1)-M모델을 다음과 같이 두(2) 단계로 나누어 사용하였다. 5) 먼저 첫 번째 단계에서는 분석대상인 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약 정변화량을 아래의 식을 적용하여 추정하였다.

조건부 평균방정식 :
$$X_t = a_0 + a_1 \sigma_t + \epsilon_t$$
 (8)

조건부 분산방정식 :
$$\sigma_t = c_0 + c_1 \sigma_{t-1} + c_2 \epsilon_{t-1}^2$$
 (9)

위 식에서 조건부 분산이 전기의 잔차 제곱과 선형관계가 있음을 상정하며, 식 (8)에서 X_t 는 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 의미하며, a_0 는 상수항을 의미한다. 식 (9)에서 σ_t 는 조건부 변동성을 의미한다. 계수 c_1 은 현재의 변동성 충격이 다음기의 변동성에 미치는 영향을 측정하며, 이 값이 크다는 것은 변동성이 시장의 움직임에 매우 민감하게 반응함을 의미한다. 이에 반해 c_1+c_2 는 변동성의 지속성의 정도를 의미하는 것으로, 현재의 변동성이 미래에 어떻게 소멸되어 갈 것인가를 측정한다. 이 합이 1보다 작아야 모형이 안정적이며, 1에 가까울수록 현재의 변동성이 미래에도 계속 지속될 것임을 의미한다.

두 번째 단계에서는 코스피 200 선물수익률, 지수변동성, 거래변화량 및 미결제약정

⁵⁾ 또한 일반적으로 많이 사용되고 있는 표준형 GARCH 모형의 경우 과거의 정(+)의 정보와 부(-)의 정보 를 구분하지 않은 체계적 반응만을 검정한다는 한계가 있다. 이를 보완하기 위해서 본 연구에서는 과거의 정보를 더미로 처리하여 정(+)의 정보와 부(-)의 정보로 나누어 분석하였다.

변화량간의 비대칭적 정보이전효과분석을 위하여 아래의 ARMA(1, 1)-GJR-GARCH(1, 1)-M모형을 추정하였다. 아래 식들에서 $KOSPIFR_t$ 과 $KOSPIFV_t$ 는 t의 코스피 200 선물수익률과 변동성, $KOSPIFR_{t-1}$, $CONR_{t-1}$, $OINR_{t-1}$ 는 t-1의 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량, $KOSPIFE_{t-1}$, $CONE_{t-1}$ 및 $OINE_{t-1}$ 는 t-1의 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 식 (8)과 식 (9)에 적용하여 추정한 잔차의 제곱으로 수익률에 대한 조건부변동성이전효과를 각각 나타낸다.

또한 더미변수(D1, D2, D3)는 각각 코스피 200 지수선물수익률, 거래변화량 및 미결 제약정변화량의 전기잔차의 값이 음(-)이면 1, 양(+)이면 0의 값을 나타내며, 비대칭적 정보효과를 추정하기 위해 추가한 변수들이다. 예를 들어 아래 식 (11)에서 계수 값 α_5 과 α_6 이 통계적으로 유의한 양(+)의 값을 보이면, 이는 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량에 발생한 호재(good news)보다는 악재(bad news)가 코스피 200 선물수익률의 변동성을 더 증가시킴을 의미하게 된다. 즉 코스피 200 선물수익률은 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량의 호재보다는 악재에 더 민감하게 반응하는 것을 나타낸다. 이는 과거의 정보가 비대칭적임을 암시해 준다고 할 수 있다.

코스피 200 지수선물 수익률을 위한 평균방정식:

 $KOSPIFR_t = \gamma_0 + \gamma_1 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 CONR_{t-1} + \gamma_4 OINR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$ (10) 코스피 200 지수선물 수익률을 위한 분산방정식 :

$$\sigma_{t} = \alpha_{0} + \alpha_{1}\sigma_{t-1} + \alpha_{2}\epsilon_{t-1}^{2} + \alpha_{3}CONE_{t-1} + \alpha_{4}OINE_{t-1} + \alpha_{5}D_{1} + \alpha_{6}D_{2} \tag{11}$$

여기서 가설 1의 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부평균방정식의 $H_0: \gamma_1=0$, $\gamma_3=0$ 및 $\gamma_4=0$, 조건부분산방정식의 $H_0: \alpha_3=0$, $\alpha_4=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물수익률(t)은 과거(t-1)의 수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 수익률은 효율성이 없음을 나타낸다.

가설 2의 비대칭적 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부분산방정식의 H_0 : $\alpha_5=0$ $\alpha_6=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물수익률(t)은 과

거(t-1)의 거래변화량과 미결제약정변화량에서 발생한 정보의 차이로 인한 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 정보의차이로 인해 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다.

코스피 200 지수선물 변동성을 위한 평균방정식:

$$KOSPIFV_t = \gamma_0 + \gamma_1 KOSPIFV_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 CONR_{t-1} + \gamma_4 OINR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$$
 (12) 코스피 200 지수선물 수익률을 위한 분산방정식 :

$$\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 CONE_{t-1} + \alpha_4 OINE_{t-1} + \alpha_5 D_2 + \alpha_6 D_3$$
(13)

여기서 가설 1의 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부평균방정식의 $H_0:\gamma_1=0$, $\gamma_3=0$ 및 $\gamma_4=0$, 조건부분산방정식의 $H_0:\alpha_3=0$, $\alpha_4=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물변동성(t)은 과거(t-1)의 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 변동성은 효율성이 없음을 나타낸다.

가설 2의 비대칭적 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부분산방정식의 H_0 : $\alpha_5=0$ $\alpha_6=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물변동성(t)은 과거(t-1)의 거래변화량과 미결제약정변화량에서 발생한 정보의 차이로 인한 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 정보의차이로 인해 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다.

코스피 200 지수선물거래변화량을 위한 평균방정식:

$$CONR_{t} = \gamma_{0} + \gamma_{1}CONR_{t-1} + \gamma_{2}\sigma_{t} + \gamma_{3}KOSPIFR_{t-1} + \gamma_{4}OINR_{t-1} - \gamma_{5}\epsilon_{t-1} + \epsilon_{t} \tag{14} \label{eq:14}$$

코스피 200 지수선물거래변화량을 위한 분산방정식 :

$$\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 KOPIFE_{t-1} + \alpha_4 OINE_{t-1} + \alpha_5 D_1 + \alpha_6 D_3$$
 (15)

여기서 가설 1의 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부평균방정식의 $H_0:\gamma_1=0$, $\gamma_3=0$ 및 $\gamma_4=0$, 조건부분산방정식의 $H_0:\alpha_3=0$, $\alpha_4=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가

설이 채택되면 코스피 200 지수선물거래변화량(t)은 과거(t-1)의 거래변화량, 수익률 및 미결제약정변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 거래변화량은 효율성이 없음을 나타낸다.

가설 2의 비대칭적 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부분산방정식의 H_0 : $\alpha_5=0$ $\alpha_6=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물거래변화량(t)은 과거(t-1)의 수익률과 미결제약정변화량에서 발생한 정보의 차이로 인한 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 정보의차이로 인해 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다.

코스피 200 지수선물미결제약정변화량을 위한 평균방정식:

$$IONR_t = \gamma_0 + \gamma_1 IONR_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_4 CONR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$$
 (16) 코스피 200 지수선물미결제약정변화량을 위한 분산방정식 :

$$\sigma_{t} = \alpha_{0} + \alpha_{1}\sigma_{t-1} + \alpha_{2}\epsilon_{t-1}^{2} + \alpha_{3}CONE_{t-1} + \alpha_{4}OINE_{t-1} + \alpha_{5}D_{1} + \alpha_{6}D_{2} \tag{17}$$

여기서 가설 1의 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부평균방정식의 $H_0: \gamma_1=0$, $\gamma_3=0$ 및 $\gamma_4=0$, 조건부분산방정식의 $H_0: \alpha_3=0$, $\alpha_4=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물미결제약정변화량(t)은 과거(t-1)의 미결제약정변화량, 수익률 및 거래변화량으로부터 영향을 받지 않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다. 즉 코스피 200 지수선물시장의 미결제약정변화량은 효율성이 없음을 나타낸다.

가설 2의 비대칭적 정보효율성에 대한 귀무가설은 조건부분산방정식의 H_0 : $\alpha_5=0$ $\alpha_6=0$ 에 대한 F통계량을 계산하여 1% 또는 5% 유의수준에서 통계적으로 기각되는지를 분석하는 것이다. 만약에 귀무가설이 채택되면 코스피 200 지수선물미결제약정변화량(t)은 과거(t-1)의 수익률과 거래변화량에서 발생한 정보의 차이로 인한 영향을 받지않는 것으로 효율적인 시장임을 나타내며 기각되면 정보의차이로 인해 비율적인 시장임을 추론해 볼 수 있다.

ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형 모수(parameter)들의 최우추정치(MLE: maximum likelihood estimate)를 구하기 위하여 Berndt, Hall, Hall, and Hausman(1974)이

제시한 BHHH 알고리즘에 기초한 대수우도함수(log likelihood function)를 최대화하는 비선형 최적화기법을 사용하였다. 모형의 적합성 검증(specification test)을 위한 분석 모형의 잔차와 잔차제곱에 시계열상관의 존재여부를 검증하기 위하여 Ljung-Box(LB) 검증통계량이을 사용하였다.

Ⅳ. 실증분석결과

본 연구의 실증분석은 크게 두 모형에 의해 이루어졌다. 첫 번째 VAR 모형을 이용하여 변수간에 예측력을 검정하기 위해 그랜즈 인과관계검정모형을, 만약 예측력을 지닌다면 얼마나 지속적으로 그 영향력이 존재하는지를 파악하기 위해 충격반응함수를, 마지막으로 변수의 반응정도를 보기 위해 분산분해기법을 도입하였다. 둘째는 보다 구체적으로 변수간의 정보이전효과를 보기 위해 정보를 수익률과 분산으로 나누어 분석하였으며, 또한 정보이전효과가 정(-)의 정보에 의한 것인지를 파악하기 위해 ARMA (1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 사용하였다.

1. Granger 인과관계분석결과

실증분석에 앞서 VAR 모형을 추정할 시 어느 정도의 차수(lag)를 설명변수로 포함시키는가는 보편적으로 사용되는 정보기준인 BIC(schwartz bayesian information criterion)를 사용하여 분석하였다. 먼저 BIC 산정을 위하여 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 사용하여 시차 10까지 VAR 모형을 추정하여 BIC 값을 계산하였다. 분석결과 시차 5에서 BIC 값이 가장 작은 것으로 나타났다. 따라서 VAR 모형을 이용한 충격반응함수 및 분산분해분석 시 VAR 모형의 차수는 시차 5로 사용하였다.7)

< 포 2>의 Panel A, B 및 C에 제시된 것처럼, 코스피 200 선물거래변화량은 수익률을 그랜즈 인과하지 못하는 것으로 나타났으나 코스피 200 선물수익률은 7차부터 1%와 5% 수준에서 통계적으로 그랜즈 인과하는 결과를 보였다. 코스피 200 선물거래량변동성은 수익률변동성을 시차 1부터 시차 10까지 그랜즈 인과하는 결과를 보인반면 코스피 200 선물수익률변동성은 부분적으로 약하게 거래량변동성을 그랜즈 인과하는 결과

⁶⁾ McLeod, Li(1983)는 LB 검증통계량은 점근적인 카이자승(asymptotically chi-square : χ^2) 분포를 가진 다고 하였다.

⁷⁾ 분석결과에 대해서는 독자의 요청이 있을 경우 제시할 수 있음.

<표 2> Granger 인과관계 분석 결과

Panel A : 코스피 200 선물거래변화량과 수익률간의 분석결과

귀무가설: 코스피 200 선물거래변화량은 수익률을 Granger-cause하지 않는다.			귀무가설 : 코스피 200 선물거래변화량의 변동성은 수익률변동성을 Granger-cause하지 않는다.			
시차	거래변화량 ⇒수익률	수익률 ⇒거래변화량	시차	거래변화량변동성 ⇒수익률변동성	수익률변동성 ⇒거래변화량변동성	
1	0.04662	0.0495	1	37.4068***	2.77058*	
2	0.06560	0.13633	2	16.9964***	3.83729**	
3	1.38831	0.27680	3	10.4846***	0.63344	
4	1.18767	1.18504	4	7.14509***	0.71151	
5	0.93080	1.42124	5	30.5298***	1.04376	
6	0.97788	1.42473	6	24.8214***	2.13671**	
7	1.42648	2.82059***	7	21.0969***	1.84452*	
8	1.43435	2.51916**	8	21.9834***	1.81287*	
9	1.45905	2.40569**	9	19.5212***	1.38998	
10	1.50347	2.19455**	10	17.5439***	1.30144	

Panel B : 코스피 200 선물미결제약정변화량과 수익률간의 분석결과

귀무가설: 코스피 200 선물미결제 약정변화량은 수익률을 Granger- cause하지 않는다.			귀무가설: 코스피 200 선물수익률은 미결제약정 변화량변동성을 Granger-cause하지 않는다.			
시차	미결제약정 변화량 ⇒수익률	수익률 ⇒미결제약정 변화량	시차	미결제약정변화량 변동성 ⇒수익률변동성	수익률변동성 ⇒미결제약정변화량 변동성	
1	13.8043***	0.90170	1	0.22025	0.87708	
2	6.94942***	0.71002	2	1.01484	0.42300	
3	4.92808***	0.35399	3	1.41889	0.74505	
4	5.20235***	0.38843	4	0.98591	0.72157	
5	4.45659***	0.38942	5	1.28319	1.31143	
6	4.74117***	0.32315	6	1.61201	3.41150***	
7	4.49892***	0.26338	7	1.67852	3.24476***	
8	3.93436***	0.27664	8	1.82867*	2.95828***	
9	3.95046***	0.32696	9	1.64379*	2.81798***	
10	3.62965***	0.33200	10	1.47445	2.65142***	

Panel C: 코스피 200 선물미결제약정변화량과 거래변화량간의 분석결과

귀무가설: 코스피 200 선물거래변화량은 미결제약정변화량을 Granger-cause하지 않는다.			귀무가설: 코스피 200 선물미결제약정변화량 변동성은 거래량변동성을 Granger-cause하지 않는다.			
시차	거래변화량 ⇒ 미결제약정 변화량	미거래약정 변화량 ⇒거래변화량	시차	미결제약정변화량 변동성 ⇒거래량변동성	거래량변동성 ⇒미결제약정변화량 변동성	
1	0.00100	1.34629	1	0.63889	1.41382	
2	1.03487	2.20018	2	0.94836	1.94909	
3	4.66779***	6.65315***	3	1.89560	1.22743	
4	3.82417***	4.47937***	4	2.17679*	1.07476	
5	4.50236***	4.39249***	5	2.22289**	1.53651	
6	3.96321***	5.52711***	6	2.53809**	1.28668	
7	4.36932***	5.08095***	7	2.61284**	1.23847	
8	4.84949***	4.38859***	8	2.44328**	0.95170	
9	3.96343***	4.12278***	9	2.16956**	0.87868	
10	3.37530***	3.81086***	10	1.95210**	0.81290	

- 주) 1. 본 표는 코스피 200 선물시장의 수익률, 변동성, 거래량 및 미결제약정간의 선도-지연효과를 분석하 기 위해 그랜즈 인과관계를 실시한 결과임.
 - 2. Granger 인과관계 분석을 위해서 다음의 귀무가설(null hypothesis)들을 검정하였다.
 - 3. ***, **, *는 1%, 5% 및 10% 유의수준에서 통계적으로 유의함을 의미함.

를 보였다. 이는 코스피 200 선물거래량변동성이 수익률변동성에 선행하여 예측력을 갖고 있음을 추론할 수 있다.

코스피 200 선물미결제약정변화량은 수익률을 그랜즈 인과하지 않는다는 귀무가설을 1차에서 10차까지 1% 유의수준에서 기각함을 알 수 있다. 반면 코스피 200 선물수익률은 미결제약정변화량을 그랜즈 인과하지 않는 것으로 나타났다. 변동성간에는 코스피 200 선물수익률변동성이 미결제약정변동성을 시차 6에서 시차 10까지 1% 유의수준에서 그랜즈 인과하는 것으로 나타났다. 따라서 코스피 200 선물미결제약정변화량은 수익률에 대해 예측력을 지니는 것으로 추론할 수 있다.

코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 간에는 시차 3에서 시차 10까지 서로간에 그랜즈 인과관계가 성립하는 결과를 보였다. 반면 변동성에 있어서는 코스피 200 선물미결제약정변화량만이 거래량변동성을 시차 4에서 시차 10까지 5% 혹은 10% 유의수준에서 그랜즈 인과하는 것으로 나타났다.

요약하면, 코스피 200 선물거래변화량뿐만 아니라 미결제약정변화량도 수익률의 가격발견에 예측력을 지니고 있는 것으로 추론할 수 있다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 간에는 상호 피드백적인 예측력을 보여주는 결과를 보였으나 거래변화량에 대한 미결제약정변화량의 예측력이 변동성에서도 존재하는 것으로 나타나 미결제약정변화량이 상대적으로 거래변화량에 대해 보다 일관성 있게 예측정보를 제공함을 추론해 볼 수 있다. 이러한 결과들은 가설 1을 기각하여 코스피 200 선물시장이 비효율적인 시장임을 암시해 주고 있다.

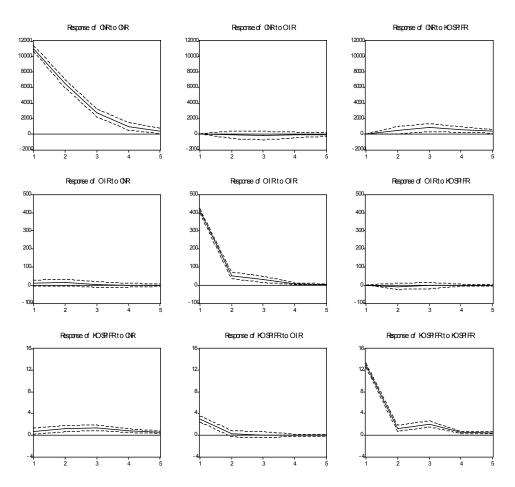
2. 충격반응함수 및 분산분해분석결과

다음으로 코스피 200 선물거래변화량이 수익률과 미결제약정변화량에 예측력을 가진다면, 코스피 200 선물거래변화량의 한 단위 변화에 대하여 수익률과 미결제약정변화량은 어떠한 반응을 보이는지 추론하기 위해서 충격반응함수를 이용하였다. 충격반응함수에서는 VAR 모형의 특성상 변수의 순서에 따라 그 결과가 달라 질 수 있기 때문에 보편적으로 가장 외생변수를 앞에 두고, 그 정도가 떨어지는 순서대로 모형에 포함시키게 된다. 8) 따라서 앞의 그랜즈 인과관계 검정법의 결과에 근거하여 코스피 200 선물거래변화량을 가장 우선으로 두고 다음으로 미결제약정변화량, 수익률의 순서로 나열하였다.

[그림 1]에서 실선은 충격반응함수를 나타내며, 점선은 95% 신뢰구간을 나타낸다. 보는 것처럼 코스피 200 선물거래변화량은 수익률에 대해 시차 1에서 4차까지 영향을 미치다가 5차에서 사라지는 양상을 보였으며 코스피 200 선물미결제약정변화량도 수익률에 대해 시차1에서 큰 반응을 보이다가 시차 2부터 사라졌다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 간에는 서로에게 대체로 4차까지 서로의 정보움직임에 반응하는 것으로 나타났다. 코스피 200 선물수익률의 한 단위 정보증가는 거래변화량과 미결제약정변화량에 대해 초기에는 어떠한 영향을 미치지 못하지만 시차 2에서 시차 4까지 영향을 미치다가 사라지는 것으로 나타났다.

다음은 코스피 200 선물거래변화량의 변화에 대하여 선물미결제약정변화량과 수익률이 어느 정도 크기로 반응하게 되는지를 분산분해를 통해 알아보았다. 충격이 완전히 소멸되는 것으로 판단되는 5 기간 예측(5-period ahead forecasts)의 예측오차 분산의분해 결과가 <표 3>에 제시되어 있다. 코스피 200 선물거래변화량의 약 0.72%는 수익률에

⁸⁾ 이는 VAR 모형의 충격반응함수를 도출할 때 흔히 사용하는 삼각화방법(triangulization) 때문에 발생한다.



- 주) 1. 본 그림은 코스피 200 선물시장의 수익률, 변동성, 거래량 및 미결제약정간의 정보전달효과를 분석하 기 위한 충격반응함수의 결과임.
 - 2. 여기서 KOSPIFR, CNR, 및 OIR은 각각 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 각각 나타낸다.

[그림 1] 충격반응함수 분석결과

의해 영향을 받고 약 0.054%는 미결제약정변화량으로부터 영향을 받는 것으로 나타났다. 코스피 200 선물미결제약정변화량은 약 0.17%는 거래변화량, 약 0.047%는 수익률에 의해 영향을 받는 것으로 나타났다. 마지막으로 코스피 200 수익률은 약 4.75%는 미결제약정변화량으로부터, 약 2.46%는 거래변화량으로부터 영향을 받는 것으로 타나났다. 이러한 결과로 볼 때 코스피 200 선물수익률은 거래변화량과 미결제약정변화량의 움직임으로부터 많은 영향을 받고 있음을 추론할 수 있으며, 특히 미결제약정변화량으로부

터 상대적으로 더 많은 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 Watanave (2001), Bessembinder and Seguin(1993)의 연구결과와 대동소이함을 알 수 있다.

충격반응함수의 분석과 분산분해의 결과를 요약해 보면 그랜즈 인과관계 검정의 결과와 대동소이하게 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량은 수익률에 대해예측 기능을 지니고 있는 것으로 나타났다. 이러한 결과들은 Jacobs and Oncochie (1998), Kocagil and Shachmurove(1998), Mougoue(2002), Yang, Balyeat and Leatham (2005)의 연구결과와 비슷함을 보였다. 이러한 결과들 또한 가설 1을 기각하여 코스피 200 선물시장이 효율적인 시장이 아님을 암시해 주고 있다.

구 분	시차	설 명 변 수				
丁 亚	(lag)	거래변화량	미결제약정변화량	수익률		
코스피 200 선물거래	1	100.0000	0.000000	0.000000		
변화량	5	99.23095	0.053526	0.715523		
코스피 200 선물미결제	1	0.061745	99.93826	0.000000		
약정변화량	5	0.173058	99.78032	0.046621		
코스피 200 선물수익률	1	0.290516	4.996013	94.71347		
교드의 200 선물무극별	5	2.457463	4.751894	92.79064		

<표 3> 분산분해(variance decomposition) 분석 결과

3. ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형의 분석결과

코스피 200 선물거래변화량, 미결제약정변화량, 수익률 및 지수변동성간의 정보이전 효과를 분석하기 위하여 식 (10)에서 식 (17)까지 각각 추정하였으며, 그 결과가 <표 4>와 <표 5>에 제시되어 있다. 본 연구 목적에 부합하기 위해서 추정해야하는 계수값은 조건부평균방정식에서 γ_1 , γ_3 및 γ_4 이며, 조건부분산방정식에서 α_3 과 α_4 이다. 이들은 정보의 효율성을 검정하기 위한 가설 1을 검증하는 데 사용된다. 또한 정보의 비대칭성을 검증하기위해 설정된 가설 2를 검증하기 위해 추정해야하는 계수값은 α_5 과 α_6 이다. 먼저 코스피 200 선물거래변화량은 수익률에 조건부평균식의 계수값이 γ_3 (0.0012)로 5% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며, 조건부분산방정식에서는 거래변

주) 1. 본 분석결과는 코스피 200 선물시장의 수익률, 변동성, 거래량 및 미결제약정에서 발생한 충격이 서로간에 얼마나 큰 영향을 미치는지를 보기 위한 분산분해의 결과임.

^{2.} 각 수치들은 각 우측 설명변수들에 의해 설명되어지는 좌측 시계열들의 예측오차분산을 의미한다.

^{3.} Ordering은 코스피 200 선물거래변화량, 미결제약정변화량 및 수익률 순서임.

화량이 α_3 (6.86E-07), 미결제약정변화량이 α_4 (2.78E-05)로 5% 및 1% 수준에서 통계적으로 유의한 결과를 보였으며, 특히 미결제변화량은 비대칭적효과도 보이는 것으로 나타났다. 또한 코스피 200 선물변동성은 자신의 전기변동성에 대해 조건부평균식의 계수값이 γ_1 (0.9948)로 1% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며, 조건부 분산 방정식에서는 거래변화량이 α_3 (0.0066), 미결제약정변화량이 α_4 (-0.0007)로 1% 수준에서 통계적으로 유의한 결과를 보였으며, 비대칭성을 나타내는 계수값도 α_5 (-9.6554)와 α_6 (12.9494)로 1% 수준에서 통계적으로 유의하게 나타났다. 따라서 코스피 200 선물수익률과 변동성은 자신뿐만 아니라 거래량과 미결제약정으로부터 영향을 받음으로써 비효율적인 시장임을 보여주고 있다.

또한 비대칭적효과도 존재하여 코스피 200 선물거래변화량이나 미결제약정변화량정보의 성격에 따라 수익률과 변동성이 서로 다른 영향을 받는 것으로 추론해 볼 수 있다. 또한 LR(2)와 LR(4)검정치는 "추정계수들이 0이다"라는 귀무가설을 기각하여 모든계수값들은 0이 아님을 보여준다. 모델의 적합성을 보기위해 정규성검증, Log-Liklihood 검증 및 잔차검증을 실시하였으며, 분석에 사용된 자료들은 정규성을 벗어나는 왜도와참도를 가지며, Log-Liklihood값도 상당히 높게 나타나 더 이상 정규분포를 따르지 않는 것으로 나타났다. 또한 추정잔차와 추정잔차 자승값의 12계차 자기상관(autocorrelation)에 대한 Ljung-Box 검정통계량을 나타내는 LB(12)와 $LB^2(12)$ 는 "잔차의 자승값에 대한 자기상관은 없다"라는 귀무가설을 1%에 채택하여 잔차항과 잔차항 제곱의계열상관이 존재하지 않음을 보여주어 본 모형이 적합함을 뒷받침해 주고 있다.

다음으로 코스피 200 수익률과 미결제약정변화량이 거래변화량에 어떠한 정보효과를 가지는 지를 분석하였다. 코스피 200 선물거래변화량은 조건부 평균식에서 전기변화량의 계수값이 $\gamma_1(0.1648)$, 수익률의 계수값이 $\gamma_3(-0.5482)$ 로 각각 1% 수준에서 통계적으로 유의한 결과를 보였으며, 조건부 분산식에서도 수익률의 계수값이 $\alpha_3(0.2903)$ 으로 5% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 또한 이러한 수익률로부터의 정보는 호재보다는 악재에 의해 여향을 받는 것으로 비대칭적 효과를 나타내는 계수값 $\alpha_5(23.7633)$ 으로부터 유추해 볼 수 있다. 마지막으로 코스피 200 선물수익률과 거래변화량이 미결제약정변화량에 어떠한 영향을 미치는 지에 대해 살펴보면, 조건부분산식에서만이 코스피 200 선물수익률의 계수값이 $\alpha_3(0.0007)$ 로 1% 수준에서 통계적으로 유의한 결과를 보였다.

<표 4> ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모델 분석결과(코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 => 선물수익률)

후정계수 $=>$ KOSPIFN $=>$ KOSPIFN γ_0 $=>$ CO111 $=$ $=$ $=$ $=$ $=$ $=$ $=$ $=$ $=$ $=$
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$
$\begin{array}{cccc} (-0.0024) & (364.4679) \\ \hline 7.6131^{***} & 0.0015 \\ \hline \gamma_2 & (3.0892) & (0.6303) \\ \end{array}$
γ_2 (3.0892) (0.6303)
(3.0092) (0.0303)
0.0012** 0.0024
y_3 (2.2167) (0.5972)
0.0032 -0.0741***
γ_4 (0.4735) (-9.4278)
-0.0034 -0.9493^{***}
γ_5 (-0.0075) (-215.6355)
LR(2) for H_0 : $\gamma_3 = \gamma_4 = 0$ 12.9224 106.0689
2.8614*** 9.5924***
α_0 (27.0822) (9.5193)
-0.0036 0.4699***
α_1 (-0.1768) (36.0919)
0.0012* 0.6545***
α_2 (1.7347) (28.9689)
6.86E-07** 0.0066***
α_3 (1.7276) (7.8767)
2.78E-05*** -0.0007***
α_4 (1.2240) (-4.9728)
$0.0201 -9.6554^{***}$
α_5 (1.5656) (-9.7518)
-0.4408*** 12.9494***
α_6 (-3.0913) (10.9021)
LR(4) for H_0 : $\alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0$ 29.4632 863.0639
Coefficient of skewness for normalized residuals -0.0503 3.4895
Coefficient of kurtosis for normalized residuals 6.4436 21.9418
Log-Liklihood -4103.099 -7556.826
LB(12): Ljung-Box for normalized residuals 14.926 14.512
$LB^2(12)$: Ljung-Box for normalized squared residuals 7.3424 3.3746

주) 1. 코스피 200 선물수익률을 종속변수로 설정하는 경우 ARMA(1,1)-GJR-GARCH (1,1)-M모형은 다음과 같다.

평균방정식 : $KOSPIFR_t = \gamma_0 + \gamma_1 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 CONR_{t-1} + \gamma_4 OINR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$

분산방정식 : $\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 \textit{CONE}_{t-1} + \alpha_4 \textit{OINE}_{t-1} + \alpha_5 D_2 + \alpha_6 D_3$

코스피 200 선물미결제변화량을 종속변수로 설정하는 경우 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형은 다음과 같다.

평균방정식 : $KOSPIFV_t = \gamma_0 + \gamma_1 KOSPIFV_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 CONR_{t-1} + \gamma_4 OINR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$

분산방정식 : $\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1\sigma_{t-1} + \alpha_2\epsilon_{t-1}^2 + \alpha_3\mathit{CONE}_{t-1} + \alpha_4\mathit{OINE}_{t-1} + \alpha_5D_2 + \alpha_6D_3$

위 식에서 $KOSPIFR_t$ 과 $KOSPIFV_t$ 는 t의 코스피 200 선물수익률과 변동성, $KOSPIFR_{t-1}$, $KOSPIFV_{t-1}$, $CONR_{t-1}$, $OINR_{t-1}$ 는 t-1의 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량, $CONE_{t-1}$ 과 $OINE_{t-1}$ 는 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량을 식 (8)과 식 (9)에 적용하여 추정한 잔차의 제곱으로 수익률에 대한 조건부변동성이전효과를 각각 나타낸다. 또한 더미변수(D2, D3)는 코스피 200 거래변화량과 미결제약정변화량의 전기잔차의 값이 음(-)이면 1, 양 (+)이면 10의 값을 나타내며, 비대칭적 정보효과를 추정하기 위해 추가한 변수들이다.

- 2. ***, ** : 1%, 5% 유의수준을 나타냄.
- 3. LR(2)와 LR(4)는 추정계수값들의 0에 대한 유의성을 나타내며, 귀무가설은 "계수값이 0이다"임. 또한 LB(12), $LB^2(12)$ 는 각각 추정 잔차 및 잔차제곱에 대한 자기상관성이 존재에 대한 Ljung-Box(12)에 대한 검정통계량이며 모두 χ^2 값을 따름.
- 4. $\chi^2(2)$ 의 임계치: 4.61(10%), 5.99(5%), 9.21(1%), $\chi^2(4)$ 의 임계치: 7.78(10%), 9.49(5%), 13.28(1%), $\chi^2(12)$ 의 임계치: 18.55(10%), 21.03(5%), 26.22(1%).

또한 LR(2)와 LR(4)검정치는 "추정계수들이 0이다"라는 귀무가설을 기각하여 모든 계수값들은 0이 아님을 보여준다. 모델의 적합성을 보기위해 정규성검증, Log-Liklihood 검증 및 잔차검증을 실시하였으며, 분석에 사용된 자료들은 정규성을 벗어나는 왜도와 첨도를 가지며, Log-Liklihood값도 상당히 높게 나타나 더 이상 정규분포를 따르지 않는 것으로 나타났다. 또한 추정잔차와 추정잔차 자승값의 12계차 자기상관(autocorrelation)에 대한 Ljung-Box 검정통계량을 나타내는 LB(12)와 $LB^2(12)$ 는 "잔차의 자승값에 대한 자기상관은 없다"라는 귀무가설을 1%에 채택하여 잔차항과 잔차항 제곱의 계열상 관이 존재하지 않음을 보여주어 본 모형이 적합함을 뒷받침해 주고 있다.

요약하면, 코스피 200 선물수익률과 변동성은 전기의 거래변화량과 미결제약정으로 부터 조건부평균방정식과 조건부분산방정식에서 영향을 받고 있는 결과를 보였으며, 정보에 대한 비대칭적 정보효과도 존재함을 보였다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량도 코스피 200 수익률로부터 영향을 받는 결과를 보였다. 이러한 결과들은 가설 1과 가설 2를 각각 기각하여 코스피 200 선물시장이 효율적 시장이 아님을 암시해 주는 증거라 볼 수 있다. 따라서 투자자들은 과거의 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 충분히 분석함으로써 초과이익을 달성할 여지를 가지고 있음을 추론해 볼 수 있다.

<표 5> ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모델 분석결과(코스피 200 선물미결제약정변화량과 수익률 => 거래변화량, 코스피 200 지수선물거래변화량과 수익률 => 미결제약정변화량)

本名利令	호기계스 -	KOSPIFR,	KOSPIFR,
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	〒7871〒	OINR=>CONR	
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	0/	-0.0031	-47.3159***
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	γ0	(-0.0178)	(-9.1032)
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		0.1648***	-0.1785
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	71	(5.2907)	(-1.1274)
$\gamma_3 = \begin{pmatrix} 0.05487^{**} & 0.0126 \\ -0.5482^{***} & 0.0126 \\ (-4.1181) & (0.2687) \\ 0.0176 & -0.0005 \\ (0.5935) & (-0.1034) \\ -0.7141^{***} & 0.1608 \\ (-40.0608) & (1.0112) \end{pmatrix}$ $\Gamma_3 = \gamma_4 = 0 = 0 17.1154 12.076 $ $\Gamma_4 = 0.9469^{***} & 0.1727^{***} \\ 0.9469^{***} & 0.1727^{***} \\ 0.00492^{***} & 0.0513^{***} \\ 0.2 & (1.7347) & (9.6725) \\ 0.2903^{**} & 0.0009 \\ 0.2903^{**} & 0.0009^{***} \\ 0.1775) & (-1.0951) \\ 0.3 & (3.4255) & (0.6168) \\ 0.4167 & 0.1471^{***} \\ 0.1608 & 0.1471^{***} \\ 0.1775) & (-1.0951) \\ 0.1775) & (-1.09$		6.79E-5	1.0165***
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	/2	(0.6947)	(8.1944)
$\gamma_4 = \begin{pmatrix} (-4.1181) & (0.2687) \\ 0.0176 & -0.0005 \\ (0.5935) & (-0.1034) \\ -0.7141^{****} & 0.1608 \\ (-40.608) & (1.0112) \end{pmatrix}$ $LR(2) \text{ for } H_0: \gamma_3 = \gamma_4 = 0 \\ R_0 = \begin{pmatrix} -13.9036^{****} & 3.2074^{****} \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (26.8624) \\ (-3.0936) & (-3.0936) \\ (-3.0936) & (-3.09$		-0.5482***	0.0126
$\gamma_4 \qquad \qquad (0.5935) \qquad (-0.1034) \\ -0.7141^{***} \qquad 0.1608 \\ (-40.0608) \qquad (1.0112) \\ LR(2) \text{ for } H_0: \gamma_3 = \gamma_4 = 0 \qquad 17.1154 \qquad 12.076 \\ \hline \\ \alpha_0 \qquad \qquad -13.9036^{***} \qquad 3.2074^{***} \\ (-3.0936) \qquad (26.8624) \\ 0.9469^{***} \qquad 0.1727^{***} \\ (217.3048) \qquad (5.4353) \\ 0.00492^{***} \qquad 0.0513^{***} \\ \alpha_2 \qquad \qquad (1.7347) \qquad (9.6725) \\ \alpha_3 \qquad \qquad (2.0141) \qquad (5.3143) \\ \alpha_4 \qquad \qquad 0.0009 \qquad -2.46E-07 \\ (0.1775) \qquad (-1.0951) \\ \alpha_5 \qquad \qquad (3.4255) \qquad (0.6168) \\ \alpha_6 \qquad \qquad 8.1167 \qquad -0.1471^{***} \\ (1.5309) \qquad (-10.2321) \\ LR(4) \text{ for } H_0: \alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0 \qquad 15.6537 \qquad 143.4644 \\ \text{Coefficient of skewness for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ \text{Coefficient of kurtosis for normalized residuals} \qquad -0.6929 \qquad -2.1886 \\ Coeffi$	/3	(-4.1181)	(0.2687)
$\gamma_5 = \begin{pmatrix} 0.0333) & (-0.1034) \\ -0.7141^{***} & 0.1608 \\ (-40.608) & (1.0112) \end{pmatrix}$ $LR(2) \text{ for } H_0: \gamma_3 = \gamma_4 = 0 \qquad 17.1154 \qquad 12.076$ $\alpha_0 \qquad \qquad$		0.0176	-0.0005
$\begin{array}{c ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	74	(0.5935)	(-0.1034)
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		-0.7141***	0.1608
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		(-40.0608)	(1.0112)
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	LR(2) for H_0 : $\gamma_3 = \gamma_4 = 0$	17.1154	12.076
$\alpha_1 \\ \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_6 \\ Coefficient of skewness for normalized residuals \\ Coefficient of kurtosis for normalized residuals \\ Coefficient of kurtosis for normalized residuals \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 \\ \alpha_$		-13.9036***	3.2074***
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	α_0	(-3.0936)	(26.8624)
$\alpha_2 \\ \alpha_2 \\ \alpha_3 \\ \alpha_3 \\ \alpha_4 \\ \alpha_4 \\ \alpha_5 \\ \alpha_6 $		0.9469***	0.1727***
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	α_1	(217.3048)	(5.4353)
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		0.00492***	0.0513***
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	α_2	(1.7347)	(9.6725)
$\alpha_4 = \begin{pmatrix} (2.0141) & (5.3143) \\ 0.0009 & -2.46\text{E}-07 \\ (0.1775) & (-1.0951) \\ 23.7633^{***} & 0.0046 \\ (3.4255) & (0.6168) \\ & & & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & & & \\ & & & \\ & & & & \\ & & & \\ & & & & \\ $		0.2903**	0.0007***
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	α_3	(2.0141)	(5.3143)
$\alpha_5 = \begin{pmatrix} (0.1775) & (-1.0951) \\ 23.7633^{***} & 0.0046 \\ (3.4255) & (0.6168) \\ 8.1167 & -0.1471^{***} \\ (1.5309) & (-10.2321) \end{pmatrix}$ LR(4) for H_0 : $\alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0$ 15.6537 143.4644 Coefficient of skewness for normalized residuals -0.6929 -2.1886 Coefficient of kurtosis for normalized residuals 6.1890 51.4264 Log-Liklihood -9605.337 -7173.064 LB(12) : Ljung-Box for normalized residuals 14.185 17.052		0.0009	-2.46E-07
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	$lpha_4$	(0.1775)	(-1.0951)
$\alpha_6 = \begin{pmatrix} (3.4255) & (0.6168) \\ 8.1167 & -0.1471^{***} \\ (1.5309) & (-10.2321) \end{pmatrix}$ LR(4) for H_0 : $\alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0$ 15.6537 143.4644 Coefficient of skewness for normalized residuals -0.6929 -2.1886 Coefficient of kurtosis for normalized residuals 6.1890 51.4264 Log-Liklihood -9605.337 -7173.064 LB(12) : Ljung-Box for normalized residuals 14.185 17.052		23.7633***	0.0046
$\begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	α_5	(3.4255)	
$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		8.1167	-0.1471***
$ \begin{array}{ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	α_6	(1.5309)	(-10.2321)
$ \begin{array}{ccccccccccccccccccccccccccccccccccc$	LR(4) for H_0 : $\alpha_3 = \alpha_4 = \alpha_5 = \alpha_6 = 0$	15.6537	143.4644
$ \begin{array}{cccccccccccccccccccccccccccccccccccc$		-0.6929	-2.1886
LB(12): Ljung-Box for normalized residuals 14.185 17.052	Coefficient of kurtosis for normalized residuals	6.1890	51.4264
	Log-Liklihood	-9605.337	-7173.064
	LB(12): Ljung-Box for normalized residuals	14.185	17.052
	$LB^{2}(12)$: Ljung-Box for normalized squared residuals	12.210	6.5911

주) 1. 코스피 200 선물거래변화량을 종속변수로 설정하는 경우 ARMA(1, 1)-GJR-GARCH(1, 1)-M모형 은 다음과 같다.

평균방정식 : $CONR_t = \gamma_0 + \gamma_1 CONR_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_4 OINR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$

분산방정식 : $\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 KOPIFE_{t-1} + \alpha_4 OINE_{t-1} + \alpha_5 D_1 + \alpha_6 D_3$

코스피 200 선물미결제변화량을 종속변수로 설정하는 경우 ARMA(1,1)-GJR- GARCH (1,1)-M모형은 다음과 같다.

평균방정식 : $IONR_t = \gamma_0 + \gamma_1 IONR_{t-1} + \gamma_2 \sigma_t + \gamma_3 KOSPIFR_{t-1} + \gamma_4 CONR_{t-1} - \gamma_5 \epsilon_{t-1} + \epsilon_t$

분산방정식 : $\sigma_t = \alpha_0 + \alpha_1 \sigma_{t-1} + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_3 CONE_{t-1} + \alpha_4 OINE_{t-1} + \alpha_5 D_1 + \alpha_6 D_2$ 위 식에서 $CONR_t$ 과 $IONR_t$ 는 t의 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량, $KOSPIFR_{t-1}$, $CONR_{t-1}$, $OINR_{t-1}$ 는 t-1의 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량, $KOSPIFE_{t-1}$, $CONE_{t-1}$ 및 $OINE_{t-1}$ 는 코스피 200 선물수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 식 (8)과 식(9)에 적용하여 추정한 잔차의 제곱으로 수익률에 대한 조건부변동성이전효과를 각각 나타낸다. 또한 더미변수 (D1, D2, D3)는 코스피 200 거래수익률, 거래변화량 및 미결제약정변화량의 전기잔차의 값이 음(-)이면 1, 양(+)이면 0의 값을 나타내며, 비대칭적 정보효과를 추정하기 위해 추가한 변수들이다.

- 2. ***, ** : 1%, 5% 유의수준을 나타냄.
- 3. LR(2)와 LR(4)는 추정계수값들의 0에 대한 유의성을 나타내며, 귀무가설은 "계수값이 0이다"임. 또한 $LB(12),\ LB^2(12)$ 는 각각 추정 잔차 및 잔차제곱에 대한 자기상관성이 존재에 대한 Ljung-Box(12) 에 대한 검정통계량이며 모두 χ^2 값을 따름.
- 4. $\chi^2(2)$ 의 임계치: 4.61(10%), 5.99(5%), 9.21(1%), $\chi^2(4)$ 의 임계치: 7.78(10%), 9.49(5%), 13.28(1%), $\chi^2(12)$ 의 임계치: 18.55(10%), 21.03(5%), 26.22(1%).

V. 요약 및 결론

본 연구는 코스피 200 선물시장에서 거래변화량과 미결제약정변화량이 수익률과 변동성에 대한 가격예측기능이 있는지를 실증 분석하는 데 있다. 이를 통해 코스피 200 지수선물시장의 정보효율성을 검증하고 정보의 비대칭성이 존재하는지를 검증함으로써 경제적 함의를 도출하고자 하였다. 분석 자료는 1998년 7월 7일부터 2005년 12월 29일까지 최근월물 코스피 200 선물일별종가, 일별 거래량 및 미결제약정자료의 수익률및 거래변화량과 변동성을 이용하였다. 분석모델로는 VAR 모형을 이용한 그랜즈 인과관계분석, 충격반응함수 및 분산분해와 ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형 등을 통한 다양한 동태적 금융시계열기법들을 이용하였다.

주요 분석결과는 다음과 같이 요약 될 수 있다. 먼저 그랜즈 인과관계 검정결과, 코스피 200 선물거래변화량뿐만 아니라 미결제약정변화량도 수익률의 가격발견에 예측력을 지니고 있는 것으로 추론할 수 있다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 간에는 상호 피드백적인 예측력을 보여주는 결과를 보였으나 거래변화량에 대한 미결제약정변화량의 예측력이 변동성에서도 존재하는 것으로 나타나 미결제약정변화량이 상대적으로 거래변화량에 대해 보다 일관성 있게 예측정보를 제공함을 추론해볼 수 있다.

둘째, 충격반응함수의 결과 코스피 200 선물거래변화량은 수익률에 대해 시차 1에서 4차까지 영향을 미치다가 5차에서 사라지는 양상을 보였으며 코스피 200 선물미결제약 정변화량도 수익률에 대해 시차 1에서 큰 반응을 보이다가 시차 2부터 사라졌다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량 간에는 서로에게 대체로 4차까지 서로 의 정보움직임에 반응하는 것으로 나타났다.

셋째, 분산분해의 결과로는, 코스피 200 선물수익률은 약 4.75%는 미결제약정변화량으로부터, 약 2.46%는 거래변화량으로부터 영향을 받는 것으로 타나났다. 이러한 결과로 볼 때 코스피 200 선물수익률은 거래변화량과 미결제약정변화량의 움직임으로부터 많은 영향을 받고 있음을 추론할 수 있으며, 특히 미결제약정변화량으로부터 상대적으로 더 많은 영향을 받고 있음을 알 수 있다. 이러한 결과는 Watanave(2001), Bessembinder and Seguin(1993)의 연구결과와 대동소이함을 알 수 있다.

VAR 모형의 결론은 충격반응함수와 분산분해의 결과도 그랜즈 인과관계검정의 결과와 대동소이하게 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량은 수익률에 대해 예측 기능을 지니고 있는 것으로 나타났다. 특히 코스피 200 선물미결제약정변화량이 수익률에 대해 더 많은 예측력을 지니는 것으로 나타났다. 이러한 결과는 Jacobs and Oncochie(1998), Kocagil and Shachmurove(1998), Mougoue(2002), Yang, Balyeat and Leatham(2005)의 연구결과와 대동소이함을 보였다. 이러한 결과들은 가설 1을 기각하여 코스피 200 선물시장이 효율적인 시장이 아님을 추론해 볼 수 있다.

넷째, ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M모형을 이용한 분석결과, 코스피 200 선물수 익률과 변동성은 전기의 거래변화량과 미결제약정으로부터 조건부평균방정식과 조건부분산방정식에서 영향을 받고 있는 결과를 보였으며, 정보에 대한 비대칭적 정보효과도 존재함을 보였다. 또한 코스피 200 선물거래변화량과 미결제약정변화량도 코스피 200 수익률로부터 영향을 받는 결과를 보였다. 이러한 결과들은 가설1과 가설2를 각각기각하여 코스피 200 선물시장이 효율적 시장이 아님을 암시해 주는 증거라 볼 수 있다. 따라서 투자자들은 과거의 코스피 200 선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량을 충분히 분석함으로써 초과이익을 달성할 여지를 가지고 있음을 추론해볼 수 있다.

본 연구의 실증분석결과는 t시점의 코스피 200 지수선물수익률과 변동성은 t-1기의 코스피 200 지수선물수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량의 영향을 받는 것으로 나타나 코스피 200 지수선물시장이 비효율적임을 보여주었다. 따라서 본 연구는 코스피 200 지수선물 투자자들에게 과거의 자료(수익률, 변동성, 거래변화량 및 미결제약정변화량)를 잘 분석함으로써 초과수익률을 남길 수 있는 여지가 있음을 보여줌으로써 향후 투자전략에 상당한 도움이 될 것으로 판단된다.

참고문헌

- 길재욱, 정귀자, "시장정보가 과연 일중 주가 변동성과 거래량에 반영되는가?", 증권학회지, 제34집 제1호, 2005.
- 김규영, 김영빈, "주가와 거래량간의 선형 및 비선형 인과관계: 한국 주식시장에서의 실증분석", 재무연구, 제12호, 1996, 1-20.
- 문규현, 홍정효, "국채선도금리(Forward rate)의 효율성(efficiency)에 관한 연구", 재무관리연구, 제22권 제2호, 2005, 1-24.
- 박영규, 장순영, "한국주식시장에서의 거래량에 의한 선도-지연효과 연구", 증권학회지, 제32집 제2호, 2003, 105-139.
- 진태홍, 이주희, 남주하, "거래량과 주가변화에 대한 연구", 증권학회지, 제16집, 1994, 513-526.
- 정종락, "주가변동과 거래량: 이론과 실증적 검정", 증권학회지, 제9집, 1987, 309 -336. 홍정효, 문규현, "미국증권시장의 한국 증권시장에 대한 정보이전효과에 관한 실증적 연구: 대칭적 비대칭적 정보이전효과", 금융학회지, 제 10권 제1호, 2005, 61-93.
- Andersen, Torben, "Return Volatility and Trading Volume: An Information Flow Interpretation of Stochastic Volatility," *Journal of Finance*, 51, 1996, 169–204.
- 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.
- Bessembinder, H. and Seguin, P. J., "Price volatility, trading volume, and market depth: evidence from futures market," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 28, 1993, 21–39.
- Chen, Gong-meng, M, Firth and O, Rui, "The Dynamic Relation Between Stock Returns, Trading Volume, and Volatility," *The Financial Review*, 38, 2001, 153–174.
- Crouch, R. L., "A Nonlinear Test of the Random-Walk Hypothesis," *American Economic Review*, 60, 1970, 199–202.
- Engle, Robert F. and Granger, C., "Cointegration and Error Correction Representation, Estimation, and Testing," *Econometrica*, 55, 1987, 251-1008.

- Foster, F. Douglas, and S. Viswanathan, "Can Speculative Trading Explain the Volume-Volatility Relation?" *Journal of Business and Economic Statistics*, 13, 1995, 379–396.
- Girma, P. B. and Mougoue, M., "An empirical examination of the relation between futures spreads volatility, volume, and open interest," *The Journal of Futures Market*, 22(11), 2002, 1083–1102.
- Granger, C. W. J. and O. Morgenstern, "Spectral Analysis of New York Stock Market Prices," *Kyklos*, 16, 1963, 1–27.
- Hiemstra, C. and J. Jones, "Testing for Linear and Nonlinear Granger Causality in the Stock Price-Volume Relation," *Journal of Finance*, 1994, 1639–1664.
- Jacobs, M. and JR. J. Onochie, "A Bivariate Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity-in-mean Study of the Relationship between Return Variability and Trading Volume in International Futures Markets," *Journal of Futures Markets*, 18, 1998, 379–397.
- Karpoff, Jonathan M., "The Relationship Between Price Changes and Trading Volume: A Survey," *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 22, 1987, 109–126.
- Kocagil, A. E. and Shachmurove, Y., "Return-volume dynamics in futures markets," *Journal of Futures Markets*, 18, 1998, 399–426.
- Nelson, D. B., "Conditional heteroskedasticity in asset returns: A new approach," *Econometrica*, 59, 1991, 347–370.
- Osborne, M. F. M., "Brownian Motion in the Stock Market," *Operations Research*, 7, 1959, 145–173.
- Phillips, P. C. B. and P. Perron, "Testing for a Unit Root in Time Series Regression," *Biometrika*, 75, 1988, 335–346.
- Tauchen, G. and Pitts, M., "The price-volume relation on speculative markets," *Econometrica*, 59, 1983, 371–396.
- Watanave, T., "Price volatility, trading volume, and market depth: evidence from the Japanese stock index futures market," *Applied Financial Economics*, 11, 2001, 651–658.
- Westerfield, R., "The Distribution of Common Stock Price Changes: An Application of Transactions Time and Subordinated Stochastic Models," *Journal of Financial*

Quantitative Analysis, 12, 1977, 743-765.

Yang, J., R. B. Balyeat and D. J. Leatham, "Futures Trading Activity and Commodity Cash Price Volatility," *Journal of Business Finance and Accounting*, 32, 2005, 297–323.

THE KOREAN JOURNAL OF FINANCIAL MANAGEMENT Volume 24, Number 4, December 2007

The Relationship among Returns, Volatilities, Trading Volume and Open Interests of KOSPI 200 Futures Markets

Gyu-Hyen Moon* · Chung-Hyo Hong**

-<abstract>-

This paper tests the relationship among returns, volatilities, contracts and open interests of KOSPI 200 futures markets with the various dynamic models such as granger-causality, impulse response, variance decomposition and ARMA(1, 1)-GJR-GARCH(1, 1)-M. The sample period is from July 7, 1998 to December 29, 2005. The main empirical results are as follows;

First, both contract change and open interest change of KOSPI 200 futures market tend to lead the returns of that according to the results of granger-causality, impulse response and variance decomposition with VAR. These results are likely to support the KOSPI 200 futures market seems to be inefficient with rejecting the hypothesis 1.

Second, we also find that the returns and volatilities of the KOSPI 200 futures market are effected by both contract change and open interest change of that due to the results of ARMA(1,1)-GJR-GARCH(1,1)-M. These results also reject the hypothesis 1 and 2 suggesting the evidences of inefficiency of the KOSPI 200 futures market.

Third, the study shows the asymmetric information effects among the variables. In addition, we can find the feedback relationship between the contract change and open interest change of KOSPI 200 futures market.

Keywords: KOSPI 200 Futures Contracts and Open Interests, Granger Causality Test, ARMA(1,1)-GJR -GARCH(1,1)-M, Impulse Response Function, Variance Decomposition

^{*} Professor, Kyonggi University, Korea

^{**} Professor, Kyoungnam University, Korea