財務管理研究 第二十三券 第一號(2006. 6), 243~266

코스피 200 주가지수선물을 이용한 교차헤지(cross-hedge)

홍정효* · 문규현**

〈요 약〉

본 연구는 한국종합주가지수, 코스피200 주가지수, 코스닥종합주가지수 및 코스닥50 주가지수의 현물포지션(spot position) 보유에 따른 자산가격변동 위험을 헤지하기 위하여 코스피200 주가지수선물을 이용한 최적헤지비율(optimal hedge ratio) 및 헤지성과(hedge performance)를 추정하는데 있다. 연구모형으로는 이변량 GARCH 및 EGARCH모형을 사용하였으며 주요 분석결과는 다음과 같다.

첫째, 국내 주식시장의 경우 모형에 상관없이 직접헤지(코스피200 현/선물)의 성과가 교차헤지(종합주가지수, 코스닥종합주가지수, 코스닥50 주가지수/코스피200 지수선물)의 성과보다 뛰어난 결과를 보였다.

둘째, 교차헤지의 성과에서는 현/선물의 기초자산이 비슷한 종합주가지수와 코스피200 지수선물과의 결과가 다른 결과들에 비해 월등히 우수한 것으로 나타났다.

셋째, 모형별 헤지성과에서는 외표본기간(out-of-sample period)동안 헤지비율이 일정한 것으로 가정하는 최소분산헤지모형의 헤지성과가 헤지비율이 시간이 경과함에 따라 변화하는 GARCH모형과 EGARCH모형의 성과보다 뛰어난 결과를 보였다.

이러한 분석결과는 우리나라 주식시장의 위험을 감소시키기 위한 헤지전략으로는 직접헤지가 교차헤지에 비해 유리하지만 교차헤지의 성과도 미국 주식시장의 성과보다 월등히 나은 결과를 보여 교차헤지의 유용성을 보여주었다. 또한 헤지모델은 시계열 특성이나 헤지비율의 시간가변성 등을 고려하지 않은 단순한 최소분산모형을 헤지전략에 사용하여도 큰 무리가 없는 것으로 나타났다. 특히 본 분석은 동일한 현물포트폴리오에 대한 동일한 선물포트폴리오를 가지지 못하는 지수현물에 대한 위험축소 방안으로 교차헤지가 도움이 될 수 있다는 점에서 그 의미를 제공해 줄 수 있다.

주제어 : 직접헤지(direct-hedge), 교차헤지(indirect-hedge), 헤지성과, 최소분산헤지모형, 이변량 GARCH(1,1)모형, 이변량 EGARCH(1,1)모형

논문접수일 : 2004년 11월 2일 논문게재확정일 : 2006년 6월 1일

* 제 1저자, 경남대학교 경영학부 교수. E-mail : hong0312@kyungnam.ac.kr

** 교신저자, 경기대학교 경영학부 교수. E-mail : ghmoon@kyonggi.ac.kr

*** 세심한 심사평을 해주신 익명의 두 분 심사위원에게 깊이 감사드립니다. 본 연구는 2006학년도 경남대학교 학술연구장려금 지원으로 이루어졌음.

Ⅰ. 서 론

선물은 현물에서 발생하는 위험을 줄이거나 제거하는데 사용되어지는 유용한 금융상품이라고 할 수 있다. 기존의 헤지에 관한 연구는 주로 직접적 헤지(direct-hedge)에 그 초점이 맞추어져 왔다. 그러나 현실적으로는 현물과 완전히 동일한 상품의 거래기간과 특성을 갖춘 선물이나 옵션상품을 헤지의 거래상대로 찾아서 헤지효율성을 높이는 것은 쉬운 일이 아닐 수 있다. 즉, 다양한 욕구를 가진 투자자들을 위한 다양한 금융상품의 개발은 또 다른 여러 위험에 노출되게 마련이다.

본 연구는 기존의 직접적 헤지의 연장선 측면에서 우리나라 주식시장의 대표적 주가지수들인 한국종합주가지수, 코스피 200 지수현물, 코스닥종합주가지수 및 코스닥50 지수현물을 코스피 200 지수선물을 이용한 교차적 헤지(cross-hedge)를 시도하는데 있다. 즉, 교차적 헤지(cross-hedge)란 현물과 선물포지션의 특성이 완전히 맞지 않는 경우에 이루어지는 헤지라 할 수 있다. 따라서 이러한 분석결과를 통해서 직접적 헤지(direct-hedge)와 교차적 헤지(cross-hedge)간의 차이가 있는지 혹은 교차적 헤지가 현물위험을 줄이는 유용성은 있는지 등을 파악할 수 있을 것이다.

Figlewski(1984)는 미국증시의 주요 5가지 현물주가지수 즉, S&P500 주가지수, NYSE종합주가지수, AMEX종합주가지수, NASDAQ주가지수 및 다우존스산업평균주가지수에 대해 S&P500 주가지수선물을 이용하여 헤지효과를 분석하였다. 분석결과에 따르면 헤지후 지수의 종목이 동일하거나 비슷한 S&P500 주가지수, NYSE종합주가지수 및 다우존스산업평균주가지수의 위험(standard deviation)이 각각 76%, 73%, 70%로 감소한 반면, 그렇지 않은 AMEX종합주가지수와 NASDAQ주가지수의 분산은 헤지후 각각 41%와 38%로 상대적으로 적게 감소함을 보였다. 특히 나스닥주가지수에 대한 헤지성과가 가장 낮은 것으로 보고하였다.

Eaker and Grant(1987)는 통화선물시장이 개설되어 있는 국가들의 통화인, 영국파운드, 캐나다달러, 독일마르크, 일본엔, 스위스프랑과 통화선물시장이 개설되어 있지 않는 국가들의 통화인, 이테리리라, 그리스드라크마, 스페인페스타, 남아프리카렌드 등의 자료를 대상으로 직접헤지와 교차헤지분석을 실시하였다. 분석결과 직접헤지의 결과가 나은 것으로 나타났으며, 교차헤지의 경우 일대일대응의 단순교차헤지보다는 일대다수통화의 복수교차헤지의 결과가 나은 것으로 보고하였다.

Ghosh(1993)는 S&P 500 주가지수, 다우존스산업평균지수 및 NYSE종합주가지수에 대한 가격변동위험을 헤지하기 위해 S&P500주가지수선물의 최적헤비율을 추정하였다.

분석결과 헤지후 각 주가지수들의 분산이 상당히 감소함을 보였으며, 특히 모형에 따라 직접헤지(S&P 500주가지수 : S&P500 주가지수선물)보다 교차헤지(다우존스산업평균지수 및 NYSE종합주가지수 : S&P500 주가지수선물)의 결과가 더 나은 것으로 나타났다. 이 논문에서도 교차헤지의 유용성을 제시하였다.

Ederington(1979)은 포트폴리오 헤지이론을 통해 미재무성 90일물 T-bill과 GNMA의 현물가격변동위험을 T-bill 선물과 GNMA선물을 이용하여 헤지성과를 분석하였다. 이외에도 Myers(1991), Howard-D'Antonio(1991), McNew-Fackler(1994), Gagnon-Lypny(1995), Park-Switzer (1995), Chang-Chang-Fang(1996), Ghosh and Clayton(1996) 등의 연구가 있으며 이들 대부분은 직접헤지(direct-hedge)에 그 초점이 맞추어져 있다.

국내의 경우도 곽수종(1997), 정한규(1999), 이재하, 장광열(2001), 옥기율(1998), 정진호, 임병진, 원종현(2002), 이재하, 한덕희(2002) 등으로 대부분 직접헤지(direct-hedge)를 중심으로 연구가 이루어져 왔다.

본 연구에서는 국내의 주요 주가지수들에 대한 교차헤지(cross-hedge)에 대한 유용성을 검정하는데 있으며, 이를 위해 전통적인 헤지모형뿐만 아니라 시간가변적 헤지모형 등 다양한 분석방법을 도입하였다. 이를 통해 헤지모형별 헤지성과를 비교분석하였고 분석기간은 2001년 1월 31일부터 2002년 12월 31일까지 설정하였다.

본 연구의 구성은 다음과 같다. 제Ⅰ장의 서론에 이어 제Ⅱ장에서는 본 연구에서 사용될 데이터와 기초통계량을 제시하였고, 제Ⅲ장에서는 연구방법론을 제시하였다. 제Ⅳ장에서는 실증분석결과를, 제Ⅴ장에서는 본 연구결과 및 요약을 제시하였다.

Ⅱ. 분석자료

본 분석에서는 한국종합주가지수, 코스피200 주가지수, 코스닥종합주가지수, 코스닥50 주가지수 및 코스피200 주가지수선물을 2001년 1월 2일부터 2002년 12월 31일까지의 일변 시계열자료를 사용하였다.[1] 이들 자료는 datastream으로부터 구하였다. 한국종합주가지수, 코스피200 지수현물, 코스닥종합주가지수, 코스닥50 지수현물 자료는 오후 3시의 자료를 사용하였으며, 코스피200 주가지수선물은 오후 3시 15분의 자료를 사용하였다.

실증분석에 앞서 각 시계열 자료들의 특성을 기초통계량 분석을 통해 살펴보았으며, 그 결과가 <표 1>에 제시되어 있다. 분석기간동안 각 지수들의 가격변화량의 왜도

1) 코스피200 지수선물의 자료는 최 근월물의 자료를 사용하였다.

(skewness)는 종합주가지수를 제외하고 모두 음(-)으로 꼬리부분이 왼쪽으로 길어진 (skewed to the left) 형태를 보이고 있다. 한편, 각 지수들의 가격변화량의 첨도의 값은 3보다 큰 것으로 나타나 정규분포보다 더 뾰족한 형태를 보여주고 있다.

또한, 표본에 대한 정규성(normality) 검정을 위해서는 Bera-Jacque 검정통계량을 사용하였으며, 모든 지수들의 수준변수 및 가격변화량들의 Bera-Jacque 검정통계량 값은 1%수준에서 모두 통계적으로 유의하게 기각되어 각 시계열들의 분포가 정규분포(normal distribution)가 아님을 알 수 있다.

이러한 기초통계 분석결과는 각 지수들의 가격변화량을 이용한 추정회귀식의 잔차항이 이분산성(heteroskedasticity)을 가질 가능성이 높다는 것을 의미한다. 즉, 분석대상 자료의 비정규성, 예상되는 추정잔차의 이분산성(heteroskedasticity) 등은 시간가변적인(time-varying) ARCH모형류를 이용한 분석의 타당성을 높여주고 있다.

<표 1> 기초통계량분석

구 분	한국종합주가지수		코스피200 지수현물		코스닥종합주가지수	
	수준변수	가격변화량	수준변수	가격변화량	수준변수	가격변화량
평 균	+83.1286	+1.575890	+83.0119	+0.0337	+68.2872	-0.0231
중간값	+81.5750	+0.720000	+81.0000	+0.0700	+69.7200	+0.0400
최대값	+117.660	+667.1300	+118.200	+7.7300	+94.3000	+6.1100
최소값	+58.0300	-64.97000	+57.3500	-7.9600	+43.6700	-7.1600
표준편차	+14.5151	+33.17597	+14.6682	+1.8054	+11.9703	+1.6834
왜 도	+0.40183	+16.49888	+0.4156	-0.2189	-0.2082	-0.2836
첨 도	+2.20433	+332.0584	+2.2508	+4.5681	+2.1819	+4.6324
B-J	+26.1124***	+8378.00***	+25.5653***	+54.1203***	+17.1708***	+60.8517***

구 분	코스닥50 지수현물		코스피200 지수선물	
	수준변수	가격변화량	수준변수	가격변화량
평 균	+89.1127	-0.0739	+83.0119	+0.0343
중간값	+86.6750	+0.0000	+81.0000	+0.1000
최대값	+132.300	+7.5600	+118.200	+6.6500
최소값	+56.3000	-17.8100	+57.3500	-6.6500
표준편차	+15.4388	+2.2744	+14.6682	+1.8675
왜 도	+0.3804	-0.9957	+0.4156	-0.1584
첨 도	+2.5654	+10.8146	+2.2508	+3.9708
B-J	+14.8469***	+1300.68***	+25.5653***	+21.2942***

주 1) 분석기간은 2001년 1월 2일부터 2002년 12월말까지임.
2) ***는 1% 유의수준.
3) B-J(Bera-Jarque)는 분석 자료의 정규성(normality)을 검정하는 것으로 통계량은 다음과 같으며, 귀무가설 정규성하에서 χ^2분포를 따름.

$$B-J = T\left(\frac{Skewness^2}{6} + \frac{(Kurtosis-3)^2}{24}\right)$$

금융시계열분석에서 분석자료의 안정성을 검증하는 것은 매우 중요하다.[2] 본 연구에서는 각 시계열의 단위근검정(unit root test)을 위해 일반적으로 이용되는 ADF검정(Dickey and Fullers, 1979)과 PP검정(Phillips and Perron, 1988)을 실시하였다. <표 2>은 분석결과를 제시해 주고 있으며, 모든 주가지수들의 수준변수들은 모두 불안정한 I(1) 변수로 나타났으나, 1차 차분된 주가지수들의 가격변화량은 ADF 및 PP검정 모두 단위근이 존재한다는 귀무가설이 1% 수준에서 기각되어 단위근이 존재하지 않는 것으로 나타났다. 따라서 본 분석에 사용된 주가지수들의 가격변화량들은 모두 안정적인 (stationary) 시계열임을 알 수 있다.

<표 2> 단위근검정(unit root test)

구 분		ADF 검정		PP 검정	
		상수항(1)	추세선(2)	상수항(1)	추세선(2)
한국종합 주가지수	수준변수	-1.3764	-1.2096	-1.6340	-1.2758
	가격변화량	-9.8347***	-9.8967***	-21.9354***	-21.9514***
코스피200 지수현물	수준변수	-1.3604	-1.2666	-1.6234	-1.3389
	가격변화량	-10.0866***	-10.0970***	-21.8330***	-21.8484***
코스닥종합 주가지수	수준변수	-1.2369	-2.1150	-1.3086	-2.5025
	가격변화량	-8.4269***	-8.4685***	-20.4447***	-20.5211***
코스닥50 지수현물	수준변수	-1.4116	-1.3330	-1.6652	-1.3994
	가격변화량	-8.7228***	-8.7399***	-22.1170***	-22.1036***
코스피200 지수선물	수준변수	-1.3764	-1.2096	-1.6340	-1.2758
	가격변화량	-9.8021***	-9.8119***	-22.0992***	-22.1144***

주 1) ***는 1% 유의수준.
2) ADF 검정과 PP검정의 단위근(unit root) 가설을 기각하기 위한 MacKinnon 임계치(critical value)는 1% -3.9810, 5% -3.4209, 10% -3.1329임.
3) (1)은 상수항만 포함하는 경우이며, (2)는 상수항과 추세선을 동시에 포함하는 경우임.

한편, 지수들이 단위근(unit root)을 갖고 있다 하더라도 이들 수준변수들간의 선형결합함수는 안정적일 수 있기 때문에 허구적 회귀현상(spurious regression)이 발생하지 않을 수도 있다. 예를 들어, 코스피200 지수현물의 수준변수 y_t와 코스피200 지수선물

2) Granger와 Newbold(1974)는 분석 변수가 I(1)로 단위근을 가질 경우 가성회귀(spurious regression)가 발생한다는 문제를 제기하였으며 불안정한 변수를 사용한 가성회귀식의 결정계수(R^2)는 매우 높은 값을 가지지만 이들 분석결과들의 경제적 의미는 없다. 또한 불안정한 시계열들을 이용하여 Monte Carlo 시뮬레이션 결과 약 75%의 경우에 있어서 회귀계수가 통계적으로 유의하고 매우 높은 결정계수를 갖는 것으로 나타났다. 그러나 회귀분석에 사용된 시계열 자료간에는 상호 독립적인 관계로 인하여 어떠한 경제적인 의미가 없기 때문에 회귀계수들이 통계적으로 유의하다 하더라도 아무런 의미를 갖지 않는다. 따라서 회귀분석에 앞서 변수의 안정성을 검증하는 것은 매우 중요하다고 제시하였다.

의 수준변수 x_t가 각각 불안정(non-stationary)한 I(1) 변수라고 하면 이 두 시계열의 선형결합인 $y_t - \beta x_t$도 일반적으로는 불안정한 I(1)변수로 기대될 수 있으나 만약 두 시계열간의 선형결합이 안정적인 I(0)로 나타난다면 이는 코스피200 지수현물과 코스피200 지수선물은 서로 공적분(cointegration)관계에 있다고 볼 수 있다. 따라서 코스피200 지수현물과 코스피200 지수선물사이에 공적분관계가 존재하고 있는데도 불구하고 각 시계열들의 차분된 자료를 분석에 사용할 경우 정보유실문제와 헤지비율이 과소추정되는 문제가 발생할 수 있다.[3)]

<표 3> 요한센 공적분검정

구 분		Eigenvalue (고유값)	Likelihood Ratio (우도비통계량)	5 % 임계치	1 % 임계치
코스피200 지수선물/ 한국종합주가지수	시차(lag)가 5인경우	+0.02997	+16.65645**	+15.41	+20.04
		+0.00404	+1.957998	+3.76	+6.65
	시차(lag)가 10인경우	+0.02467	+13.84363	+15.41	+20.04
		+0.00396	+1.900411	+3.76	+6.65
코스피200 지수선물/ 코스피200 지수현물	시차(lag)가 5인경우	+0.05578	+29.4778***	+15.41	+20.04
		+0.00349	+1.6936	+3.76	+6.65
	시차(lag)가 10인경우	+0.03823	+20.2612***	+15.41	+20.04
		+0.00330	+1.5872	+3.76	+6.65
코스피200 지수선물/ 코스닥종합주가지수	시차(lag)가 5인경우	+0.00930	+5.38001	+15.41	+20.04
		+0.00178	+0.86311	+3.76	+6.65
	시차(lag)가 10인경우	+0.00578	+3.51095	+15.41	+20.04
		+0.00154	+0.73984	+3.76	+6.65
코스피200 지수선물/ 코스닥50 지수현물	시차(lag)가 5인경우	+0.00851	+5.67415	+15.41	+20.04
		+0.00317	+1.53762	+3.76	+6.65
	시차(lag)가 10인경우	+0.00444	+3.27978	+15.41	+20.04
		+0.00239	+1.14684	+3.76	+6.65

주 1) ***, **는 1%, 5% 유의수준.

본 연구에서는 각 주가지수들과 코스피200 지수선물의 수준변수(level variable)들간의 장기적인 균형관계가 존재하는지 살펴보기 위하여 일반적으로 사용되는 요한센 공적분검증을 실시하였으며, 그 결과가 <표 3>에 제시되어 있다. 분석결과 한국종합주가지수 및 코스피200 지수현물과 코스피200 지수선물의 수준변수간에는 "공적분이 존재하지 않는다"는 귀무가설을 기각하여 공적분관계가 1개 이상 존재하는 것으로 판단 할

3) 더 자세한 내용은 Maddala & Kim(1998)을 참조할 것.

수 있으나, 코스닥종합주가지수와 코스피200 지수선물 및 코스닥50 지수현물과 코스피 200 지수선물의 수준변수들간에는 공적분검정의 귀무가설을 통계적으로 기각하지 못함에 따라 공적분관계가 존재하지 않았다.4) 따라서 한국종합주가지수 및 코스피200 지수선물과 코스피 200 지수현물간의 헤지비율 및 헤지성과 추정시 오차수정항(error correction term)을 포함시킨 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형을 적용하였으며, 코스피 200 지수선물과 코스닥종합주가지수 및 코스닥50 지수현물간에는 오차수정항을 제외시킨 이변량 GARCH(1,1)모형을 통한 최적헤지비율(optimal hedge ratio) 및 헤지성과(hedge performance)를 추정하였다.

Ⅲ. 분석방법론

현물보유에 따른 위험을 줄이거나 없애기 위한 가장 간단한 헤지방법중의 하나는 단순헤지(naive hedge)이라 할 수 있다. 단순헤지는 현물과 선물의 상관관계가 1이 됨을 전제로 하는 경우를 말한다. 즉, 현물에 대한 매수포지션을 취한 투자자가 동일시점에서 동일양의 선물에 대해 매도포지션을 취하고, 만기의 현물매도시점에서 선물매수를 취함으로써 현물가격변화에 대한 손실을 막을 수 있는 전략이다.

선물과 현물가격이 항상 함께 움직이지 않는 상황에서 Edrington(1979)에 의해 제시된 최소분산헤지모형(minimum variance hedge model)을 단순헤지의 대안으로 고려할 수 있다. 헤저는 현물과 선물가격변화량간에 적절한 회귀식을 아래와 같이 구성하고 추정된 회귀계수 $\hat{\beta}$을 최적헤지비율로 선택할 수 있다. 이 경우 헤저는 현물 1단위를 매입(long)하고 선물 $\hat{\beta}$단위를 매도(short)함으로써 순포지션의 분산이 최소가 되는 헤지를 하게 된다. 따라서 현물과 선물간 순포지션의 분산을 최소화시킨다는 의미에서 최소분산헤지라고도 한다.

$$S_t - S_{t-1} = \alpha + \beta(F_t - F_{t-1}) + \varepsilon_t \quad (1)$$

위 식에서 RS_t와 $S_t - S_{t-1}$은 t-1시점에서 t시점까지의 한국종합주가지수, 코스피 200 지수현물, 코스닥종합주가지수, 코스닥 50 주가지수현물의 가격변화량(price change)을 나타내며 RF_t와 $F_t - F_{t-1}$은 t-1시점에서 t시점까지의 코스피200 주가지수선물의

4) Engle과 Granger(1987)는 두 변수간에 공적분 관계가 존재하는 경우 시계열 분석모형에 오차수정항(error correction term)을 포함시킬 것을 주장하였다.

가격변화량을 의미한다. β는 최소자승추정법(OLS : ordinary least squares)으로 추정된 최소위험 헤지비율의 추정치다. 최소분산 헤지모형에서는 시간변동에 관계없이 최적헤지비율이 일정한(constant) 것으로 가정한다.

그러나 식 (1)과 같은 최소분산헤지모형을 이용한 최적헤지 비율추정에는 두 가지 문제가 발생할 수 있다. 첫째, 현물과 선물의 수준변수들 사이에 공적분(co-integration) 관계가 존재하는 경우 회귀분석에 사용되는 시계열자료를 과도하게 차분(over-differencing)하게 되어 현·선물들간의 장기적인 관계를 불분명하게 하는 결과를 초래할 수 있다. 둘째, 전통적인 최소분산헤지모형에 적용되는 현물과 선물시장에서의 위험은 헤지기간동안 일정한(constant)한 것으로 가정하지만, 현실적으로는 선물이 새로운 국내외 정보를 반영시키면서 시시각각 변화하는 것을 고려하면 헤지비율을 일정한 것으로 가정하는 최소분산헤지모형은 현실세계와 차이가 발생할 수 있다.[5)]

따라서 국내 현·선물시장은 국내외 금융시장에서 발생하는 새로운 정보에 따라 실시간으로 확률적으로 변할 수 있으므로 시간가변성(time variance)을 분석모형에 포함시킬 필요성이 제기 되었다. 또한 주가지수 현·선물에 대한 기초통계량분석결과에서 나타나고 있는 초과첨도, 비정규성 및 예상되는 추정잔차의 이분산성은 GARCH(1,1)모형[6)]을 이용한 헤지비율 및 헤지성과분석의 타당성을 암시해주고 있다.[7)]

이변량(Bivariate) GARCH(1,1)모형을 실증분석에 사용하기 전에 추정모형의 적합성 및 타당성을 검정을 위해 각 지수들의 가격변화량에 대하여 아래와 같은 일변량(univariate) GARCH(1,1) 모형을 추정하였다.

$$RS_t[RF_t] = \alpha_0 + \varepsilon_t \tag{2}$$

$$H_t = \alpha_1 + \beta_1 \varepsilon_{t-1}^2 + \beta_2 H_{t-1} \tag{3}$$

5) 따라서 본 연구에서는 이러한 문제를 해소하기 위하여 헤지기간동안 시간이 경과함에 따라 헤지비율이 변화는 것으로 가정하는 GARCH(1,1)모형을 이용하였다.

6) 본 연구에서는 GARCH모형 사용에 대한 적합성 및 타당성분석에 근거하여 Engle(1982)에 의해 제시된 ARCH(autoregressive conditional heteroskedasticity)모형을 일반화한 Bollerslev(1986)의 GARCH모형을 사용하였다. GARCH모형은 t기의 조건부분산이 과거 잔차제곱들의 선형결합(linear combination)으로 설명된다는 ARCH모형을 확장한 모형으로 반복적인 대입과정을 통하여 ARCH(∞)모형으로 표현될 수 있으며, 조건부분산은 과거잔차의 제곱뿐만 아니라 조건부분산의 시차변수에 의해서도 설명될 수 있다. 즉, 작은 수의 모수(parameter)를 사용함에도 긴 시차(lag)를 갖는 ARCH모형을 추정하는 것과 유사한 효과를 가져올 수 있다.(Maddala, Kim(1998))

7) 분산방정식이 대각행렬이라는 제약을 가함으로서 추정하고자 하는 모수의 수를 9개로 줄이는 것이 가능하다. 그러나 이 경우 공분산 행렬이 항상 양정부호가 되도록 하기 위한 일정한 제약조건을 가하게 된다는 단점이 존재한다.

위 식 (1)에서 RS_t, RF_t는 t시점 현물과 선물의 가격변화량을 각각 나타낸다. 지수현물들과 선물의 가격변화량에 대한 일변량 GARCH(1,1)모형을 추정한 결과가 <표 4>에 제시되어 있다. 종합주가지수, 코스피200 주가지수현물, 코스닥종합주가지수현물, 코스닥50 지수현물 및 코스피200 주가지수선물의 가격변화량은 1%수준에서 통계적으로 유의하게 시차를 갖는 잔차의 제곱보다 자신의 조건부분산(H_{t-1})에 의해 더 많이 설명되고 있음을 보여주고 있다. GARCH(1,1)모형의 설명력을 나타내주는 $\beta_1+\beta_2$의 합이 1보다 작으며, 양(+)의 부호를 나타내고 있다. 또한 추정잔차 및 잔차제곱의 정규성을 검정한 Ljung-Box 통계량 값들도 일반적인 수준에서 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났다. 이러한 분석결과는 조건부분산은 전기의 잔차제곱뿐만 아니라 조건부분산 자기 자신에 의해서도 설명되고 있음을 의미한다. 이는 코스피200 주가지수선물의 헤지비율 및 헤지성과 추정에 대한 분석을 위해 이변량 GARCH(1,1)모형 사용에 대한 타당성을 제시해 주고 있다.

<표 4> 각 주가지수 현·선물 가격변화량을 이용한 일변량 GARCH(1,1)모형 분석

구 분	한국종합 주가지수	코스피200 주가지수현물	코스닥지수 현물	코스닥50지수 현물	코스피200 주가지수선물
α_0	+7.52389*** (23.48910)	+0.01310 (0.15649)	-0.06218 (-0.86688)	-0.03928 (-0.35787)	+0.03897 (0.48808)
α_1	+1.774327*** (3.00822)	+0.20081* (1.78631)	+0.06494** (1.99698)	+0.20474*** (2.84370)	+0.16427* (1.75847)
β_1	+0.13483*** (5.08697)	+0.07679** (1.96136)	+0.02909** (2.38576)	+0.00952*** (+4.74956)	+0.06834** (2.17636)
β_2	+0.86158** (1.96)	+0.86870** (15.1534)	+0.93979*** (44.4507)	+0.96722*** (+70.92934)	+0.88266*** (18.6937)
Log-L	-1777.45	-975.683	-911.042	-1069.56	-985.283
$LB(12)$	+13.27	+3.37	+15.53	+8.25	+2.38
$LB^2(12)$	+13.34	+5.65	+6.29	+4.82	+9.73

주 1) ***, **, *는 1%, 5%, 10% 유의수준을 나타냄.
2) $LB(12)$, $LB^2(12)$는 각각 추정 잔차 및 잔차제곱에 대한 Ljung-Box(12)에 대한 검정통계량을 나타내며, $x^2(12)$의 임계치는 18.55(10%), 21.03(5%), 26.22%(1%)임.
3) 추정에 사용된 일변량(univariate) GARCH(1,1)모형의 방정식은 다음과 같다.
조건부 평균식 : $RS_t[RF_t]=a_0+\varepsilon_t$
조건부 분산식 : $\sigma_t=\alpha_1+\beta_1\varepsilon^2_{t-1}+\beta_2\sigma_{t-1}$
여기서 RS_t, RF_t는 각 현물 및 선물의 가격변화량, σ_t는 각 주가지수들의 조건부 분산을 의미하며, 다른 시계열들에 대해서도 동일한 모형이 적용되었음.

따라서 해당 금융시계열의 분산이 과거의 분산에 의존하여 시간이 경과함에 따라 변화하는 조건부이분산(time-varying conditional heteroskedasticity)은 GARCH(p,q)모형에 의해 설명될 수 있다. 본 연구에 사용된 이변량 GARCH(1,1)모형과 오차수정항을 포함시킨 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형은 다음과 같다.

$$RS_t = a_{0s} + e_{st} \tag{4}$$

$$RF_t = a_{0f} + e_{ft} \tag{5}$$

$$RS_t = a_{0f} + a_{1f}(RS_{t-1} - \gamma RF_{t-1} - C) + e_{ft} \tag{6}$$

$$RF_t = a_{0f} + a_{1f}(RS_{t-1} - \gamma RF_{t-1} - C) + e_{ft} \tag{7}$$

단, $$\begin{bmatrix} e_{s,t} \\ e_{f,t} \end{bmatrix} | \Psi \sim N(0, H_t), \tag{8}$$

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{ss,t} & h_{sf,t} \\ h_{sf,t} & h_{ff,t} \end{bmatrix} \tag{9}$$

$$Vech(H_t) =$$

$$\begin{bmatrix} h_{ss,t} \\ h_{sf,t} \\ h_{ff,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{ss,t-1} \\ h_{sf,t-1} \\ h_{ff,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon^2_{s,t-1} \\ \varepsilon_{s,t-1}, \varepsilon_{f,t-1} \\ \varepsilon^2_{f,t-1} \end{bmatrix} \tag{10}$$

위 식 (4)~식 (10)에서 RS_t, RF_t 는 현물과 선물의 가격변화량(price change)을 나타내며, Ψ_{t-1}는 t-1시점까지의 정보집합(information set)을 의미한다. $h_{ss,t}$, $h_{ff,t}$, $h_{sf,t}$는 ε_{st}의 분산(variance), ε_{ft}의 분산 및 ε_{st}와 ε_{ft}의 공분산(covariance)을 각각 의미한다. $Vec(\cdot)$는 N×N행렬의 하방삼각형(lower triangular)을 {N(N+1)/2}×1벡터로 차례로 쌓아 표시하는(stacking) vector-half operator(예를 들어 이변량(bivariate)인 경우, 즉 N=2인 경우 2×2행렬을 3×1벡터로 나타낼 수 있다)를 의미한다. 조건부평균방정식에서의 $S_{t-1} - \gamma F_{t-1} - C$는 오차수정항을 나타낸다.

위 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형은 Bollerslev의 단일 시계열 GARCH모형을 확장한 것으로서 조건부 분산과 공분산 과정이 각각 GARCH과정을 따르는 것으로 가정하고 있다. 이 경우 식 (6)의 분산방정식(variance equation)에서 추정해야할 계수 값들은 모두 21개로써 너무 많으며, 또한 그 경제적 의미도 본 연구에서 추정하고자 하는 최적 헤지비율(optimal hedge ratio)을 구하는데 있어서는 필요 없는 부분이다. 따라서 Bollerslev, Engle & Wooldridge(1988)이 제시한 필요한 모수(parameter)만 추정한다(parsimonious representation)는 측면에서 b와 c를 대각행렬(diagonal matrix)이라

가정한다. 이는 조건부분산식(conditional variance equation)에서 추정해야할 모수(parameter)의 수를 9개로 줄일 수 있게 된다. 대각행렬의 제약 하에서 b_{12}, b_{13}, b_{21}, b_{23}, b_{31}, b_{32}, c_{12}, c_{13}, c_{21}, c_{23}, c_{31}, c_{32}의 값들은 모두 제로(0)가 된다. 이 경우 교차항 e_{st}, e_{ft}의 계수가 음의 값을 가질 경우 의미를 가지지 못한다.[8] 이를 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$Vech(H_t)$$

$$\begin{bmatrix} h_{ss,t} \\ h_{sf,t} \\ h_{ff,t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & 0 & 0 \\ 0 & b_{22} & 0 \\ 0 & 0 & b_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h_{ss,t-1} \\ h_{sf,t-1} \\ h_{ff,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_{11} & 0 & 0 \\ 0 & c_{22} & 0 \\ 0 & 0 & c_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon^2_{s,t-1} \\ \varepsilon_{s,t-1}, \varepsilon_{f,t-1} \\ \varepsilon^2_{f,t-1} \end{bmatrix} \qquad (11)$$

헤지비율 및 헤지성과 분석을 위하여 추정해야할 계수는 식 (5)의 평균방정식에서 2개와 식 (9)의 분산방정식에서의 9개인 모두 11개이다. 분석기간동안 헤지비율(hedge ratio)은 식(9)의 분산방정식 추정결과에서 나오는 분산-공분산행렬을 이용하게 된다. 따라서 이변량 GARCH모형을 이용한 각 주가지수들의 가격변화량과 코스피200 지수선물의 수익률간의 조건부공분산을 코스피200 지수선물수익률의 조건부분산으로 나눈 비율($h_{sf,t} / h_{ff,t}$)을 헤지비율로 사용한다. 분석기간동안 시간에 따라 변화하는 헤지비율은 식(8)의 조건부분산식을 추정하여 도출되는 분산-공분산행렬을 사용하였다.

한편, 이변량 GARCH(1,1)모형은 조건부분산의 값이 항상 양(+)의 값을 갖게 하기 위하여 모수에 일정한 제약조건을 가하게 되는데 이러한 조건들은 조건부분산과정을 필요이상으로 제약하게될 가능성이 있다. 또한, 일반적으로 GARCH모형은 현재 주가지수 현물가격변화량의 잔차제곱이 주가변동성에 영향을 미치게 되어 조건부 변동성에 대한 충격이 양(+)인지 또는 음(-)인지에 관계없이 항상 대칭적인 효과를 가져오게 한다. 즉, GARCH모형은 Black(1976)이후 널리 알려진 현재의 자산 수익률과 미래의 수익률 변동성간의 음(-)의 상관관계를 고려하지 않고 있는 것이다. 따라서 Nelson(1991)의 EGARCH모형은 변동성에 대한 비대칭적 정보효과를 고려하는 유용한 모형이다. 말하자면, 음(-)의 충격이 같은 크기의 양(+)의 충격에 비해 변동성에 더 큰 영향을 미치는 보호효과를 반영하는 모형인 것이다. 따라서 본 연구에서는 역외선물환율의 헤지비율 및 헤지성과의 비대칭적인 효과를 분석하기 위하여 아래와 같은 이변량 EGARCH(1,1)모형과 이변량 ECT-EGARCH(1,1)모형에 대한 분석도 추가적으로 실시하였다.

8) 김명직, 장국현, *금융시계열분석*, 경문사, 1998, 164.

$$RS_t = \alpha_{0s} + e_{st} \tag{12}$$

$$RF_t = \alpha_{0f} + e_{ft} \tag{13}$$

$$RS_t = \alpha_{0f} + \alpha_{1f}(RS_{t-1} - \gamma RF_{t-1} - C) + e_{ft} \tag{14}$$

$$RF_t = \alpha_{0f} + \alpha_{1f}(RS_{t-1} - \gamma RF_{t-1} - C) + e_{ft} \tag{15}$$

단, $\begin{bmatrix} e_{S,t} \\ e_{F,t} \end{bmatrix} | \Psi \sim N(0, H_t)$, (16)

$$H_t = \begin{bmatrix} h_{ss} & h_{sf} \\ h_{sf} & h_{ff} \end{bmatrix} \tag{17}$$

$$Vech(H_t) = \tag{18}$$

$$\begin{bmatrix} h_{ss} \\ h_{sf} \\ h_{ff} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & b_{12} & b_{13} \\ b_{21} & b_{22} & b_{23} \\ b_{31} & b_{32} & b_{33} \end{bmatrix} \log \begin{bmatrix} h_{ss,t-1} \\ h_{sf,t-1} \\ h_{ff,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_{11} & c_{12} & c_{13} \\ c_{21} & c_{22} & c_{23} \\ c_{31} & c_{32} & c_{33} \end{bmatrix}$$

$$\left(abs \begin{bmatrix} \varepsilon_{s,t-1}/\sqrt{h_{ss,t-1}} \\ \varepsilon_{s,t-1}\varepsilon_{f,t-1}/h_{sf,t-1} \\ \varepsilon_{f,t-1}/\sqrt{h_{ff,t-1}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E|z_x| \\ E|z_s|E|z_f| \\ E|z_x| \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & d_{13} \\ d_{21} & d_{22} & d_{23} \\ d_{31} & d_{32} & d_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{s,t-1}/\sqrt{h_{ss,t-1}} \\ \varepsilon_{s,t-1}\varepsilon_{f,t-1}/h_{sf,t-1} \\ \varepsilon_{f,t-1}/\sqrt{h_{ff,t-1}} \end{bmatrix} \right)$$

위 식 (13)에서 $E|z_s|$와 $E|z_f|$는 표준화된 잔차절대값의 기대값을 나타낸다. 또한 e_t는 EGARCH(1,1) 과정을 따르게 되며, 모형에서 계수값 c_{11}, c_{22}, c_{33}는 변동성에 대한 정보의 규모효과를 의미하며, d_{11}, d_{22}, d_{33}는 변동성에 대한 부호효과(sign effect)를 의미한다. 규모효과와 부호효과를 나타내는 계수값들이 양(+)의 값을 가진다면, 표준화된 잔차의 계수값이 양(+)의 값을 가질 때가 같은 규모의 음(-)의 값을 가질 때보다 더 높은 변동성을 낳게 된다. 그러나 규모효과의 계수값이 양(+)의 값을 가지는 반면 부호효과를 나타내는 계수값들이 음(-)의 값을 갖게된다면 이는 같은 크기의 음(-)의 환율변동 충격에 의해 변동성이 더 높아지게 될 것으로 기대해 볼 수 있다. 이를 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$Vech(H_t) = \tag{19}$$

$$\begin{bmatrix} h_{ss} \\ h_{sf} \\ h_{ff} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} & 0 & 0 \\ 0 & b_{22} & 0 \\ 0 & 0 & b_{33} \end{bmatrix} \log \begin{bmatrix} h_{ss,t-1} \\ h_{sf,t-1} \\ h_{ff,t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c_{11} & 0 & 0 \\ 0 & c_{22} & 0 \\ 0 & 0 & c_{33} \end{bmatrix}$$

$$\left(abs \begin{bmatrix} \varepsilon_{s,t-1}/\sqrt{h_{ss,t-1}} \\ \varepsilon_{s,t-1}\varepsilon_{f,t-1}/h_{sf,t-1} \\ \varepsilon_{f,t-1}/\sqrt{h_{ff,t-1}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} E|z_x| \\ E|z_s|E|z_f| \\ E|z_x| \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} d_{11} & 0 & 0 \\ 0 & d_{22} & 0 \\ 0 & 0 & d_{33} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon_{s,t-1}/\sqrt{h_{ss,t-1}} \\ \varepsilon_{s,t-1}\varepsilon_{f,t-1}/h_{sf,t-1} \\ \varepsilon_{f,t-1}/\sqrt{h_{ff,t-1}} \end{bmatrix} \right)$$

이변량 GARCH모형과 마찬가지로 환율변동의 비대칭성을 고려하는 이변량 EGARCH

모형의 조건부분산방정식에서 추정해야할 모수의 수는 30개가되나 b, c, d를 대각행렬로 가정할 경우 추정해야할 모수(parameter)는 12개로 줄 일 수 있다. 따라서 조건부평균식의 추정모수 2개를 감안하면 추정해야할 모수의 수는 14개가 된다.

한편, 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형을 이용한 시간변동(time-varying) 최적헤지비율을 추정한 후 동 모형의 헤지성과(hedge performance)분석은 분석기간들을 내표본(within-sample)과 외표본(out-of-sample)으로 나누어 추정하였으며 헤지비율에 의해 헤지된 헤지포트폴리오(*HP*: hedged portfolio) 가격변화량의 분산을 헤지되지 않은 포트폴리오(*UP*: unhedged portfolio) 가격변화량의 분산으로 나눈 비율을 1에서 차감한 분산의 감소비율로 측정하였다. 이를 식으로 나타내면 아래와 같다.

$$\text{헤지성과(hedge performance: } R^2) = 1 - \frac{Var(HP)}{Var(UP)} \tag{20}$$

위 식 (20)에서 $Var(HP)$는 헤지된 포트폴리오의 분산, $Var(UP)$는 헤지되지 않은 포트폴리오의 분산을 의미한다. 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형의 모든 모수의 추정치는 대수우도값(log-likelihood)을 최대화함으로써 구해질 수 있다. 본 연구에서는 우도함수를 최대화하기 위해서 GARCH형태의 모형을 추정하는데 일반적으로 이용되는 Berndt, Hall, Hall & Hausman(1974)에 의해 제시된 BHHH 알고리듬에 기초를 둔 비선형 최적화기법(nonlinear optimization technique)을 사용하였다.

Ⅳ. 실증분석결과

1. 전통적 최소분산 회귀분석모형에 의한 헤지비율 추정

먼저 본 연구에서는 식 (2)의 전통적인 최소분산헤지모형을 통하여 한국종합주가지수, 코스피200 지수현물, 코스닥종합주가지수 및 코스닥 50 지수현물 가격변화량변동에 따른 코스피200 지수선물 가격변화량의 최적헤지비율을 추정하였으며, 그 분석결과가 <표 5>에 제시되어 있다. 계수 값 β가 최소분산헤지모형에서의 최적헤지비율이다. 분석기간전체 최적헤지비율(β) 값은 각각 +0.90106, +0.92939, +0.90949, +0.63485로 1%수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 또한 헤지효율성은 전체기간에서 +0.9168, +0.92410, +0.54112, +0.52315로 교차헤지의 경우 헤지효율성이 직접헤지에 비해 떨어지는 것으로 나타났으나 종합주가지수의 경우 코스피200 지수선물을 이용하는 경우 헤지

효율성이 직접헤지에 못지 않는 결과를 보였다. Figlewski(1984)의 연구에서도 직집헤지인 S&P500 지수현물과 선물간의 헤지효율성은 0.96이었으나, 교차헤지인 OTC 지수현물과 S&P500 지수선물간의 헤지효율성은 0.77로 나타났다. 이러한 결과는 우리 나라에서도 미국과 마찬가지로 직접헤지가 교차헤지에 비해 그 효율성이 뛰어난다는 기존이론들을 그대로 따른다고 볼 수 있다.

<표 6> 전통적 최소분산헤지모형을 이용한 최적헤지비율 추정

구 분	코스피200 지수선물			
	한국종합 주가지수	코스피200 지수현물	코스닥종합 주가지수	코스닥50 지수현물
$\hat{\alpha}$	+0.00001 (+0.02499)	+0.00175 (+0.02248)	-0.04214 (-0.82275)	-0.02588 (-0.36594)
$\hat{\beta}$	+0.90106*** (+73.2648)	+0.92939*** (+0.01205)	+0.63485*** (23.11465)	+0.90949*** (+23.9888)
R^2(헤지효율성)	+0.9168	+0.9241	+0.52315	+0.54112
F	+5367.73***	+5947.64***	+534.287***	+575.4667***

주 1) ***는 1% 유의수준을 나타내며, ( )는 t 값임.

2. 이변량 GARCH(1,1) 및 EGARCH(1,1)모형에 의한 헤지비율 추정

앞장에서는 각 지수현물에 대한 지수선물의 최적헤지비율(optimal hedge ratio)이 시간 경과에 관계없이 일정하다는 가정 하에 각 지수현물 가격변동 위험을 최소화하는 불변 최적헤지비율을 구하였다. 그러나 현실적으로는 국내외 경제환경 및 투자여건변화에 따라 각 주가지수현물이 변화하게 되므로 시간가변적 최적헤지 포트폴리오를 구성하는 것이 더 효율적이라 할 수 있을 것이다. 즉, 각 주가지수 현물포지션을 보유한 투자자들에게는 시간이 경과함에 따라 변하는 최적헤지비율을 사용하는 것이 보유자산 가격변동위험관리에 더 효율적이라고 할 수 있다.

<표 7>와 <표 8>은 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형, 이변량 GARCH(1,1)모형, 이변량 ECT-EGARCH(1,1)모형, 이변량 EGARCH(1,1)모형의 최적헤지비율을 각각 보여주고 있다. 조건부분산방정식에서 추정잔차의 시차변수에 대한 제곱의 계수인 c_{11}, c_{22}, c_{33}와 조건부분산(conditional variance) 자신의 시차변수(h_{t-1})의 계수값들인 b_{11}, b_{22}, b_{33}는 모두 1% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다. 이는 H_t가 시차를 갖는 잔차의 제곱뿐만 아니라 시차를 갖는 조건부분산 자체에 의해서도 설명된다는 것을 제시해 주고 있다.

<표 7> 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형 및 이변량 GARCH(1,1)모형을 이용한 코스피200 지수선물의 헤지비율추정

구 분	한국종합주가지수	코스피200 지수현물	코스닥 종합주가지수	코스닥50 지수현물
a_{0s}	-1.50909*** (+0.21012)	-0.24812 (+0.15805)	-0.07874 (+0.06390)	-0.08152 (+0.09547)
a_{0f}	-1.45507*** (+0.23143)	+0.21457 (+0.16120)	-0.00142 (+0.07435)	-0.00526 (+0.07722)
a_{1s}	-0.06244*** (+0.00869)	-0.23397* (+0.13560)	-	-
a_{1f}	+0.06021*** (+0.00957)	+0.21976 (+0.14137)	-	-
a_{11}	+0.00041*** (+0.00006)	+0.65519*** (+0.16725)	+0.10281*** (+0.02900)	+0.19040*** (+0.05850)
a_{22}	+0.00040*** (+0.00006)	+0.41006*** (+0.09468)	+0.05230** (+0.02600)	+0.06925** (+0.03661)
a_{33}	+0.00432*** (+0.00801)	+0.29432*** (+0.06801)	+0.06402*** (+0.02351)	+0.06659** (+0.02669)
b_{11}	+0.26173*** (+0.08382)	+0.75463*** (+0.05394)	+0.87187*** (+0.02495)	+0.89583*** (+0.02198)
b_{22}	+0.29231*** (+0.08069)	+0.83464*** (+0.03532)	+0.90588*** (+0.02277)	+0.92527*** (+0.02202)
b_{33}	+0.33652*** (+0.08023)	+0.87520*** (+0.02637)	+0.90579*** (+0.01892)	+0.91731*** (+0.01980)
c_{11}	+0.36997*** (+0.07169)	+0.04326*** (+0.01599)	+0.09201*** (+0.01976)	+0.07061*** (+0.01704)
c_{22}	+0.34479*** (+0.06619)	+0.03848*** (+0.01411)	+0.076491*** (+0.01757)	+0.05837*** (+0.01633)
c_{33}	+0.322012*** (+0.06293)	+0.03908*** (+0.01247)	+0.081844*** (0.01750)	+0.06886*** (+0.01732)
Log-L	+3837.05	-367.95	-756.88	-929.00
$\overline{HR}$	+0.92740***	+0.94603***	+0.69580***	+0.98834***

주 1) 코스닥50지수현물 및 코스닥종합주가지수에 대한 코스피200지수선물의 헤지비율추정시 사용된 이변량 GARCH(1,1)모형은 조건부평균방정식에서 오차수정항(error correction term) $a_{1s}(RKS_{t-1} - \gamma RKSF_{t-1} - C)$을 제외시킨 후 추정하였다.

2) $\overline{HR}$ 은 각 주가지수현물에 대한 코스피200지수선물 헤지비율의 평균값을 의미하며, ( )안의 값은 표준편차(standard deviation)임.

3) 분석기간은 2001년 1월부터 2002년 12월말까지이며, ***은 1%수준에서 통계적으로 유의함을 나타냄.

종합주가지수 및 코스피200 지수현물과 지수선물간에는 수준변수에 공적분이 존재함에 따라 오차수정항을 감안한 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형을 이용하였으며, 코스닥종합주가지수 및 KOSDAQ50 지수현물과 코스피 200 지수선물간에는 이변량 GARCH(1,1) 모형을 통한 헤지비율을 추정하였다. 전체분석기간동안 최적헤지비율의 평균값은 종합

주가지수는 +0.92740, 코스피200 지수현물은 +0.94603, 코스닥50 지수는 +0.98834, 코스닥종합주가지수 는 +0.69580으로 1% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.

<표 8> 이변량 ECT-EGARCH(1,1) 및 이변량 EGARCH(1,1)모형을 이용한 코스피200 지수선물의 헤지비율추정

구 분	한국종합주가지수	코스피200 지수현물	코스닥종합주가지수	코스닥50 지수현물
α_{0s}	-0.3544** (+0.1620)	+0.0145 (+0.0855)	-0.0787 (+0.0639)	-0.0815 (+0.0955)
α_{0f}	-0.1074 (+0.1696)	+0.0329 (+0.0861)	-0.0013 (+0.0744)	-0.0052 (+0.0772)
α_{1s}	-0.0147** (+0.0060)	-0.0464 (+0.1644)	-	-
α_{1f}	+0.00447 (+0.0007)	+0.4438*** (+0.1657)	-	-
α_1	+0.03424*** (+0.0005)	+0.6231*** (+0.2200)	+0.1024*** (+0.0289)	+0.1893*** (+0.0582)
α_2	+0.00418*** (+0.0068)	+0.4854*** (+0.1677)	+0.0519** (+0.0259)	+0.0684** (+0.0363)
α_3	+0.00619*** (+0.00887)	+0.4012*** (+0.1325)	+0.0638*** (+0.0234)	+0.0660** (+0.0265)
b_{11}	+0.1388** (+0.1263)	+0.7558*** (+0.0770)	+0.8723*** (+0.0249)	+0.8964*** (+0.0218)
b_{22}	+0.0195* (+0.1551)	+0.7977*** (+0.0616)	+0.9063*** (+0.0227)	+0.9258*** (+0.0219)
b_{33}	+0.2758** (+0.1574)	+0.8293*** (+0.0493)	+0.9061*** (+0.0189)	+0.9178*** (+0.0197)
c_{11}	+0.0794*** (+0.0225)	+0.0511*** (+0.0195)	+0.0917*** (+0.0197)	+0.0703*** (+0.0169)
c_{22}	+0.0470*** (+0.0180)	+0.0502*** (+0.0187)	+0.0762*** (+0.0175)	+0.0581*** (+0.0162)
c_{33}	+0.0248*** (+0.0170)	+0.0508*** (+0.0180)	+0.0816*** (+0.0174)	+0.0685*** (+0.0172)
d_{11}	-0.0059*** (+0.0000)	-0.0026*** (+0.0030)	+0.0051*** (+0.0002)	-0.00039*** (+0.0001)
d_{22}	-0.0015*** (+0.0003)	-0.0013*** (+0.0001)	+0.0047*** (+0.0001)	-0.00041*** (+0.0001)
d_{33}	+0.0029*** (+0.0001)	+0.00050*** (+0.0001)	-0.0015*** (+0.0003)	+0.00025*** (+0.0001)
Log-L	+3884.28	-358.76	-756.89	-929.00
$\overline{HR}$	+0.90263***	+0.95459***	+0.69577***	+0.98833***

주 1) 코스닥 50지수현물 및 코스닥종합주가지수에 대한 코스피200지수선물의 헤지비율추정 시 사용된 이변량 GARCH(1,1)모형은 조건부평균방정식에서 오차수정항(error correction term)인 $\alpha_{1s}(RKS_{t-1}-\gamma RKSF_{t-1}-C)$을 제외시킨 후 추정하였다.

2) $\overline{HR}$ 은 각 주가지수현물에 대한 코스피200지수선물 헤지비율의 평균값을 의미하며, ( )안의 값은 표준편차(standard deviation)임.

3) 분석기간은 2001년 1월 2일부터 2002년 12월 31일까지이며, ***은 1%수준에서 통계적으로 유의함을 나타냄.

또한 비대칭성을 고려한 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형과 이변량 EGARCH(1,1)모형의 결과에서도 전체분석기간동안 최적헤지비율의 평균값은 종합주가지수는 +0.90263, 코스피200 지수현물은 +0.95459, 코스닥50 주가지수는 +0.98833, 코스닥종합주가지수는 +0.69577로 1% 수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타났다.

3. 헤지성과 분석

마지막으로 본 연구에서는 각 모형별 헤지성과를 분석하기 위하여 내표본(within-sample : 2001년 1월 2일~2001년 12월 31일)과 외표본(out-of-sample : 2002년 1월 2일~2002년 12월 31일)으로 나누어 우리나라 주가지수현물들의 가격변동에 대한 코스피200 지수선물의 직접헤지와 교차헤지성과를 비교분석 하였다. 내표본방식에 의한 헤지성과 분석은 분석기간내에서 모형의 추정과 헤지성과의 측정이 동시에 이루어진다. 즉, 헤지모형을 설정할 때 미래의 각 지수현물 및 코스피 200 지수선물 가격변화량에 대한 완전예측(perfect forecasting)을 가정하고 있다. 그러나 이러한 내표본 추정에 대한 가정은 현실과 상당한 괴리가 발생할 수 있으므로 과거 관측치로부터 헤지모형을 설정한 후 그 모형을 미래예측에 적용하는 외표본 헤지에 대한 분석이 필요하다.

따라서 외표본에 의한 코스피 200 지수선물의 종합주가지수, 코스피 200 지수현물, 코스닥종합주가지수, 및 코스닥 50 지수현물에 대한 헤지성과를 분석하기 위하여 분석기간을 내표본기간과 외표본기간으로 나누어 내표본기간의 최소분산모형(OLS), 이변량 GARCH(1,1)모형, 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형, 이변량 EGARCH(1,1)모형 및 이변량 ECT-EGARCH(1,1)모형을 통하여 헤지비율을 추정하고, 여기서 얻어진 모수(parameter)를 이용하여 외표본기간에 대한 헤지성과를 측정하였다. 코스피200 지수선물을 이용한 우리나라 각 주가지수현물 가격변동의 위험을 헤지하기 위한 헤지성과(hedge performance)분석은 1-(헤지포지션분산/무헤지포지션분산), 즉 헤지결과 분산의 감소비율로 측정하였다.

1) 내표본(within-sample)기간에서의 헤지성과

본 연구는 각 헤지모형별 헤지성과를 비교분석하기 위하여 먼저 내표본(within-sample)에서의 헤지성과를 분석하였다. 각 헤지방법을 이용하여 코스피 200 지수선물을 매도하는 시점은 2001년 1월 2일부터이고 헤지의 만기시점은 2001년 12월말까지이다. 따라서 2001년 말 기준으로 분석기간을 나누어 헤지성과를 측정하였다.

전통적인 최소분산헤지모형을 이용한 헤지성과분석에서는 앞서 최적헤지비율추정시 구한 코스피200 지수선물의 최적헤지비율인, +0.90106, +0.92939, 0.63485 및 +0.90949를 코스피200 지수선물의 매도포지션 비율로 헤지만기 시점까지 유지하는 것으로 하였다. 시간이 경과함에 따라 헤지비율이 변하는 것으로 가정하는 이변량 ECT-GARCH(1,1) 모형에서는 코스피200 지수선물 매도포지션(short position) 비율이 헤지 만기시점까지 매일 변동하게 된다.

표본내(within-sample)에서의 최소분산헤지모형, 이변량 GARCH(1,1)모형, 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형, 이변량 EGARCH(1,1)모형 및 ECT-EGARCH(1,1)모형에 대한 헤지성과의 분석결과가 각각 <표 9>에 제시되어있다. 직접헤지(direct-hedge)의 성과가 각 모형에서 +0.92368, +0.92328 및 +0.92319로 교차헤지(cross-hedge)의 결과보다 우수한 헤지성과를 보였다. 그러나 교차헤지 성과 중 현물포지션이 비슷한 종합주가지수의 교차헤지성과는 +0.91226, +0.91392, +0.91232로 직접헤지에 크게 뒤떨어지지 않는 결과를 보인 반면, 기초자산의 포트폴리오가 전혀 다른 코스닥종합주가지수현물 및 코스닥50 주가지수현물의 성과는 직접헤지 성과에 비해 크게 낮은 결과를 보였다. 또한 전통적인 최소분산헤지모형의 결과가 시간이 변화함에 따라 헤지비율이 변화하는 것으로 가정하는 이변량 GARCH(1,1)모형이나 이변량 EGARCH(1,1)모형에 비해 뒤지지 않는 결과를 보였다.

<표 9> 내표본(within-sample)에서의 헤지성과 분석

구 분	코스피200 지수선물			
	한국종합 주가지수	코스피200 지수현물	코스닥종합 주가지수현물	코스닥50 지수현물
최소분산헤지모형	+0.91226	+0.92368	+0.52229	+0.55130
이변량 ECT-GARCH(1,1) 및 이변량 GARCH(1,1)모형	+0.91392	+0.92328	+0.60211	+0.58759
이변량 ECT-EGARCH(1,1) 및 이변량 EGARCH(1,1)모형	+0.91232	+0.92319	+0.60210	+0.58857

주 1) 코스닥50지수현물 및 코스닥종합주가지수에 대한 코스피200지수선물의 헤지비율추정시 사용된 이변량 EGARCH(1,1)모형은 조건부평균방정식에서 오차수정항(error correction term) $\alpha_{1s}(RKS_{t-1} - \gamma RKSF_{t-1} - C)$ 이 제외시킨 후 추정하였다. 또한, 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형과 이변량 GARCH(1,1)모형추정시에는 조건부분산식의 비대칭성항목은 분석에서 제외시킨 후 추정하였다.

2) 외표본(out-of-sample)기간에서의 헤지성과

현실적으로 국내 주식시장의 투자자들의 입장에서 보면 과거 각 주가지수들의 변동

보다는 앞으로 주식시장이 어떻게 움직일 것인가에 대한 예측이 더 중요하다. 즉, 종합주가지수, 코스피200 지수현물, 코스닥종합주가지수 및 코스닥 50 주가지수 현물포지션을 보유하고 있는 국내외투자자들에게는 과거의 정보를 이용한 헤지방법과 동일한 방법으로 미래에도 헤지를 하게될 경우 어느 헤지모형을 이용하는 것이 기초자산 가격변동위험을 최소화할 수 있는가가 주요한 관심사다. 따라서 본 연구에서는 외표본(out-of-sample) 기간 동안 각 헤지모형을 이용한 헤지성과를 분석하였다. 헤지성과 분석을 위하여 2002년 1월 2일부터 2002년 12월 31일까지 종합주가지수, 코스피 200 지수현물, 코스닥종합주가지수 및 코스닥 50 지수현물과 코스피 200 지수선물 가격변화량 자료들을 이용하였다. 전통적인 최소분산헤지모형에서는 내표본(within-sample)에서 사용한 동일한 헤지비율을 사용하였다.

외표본에서의 분석결과는 <표 10>에 제시된 것처럼 내표본에서의 분석결과와 비슷한 헤지성과를 보였다. 먼저 직접헤지(direct-hedge)의 결과가 각 모형별로 +0.92395, +0.92167, +0.91844로 교차헤지보다 월등히 우수한 결과를 보였다. 교차헤지성과에서는 내표본과 동일하게 종합주가지수의 성과가 코스닥종합주가지수현물과 코스닥 50 주가지수현물보다 월등히 높은 것으로 나타났다. 또한 전통적인 헤지모형의 결과가 이변량 GARCH(1,1)과 이변량 EGARCH(1,1)모형에 결과에 비해 오히려 우수한 결과를 보였다[9].

<표 10> 외표본(out-of-sample)에서의 헤지성과 분석 결과

구 분	코스피200 지수선물			
	한국종합 주가지수	코스피200 지수현물	코스닥종합 주가지수현물	코스닥50 지수현물
최소분산헤지모형	+0.92208	+0.92395	+0.52392	+0.52120
이변량 ECT-GARCH(1,1) 및 이변량 GARCH(1,1)모형	+0.91492	+0.92167	+0.51075	+0.49152
이변량 ECT-EGARCH(1,1) 및 이변량 EGARCH(1,1)모형	+0.91547	+0.91844	+0.51076	+0.51281

주 1) 코스닥50지수현물 및 코스닥종합주가지수에 대한 코스피200지수선물의 헤지비율추정시 사용된 이변량 EGARCH(1,1)모형은 조건부평균방정식에서 오차수정항(error correction term) $\alpha_{1s}(RKS_{t-1} - \gamma RKSF_{t-1} - C)$ 이 제외시킨 후 추정하였다. 또한, 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형과 이변량 GARCH(1,1)모형추정시에는 조건부분산식의 비대칭성항목은 분석에서 제외시킨 후 추정하였다.

9) 본 연구과 추가로 코스닥50선물지수와 코스닥종합주가지수간의 헤지성과를 추정한 결과 최소분산헤지모형(0.68034), 이변량 GARCH(1.1)모형(0.72651), 이변량 EGARCH(1,1)모형(0.67912)로 코스피200지수선물을 이용한 경우보다 코스닥50선물지수를 이용하는 경우 코스닥종합주가지수의 헤지성과를 높일 수 있었다. 그러나 KOSP200 지수선물을 이용한 교차헤지에 대한 결과도 앞에서 제시한 미국의 경우보다는 높은 결과를 보여 교차헤지에 대한 유용성도 파악할 수 있었다. 보다 자세한 분석내용은 저자들에게 요청할 수 있습니다.

V. 결 론

본 연구는 우리나라 주가지수들의 현물포지션 보유에 따른 기초자산 가격변동의 위험을 헤지하기 위하여 최근월물 코스피200주가지수선물을 이용하여 최적헤지비율(optimal hedge ratio)과 헤지성과(hedge performance)를 분석하고자 하였다. 이를 위하여 2001년 1월 말부터 2002년 12월 말까지 주가지수들과 코스피200주가지수선물의 일별 가격변화량 자료를 사용하였다. 최적헤지비율 분석에서는 시간변동에 따른 헤지비율이 일정한 것으로 가정하는 Ederington(1979) 최소분산헤지모형(minimum variance hedge model)과 시간이 경과함에 따라 헤지비율이 변하는 것으로 가정하는 이변량 GARCH(1,1)모형, 이변량 ECT-GARCH(1,1)모형, 이변량 EGARCH(1,1)모형, 이변량 ECT-EGARCH(1,1)모형을 사용하였다. 또한 헤지성과 분석을 위해 내표본 기간동안의 헤지성과를 분석한 후 그 모수를 미래의 데이터에 적용하는 보다 현실적인 외표본헤지에 대한 분석을 실시하였다. 본 연구의 주요 결과들을 요약하면 다음과 같다.

첫째, 헤지비율 추정결과, 헤지비율이 일정한(constant)것으로 가정하는 전통적인 최소분산헤지모형을 이용한 최적헤지비율은 +0.90106, +0.92939, +0.63485 및 +0.9094952315로 직접헤지(direct-hedge)의 비율이 가장 높은 것으로 나타났으나, 시간이 경과함에 따라 헤지비율이 변하는 것으로 가정하는 이변량 GARCH(1,1)모형과 이변량 EGARCH(1,1)모형의 헤지비율은 각각 +0.92740, +94603, +0.69580, +0.98834, +0.90263, +0.95459, +0.69577, +0.98833으로 코스닥50 주가지수와 코스피200 지수선물간의 교차헤지(cross-hedge)의 비율이 직접헤지의 비율보다 더 높은 결과를 보여주었다. 모형에 있어서는 직접헤지와 간접 헤지 모두에서 이변량 GARCH(1,1)모형과 이변량 EGARCH(1,1)모형의 비율이 전통적 최소분산헤지모형에 비해 높게 나타났다.

둘째, 내표본기간(within-sample period)동안의 헤지성과 분석결과를 살펴보면, 직접헤지(direct-hedge)의 성과가 각 모형에서 +0.92368, +0.92328 및 +0.92319로 교차헤지(cross-hedge)의 결과보다 상대적으로 우수한 헤지성과를 보였다. 교차헤지의 경우 기초자산이 코스피200 지수선물과 비슷한 종합주가지수의 헤지성과는 직접헤지성과에 못지않게 높은 것으로 나타났다. 기초자산이 완전히 다른 경우, 코스닥종합주가지수현물과의 헤지성과가 코스닥50 주가지수현물에 비해 우수한 결과를 보였다. 또한 전통적인 최소분산헤지모형의 결과가 시간이 변화함에 따라 헤지비율이 변화하는 것으로 가정하는 이변량 GARCH(1,1)모형이나 이변량 EGARCH(1,1)모형에 비해 크게 뒤지지 않는 결과를 보였다.

셋째, 외표본기간(out-of-sample period)동안의 헤지성과는, 내표본에서의 분석결과와 비슷한 헤지성과를 보였다. 먼저 직접헤지(direct-hedge)의 결과가 각 모형별로 +0.92395, +0.92167, +0.91844로 교차헤지보다 상대적으로 우수한 결과를 보였다. 교차헤지성과에서는 내표본과 동일하게 종합주가지수의 성과가 코스닥종합주가지수현물 및 코스닥50 주가지수현물보다 월등히 높은 것으로 나타났다. 또한 전통적인 헤지모형의 결과가 이변량 GARCH(1,1)과 이변량 EGARCH(1,1)모형에 결과에 비해 오히려 우수한 결과를 보였다.

결론적으로 본 연구의 결과는 코스피200지수선물을 이용한 직접헤지(direct-hedge)의 성과가 교차헤지(cross-hedge)의 성과보다 상대적으로 뛰어난 결과를 보였으며, 교차헤지에서는 종합주가지수와의 헤지성과가 코스닥 종합주가지수 및 코스닥50 주가지수와의 성과보다 월등히 높은 결과를 보였다. 또한 이러한 연구는 미국의 연구결과(Figlewski, 1984)와 비슷하지만 전체적으로 헤지성과는 직접헤지와 교차헤지에 있어서 높은 것으로 나타났다.

이러한 분석결과는 우리나라 주식시장의 위험을 감소시키기 위한 헤지전략으로는 직접헤지가 교차헤지에 비해 유리하지만 특히 종합주가지수와의 교차헤지성과는 미국 주식시장의 성과보다 월등히 나은 결과를 보여 교차헤지의 유용성을 보여주었다. 또한 헤지모델은 시계열 특성이나 헤지비율의 시간가변성 등을 고려하지 않은 단순한 최소분산모형을 헤지전략에 사용하여도 큰 무리가 없는 것으로 나타났다. 특히 본 분석은 동일한 현물포트폴리오에 대한 동일한 선물포트폴리오를 가지지 못하는 지수현물에 대한 위험축소 방안으로 교차헤지가 도움이 될 수 있다는 점에서 그 의미를 제공해 줄 수 있다. 또한 기대효용이론 및 다기간헤지에 관한 연구, 다변량 (E)GARCH 모형에 constant correlation을 가정한 모형 및 각 모수의 수는 상대적으로 적으나 GARCH 효과는 포함하는 모형에 대한 부분은 동 연구의 한계점으로 추가연구 과제로 남겨두기로 한다.

참 고 문 헌

곽수종, "KOSPI200 선물의 최적헤지비율 및 헤지효과 분석," 선물연구, 제5호, 1997, 1-30.

김병직, 장국현, 금융시계열분석, 경문사, 1998, 164.

이재하, 장광열, "코스피 200 선물을 이용한 헤지전략," 증권학회지, 제28집, 2001, 379-417.

이재하, 한덕희, "국채선물을 이용한 헤지전략," 선물연구, 제2호, 2002, 25-56.

옥기율, "Nikkei 225 선물과 최적헤지," 재무연구, 제15호, 1998, 101-122.

정진호, 임병진, 원종현, "국채선물을 이용한 적정 헤지비률 추정에 관한 연구," 증권학회지, 제30집, 2002, 163-188.

정한규, "KOSPI200 현/선물간 최적 헤지비율의 추정," 재무관리연구, 제16집, 1999, 223-243.

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.

Black, F., "The pricing of options and corporate liabilities," *Economics*, 3, (1976), 167-179.

Bollerslev, T., "Modelling the Coherence in Short-Run Nominal Exchange Rates : A Mulivariate Generalized ARCH Approach," *Review of Economics and Statistics*, 72, (1990), 498-505.

Chang, C. W., Chang, J. S. K. and Fang, H., "Optimum futures hedges with jump risk and stochastic basis," *The Journal of Futures Markets*, 16, (1996), 441-458.

Dicky, D. A. and W. A. Fuller, "Distribution of the Estimators for Autoregressive Time Series with a Unit Root," *Journal of American Statistical Association*, 74, (1979), 427~431.

Eaker, M. R. and Grant, D. M., "Cross-Hedging Foreign Currency Risk," *Journal of International Money and Finance*, 6, 1987, 85-105.

Ederington, L. H., "The Hedging Performance of the New Futures Markets," *The Journal of Finance*, 34, (1979), 157-170.

Engle, R. F., "Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U. K. Inflation," Econometrica, (1982), 987-1008.

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

Figlewski, S., "Hedging Performance and Basis Risk in Stock Index Futures," The *Journal of Finance*, (July, 1884), 657~669.

Gagnon, L. and Lypny, G., "Hedging short-term interest risk under time-varying distributions," *The Journal of Futures Markets*, 15, (1995), 767-783.

Ghosh, A., "Hedging with stock index futures : Estimation and forecasting with error correction model," *The Journal of Futures Markets*, 13, (1993), 743-752.

Ghosh, Asim and Ronnie Clayton, "Hedging with International Stock Index Futures: An Intertemporal Error Correction Model," *Journal of Financial Research*, 19, (1996), 477-492.

Granger, C. and Newbold, P., "Spurious Regression in Econometrics," *Journal of Econometrics*, 2, (1974), 111~20.

Howard, C. T., and D'Antonio, L. J., "Multiperiod hedging using futures : A risk minimization approach in the presence of autocorrelation," *The Journal of Futures Markets*, 11, 1991, 697-710.

Mackinnon, J., *Critical Value for Cointegration Tests for in R. F. Engle and C. W. J. Granger, Long-run Economic Relationships*, Oxford University Press, 1991.

Maddala, G. and I. Kim, *Unit Roots, Cointegration, and Structural Change, Cambridge* Univ. Press, Cambridge, U. K., 1998.

McNew, K. P. and Fackler, P. L., "Nonconstant optimal hedge ratio estimation and nested hypothesis tests," *The Journal of Futures Markets*, 14, (1994), 619-635.

Myers, R., "Estimating Time-Varying Optimal Hedge Ratios on Futures Markets," *The Journal of Futures Markets*, 11, (1991), 39-54.

Nelson, Daniel B., "Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns : A New Approach," *Econometrica* 59, 347-70, 1991.

Park, T. H. and Switzer, L. N., "Bivariate GARCH estimation of optimal hedge ratios for stock index futures : A note," *The Journal of Futures Markets*, 15, (1995), 61-67.

Phillips, P. C. B. and P. Perron, "Testing for a Unit Root in Time Series Regression," *Biometrika*, 75, (1988), 335-346.

THE KOREAN JOURNAL OF FINANCIAL MANAGEMENT
Volume 23, Number 1, June 2006

A Study on the Cross Hedge Performance of KOSPI 200 Stock Index Futures

Chung-Hyo Hong* · Gyu-Hyun Moon**

〈abstract〉

This paper tests cross hedging performance of the KOSPI200 stock index futures to hedge the downside risk of the KOSPI, KOSPI200 and KOSDAQ50 spot market. For this purpose we introduce the minimum variance hedge model, bivariate GARCH(1,1) and EGARCH(1,1) model as hedge models. The main results are as follows;

First, we find that the direct hedge performance of KOSPI200 index futures is better than those of indirect hedge performance.

Second, in case of cross hedge performance the hedge effect of KOSPI 200 stock index futures market against KOSPI200 stock index spot market is relatively better than those of KOSPI200 index futures against KOSPI and KOSDAQ spot position.

Third, for the out-sample, hedging effectiveness of the risk-minimization with constant hedge ratios is higher than those of the time varying bivariate GARCH(1,1) and EGARCH(1,1) model.

In conclusion, investors are encouraged to use simple risk-minimization model rather than the time varying hedge models like GARCH and EGARCH model to hedge the position of the Korean stock index cash markets.

Keywords : Direct-hedge, Indirect-hedge, Hedge performance, Minimum variance hedge model, Bivariate GARCH(1,1) model, Bivariate EGARCH(1,1) model

* First Author, Associate Professor, Kyungnam University(hong0312@kyungnam.ac.kr)
** Correspondent Author, Associate Professor, Kyonggi University(ghmoon@kyonggi.ac.kr)