

ETF 위험관리에 관한 연구

이우식¹

¹ 안양대학교 정보통계학과

접수 2017년 6월 22일, 수정 2017년 7월 14일, 게재 확정 2017년 7월 24일

요약

로보어드바이저 서비스 제공업체가 금융시장에서 거래되는 ETF를 주력 투자대상으로 집중하고 있다. 이처럼 ETF가 활성화되고 있지만 ETF 위험관리에 관한 연구들은 이뤄지지 않고 있는 상태이다. 본 연구는 변동성의 구조적 변화를 반영한 ETF 손실추정과 ETF 위험관리모형을 평가하였다. 결합 검증통계량 분석 결과, GARCH와 마르코프 국면전환 GARCH모형이 시장위험을 적절하게 나타내 주었다. 특히 마르코프 국면전환 GARCH모형이 GARCH모형에 비해 낮은 위반율을 보일뿐 아니라 초과발생들이 독립적이기 때문에 마르코프 국면전환 GARCH모형이 GARCH모형에 비해 좀 더 ETF VaR에 권고될 수 있다.

주요용어: 로보어드바이저, 마르코프 국면전환, 변동성 구조, 상장지수펀드, 펀테크.

1. 서론

현재 일반 투자자와 거액자산가들을 대상으로 자산관리 서비스를 제공하는 전 세계 로보어드바이저 (robo-advisor)의 운용자산 (assets under management; AUM)이 2016년말 약 342조원에서 2020년 말 약 2,500조원으로 연평균 68% 증가할 것으로 전망하고 있다 (Kearney, 2015). 찰스 슈왑 (Charles Schwab), 베터먼트 (Betterment)를 포함한 미국 로보어드바이저 서비스를 제공하는 업체는 물론 한국 로보어드바이저 서비스 제공업체가 금융시장에서 거래되는 상장지수펀드 (exchange traded fund; ETF)를 주력 투자대상으로 집중하고 있다. ETF는 주식 (equity), 채권 (fixed income), 파생상품 (derivatives), 원자재 (commodity) 등으로 투자 바스켓 (basket)을 구성하고, 이를 근거로 발행되는 유가증권으로 거래소에 상장되어 주식처럼 거래되는 금융상품이다.

로보어드바이저 서비스 제공업체들이 ETF에 주로 투자하는 이유는 보유하고 있는 개별 주식종목의 고유 리스크를 시장 리스크로 변환시켜 준다는 점, 글로벌 시장에 투자할 수 있는 장점은 물론 일반 주식거래에 비해 낮은 수수료 때문이다. 0.3%의 거래세가 붙는 일반 주식과 달리 ETF는 펀드의 일종이기 때문에 거래세가 없다. 이처럼 ETF가 활성화되고 있지만 ETF 위험관리 (risk management)에 관한 국내연구들은 이뤄지지 않고 있는 상태이다.

기존 ETF에 대한 선행연구들로는 Kim 등 (2016)의 로보 어드바이저 산업 활성화를 위한 국내 ETF시장의 발전 방향, Kim (2013)의 ETF 정보효과 등 ETF의 과세제도, 활용방안, 해지성과, 정보전달, 시장발전 방향에 대한 연구들이 있다. 그러나 이런 ETF 과세제도, 시장발전 방향등 향후 전망에 대한 정책제언 등에 관한 연구들 외에 실질적인 ETF 자료를 기반으로 하는 실증연구가 필요하다. 위험측정과 관련 GARCH-VaR에 이용한 기준논문으로 Cho (2004), Lee와 Moon (2005), Son (2008)등이 있

¹ (14028) 경기도 안양시 만안구 삼덕로 37번길 22, 안양대학교 정보통계학과, 외래교수.
E-mail: woosiklee@hotmail.com

지만 환율과 주가지수의 일별종가자료를 사용하였다. 본 연구에서 어떤 모형이 ETF 위험측정?위험관리에 유용한가를 평가 분석하고자 한다.

본 연구는 다음과 같이 구성되었다. 제 1절의 서론에 이어 제 2절에서는 ETF 위험측정분석 및 검증에 관한 주요 연구방법과 설명을 제시하였으며, 제 3절에서는 실증분석결과를 제시하였다. 마지막으로 제 4절에서는 본 연구의 요약 및 결론을 제시하였다.

2. 이론적 배경 및 연구방법

2.1. 이론적 배경

2.1.1. Value at risk

자산운용사, 은행, 증권사, 보험사 등 금융기관들이 시장리스크를 측정·관리하기 위해 사용하는 Value-at-Risk (VaR)는 정상적인 시장 (normal market) 여건 하에서 주어진 신뢰수준 (confidence level)으로 목표 기간 (target period) 동안에 발생할 수 있는 최대손실금액 (maximum loss)이다.

$$\int_{-\infty}^{-VaR_t} f_t(r)dr = p. \quad (2.1)$$

VaR는 통계학적인 위험측정치로 특정시점 ETF 가치의 변화분을 확률변수 r_t 라하고, $f_t(r)$ 를 확률변수 r_t 의 확률밀도함수라 할 때, $100(1 - p)\%$ 신뢰수준 (confidence level)에서 주어진 목표보유기간동안의 VaR는 ETF의 손실액이 VaR보다 클 확률 p 가 되게 하는 값이고, 이를 신뢰수준 (confidence level) $100(1 - p)\%$ 에서의 VaR라고 정의하고 식 (2.2)과 같이 계산한다 (Lee 와 Park, 2011).

$$VaR_{100(1-p)\%} = -Value_t \times z_p \times \sigma_t \times \sqrt{T}. \quad (2.2)$$

목표기간 (T)동안 $100(1 - p)\%$ 의 신뢰수준에서 발생할 수 있는 t 일 현재의 VaR이다. t 일의 가치 $Value_t$, 신뢰수준 (confidence level)에 상응하는 표준정규분포 (standard normal distribution)의 누적확률분포 (cumulative distribution function)값에 대응하는 z_p , t 일에 추정된 일간수익률의 표준편차 σ_t 의 곱이다 (Lee 와 Park, 2011).

2.2. 연구 모형

본 연구에서는 ETF VaR을 측정하기 위해 일반화된 자기회귀 조건부 이분산성 모형 (generalized autoRegressive conditional heteroskedasticity; GARCH)과 마르코프 국면전환 일반화된 자기회귀 조건부 이분산성 (Markov regime switching GARCH; 마르코프 국면전환 GARCH) 모형을 고려한다.

2.2.1. 일반화된 자기회귀 조건부 이분산성 모형

시간의 흐름에 따라 변화하는 변동성 (volatility)을 갖는 시계열 (time series)을 조건부 이분산 (conditional heteroskedasticity)의 관점에서 모형화하기 위해 Bollerslev (1982)는 지속적 변동성을 충분히 고려할 수 있는 GARCH 모형을 제안했다. GARCH (p, q)의 조건부분산 모형은 다음과 같다 (Lee와 Chun, 2016).

$$\sigma_t^2 = w + \sum_{i=1}^p \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2. \quad (2.3)$$

본 연구에서는 실무적으로 널리 쓰이는 GARCH (1, 1) 모형을 사용했으며 이에 대한 모형은 아래와 같다.

$$\begin{aligned} y_t &= \sigma_t z_t, \quad z_t \sim N(0, 1), \\ \sigma_t^2 &= w + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 \sigma_{t-1}^2, \\ \epsilon_t &= \sigma_t \zeta_t, \quad \epsilon_t | \zeta_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2). \end{aligned} \quad (2.4)$$

2.2.2. 마르코프 국면전환 일반화된 자기회귀 조건부 이분산성 모형

GARCH 모형은 2008년 글로벌 금융위기 (global financial crisis)와 같은 구조적 변화를 변동성에 예측에 반영할 수 없어 변동성의 구조적 변화를 반영할 수 있는 마르코프 국면전환 GARCH 모형을 제안한다. 본 연구에서는 변동성이 낮은 상태와 변동성이 높은 상태를 반영할 수 있는 마르코프 국면전환 GARCH (1, 1) 모형을 사용한다. 변동성이 높은 상태와 낮은 상태에 따라 다른 값을 취하게 되는 GARCH 모형을 마르코프 국면전환모형과 결합하여 변화하는 변동성의 지속성을 모형화하는 것이다.

$$\begin{aligned} y_t &= \sigma_t z_t, \quad z_t \sim N(0, 1), \\ \sigma_t^{2(state)} &= w^{(state)} + \alpha_1^{(state)} \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1^{(state)} \sigma_{t-1}^{2(state)}, \\ \epsilon_t &= \sigma_t^{(state)} \zeta_t, \quad \epsilon_t | \zeta_{t-1} \sim N(0, \sigma_t^2). \end{aligned} \quad (2.5)$$

여기서 *state*는 변동성이 낮은 상태 (*state* = 1)와 변동성이 높은 상태 (*state* = 2)를 나타내며, *t* 시점의 조건부 분산은 과거 (*t* - 1)의 상태 경로 (state path)와 조건부 분산에 의해 결정되며, 과거 (*t* - 1)는 이전의 (*t* - 2) 시점에 의존함으로써 결국 *t* 시점의 조건부 분산은 전체 상태 경로에 의존한다 (Juri, 2005; Klaassen, 2002).

2.3. 연구 모형의 사후 검증

ETF VaR를 정확하게 측정하는 것은 ETF 위험관리 (risk management)에서 중요한 문제이다. 이에 ETF VaR 모형의 사후 검증을 평가하는 방법으로 위반율 (violation ratio; VR)을 검증할 수 있다. 위반율이란 실현수익률과 각 모형을 통해 측정한 VaR을 비교하여 신출한 VaR 초과수를 주어진 표본일 수로 나눈 비율이다. ETFVaR의 사후 검증 (back testing)을 위해 다음과 같은 귀무가설 (H_0)과 대립가설 (H_1)을 설정할 수 있다.

$$H_0 = \frac{N}{T}, \quad H_1 = \frac{N}{T} \neq \alpha. \quad (2.6)$$

N 은 VaR 초과수로 이항분포 (binomial distribution)를 따르는 확률변수이고, T 는 표본의 크기이다. 귀무가설 (H_0)은 해당모형의 VaR를 측정하기 위해 설정한 유의수준 α 와 실제 발생한 위반율과 일치하기 때문에 적합한 VaR 모형은 귀무가설이 기각 되서는 안 된다 (Jeon, 2013).

본 연구에서는 VaR 모형의 귀무가설을 검증하기 위해 VaR 초과값들이 이항분포(binomial distribution)에서 독립적으로 발생한다는 가정에 기초한 쿠피엑 (Kupiec, 1995)의 무조건부 커버리지 검정(unconditional coverage test)을 이용했다.

$$LR_{UC} = 2\ln \left(\left(\frac{T-N}{T} \right)^{T-N} \left(\frac{N}{T} \right)^N \right) - 2\ln \left((1-\alpha)^{T-N} \alpha^N \right) \sim \chi^2(1). \quad (2.7)$$

우도비 검정 통계량 (likelihood ratio; LR)은 유의수준 α 와 실제 발생한 위반율 (VR)이 일치한다는 귀무가설 (H_0) 하에서 자유도 (degrees of freedom)가 1인 카이제곱분포 (chi-squared distribution)를 따른다. 우도비 검정 통계량 (LR)이 이 귀무가설 (H_0)을 지지하는 정도인 유의확률 ($p - value$)을 통해 유의확률이 유의수준 미만에 있으면 해당 모형은 귀무가설을 기각하므로 VaR 측정에 적합한 모형이라 할 수 없고, 유의확률이 유의수준이상이면 귀무가설을 채택하므로 VaR측정에 적합한 모형이라 해석할 수 있다 (Jeon, 2013).

쿠피엑 (Kupiec, 1995)의 무조건부 커버리지 검정 (unconditional coverage test)과 더불어 독립성 검정 (independent test)방법은 VaR모형에 관한 국내 · 외 선행연구 (Cho, 2004)들에 자세하게 설명되어 있으므로 본 연구에서는 간단한 설명만을 실었다. 독립성 검정은 각 모형을 통해 추정한 VaR과 실현수익률을 비교하여 산출한 VaR 초과발생들이 상호 독립적인지 검정하는 방법이다. 초과발생들이 독립적이지 못하면, 일정한 패턴 (pattern)이 존재한다고 판단할 수 있다. 이항 분포 (binomial distribution)를 따르는 VaR 초과발생은 전체 기간에 걸쳐 고르게 발생하는 것을 전제로 하고 있기 때문에, VaR 초과발생이 집중될 경우 VaR모형의 성과가 정확하다고 할 수 없다.

마지막으로 무조건부 커버리지 검정통계량과 독립성 검정 통계량의 합한 결합 (joint test) 검정통계량은 접근적으로 자유도가 2인 카이제곱분포를 가지므로 5% 유의수준에서의 임계값은 5.99이고 1% 유의수준에서의 임계값은 9.21이다. 결합 검정 통계량과 임계값의 비교를 통해 VaR측정에 적합한 모형을 구분할 수 있다.

3. 실증분석

3.1. 자료의 구성 및 기초통계량

본 연구에서 사용한 분석자료는 2006년 6월 27일부터 2016년 12월 29일까지 한국거래소 반도체지수 (index)와 이 지수의 일별 수익률을 추적하여 투자 신탁재산을 운용하는 A와 B사의 반도체 ETF의 순자산가치 (net asset value; NAV)이다. Table 3.1에서 분석자료의 일별 수익률에 대한 평균, 표준편차, 왜도 및 첨도에 대한 기초통계량을 제시하였다.

Table 3.1 Statistic summary

	index	ETF_A	ETF_B
mean	0.000333	0.000330	0.000333
median	0.000567	0.000506	0.000532
max	0.131352	0.129961	0.130829
min	-0.150663	-0.148974	-0.149921
s.d.	0.017784	0.017658	0.017734
skewness	-0.338266	-0.332963	-0.339144
kurtosis	6.357174	6.265761	6.329278

수익률의 왜도가 음의 값으로, 이는 부정적인 극단 현상이 나타날 가능성이 정규분포보다 높음을 의미하고, 첨도가 과첨 (leptokurtic)의 양상을 보임으로서 이는 극단적 실현치들의 빈도가 적지 않음을 알 수 있다.

3.2. 모형 측정 및 비교

본 연구는 ETF VaR 측정에 있어 두 가지 모형의 성과를 비교 분석하는 것이다. 이 절에서는 각 모형으로부터 VaR 측정 결과를 도출하고, 앞에서 논의한 무조건부 커버리지 검정 (unconditional coverage test), 독립성 검정 (independent test) 그리고 결합 검정 측면에서 어떤 모형이 ETF VaR 측정에 가장 적합한지를 판단한다.

Figure 3.1에서 각 수익률들은 이분산 모형의 전형적인 특징인 변동성 집중 (volatility clustering) 현상을 보여주고 있다. 미국의 서브프라임모기지 사태로 금융위기가 불거진 2007년 8월 16일과 2008년 글로벌 금융위기 (global financial crisis) 기간 동안 변동성이 높으며, 그 이후의 변동성은 이전 상태로 회복하다 2011년 다시 그리스의 구제금융으로 시작된 유럽의 재정위기로 인해 변동성이 높아지는 것을 확인할 수 있다. 더불어 GARCH와 마르코프 국면전환 GARCH모형에 의한 VaR의 변동추이 (신뢰수준 95%, 99%) 결과, 실현손실이 일별VaR를 초과하는 실패현상이 적어 비교적 VaR가 손실을 잘 추적한 것으로 보인다.

모형별 VaR 성과 비교를 위한 사후검증 (back test)을 신뢰수준 (confidence level) 95% VaR와 신뢰수준 99% VaR에 대해서 수행하였다. 먼저 위반율을 유의수준과 차이로 정확성을 평가할 수 있다. 만일 신뢰수준 99%로 VaR를 계산하였다면 100번의 거래일 중 실제 손실이 VaR를 초과하는 횟수가 1번 (= 100*1%) 정도만이 VaR를 통한 ETF 위험관리가 의미 있다고 할 수 있다.

Table 3.2 Comparison of the violation ratio

confidence level		$VaR_{0.95}$		$VaR_{0.99}$	
method	index	$ETFA$	$ETFB$	index	$ETFA$
GARCH	0.9996155	0.9996155	1.014994	1.768551	1.730104
Markov-GARCH	1.05	34411.04575	21.06882	1.53787	1.691657

Table 3.2에서 신뢰수준 95%의 VaR의 전반적인 위반율이 약 1으로 신뢰수준 99%보다 낮은 위반율을 보였다. 위반율이 1보다 클 경우 위험을 보다 낮게 측정하고, 위반율이 1보다 작을 경우 위험을 크게 측정한 것이다. 다음으로 ETF에 대한 각 모형별 VaR 측정 성과를 살펴보자. $ETFA$ 와 $ETFB$ 가 신뢰수준 95%의 VaR의 위반율에서는 크게 다르지 않지만 신뢰수준 99%로 계산한 VaR의 위반율 경우, GARCH모형에 비해 마르코프 국면전환 GARCH모형이 좀 더 우수한 성능을 보였다. 결국 신뢰수준 99%의 마르코프 국면전환 GARCH모형이 수익률 분포의 특성인 두터운 꼬리를 잘 묘사하고 있다.

Table 3.3은 모형과 신뢰수준 간 VaR 측정비교를 위한 무조건부 커버리지 검정 (unconditional coverage test)과 더불어 독립성 검증 (independent test) 통계량의 계산결과이다. 무조건부 커버리지 우도비 검정 통계량 (LR_{UC})이 귀무가설 (H_0)을 지지하는 정도인 유의확률 ($p - value$)을 통해 유의확률이 유의수준 미만에 있으면, 해당 모형은 귀무가설 (H_0)을 기각하므로 VaR측정에 적합한 모형이라 할 수 없고, 유의확률 ($p - value$)이 유의수준이상이면 귀무가설을 채택하므로 VaR측정에 적합한 모형이라 해석할 수 있다. 신뢰수준 95% VaR의 경우, 모든 모형에 대해 귀무가설 (H_0) ‘위반율 = 유의수준 (α)’이 기각되지 않았다. 하지만 신뢰수준 99% VaR의 경우, GARCH모형에 대해서는 귀무가설 ($p - value$) ‘위반율 = 유의수준 (α)’이 기각되지 않았지만 마르코프 국면전환 GARCH모형들에 대해서는 모두 기각되는 결과가 나타났다.

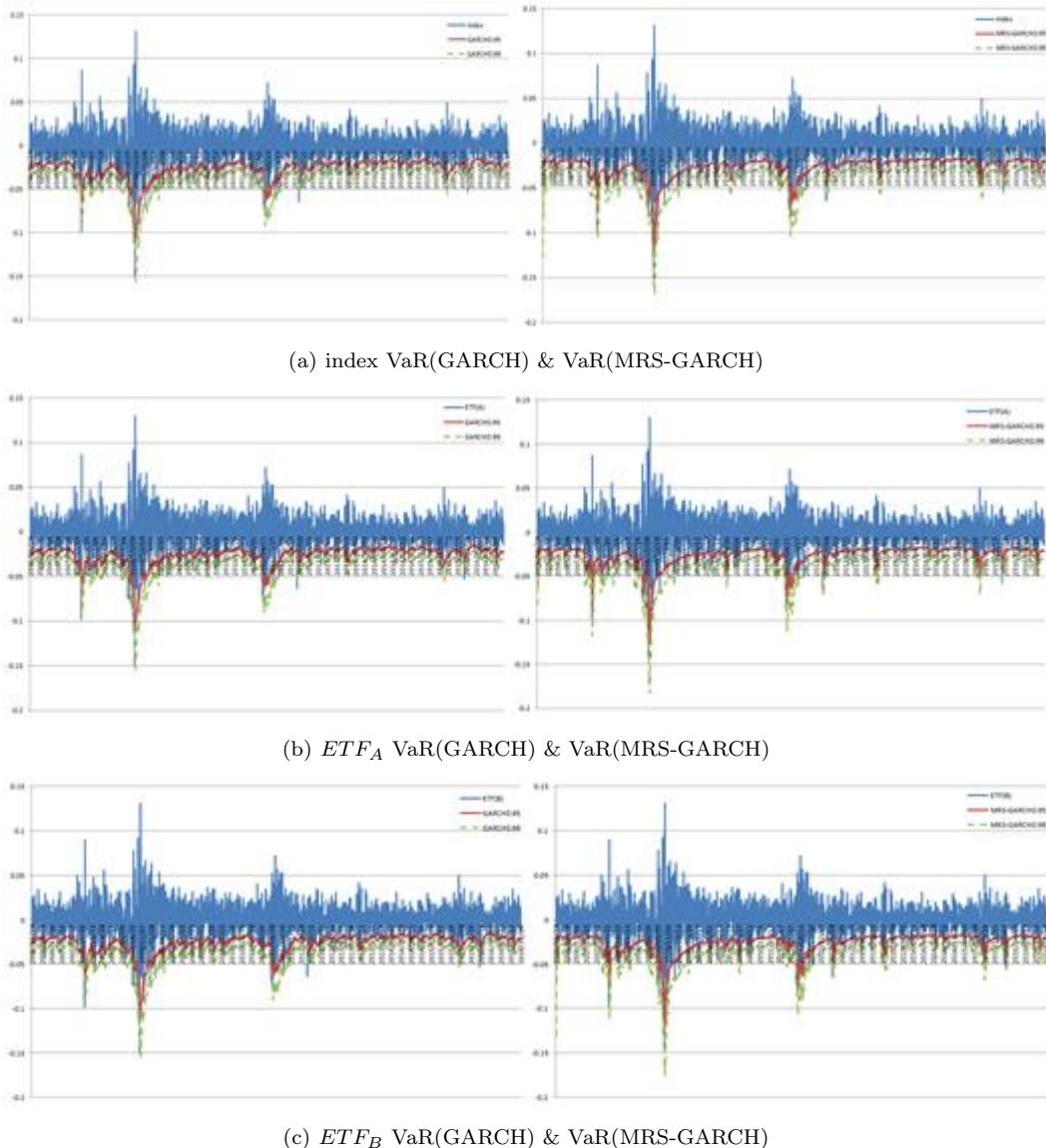


Figure 3.1 VaR for the index, ETF_A and ETF_B

다음으로 독립성에 대한 검증결과를 보면, 신뢰수준 95% VaR보다 신뢰수준 99% VaR가 더욱 우수한 성과를 보이는 것으로 나타났다. 신뢰수준 99% VaR의 경우 GARCH모형보다 마르코프 국면전환 GARCH모형이 더 독립적인 것으로 나타난 점은 마르코프 국면전환 GARCH모형 이 시간에 따른 위험 수준의 변화를 좀 더 적시에 포착할 수 있기 때문이다.

무조건부 커버리지 검정 우도비 검정 통계량 (LR_{UC})과 독립성 검증 우도비 검정 통계량 (LR_I)을 결

Table 3.3 Coefficients vectors for the first three principal components with sparsity parameter 3.8, 2.8, 2.0 using penalized matrix decomposition.

products	model	$VaR_{0.95}$		$VaR_{0.99}$	
		LR_{UC} ($p - value$)	LR_I ($p - value$)	LR_{UC} ($p - value$)	LR_I ($p - value$)
Index	GARCH	0.403696 (0.5251867)	3.621543 (0.0570359)	0.6558331 (0.418035)	0.3756351 (0.539949)
	Markov-GARCH	0.0734118 (0.7864325)	4.179385 (0.0409185)	4.50255 (0.03384435)	0.1982204 (0.6561611)
ETF_A	GARCH	0.528612 (0.467191)	3.487865 (0.0618202)	0.6558331 (0.4180349)	0.3756351 (0.5399485)
	Markov-GARCH	0.000000 (1.00000)	4.62188 (0.0315666)	4.50255 (0.03384435)	0.1982204 (0.6561611)
ETF_A	GARCH	0.2049363 (0.6507655)	3.895851 (0.0484055)	1.039594 (0.3079159)	0.3421295 (0.5586026)
	Markov-GARCH	0.0734118 (0.7864325)	7.214648 (0.0072310)	5.545552 (0.01852772)	0.1741496 (0.67645)

합한 검정 통계량 ($LR_{UC} + LR_I$)은 점근적으로 자유도가 2인 카이제곱분포를 가지므로 5% 유의수준에서의 임계값은 5.99이고 1% 유의수준에서의 임계값은 9.21이다. 결합한 검정 통계량과 임계값 비교를 통해 GARCH와 마르코프 국면전환 GARCH 모형이 특히 신뢰수준 99% VaR에서 시장위험을 적절하게 나타내 주고 있음을 알 수 있다. 마지막으로 마르코프 국면전환 GARCH모형이 GARCH모형에 비해 위반율이 좀 더 낮으며 (Table 3.2), 마르코프 국면전환 GARCH모형의 초과발생들이 GARCH모형에 비해 좀 더 독립적이기 때문에 마르코프 국면전환 GARCH모형이 GARCH모형에 비해 좀 더 ETF VaR에 권고될 수 있다.

4. 결론 및 시사점

본 논문에서는 ETF 위험관리를 위해 2008년 글로벌 금융위기와 같은 구조적 변화를 변동성에 예측에 반영할 수 없는 GARCH와 변동성이 낮은 상태와 변동성이 높은 상태를 반영할 수 있는 마르코프 국면전환 GARCH모형의 ETF VaR 측정 성과를 비교·분석하였다. 모형별 ETF VaR 측정 성과를 분석하기 위해 신뢰수준 95% VaR 및 신뢰수준 99% VaR를 측정하였고, 실제 손실의 VaR 초과 횟수의 적정성, 이러한 초과 발생의 독립성 그리고 이를 동시에 고려하여 검증하였다. 무조건부 커버리지 검정과 독립성검정의 결합 검증통계량을 통한 분석결과, GARCH와 마르코프 국면전환 GARCH모형이 신뢰수준 99% VaR에서 시장위험을 적절하게 나타내 주고 있고, 마르코프 국면전환 GARCH모형이 GARCH모형에 비해 위반율이 좀 더 낮으며 (Table 3.2), 마지막으로 마르코프 국면전환 GARCH모형의 초과발생들이 GARCH모형에 비해 좀 더 독립적이기 때문에 마르코프 국면전환 GARCH모형이 GARCH모형에 비해 좀 더 ETF VaR에 권고될 수 있다. 본 연구는 단변량모형만을 고려하였다. 하지만 여러 개의 ETF 동적 상관관계 (dynamic correlation)를 고려한 다변량모형 ETF VaR 측정 결과를 비교하는 것도 매우 의미 있고 흥미로운 과제이다. 하지만, 이는 향후 연구로 남기도록 한다.

References

- Bollerslev, T. (1982). Generalized autoregressive conditional heteroskedasticity. *Journal of Econometrics*, 31, 307-327.

- Cho, D. (2004). The effects of estimation methods of stock price volatility on VaR. *Korean Journal of Futures and Options*, **12**, 1-24.
- Jeon, C. (2013). Value-at-risk forecasting using realized volatility models and GARCH-type models. *Korean Journal of Futures and Options*, **21**, 135-167.
- Juri, M. (2005). Forecasting stock market volatility with regime-switching GARCH models. *Studies in Nonlinear Dynamics and Econometrics*, **9**, 1-42.
- Kearney, A. T. (2015). *Hype Vs reality: The coming waves of "Robo" adoption*.
- Kim, B., Kwon, D., Lee, Y. and Kim, W. (2016). A study on development of domestic ETF market for robot advisor. *Journal of the Korean Institute of Industrial Engineers*, 5932-5932.
- Kim, S. (2013). An empirical study on the information effect of ETF. *Management Information Systems Review*, **32**, 285-297.
- Klaassen, F. (2002). Improving GARCH volatility forecasts with regime-switching GARCH. In *Advances in Markov-Switching Models*, 223-254.
- Kupiec, P. (1995). Techniques for verifying the accuracy of risk measurement models. *The Journal of Derivatives*, **3**, 73-84.
- Lee, H. and Park, S. (2011). Model selection of fund types VaR in Korean stock market. *Journal of Industrial Economics and Business*, **24**, 691-713.
- Lee, K. and Moon, S. (2004). The comparative analyses on estimate power of VaR models by using GARCH models. *Korean Journal of Business Administration*, **47**, 2647-2667.
- Lee, W. and Chun, H. (2016). A deep learning analysis of the Chinese Yuan's volatility in the onshore and offshore markets. *Journal of the Korean Data & Information Science Society*, **27**, 327-335.
- Son, P. (2008). Comparing among GARCH-VaR models and distributions from Korean stock market(KOSPI): Focusing on long and short positions. *The Korean Journal of Financial Management*, **25**, 79-116.

ETF risk management

Woosik Lee¹

¹Department of Information Statistics, Anyang University

Received 22 June 2017, revised 14 July 2017, accepted 24 July 2017

Abstract

The rise of the Robo-advisor represents one of the most profound shifts in FinTech. It also raises concerns about their financial management. As the most Robo-Advisors utilize ETFs, we seek to determine the appropriate risk management model in estimating 95% Value-at-Risk (VaR) and 99% VaR in this paper. The GARCH and the Markov regime switching GARCH are evaluated in terms of the accuracy of probability, the independence of extreme events occurrence and both. The result shows that the Markov regime switching GARCH can be a good ETF risk management tool since it can reflect financial market structural changes into the volatility.

Keywords: Exchange traded fund, FinTech, Market structural changes, Markov regime switching, Robo-Advisor.

¹ Adjunct faculty, Department of Information Statistics, Anyang University, Gyeonggi-do 14028, Korea.
Email: woosiklee@hotmail.com