

주택가격 수익률 분포의 꼬리부분 위험과 Value-at-Risk*

Tail Estimation and Value-at-Risk in Housing Price Returns

김 무 환 (Moo-Hwan Kim)**

〈 Abstract 〉

This study uses the Extreme Value Theory(EVT) to measure the tail risk of the house price return distribution as Value-at-Risk(VaR) and compares the performance of various methods for calculating it. The stability of the housing market is very important for the gradual growth of the economy. The risk of housing price is the phenomenon that the volatility of house price is getting larger. The critical part of housing price risk management is to accurately measure the risks that may arise in the future. VaR, a fundamental indicator of financial risk, plays a major role in the area of market risk management. VaR is conceptually simple and easy to apply, but is not appropriate for extreme values. To overcome the shortcomings of VaR, EVT is employed. Extreme values are very important from a risk management point of view. When the housing market is more likely down, it is necessary to predict the housing price risk accurately and come up with a plan in advance considering the unfavorable situation. In this study, the GP distribution is applied to extreme values. For the calculation of VaR, we use parametric, quasi-parametric, and nonparametric methods. We compare the relative performance of each model using the rolling window method to predict VaR. According to the results, the distribution of housing returns is heavily skewed to the left, so that the VaR of the left tail is larger than that of the right tail. Among the models considered, the GARCH-EVT model well describes the given data.

키워드 : Value-at-Risk, 주택가격, 극단치이론, 위험관리

Keyword : Value-at-Risk, Housing Price, Extreme Value Theory, Risk Management

* 이 논문은 2016년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2016S1 A5A8020641). 유익한 논평을 해 주신 익명의 심사자 세 분께 감사의 마음을 전한다.

** 경남대학교 경제금융학과 조교수, kmhlmj2@kyungnam.ac.kr, 주저자

I. 서론

본 논문은 극단치이론(EVT)를 이용하여 주택가격 수익률 분포의 꼬리부분 위험수준을 VaR로 측정하고 그것을 계산하기 위한 다양한 방법들의 성과를 비교 평가한다. 위험(Risk)을 정의하려는 시도는 오래전부터 있어왔다. 나이트(Knight, 1921)는 위험을 불확실성(uncertainty)과는 구별되는 것으로 파악하고 위험은 측정할 수 있는 양임을 강조했다. 홀톤(Holton, 2004)은 위험의 2가지 구성요소를 제시한다. 첫째, 한 실험의 가능한 결과에 대한 불확실성이 존재한다. 둘째, 가능한 결과들은 유용성 측면에서 쓸모가 있어야 한다. 아츠너(Artzner et al., 1999)는 위험을 투자자의 입장에서 미래 순자산의 가치로 보았다. 현재 시점에서 미래 투자수익의 정확한 예측은 불확실하다. 미래 순자산의 가치가 오를지 아니면 내릴지 알 수 없다. 이것은 홀톤의 위험에 대한 첫 번째 구성요소와 일맥상통하는 정의라 할 수 있으며 금융 부문에서 일반적으로 통용되는 위험의 정의이기도 하다.

국내 주택가격(특히 아파트 매매가격)이 앞으로 오를지 아니면 내릴지 모르는 상황은 위험에 노출되었다는 의미를 지닌다. 주택가격이 하락할 경우 가계가 직면하는 위험은 순자산(= 주택 자산 - 대출금) 가치가 감소한다. 특정 시점에서 대출금의 변화가 없다고 가정할 경우 주택가격 하락은 고스란히 주택 자산의 가치 하락으로 이어져 순자산은 상대적으로 낮게 평가된다. 따라서 사람들은 소비 지출을 줄이게 되고 총수요는 감소한다. 그 결과 소득이 감소할 가능성이 높아진다.

주택가격 위험 관리에 있어 가장 기본이 되는 것은 향후 발생할 가능성이 있는 위험을 정확하게 측정하는 것이다. 이것에 관심을 기울이지 않으면 주택시장의 급격한 변화를 예측할 수 없게 된다. 금융 위험을 측정하는 기본적인 지표인 VaR¹⁾ (Value-at-Risk, 최대손실금액)는 1990년대의 금융위기에 대응하여 개발되었다. 이후 시장 위험관리 영역에서 주요한 역할을 담당하고 있다. VaR는 주어진 시간 간격과 유의수준 하에서 발생할 수 있는 최대 손실을 의미한다. VaR의 장점 중의 하나는 전반적인 시장 위험을 요약하는 한 개의 숫자로 표시할 수 있다는 것이다. 그래서 개념적으로 간단하고 적용하기도 쉽다. 하지만 드물게 발생하는 극단적인 값들에 VaR를 적용할 경우 그런 값들의 확률분포를 찾아내는

1) VaR에 대한 상세한 내용은 Dowd(2005), Duffie and Pan(1997), 그리고 Jorion(2006) 등을 참조할 수 있다.

것은 쉽지 않은 일이다.

VaR의 적용 시 위험관리와 규제 측면에서 포트폴리오의 극단적인 관측치가 발생할 확률에 대한 정확한 예측은 필수적이다. 왜냐하면 금융기관이나 규제당국의 최대 관심사는 예상치 못한 대규모 시장위험에 대비해 얼마의 자본금을 준비해 두어야만 하느냐는 것이다. 극단적인 관측치는 그 속성상 본래 자료생성과정 분포의 꼬리부분과 관련되어 있다. Mandelbrot(1963)를 포함하는 많은 연구들은 금융시계열 자료의 분포가 두꺼운 꼬리(heavy tailed)를 가진다고 보았다.

일반적인 VaR모형에 있어서 가장 주요한 요소는 변동성(volatility)의 추정이고, 그 동안 변동성을 정확히 추정하기 위해 많은 노력이 이루어졌다. 변동성은 일정하게 유지되는 것이 아니라 시간 가변적(time-varying)이라는 사실이 알려져 있기 때문에 이러한 변동성의 이분산성(heteroskedasticity)을 고려한 GARCH모형²⁾을 적용하여 변동성을 추정함으로써 VaR모형의 예측력을 높이려는 시도가 있다(McNeil and Frey, 2000).

본 논문은 서울, 인천, 부산, 광주, 대전, 울산, 그리고 대구를 포함하는 7개 광역시 주택가격 수익률 분포의 꼬리를 추정하고 관련 위험지표를 측정하고 예측하는 데 초점을 둔다. 모든 관측치를 대변하는 하나의 분포를 일괄적으로 고려하지 않고 단지 수익률 분포의 꼬리 부분만을 묘사하는 점근적 분포(즉, Generalized Pareto, GP)를 가지고 모형화하는 방법을 시도한다. 꼬리 부분만을 고려하는 것은 극단적인 관측치가 분포의 꼬리부분에 놓이기 때문이다.

수익률 분포의 꼬리 부분을 묘사하기 위해 선택된 모수 모형(즉, GP분포)의 장점은 표본 내의 최대값보다 더 큰 분위(quantile)에 대해서도 외삽법(extrapolation)을 통해 확률을 부여할 수 있게 해준다. 그런 방법 중의 하나가 극단치이론(Extreme Value Theory, EVT)이다. 극단적인 관측치는 위험관리 관점에서 매우 중요하다. 왜냐하면 극단적인 대규모 손실과 시장붕괴와 같은 재앙적 수준의 사건과 관련되어 있기 때문이다.

본 논문에서 다룰 주요 질문은 주택가격 수익률 분포의 꼬리부분을 적절한 분포로 묘사하고 위험을 측정하며 그 위험이 꼬리 부분의 비대칭성을 나타내는 지와 관련되어 있다. 구체적으로, 첫째, 주택가격 수익률 분포의 꼬리 부분에 놓인 관측치에 잘 어울리는 분포는 어떤 것인가? 둘째, 주어진 자료의 왼쪽 꼬리와 오른쪽 꼬리 부분이 비대칭적인가? 비대칭

2) Engle(1982); Bollerslev(1986).

적이라면 위험관리에 어떤 함의를 가지는가? 셋째, VaR를 측정하기 위한 다양한 접근방법의 성과를 어떻게 평가할 것인가? 넷째, 투자자, 금융기관 또는 규제당국의 입장에서 정확한 위험 측정의 정책적 함의는 무엇인가? 등이다.

본 연구는 다음과 같은 점에서 기존 연구와 차별화된다. 첫째, 주택시장 위험지표인 VAR를 계산하는데 EVT모형을 최초로 적용한다. 또한 변동성의 시간 가변성을 고려한 ARCH 효과를 가미하는 것도 의미 있는 일이다. 이 같은 방법론은 주식시장 및 외환시장에 적용된 사례는 있으나 주택시장의 경우 처음 적용되는 것이다. 둘째, 주어진 수익률 자료 분포의 양쪽 꼬리 부분의 지수를 추정하여 서로 비교하는 것이다. 이를 통해 위험과 보상이 동등하게 발생하는 지 여부를 검토할 수 있다. 셋째, 선택된 VaR 계산 방법별로 1개월 앞선 수익률을 예측한다. 수익률 예측 방법은 롤링 윈도우를 사용한다.

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 제2장은 선행연구, 제3장은 VaR의 다양한 추정방법에 대해 서술하고, 제4장은 자료탐색과 실증분석 결과를 제시하고 제5장은 결론으로 구성된다.

II. 선행연구의 고찰

주택가격 위험에 대한 논의는 변동성을 계산하고 그 요인을 찾는 데 기존 연구의 초점이 맞추어져 있다. 임재만(2008)은 주택매매가격지수를 사용하여 변동성의 비대칭성 여부와 레버리지 효과를 고찰했다. 음(-)과 양(+)의 효과를 구분하여 레버리지 현상을 설명하는 EGARCH(Exponential General Autoregressive Conditional Heteroskedastic)와 GJR-GARCH³⁾ 모형을 적용하여 아파트의 경우 변동성의 비대칭성이 발견되고 레버리지 효과는 주택 종류별로 다양한 결과를 보여준다고 분석했다. 주택매매가격지수의 위험(즉, 변동성)이 과거 위험의 영향을 받고 통계적으로 유의한 결과를 보인다고 밝혔다. 이어진 연구에서 임재만(2015)은 주택가격위험을 효과적으로 헤지할 수 있는 방안을 주택가격지수선물을 이용해 헤지 효과를 살폈다. 그 결과 동태적 헤지모형이 정태적 헤지모형보다 우월하다는 결론을 제시한다.

주택시장 변동성에 영향을 미치는 요인에 대한 분석도 이루어졌다. 김대원·유정석

3) Glosten et al.,(1993)

(2014)은 주택가격 변동성이 높은 국면과 낮은 국면으로 구분하고, 각 국면에서 변동성의 결정요인을 점검했는데 변동성이 높은 국면에서는 물가지수, 고용률, 인구증가률, 그리고 금리 등의 거시경제변수들이 주택가격 변동성에 유의미한 영향을 미치는 반면 변동성이 낮은 국면에서는 고용률과 인구증가율이 유의미한 효과를 지닌다고 결론지었다. 광승준·이주석(2006)은 주택가격 변동성을 유발하는 요인 중 부동산정책을 선택하여 분석했다. 그들의 연구 결과는 2001년 이후 주택안정화 정책의 실효성이 크지 않다는 것이다. 분석 내용 중 흥미로운 점은 전국, 서울, 강남의 변동성 변화 시점이 유사하게 나타나 부동산 시장의 차별화가 그리 크지 않다는 추측도 가능하게 해준다는 주장한다.

아파트를 포함하는 주택을 투자대상으로 보고 위험과 수익률 측면에서 주택시장을 분석하는 연구도 많다. 노상운(2014)은 주택종류별로 위험 프리미엄이 시차가변성을 보이는 지를 점검하여 아파트매매가격에 위험 프리미엄이 존재함을 밝혔고, 시간의 경과에 따라 위험프리미엄이 급격히 줄어드는 점을 들어 투자자의 입장에서 아파트 매매거래를 통한 수익률 창출의 기회가 줄어들고 있음을 제시했다. 장용삼(2008)은 위험 대비 수익률에 대한 성과측정 지표를 가지고 서울, 동경, 뉴욕, 런던의 주택시장을 비교했다. 서울은 상대적으로 높은 수익률을 나타내는 도시이며 주택시장 변동성도 높다는 결론을 얻었다.

국내 주택가격의 위험을 VaR(Value-at-Risk)로 측정하는 연구는 참신한 시도이다. 앞에서 언급된 기존 연구들은 주택시장에서의 가격변동이 위험을 내포하고 있다는 것을 함축하고 있으나 위험 자체를 측정하려는 시도는 아니었다. 이에 일반적으로 통용되는 위험지표인 VaR를 주택가격 수익률에 적용하여 분석을 시도한다.

본 논문에서 시도하려는 분석방법은 다른 연구 분야(즉, 주식시장과 환율시장 등)에서는 활발히 이루어지고 있다. 관련된 해외 연구로는 Davison and Smith(1990)이 강물의 흐름과 파도 높이에 대한 자료를 가지고 높은 임계점을 초과하는 극단치의 크기와 빈도를 일반화된 파레토(GP) 모형에 적용했으며 관련된 모수의 추정과 모델 적합성 여부를 판별했다. Gencay and Selcuk(2004)는 9개 신흥국의 일일 주가 자료를 가지고 GP모형을 적용하여 VaR를 계산하고 국가별로 분포의 좌우측 꼬리 부분이 비대칭적이라는 사실을 발견했다.

한상범(1999)은 주식시장, 원/달러, 엔/달러 외환시장에 극단치모형을 이용하여 VaR를 계산하는 것이 상대적으로 더 나은 방법이라고 분석한다. 양성국(2007)은 한중일 3국의 주

식시장을 대상으로 일별 자료를 가지고 이분산성을 고려한 EVT 모형에 의지하여 VaR를 계산한 결과 위험관리 목적으로 VaR를 추정할 때, 이분산성 및 꼬리 위험이 동시에 존재하는 금융시계열의 경우 전통적 방법보다는 GARCH-t모형, GARCH-ged모형, EVT-GARCH 모형 등에 의해 VaR를 추정하는 것이 위험관리에 더 적절하다고 분석했다. 강민정 외, (2013)은 주식시장의 5분 간격 자료를 이용하여 EVT를 적용한 결과 그것이 더 나은 방법임을 보임과 동시에 비선형 최소제곱법(NLS)와 베이지안 기법(ZHANG)이 최우추정법(MLE)보다 나은 모수추정 방법임을 밝혔다.

이와 함께, 오세경(2005)은 원/달러 환율 자료를 이용하여 EVT에 기초한 VaR를 측정하고 여러 모델의 성과를 비교하고 있다. 박정수 외(2006)은 원/달러 환율에 적용하여 정규분포보다 나은 결과를 얻었다고 제시한다. 문성주·양성국(2006)은 주식시장에 대한 실증 분석을 시도하여 GARCH-EVT모형의 성과가 정규분포하에서의 VaR보다 우월하다는 사실을 밝혔다. 여성철·정현주(2002)는 IMF 위기 전후를 구분하여 분석한 결과 IMF 이전에는 GARCH모형에 기초한 VaR가 더 적절하고 이후에는 EVT에 기초한 Gumbel모형이 더 적합한 것으로 결론내렸다.

극단치이론(EVT)은 통계학에서 먼저 개념화되었으며 기상학, 보험, 환경 등의 연구 분야에 폭넓게 적용된다. 극단치이론을 위험관리 측면에 접목시킬 수 있는 여지는 두꺼운 꼬리를 가진 표본을 묘사하는데 전통적인 접근법(예, 정규분포, 스튜던트-t 분포)보다 훨씬 더 유리하기 때문이다. 이 이외에도 극단치이론은 자산가격의 급격한 움직임이 있을 때 극단적인 관측치의 VaR를 계산함에 있어서 분포의 꼬리부분만을 분리하여 고려하는 것이 유리할 수도 있다. 또한 한 분포의 양쪽 꼬리부분에 대한 비대칭성을 고려할 수도 있다. 따라서 극단치이론은 대칭적 분포를 가정하고 표본의 모형화를 시도하는 스튜던트-t 분포, 정규분포, GARCH 모형 등에 비해 많은 장점을 가진다.

극단치이론의 이론적 기초를 제공하고 금융 부문에 적용된 대표적인 실증적 분석 사례는 Embrechts et al.(1997), McNeil(1997, 1998), Embrechts et al.(1998) 등이다. 또한 Embrechts(1999, 2000)는 EVT의 활용 가능성과 제약요인을 점검했고, McNeil(1999)은 위험관리자를 위한 광범위한 리뷰를 수행했다.

극단치이론의 대표적인 접근 방법 중의 하나로서 특정 임계치를 초과한 관측치를 대상으로 일반화된 파레토(Generalized Pareto) 분포와 관련하여 Balkema and de Haan

(1974)와 Pickands(1975)는 극단치의 분포가 GP분포로 근사한다는 내용을 제시했다. Hosking and Wallis(1987)는 GP분포의 모수 추정방법 중 소규모 표본일 때 확률가중적률법(PWM)이 모수 추정치의 최소 오류 기준에 의하면 가장 나은 방법임을 제시한다.

III. 분석모형

위험 측정지표의 하나인 VaR를 계산하는 방법(Manganelli and Engle, 2001)에는 크게 세 가지가 존재한다. 모수모형, 준모수모형, 그리고 비모수모형 접근법이다. 먼저 모수모형 VaR의 경우 선택된 분포의 모수 추정에 의존하기 때문에 모수모형 방법으로 불린다. 정규분포, 정규분포에 기초한 GARCH모형, 그리고 GP분포를 적용하는 경우가 모수모형 VaR의 범주에 들어간다. 이 접근법은 비선형성이 포함된 효과를 측정할 수 없고 정규분포를 가정할 경우 극단적인 관측치를 과소 추정할 수 있다는 약점을 지닌다.

준모수모형 VaR에는 GARCH모형을 적용하여 표준화된 잔차를 구하고 그 잔차를 가지고 GP분포에 적용하는 단계를 거쳐 VaR를 예측하게 된다. 비모수모형 VaR는 경험적 시뮬레이션(Historical Simulation)이라 불리는데 여기서 시뮬레이션이라 함은 수익률의 누적확률분포를 구축한다는 뜻이다. 이 방법은 수익률 사이의 독립성 가정에 기초하고 있는 바, 변동성 군집(Volatility Clustering)이 존재할 경우 VaR를 제대로 측정할 수 없다는 단점을 가진다.

1. VaR 개념

VaR는 표준편차와 함께 가장 일반적으로 사용되는 위험 측정지표 중의 하나이다. 그것은 위험을 하나의 값으로 표현하는 통계적인 요약에 해당하며 시장 가격변수의 움직임 때문에 발생하는 손실의 크기를 측정하는 수단이다. 주어진 신뢰구간(α)과 꼬리 확률($p = 1 - \alpha$) 하에서 일정한 보유기간에 걸친 로그수익률(또는 보상/손실)의 p -분위를 q_p 로 표기하면 주어진 조건에서의 VaR는 다음과 같이 계산된다:

$$VaR(p) = -q_p \quad (1)$$

VaR는 로그수익률의 p -분위인 q_p 에 음(-)의 부호를 붙인 값이다. VaR의 값을 양(+)으로 표시하기 위해서이다. 예를 들어, 신뢰구간이 $\alpha = 0.99$ 일 때 VaR값을 계산하려고 하면, 먼저 0.01-분위인 $q_{0.01}$ 을 구한다. 이는 로그수익률에 근거한 확률밀도함수의 왼쪽 꼬리 부분의 바닥으로부터 1%에 해당하는 영역과 나머지 상위 99% 영역을 구분하는 로그수익률의 값이다. 그런 다음, 그 로그수익률의 값에 음(-)의 부호를 붙이면 된다. 한편 주어진 분포의 오른쪽 꼬리 영역에서의 VaR는 음(-)의 부호를 부여할 필요는 없다.

2. VaR 모수모형

본 연구에서 채택한 모수 모형은 로그수익률이 정규분포를 따른다는 가정하에 계산되는 정규 VaR, 변동성의 군집화된 움직임과 시간 가변적 변동성을 고려하기 위해 로그수익률을 GARCH(Bollerslev, 1986)모형으로 필터링한 자료를 기반으로 VaR를 측정하는 GARCH-VaR 모형, 그리고 분포의 꼬리 부분에 놓인 관측치를 대상으로 일반화된 파레토모형을 적용하는 방법(Peaks-Over-Threshold, POT)에 기초한 EVT-VaR 모형 등이다.

정규 VaR는 주어진 확률하에서 표준정규분포의 역함수에 해당하는 분위(quantile)을 구하고 변동성을 나타내는 지표인 표준편차를 곱하여 얻을 수 있다. 정규 VaR의 장점은 주어진 확률에 해당하는 분위값을 미리 알 수 있다는 것이다. 예를 들면, 최악의 손실 5%(즉, 95% 신뢰수준)에 해당하는 분위는 1.65로 알려져 있다. 반면에 정규 VaR의 단점은 관측된 자료가 얇은 꼬리를 가진 경우 그 자료가 정규분포를 따른다고 가정하고 VaR를 추정하게 되면 해당 분위가 상대적으로 더 작은 절대값을 가지게 되어 VaR는 과소평가된다.

GARCH-VaR 모형은 주어진 시점 t 에서의 오차항 평균이 0이고 분산이 1인 독립적이고 동질적인 정규분포를 따른다고 가정한다. GARCH(1,1)모형을 가정할 경우 t 기의 VaR를 계산하기 위해서는 t 기의 변동성 추정치와 그 모형의 모수 추정치를 알아야 한다. GARCH모형은 적용하기 쉽고 추정해야 할 모수의 숫자도 상대적으로 작으며 확장가능성이 높다. 주어진 자료가 두꺼운 꼬리를 가졌다고 믿는다면 오차항의 분포를 스튜던트-t 분포로 바꾸어 적용할 수도 있다. GARCH모형의 단점 중의 하나는 분위 추정치가 안정적이지 않을 수 있다는 점이다(Gencay et al., 2003).

EVT-VaR 모형은 분포의 꼬리에 위치한 드물게 발생하는 관측치를 대상으로 특정 임계

치를 초과하는 값들을 일반화된 파레토모형에 적용하는 방법(POT)이다. X 를 확률변수, u 를 하나의 임계치라고 하자. X 는 F 라는 확률분포를 가진다. 오른쪽 꼬리 부분의 관측치를 $X-u$ 라고 하고 $X-u$ 의 분포를 $F_u(x)$ 라고 하면 Balkema and de Haan(1974), 와 Pickands(1975)가 제시한 공리에 의해 임계치가 충분히 클 때(즉, $u \rightarrow \infty$), $F_u(x)$ 는 일반화된 파레토분포인 $G_{\xi, \beta}(x)$ ⁴⁾에 수렴해 간다 :

$$G_{\xi, \beta}(x) = \begin{cases} 1 - \left(1 + \xi \frac{x}{\beta}\right)^{-1/\xi} & \xi \neq 0 \\ 1 - \exp\left(-\frac{x}{\beta}\right) & \xi = 0 \end{cases} \quad (2)$$

여기서 $\beta(> 0)$ 는 주어진 분포의 퍼진 정도를 측정하는 스케일 모수이고, 형태 모수(ξ , 분포의 꼬리가 두꺼운 정도를 측정하며 꼬리가 두껍다는 의미는 그 영역에서 정규분포에 비해 많은 관측치가 존재한다는 것임)가 $\xi > 0$ 일 때 $x \geq 0$ 며 $\xi < 0$ 일 때 $0 \leq x \leq -(\beta/\xi)$ 이다. 일반화된 파레토분포에서 임계치(u)의 선택은 형태모수의 추정 결과와 연관되어 있다. 더 높은 임계치를 가질 경우 관측치의 수는 줄어들고 형태모수의 추정치도 달라질 것이다. 하지만 임계치의 선택은 통계적 이론에 의해 정해지는 것이 아니라 주어진 자료의 속성과 분석 대상의 특징에 따라 달라진다(Tsay, 2010). 주어진 확률 p 에서 일반화된 파레토분포에 기초한 VaR의 추정치는 다음과 같다 :

$$VaR_t(p) = u + \frac{\beta}{\xi} \left[\left(\frac{1-p}{F(u)} \right)^{-\xi} - 1 \right] \quad (3)$$

여기서, $F(u)$ 는 X 의 확률분포에 임계치(u)를 대입했을 때의 누적확률분포의 값을 의미한다. $VaR_t(0.01)$ 추정 시에 주의해야 할 점은 왼쪽 꼬리 부분에 초점을 맞출 경우 먼저

4) 스케일 모수가 1이라고 가정하고 형태모수(ξ)의 값에 따라 변하는 일반화된 파레토분포의 확률밀도 함수는 0에서 출발하는 수직선을 포함하고 우측으로 꼬리를 내리는 모양을 띠고 있다(Embrechts et al., 1997). 형태모수의 값이 0(즉, $\xi=0$)일 때 그 꼬리는 정규분포처럼 지수적으로 감소하고, $\xi > 0$ 일 때는 스튜던트-t 분포처럼 꼬리가 다항식처럼 감소하며, 그리고 $\xi < 0$ 일 때는 꼬리가 상대적으로 빨리 수평축에 근접하는 베타분포와 유사하다.

음(-)의 로그수익률(즉, 손실 분포)을 가지고 $p = 0.99$ 의 값을 가지고 계산해야 한다는 점이다.

본 연구에서 선택한 EVT-VaR 모형의 장점은 발생 확률은 작으나 발생하기만 하면 막대한 피해를 가져다주는 극단적인 사건의 파괴력에 기인하는 극단적인 리스크를 측정할 수 있는 수단을 제공해 주는 것이다. 하지만 그런 리스크의 측정을 어렵게 만드는 것은 관측치의 수가 적은 것이며 그 결과 리스크 추정치가 불안정해진다는 점이다. 이런 단점을 극복하기 위해 극단치에 대해 모수 모형인 일반화된 파레토 분포를 사용한다. EVT-VaR 모형의 또 다른 단점은 임계치의 선정 문제이다. 임의적일 수밖에 없으며 연구자의 판단에 크게 의존한다. 임계치가 너무 크면 관측치 수가 너무 작아져서 추정치의 정확성이 떨어지고 임계치가 너무 낮으면 적절하지 않은 모형을 적용한 꼴이 될 수 있다.

일반화된 파레토 분포에 기초한 극단치이론 이외에도 일반화된 극값(즉, 최댓값 또는 최솟값)에 기반한 접근법도 있다. 전자는 충분히 큰 특정 임계치를 초과하는 극단치의 분포를 고려하는 반면 후자는 선택된 하위표본의 극값에 대한 분포를 이용한다. 본 연구에서는 일반화된 파레토 분포를 이용한 극단치이론에 의존한다. 그 이유는 첫째, 주어진 자료 수의 제약 때문이다. 본 연구에서 사용하는 자료의 수가 많지 않아서 일반화된 파레토 모형을 이용하는 것이 적절하다고 판단된다. 일반화된 극값 모형 중 대표적인 블록 극값(block maxima)을 이용할 경우 하위표본에 의한 최댓값이나 최솟값을 선택할 경우 선택되지 않은 관측치들은 분석 대상에서 제외된다. 정보의 손실이 발생한다. 둘째, 통상적으로 일반화된 극값 모형은 일반화된 파레토 모형에 비해 추정해야 할 모수가 더 많다. 모형이 상대적으로 더 복잡해질 수 있다는 뜻이다.

3. VaR 비모수모형 및 준모수모형

VaR 비모수모형은 경험적 시뮬레이션 모형으로도 불리며 주어진 확률하에서 관측치를 오름차순으로 정렬한 후에 전체 관측치 수에 확률을 곱한 값에 음(-)의 부호를 붙여 구한다. 경험적 시뮬레이션 VaR는 가장 단순한 계산방법이다. 그것의 단점은 관측치의 개수가 적은 경우 매우 작은 분위의 추정치가 부정확해질 수 있다는 것이다. 또한 관측치 중 가장 큰 값을 초과하는 것에 대해서는 분위 추정치를 구할 수 없다는 한계를 지닌다.

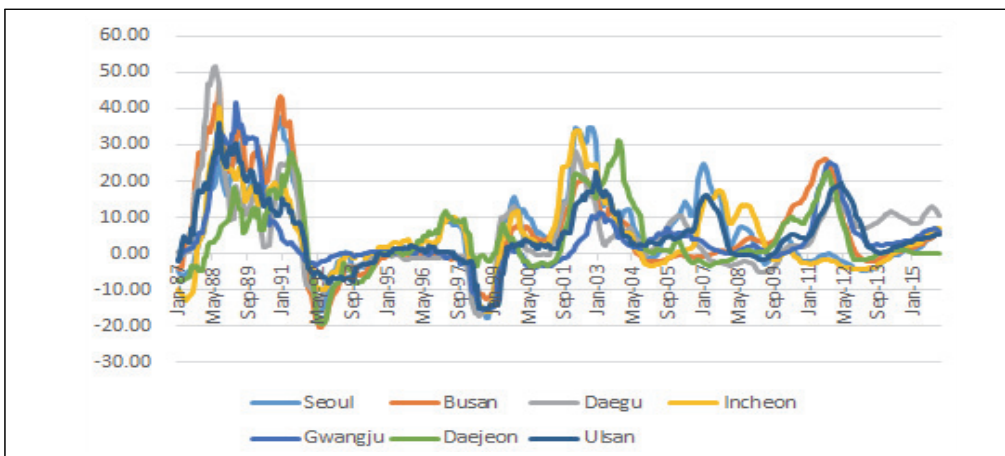
GARCH-EVT-VaR 모형은 VaR의 변동성을 설명하기 위해 도입한 GARCH모형에서

외부 충격을 나타내는 교란항의 추정치인 잔차(residuals)에 정규분포 대신 일반화된 파레토분포를 적용하는 것이다. 이것이 준모수모형인 이유는 로그수익률의 꼬리부분은 일반화된 파레토 모형으로 묘사되고 중간 부분은 경험적 시뮬레이션으로 추정되기 때문이다. 이 모형의 장점은 로그수익률 자료의 변동성이 연이어 발생하는 현상을 보일 경우에 적합할 뿐만 아니라 필터링된 잔차를 가지고 두꺼운 꼬리부분(즉, 극단적인 관측치들)에 대한 리스크를 측정할 수 있다는 것이다. 단점으로는 앞서 지적한 것처럼 극단치이론에 적용된 임계치 선정의 임의성을 들 수 있다.

IV. 실증분석

1. 자료 및 기초통계량

주택가격의 위험은 주택가격의 변동성이 심화되는 현상이다. <그림 1>에 나타난 것처럼, 월별 자료에 기초한 전년 동월대비 아파트매매가격의 증감률에 의하면 1992년과 1998년 경에 지수값 자체가 전년도 동월 값에 비해 감소했다. 아파트가격이 큰 폭으로 하락했다는 뜻이다. 2000년 이후엔 약 5년 주기로 증가율이 등락을 거듭하는 모습을 보였다. 2008년 글로벌 금융위기 이후 최근 주택시장은 어느 정도 반등했다가 침체 국면에 놓여 있다.



자료: KB국민은행

<그림 1> 광역시별 아파트매매가격 변동률 추이

주택시장의 가격 움직임은 수도권과 지방에서 뚜렷한 차이를 보이는 경우가 많다. 서울, 경기, 그리고 인천을 포함하는 수도권의 부동산 시세는 높아지는데 지방에서는 그 반대의 흐름이 관찰되기도 한다. 하지만 시중의 부동산 자금은 전국의 부동산을 고려 대상으로 삼고 있기 때문에 수도권과 지방의 부동산 시세가 차이난다 하더라도 극심한 양상을 펼 가능성은 적다. 단지 시차를 두고 동일한 방향으로 나아갈 가능성이 높다.

주택시장의 위험과 보상 관련 움직임을 분석하기 위해 1개 특별시, 6개 광역시의 계절조정된 아파트매매가격지수(1986년 1월 - 2015년 12월, 360개 관측치)를 사용한다. 월별 수익률은 가격지수를 로그 차분하여 구한 후 100을 곱하여 $r_{i,t} = 100 \times (\ln x_{i,t} - \ln x_{i,t-1})$ 로 정의한다. 여기서 $r_{i,t}$ 는 i 행정구역의 t 기 로그수익률을 나타내며, $x_{i,t}$ 는 i 행정구역의 t 기 아파트매매가격지수를 의미한다.

〈표 1〉은 로그수익률의 기초통계량을 보여준다. 월별 로그수익률 평균은 적게는 0.30%에서 0.43%에 걸쳐 있다. 상대적으로 높은 평균 수익률(즉, 0.4%)을 기록한 광역시는 서울과 부산이다. 주어진 자료의 표준편차를 살펴보면, 광역시의 경우 대략적으로 수익률의 평균값이 높을 때 표준편차가 높게 나타난다.

〈표 1〉 기초통계량

구분	개수	평균	표준 편차	첨도	왜도	최소값	최대값	5th분위	95th분위	ARCH(5)
서울	360	0.43	1.35	3.81	1.07	-3.83	6.40	-1.40	2.86	59.6(0.00)
부산	360	0.43	1.29	6.01	1.64	-2.87	7.86	-1.38	2.78	70.2(0.00)
대구	360	0.39	1.35	14.2	1.97	-6.62	10.6	-1.00	2.43	49.1(0.00)
인천	360	0.36	1.20	4.97	1.36	-3.17	7.35	-1.14	2.64	39.8(0.00)
광주	360	0.31	1.04	24.0	1.64	-7.50	8.58	-0.54	1.86	22.9(0.00)
대전	360	0.30	1.16	4.09	0.53	-3.90	6.61	-1.21	2.25	31.0(0.00)
울산	360	0.39	1.08	9.37	-0.38	-6.40	4.99	-0.78	2.44	75.4(0.00)

주: ARCH(5)는 5차 시차를 이용한 "ARCH 효과가 존재하지 않는다"라는 귀무가설을 가진 카이스퀘어 통계량이며, 괄호안은 p-값을 나타냄. 표본기간: 1986년 1월 - 2015년 12월.

자료출처: KB국민은행 부동산통계

표본자료에 기초한 왜도는 주어진 분포의 대칭성을 판별하는데 사용된다. 어떤 지역도 대칭적인 분포를 가지지는 않는다. 단지 울산만이 음(-)의 왜도값을 가져 해당 분포가 약간

왼쪽으로 기울어져 있다고 볼 수 있다. 다른 모든 지역의 왜도값은 크기의 차이는 있으나 양(+)의 값을 보여 오른쪽으로 기울어진 형태이다. 상대적으로 큰 왜도값을 나타낸 지역은 대구(1.97)이다.

첨도의 추정치는 3을 차감한 값으로 계산되었으며 정규분포와는 많은 차이를 보여주고 있다. 가장 큰 첨도 추정치를 보여주는 곳은 광주(24.04), 대구(14.18)이다. 첨도 추정치에 의하면, 모든 지역의 수익률 분포는 두꺼운 꼬리를 가진 것으로 보인다.

〈표 2〉는 95% 신뢰구간에서 일반화된 파레토 분포를 통해 왼쪽과 오른쪽 꼬리의 0.995 분위를 추정한 결과를 보여준다. 여기서 95% 신뢰구간은 0.995 분위의 VaR값을 추정하기 위해 무작위 표본을 연속적으로 추출(실제로는 하나의 표본만 가짐)할 때, 표본 추출 횟수의 95%에서 0.995 분위의 VaR값이 추정된 하한과 상한 사이에 놓여 있음을 말해 준다. 오른쪽 꼬리에서는 부산(4.17), 대구(4.00), 그리고 대전(3.87) 순으로 상대적으로 높은 VaR값을 보여준다. 왼쪽 꼬리에서는 대구(-7.39), 부산(-6.15), 그리고 서울(-5.90) 순으로 상대적으로 높은 VaR의 절대값을 제시한다.

왼쪽 꼬리 부분의 신뢰구간 상한을 살펴보면 모든 지역에서 7% 손실을 초과하고 있으며 낮게는 대전(-7.11의 절대값)에서 높게는 대구(-15.86의 절대값)에 이른다. 반면에 오른쪽 꼬리 부분의 신뢰구간 하한을 보면, 예외없이 3%를 하회하고 있다. 전체적으로 왼쪽 꼬리

〈표 2〉 0.005와 0.995 분위의 VaR값 (95% 신뢰수준)

	왼쪽 꼬리			오른쪽 꼬리		
	신뢰구간(하)	VaR값	신뢰구간(상)	신뢰구간(하)	VaR값	신뢰구간(상)
서울	-4.81	-5.90	-8.84	2.60	3.67	5.74
부산	-3.88	-6.15	-10.05	2.52	4.17	4.31
대구	-5.11	-7.39	-15.86	2.47	4.00	9.30
인천	-4.46	-5.33	-7.69	1.56	3.00	4.75
광주	-3.93	-5.83	-12.83	1.49	2.14	4.11
대전	-3.62	-4.44	-7.11	2.73	3.87	5.85
울산	-3.82	-4.93	-7.49	2.05	3.22	6.98

주: 왼쪽 꼬리 부분의 신뢰구간(상)의 값 자체는 음(-)으로 표시되어 있지만 VaR를 계산하는 과정에서 마이너스 부호를 붙일 것이기 때문에 그렇게 표현함. VaR를 계산하는 과정에서 사용한 분위는 0.995이며 주어진 VaR의 신뢰구간을 계산하는 과정에서 사용된 95% 신뢰구간은 추정된 VaR가 참값(즉, 모집단의 VaR)을 포함할 확률이 95%라는 의미임.

의 신뢰구간 상한은 오른쪽 꼬리 영역의 하한을 초과하고 있으므로 각 지역별 로그수익률 분포가 비대칭적임을 확인할 수 있다.

주어진 확률밀도함수의 왼쪽 꼬리 영역에 해당하는 음(-)의 로그수익률(즉, 손실)을 고려할 때, 0.005 VaR 중 상위 4개 지역은 대구, 부산, 서울, 그리고 광주이다. 오른쪽 꼬리 영역을 반영하는 양(+)의 로그수익률(즉, 보상)을 고려할 때, 0.995 VaR의 상위 4개 지역은 부산, 대구, 대전, 그리고 서울이다.

VaR의 산정을 통해 지역별 시장의 특징을 유추해 볼 수 있다. 음(-)의 로그수익률(즉, 손실)에 대한 VaR가 상대적으로 크다는 것은 해당 지역에 어떤 예상치 못한 충격이 발생할 경우 기대되는 최대손실금액이 커진다는 의미이다. 다르게 표현하면, 이 값이 크면 그만큼 손실 위험이 더 높다는 뜻이다. 반면에 양(+)의 로그수익률에 대한 VaR의 큰 값은 더 큰 보상을 얻는다는 의미일 수도 있고 만일의 사태에 대비에 비축해 두어야 할 자금으로 해석될 여지도 있다.

왼쪽 꼬리와 오른쪽 꼬리 부분에서의 VaR를 계산하고 각 영역에서 상위 4개 지역을 고른 다음 교집합을 찾으면 대구, 부산, 그리고 서울 지역 등이다. 이들 3개 지역은 주택시장의 보상과 손실의 스프레드가 상당히 크다고 해석할 수 있다. 즉, 주택을 보유할 때 손실을 입을 가능성도 다른 지역에 비해 크고 동시에 수익이 발생하면 상대적으로 더 큰 보상을 얻을 수 있다는 것이다. 다르게 표현하면, 대구, 부산 그리고 서울 지역은 다른 지역보다 주택가격의 변동성이 더 크다고 말할 수 있다.

2. 실증분석

주택가격에 기초한 로그수익률 분포의 양쪽 꼬리 영역에서 1기 이후의 VaR를 예측하기 위해 5개의 서로 다른 모형을 사용한다. 구체적인 모형은 정규 VaR, HS, GARCH, EVT, 그리고 GARCH-EVT 등이다.

각 모형별 상대적인 성과는 예측실패율(Violation Ratio, VR)로 요약된다. 예측실패율은 VaR 사후검정의 한 방법이다. 사후검정 과정의 일부로서 미리 정해진 크기의 윈도우를 표본의 마지막 관측치까지 굴러가면서 각 윈도우 내에서 VaR를 추정하게 된다. 본 논문에서 사용된 로그수익률 자료의 관측치 수가 360개이고 윈도우 크기가 100개(약 8년에 해당하는 기간)이기 때문에 260개의 VaR 예측치를 가지게 된다. 하나의 관측치가 VaR를 초과

할 때마다 하나의 VaR 예측실패가 일어나게 된다. 그리고 그 예측실패의 수를 기록하여 VaR 추정치의 정확성을 평가한다. 예측실패를 포함하는 변수는 1과 0의 값만을 갖는다. 하나의 예측실패가 발생하면 1의 값을 부여하고 그렇지 않으면 0이 된다. 그리고 기대 예측실패의 수는 주어진 확률에 검정 윈도우의 크기를 곱하여 구한다. 예를 들어, 확률이 0.01이고 윈도우 크기가 100이라면 기대 예측실패 수는 1이 된다. 기대 예측실패의 숫자 대비 실제 계산된 예측실패 수의 비중을 예측실패율로 정의한다 :

$$VR = \frac{\text{실제 예측실패 수}}{\text{기대 예측실패 수}} \quad (4)$$

Danielsson(2011)은 예측실패율이 $VR \in [0.8, 1.2]$ 구간에 놓이면 해당 모형이 좋은 성과를 내고 있다고 본다. 반면에 예측실패율이 0.5보다 작거나 1.5보다 큰 경우는 모형이 정확하지 않은 것으로 판단한다. 예측실패율이 1보다 클 경우 해당 VaR 모형은 리스크를 과소 예측한 것이 되고, 반대의 경우 해당 VaR 모형은 리스크를 과대 예측하게 된다.

〈표 3〉은 예측실패율에 의한 사후검증 결과를 제시하고 있다. 예측실패율을 가지고 앞서 제시한 기준 하에서 주어진 확률이 0.01(즉, 왼쪽 꼬리)인 경우 가장 좋은 성과를 낸 모형은 정규 VaR와 EVT모형이다. 두 모형 모두 7개 광역시 중 각각 4개 지역에서 가장 좋은 모델로 평가된다. 그 다음 좋은 모델로 평가된 것은 3개 지역에서 가장 좋은 결과를 보인 GARCH-EVT모형이다.

주어진 확률이 0.99(즉, 오른쪽 꼬리)인 경우 GARCH-EVT와 GARCH 등의 조건부 모형이 다른 모형들에 비해 상대적으로 더 좋은 성과를 나타낸다. GARCH-EVT 모형이 5개 지역에서 가장 우수한 모형으로 드러났고 GARCH와 EVT 모형이 각각 2개 지역에서 더 나은 것으로 나타났다.

〈표 3〉 사후검정(예측실패율) ($W_T = 260$, $W_E = 100$)

모형	VR ¹⁾ (p=0.01)							VR(p=0.99)						
	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산
Normal-VaR	0.77 (0.07)	0.00 (0.01)	0.77 (0.01)	1.15 (0.01)	0.77 (0.01)	0.00 (0.01)	0.77 (0.01)	3.46 (0.68)	5.77 (1.02)	4.62 (1.01)	4.23 (0.58)	4.62 (0.72)	3.85 (0.66)	4.62 (0.63)
HS	0.00 (0.01)	0.38 (0.01)	1.54 (0.03)	0.38 (0.01)	0.77 (0.03)	0.00 (0.01)	0.38 (0.03)	2.31 (1.31)	3.85 (1.37)	2.31 (1.62)	0.77 (0.61)	3.08 (1.54)	0.77 (0.67)	2.69 (0.75)
GARCH	0.38 (0.02)	0.77 (0.01)	1.54 (0.02)	0.38 (0.02)	0.38 (0.01)	0.38 (0.02)	1.54 (0.02)	3.46 (1.95)	1.92 (1.24)	2.31 (1.52)	3.08 (1.65)	1.15 (1.01)	2.31 (1.51)	2.31 (1.57)
EVT	1.15 (1.22)	0.77 (1.05)	2.31 (1.32)	1.15 (1.04)	1.54 (1.04)	0.00 (1.21)	1.15 (1.42)	0.77 (1.06)	3.46 (1.61)	1.54 (2.01)	0.77 (0.97)	3.46 (1.68)	0.77 (0.86)	1.92 (0.83)
GARCH-EVT	1.15 (1.77)	1.92 (1.28)	2.69 (1.98)	1.15 (1.54)	1.54 (0.95)	0.77 (1.35)	1.92 (2.25)	1.15 (2.63)	1.92 (1.37)	1.15 (1.93)	1.15 (2.48)	2.31 (1.00)	0.77 (1.90)	2.31 (1.90)

주: 1) 예측실패율. ()는 VaR 변동성을 나타냄. W_T 는 검정 윈도우의 수(즉, 윈도우를 가지고 추정해야 할 수)이며 W_E 는 추정 윈도우(이미 정해진 윈도우 크기)이다.

앞서 행한 예측실패율에 의한 분석은 그래프로 관찰하거나 경험칙에 의한 방법이었다. 엄밀한 통계적 검정도 수행할 수 있다. 여기서는 예측실패의 횟수에 관한 비조건부 커버리지 검정과 예측실패의 군집화에 대한 독립성 검정을 실시한다. 사후검정에서 사용되는 예측실패는 1과 0으로 구성되는 변수이기 때문에 그 변수가 베르누이 분포를 따르는 지 여부를 검정할 수 있다.

비조건부 커버리지 검정은 Kupiec(1995)이 제안한 것인데 그 아이디어는 기대 예측실패 수가 실제 예측실패 수와 일치하는 지를 검정하는 것이다. VaR 예측실패에 대한 검정의 귀무가설(H_0)은 예측실패 수를 나타내는 변수가 베르누이 분포를 따르는 것이다. 예를 들면, 99% 유의수준에서 꼬리 영역의 확률(p)에 대한 귀무가설은 $H_0 : p = 0.01$ 이 된다. 관련된 검정통계량은 $\hat{p} = v / W_T$ 이 된다. 여기서 v 는 예측실패의 수이고 W_T 는 검정 윈도우의 수를 나타낸다. \hat{p} 은 검정 윈도우 수 대비 VaR 예측실패 수의 비중이며 확률 p 의 추정치가 된다.

예측실패 횟수에 대한 독립성 검정은 두 개의 예측실패를 놓고 서로 독립적인지 여부를 파악하는 것이다. 여기서 독립적이라는 말은 오늘의 예측실패가 내일의 예측실패에 아무런 영향을 미치지 못한다는 뜻이다. 독립성 검정의 귀무가설은 두 예측실패 사이에 어떤 군집 현상도 나타나지 않는다는 것이다.

〈표 4〉는 비조건부 커버리지 검정의 결과를 제시하고 있다. '추정된 예측실패율과 이론적 예측실패율(즉, 0.01)이 같다'라는 귀무가설 하에서 그것을 기각하는데 실패한 모형은 좋은 것으로 간주할 수 있다. 그 기준에 의할 때, 주어진 확률이 0.01(즉, 왼쪽 꼬리)이라면 7개 광역시 모든 지역에서 5% 유의수준을 적용할 경우 귀무가설 기각에 실패한 모형은 GARCH모형이 유일하다. 6개 지역에서 귀무가설의 기각에 실패한 것은 GARCH-EVT모형이다. 오른쪽 꼬리 영역에서는 GARCH 모형과 EVT 모형이 각각 5개 지역에서 귀무가설을 기각하지 못하는 반면에 GARCH-EVT모형은 모든 지역에서 귀무가설을 기각하지 못해서 상대적으로 선호되고 있다.

〈표 5〉는 독립성 검정에 대한 왼쪽 꼬리($p=0.01$)와 오른쪽 꼬리($p=0.99$) 영역의 결과를 제시한다. 어떤 두 개의 예측실패가 독립적이라는 귀무가설 하에서 예측실패율이 매우 높은 경우는 귀무가설을 기각할 가능성이 높다. 하지만 왼쪽 꼬리의 경우 7개 광역시에 걸쳐 예측실패율의 값들 대부분이 0과 2 사이에 놓여 있어 예측실패율과 독립성 검정에서 귀무가설에 대한 기각 여부의 연관성이 떨어지고 있다. 독립성 검정 결과에 의하면, 5% 유의수준 하에서 7개 지역 중 귀무가설을 기각하지 못한 개수가 가장 많은 모형은 6개인 HS와 GARCH-EVT 모형이며 그 다음이 5개 지역에서 귀무가설 기각에 실패한 GARCH 모형이다. GARCH 필터를 이용한 조건부 모형들이 상대적으로 좋은 성과를 제시하고 있는데 이는 그 모형들이 변동성의 변화를 상당히 적극적으로 반영하고 있다는 것을 의미한다. 오른

〈표 4〉 비조건부 커버리지 검정

모형	커버리지 검정($P=0.01$)							커버리지 검정($P=0.99$) ¹⁾						
	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산
Normal-VaR	0.15 (0.70)	5.23 (0.02)	0.15 (0.70)	0.06 (0.81)	0.15 (0.70)	5.23 (0.02)	0.15 (0.70)	9.71 (0.00)	28.4 (0.00)	18.3 (0.00)	15.2 (0.00)	18.3 (0.00)	12.4 (0.00)	18.3 (0.00)
HS	5.23 (0.02)	1.30 (0.25)	0.65 (0.42)	1.30 (0.25)	0.15 (0.70)	5.23 (0.02)	1.30 (0.25)	3.28 (0.07)	12.4 (0.00)	3.28 (0.07)	0.15 (0.70)	7.30 (0.01)	0.15 (0.70)	5.14 (0.02)
GARCH	1.30 (0.25)	0.15 (0.70)	0.65 (0.42)	1.30 (0.25)	1.30 (0.25)	1.30 (0.25)	0.65 (0.42)	9.71 (0.00)	1.76 (0.18)	3.28 (0.07)	7.30 (0.01)	0.06 (0.81)	3.28 (0.07)	3.28 (0.07)
EVT	0.06 (0.81)	0.15 (0.70)	3.28 (0.07)	0.06 (0.81)	0.65 (0.42)	5.23 (0.02)	0.06 (0.81)	0.15 (0.70)	9.71 (0.00)	0.65 (0.42)	0.15 (0.70)	9.71 (0.00)	0.15 (0.70)	1.76 (0.18)
GARCH-EVT	0.06 (0.81)	1.76 (0.18)	5.14 (0.02)	0.06 (0.81)	0.65 (0.42)	0.15 (0.70)	1.76 (0.18)	0.06 (0.81)	1.76 (0.18)	0.06 (0.81)	0.06 (0.81)	3.28 (0.07)	0.15 (0.70)	3.28 (0.07)

주: ()는 p-값을 나타냄. 커버리지 검정의 귀무가설은 실제 VaR 예측실패 수와 이론적 예측실패 수가 일치한다는 것임.

쪽 꼬리($p=0.99$) 영역의 경우 일반적인 유의수준 하에서 가장 좋은 모형으로 선정된 것은 GARCH-EVT이다. 7개 광역시 모두에서 독립성의 귀무가설을 기각하는데 실패했다. 그 다음으로 5개 지역에서 귀무가설을 기각하는데 실패한 GARCH 모형 순이다.

〈표 5〉 독립성 검정

모형	독립성 검정($P=0.01$)							독립성 검정($P=0.99$)						
	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산
Normal-VaR	7.58 (0.01)	0.00 (0.99)	7.57 (0.01)	5.50 (0.02)	0.03 (0.86)	0.00 (0.99)	0.03 (0.86)	10.0 (0.00)	46.7 (0.00)	17.2 (0.00)	19.6 (0.00)	63.1 (0.00)	21.9 (0.00)	11.3 (0.00)
HS	0.00 (0.99)	0.01 (0.93)	12.4 (0.00)	0.01 (0.93)	0.03 (0.86)	0.00 (0.99)	0.01 (0.93)	8.29 (0.00)	3.94 (0.05)	0.28 (0.59)	0.03 (0.86)	19.2 (0.00)	0.03 (0.86)	1.91 (0.17)
GARCH	0.01 (0.93)	0.03 (0.86)	12.4 (0.00)	0.01 (0.93)	0.01 (0.93)	0.01 (0.93)	4.18 (0.04)	4.76 (0.03)	0.20 (0.66)	0.28 (0.59)	1.44 (0.23)	0.05 (0.83)	0.28 (0.59)	2.49 (0.11)
EVT	5.50 (0.02)	0.03 (0.86)	16.2 (0.00)	5.50 (0.02)	5.50 (0.02)	0.13 (0.72)	0.07 (0.79)	0.03 (0.86)	4.76 (0.03)	0.13 (0.72)	0.03 (0.86)	24.8 (0.00)	0.03 (0.86)	10.0 (0.00)
GARCH-EVT	5.50 (0.02)	0.20 (0.66)	1.91 (0.17)	0.07 (0.79)	0.07 (0.79)	0.13 (0.72)	3.23 (0.07)	0.07 (0.79)	0.20 (0.66)	0.07 (0.79)	0.07 (0.79)	2.49 (0.11)	0.03 (0.86)	0.28 (0.59)

주: () 안은 p-값을 나타냄. 독립성 검정의 귀무가설은 두 예측실패가 연이어 발생하지 않는다는 것이다.

로그수익률 분포의 왼쪽과 오른쪽 꼬리를 구분하여 살펴보는 이유는 누구의 관점에서 VaR를 해석하느냐에 따라 그 의미의 차이가 존재하기 때문이다. 투자자의 관점에서 보자면 로그수익률 분포의 왼쪽 꼬리를 살펴야한다. VaR의 정의에 잘 부합하기 때문이다. 로그수익률의 왼쪽 꼬리 부분은 손실을 나타내고 있기 때문에 VaR는 투자자에게 향후 발생할 수도 있는 최대손실 가능금액을 제시해준다.

반면에 위험관리자의 입장에 서면, 로그수익률 분포의 오른쪽 꼬리를 살펴야한다. 로그수익률 분포의 오른쪽은 보상을 나타내는데 오른쪽 꼬리에서 계산된 VaR는 잠재적인 손실을 커버하기 위해 비축해 두어야하는 자본의 양을 말해주기 때문이다. 규제당국도 이러한 관점에 초점을 맞춘다. 왜냐하면, 규제당국의 최대 관심은 금융기관의 막대한 손실을 방지하기 위해 적절한 자본을 마련해 두길 원하기 때문이다.

위에서 얻은 결과를 요약하면, 본 연구에서 분석한 7개 광역시 주택가격에 기초한 로그수익률 자료의 VaR 예측에 있어서 GARCH-EVT 모형이 다른 모형에 비해 더 좋은 성과를 내는 것으로 나타났다. 이는 VaR 계산이나 사후검증을 주요 업무로하는 위험관리 담당자

나 규제당국이 주의를 기울여야 할 대목이다.

2. 2008년 이전과 이후 구분

과거 주택이 부족한 시기 여부 또는 주택시장의 구조전환이 일어남에 따라 분포의 특성이 달라질 수 있다고 여겨진다. 이에 분석 기간을 주택수급 상황이 나아진 시점의 기준으로 되고 주택시장의 구조전환이 일어난 시점이라고 볼 수 있는 2008년말을 기준으로 이전과 이후 시기로 나누어 따로 분석을 실시한다. 2008년 이후의 월별 관측치가 부족하여 기존의 자료를 업데이트하여 2018년 9월까지 포함하였으며 그 결과 로그수익률의 총 관측치는 381개이며 2008년 이전에는 275개, 이후에는 116개가 된다. 2008년 이후의 관측치 수가 너무 적어서 VaR의 사후검정 시 추정 윈도우의 크기를 60개로 줄여 분석을 실시한다. 또한 양쪽 꼬리의 확률을 기존 분석과는 다르게 $p = 0.05$ 와 $p = 0.95$ 를 적용하여 분석 모형의 견고성을 살펴볼 수 있다.

〈표 6〉은 2008년 이전 시기 자료를 바탕으로 추정 윈도우의 크기를 60개(즉, 5년에 해당하는 자료)를 가지고 VaR를 예측하고 사후검정을 실시한 결과를 보여준다. 지면 관계상 EVT 모형과 GARCH-EVT 모형에 대한 결과만을 제시한다. 먼저 $p = 0.05$ 일 때, 예측실패율의 적합한 모형 판단 기준인 $VR \in [0.8, 1.2]$ 구간에 놓여 있는 지를 가지고 살펴보면, 둘 중에서는 EVT 모형이 더 나은 것으로 나타난다. 커버리지 검정에서도 주어진 귀무가설(즉, 예측실패율이 1)을 모든 지역에서 기각하는데 실패한 EVT 모형이 더 나은 것으로 나타난다. 독립성 검정에서는 두 모형 모두 모든 지역에서 귀무가설(즉, 두 개의 예측실패가 연이어 발생하지 않는다)을 기각하는데 실패하고 있어 비교하기 어려운 상황이다.

그리고 $p = 0.95$ 일 때, 사후검정 결과는 예측실패율이나 커버리지 검정의 경우 $p = 0.05$ 일 때의 결과와 다르지 않으나 독립성 검정 결과는 서로 상반된다. EVT 모형의 경우 2개 지역에서 귀무가설을 기각하는데 실패한데 반해 GARCH-EVT 모형에서는 4개 지역에서 귀무가설을 기각하지 못한다. 따라서 독립성 검정에서는 후자가 더 나은 모형이 된다.

〈표 6〉 2008년 이전 사후검정 ($W_T = 215$, $W_E = 60$)

모형	VR ¹⁾ (p=0.05)							VR(p=0.95)						
	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산
EVT	1.02 (0.75)	1.40 (0.86)	1.49 (0.72)	1.40 (0.54)	1.21 (0.43)	0.93 (0.92)	1.21 (0.63)	1.02 (1.33)	1.49 (1.77)	1.21 (1.90)	1.21 (1.26)	0.93 (1.56)	1.21 (1.09)	0.93 (1.17)
GARCH-EVT	1.40 (1.28)	1.77 (0.82)	2.23 (1.16)	1.02 (0.98)	1.58 (0.48)	1.21 (1.08)	1.40 (1.52)	1.12 (2.14)	1.58 (1.65)	0.84 (1.86)	1.67 (1.67)	1.58 (0.52)	0.84 (1.71)	1.49 (1.14)
	커버리지 검정(P=0.05)							커버리지 검정(P=0.95)						
EVT	0.01 (0.94)	1.58 (0.21)	2.36 (0.12)	1.58 (0.21)	0.47 (0.49)	0.06 (0.81)	0.47 (0.49)	0.01 (0.94)	2.36 (0.12)	0.47 (0.49)	0.47 (0.49)	0.06 (0.81)	0.47 (0.49)	0.06 (0.81)
GARCH-EVT	1.58 (0.21)	5.48 (0.02)	12.9 (0.00)	0.01 (0.94)	3.28 (0.07)	0.47 (0.49)	1.58 (0.21)	0.15 (0.70)	3.28 (0.07)	0.32 (0.57)	4.32 (0.04)	3.28 (0.07)	0.32 (0.57)	2.36 (0.12)
	독립성 검정(P=0.05)							독립성 검정(P=0.95)						
EVT	26.3 (0.00)	34.6 (0.00)	33.0 (0.00)	28.9 (0.00)	27.7 (0.00)	13.2 (0.00)	4.91 (0.03)	11.4 (0.00)	0.54 (0.46)	19.3 (0.00)	8.47 (0.00)	20.0 (0.00)	4.47 (0.03)	3.28 (0.07)
GARCH-EVT	11.0 (0.00)	9.06 (0.00)	14.3 (0.00)	7.00 (0.01)	16.6 (0.00)	8.47 (0.00)	6.72 (0.01)	5.37 (0.02)	2.94 (0.09)	15.3 (0.00)	3.63 (0.06)	22.1 (0.00)	0.79 (0.37)	2.39 (0.12)

주: 1) 예측실패율(VR)의 결과 아래의 ()는 VaR의 변동성을 나타냄. 커버리지 검정과 독립성 검정의 결과 값 아래 ()는 p-값을 나타냄. 커버리지 검정의 귀무가설은 실제 VaR 예측실패 수과 이론적 예측 실패 수가 일치한다는 것이고 독립성 검정의 귀무가설은 두 예측실패가 연이어 발생하지 않는다는 것이다.

〈표 7〉은 2008년 이후 시기 자료를 바탕으로 추정 윈도우의 크기를 60개로 삼고 56개의 VaR를 예측하고 사후검정을 실시한 결과를 제시한다. 먼저 $p = 0.05$ 일 때, 예측실패율에 의하면 EVT 모형(1개 지역에서 정상범위에 포함)이 선호된다. 하지만 커버리지 검정에서는 3개 지역에서 귀무가설을 기각하지 못한 GARCH-EVT 모형이 상대적으로 선호되고 독립성 검정에서도 4개 지역에서 주어진 귀무가설을 기각하지 못한 GARCH-EVT 모형이 더 우월한 것으로 나타난다. 그리고 $p = 0.95$ 일 때, 예측실패율에 따르면 2개 지역에서 정상범위에 든 GARCH-EVT 모형이 더 선호된다. 커버리지 검정에서는 두 모형 모두 3개 지역에서 귀무가설을 기각하지 못해 우열을 가리기 어렵고, 독립성 검정에서는 7개 지역 모두에서 귀무가설을 기각하지 못한 GARCH-EVT 모형이 더 선호된다.

〈표 7〉 2008년 이후 사후검정 ($W_T = 56$, $W_E = 60$)

모형	VR ¹ (p=0.05)							VR(p=0.95)						
	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산	서울	부산	대구	인천	광주	대전	울산
EVT	0.00 (0.13)	1.07 (0.04)	3.21 (0.26)	1.43 (0.39)	7.14 (0.29)	0.00 (0.06)	4.64 (0.08)	7.14 (0.22)	0.36 (0.79)	0.00 (0.01)	4.64 (0.20)	0.36 (0.80)	2.14 (0.93)	0.00 (0.57)
GARCH- EVT	0.00 (0.33)	1.43 (0.17)	3.57 (0.27)	1.43 (0.34)	7.14 (0.28)	0.71 (0.05)	3.57 (0.14)	5.36 (0.55)	1.07 (0.28)	1.07 (0.57)	3.21 (0.25)	0.71 (0.36)	1.79 (0.06)	0.71 (0.26)
	커버리지 검정(P=0.05)							커버리지 검정(P=0.95)						
EVT	5.74 (0.02)	0.01 (0.90)	9.37 (0.00)	0.48 (0.49)	50.5 (0.00)	5.74 (0.02)	21.6 (0.00)	50.5 (0.00)	1.60 (0.21)	5.74 (0.02)	21.6 (0.00)	1.60 (0.21)	2.94 (0.09)	5.74 (0.02)
GARCH- EVT	5.74 (0.02)	0.48 (0.49)	12.1 (0.00)	0.48 (0.49)	50.5 (0.00)	0.27 (0.61)	12.1 (0.00)	29.0 (0.00)	0.01 (0.90)	60.3 (0.00)	9.37 (0.00)	0.27 (0.61)	1.49 (0.22)	0.27 (0.61)
	독립성 검정(P=0.05)							독립성 검정(P=0.95)						
EVT	0.00 (1.00)	2.51 (0.11)	33.1 (0.00)	18.8 (0.00)	27.2 (0.00)	0.00 (1.00)	12.2 (0.00)	17.8 (0.00)	0.04 (0.85)	0.00 (1.00)	17.7 (0.00)	0.00 (1.00)	3.30 (0.07)	0.00 (1.00)
GARCH- EVT	0.00 (1.00)	1.35 (0.24)	25.8 (0.00)	18.8 (0.00)	30.4 (0.00)	0.15 (0.70)	1.04 (0.31)	0.09 (0.76)	0.35 (0.56)	0.23 (0.63)	1.94 (0.16)	0.15 (0.70)	0.79 (0.37)	0.15 (0.70)

주: 1) 예측실패율(VR)의 결과 아래의 ()는 VaR의 변동성을 나타냄. 커버리지 검정과 독립성 검정의 결과 값 아래 ()는 p-값을 나타냄. 커버리지 검정의 귀무가설은 실제 VaR 예측실패 수과 이론적 예측실패 수가 일치한다는 것이고 독립성 검정의 귀무가설은 두 예측실패가 연이어 발생하지 않는다는 것이다.

2008년을 기점으로 이전과 이후 시기를 구분하여 분석한 결과 사후검정 방식별로 부분적으로 상이한 결과를 제시하고 있다. 예측실패율 기준에 의하면 2008년 이전 시기에는 양쪽 꼬리 영역에서 모두 EVT 모형이 선호되나 2008년 이후 시기에는 왼쪽 꼬리 부분에서는 EVT 모형, 오른쪽 꼬리 부분에서는 GARCH-EVT 모형이 더 나은 것으로 나타난다.

커버리지 검정에 의하면 2008년 이전 시기에는 양쪽 꼬리 영역에서 모두 EVT 모형이 선호되나 2008년 이후 시기에는 왼쪽 꼬리 영역에서는 GARCH-EVT 모형, 오른쪽 꼬리 영역에서는 동등하게 선호된다. 독립성 검정의 경우 2008년 이전 시기에는 왼쪽 꼬리 영역에서는 우위를 논하기 어렵고 오른쪽 꼬리 영역에서는 GARCH-EVT 모형이 더 선호된다. 2008년 이후 시기에는 양쪽 꼬리 영역에서 일관되게 GARCH-EVT 모형이 상대적으로 선호되고 있다.

2008년 이전과 이후 시기로 나누어 분석한 결과를 요약해 보면, 2008년 이전 시기는 주로 EVT모형이 주어진 자료를 설명하는데 상대적으로 적합한 반면 2008년 이후 시기에는 조건부 변동성을 포함한 GARCH-EVT 모형이 더 적합한 것으로 나타난다. 이러한 결과

를 기존의 실증분석(즉, 4장 2절)과 비교해 보면 흥미로운 사실을 발견할 수 있다. 2008년 이후 시기의 분석 결과와 기존의 실증분석 결과가 일치함을 확인할 수 있다. 이것이 시사하는 바는 2008년 이후에 주택수급 상황이 개선되고 구조적 변화가 진행되면서 부동산 시장의 변동성이 확대되었다는 것이며 그러한 사실을 포함한 자료의 특징을 잘 묘사할 수 있는 모형은 조건부 변동성을 포함하고 극단치이론을 고려한 GARCH-EVT 모형이라는 점이다.

V. 결론

주어진 수익률 자료를 잘 묘사할 수 있는 분포를 발견하는 것은 매우 중요하다. 관련 모수 추정의 정확성을 높일 수 있을 뿐만 아니라 위험 지표를 계산하는 데도 엄밀성을 더할 수 있기 때문이다. 주택가격에 대한 로그수익률 분포의 움직임을 잘 묘사하는 것은 일반화된 파레토 분포이다. 그 분석 결과에 의하면 왼쪽과 오른쪽 꼬리 부분은 서로 다른 특징을 가지는 것으로 드러난다. 그러므로 위험과 보상이 같은 확률로 발생할 가능성은 희박해진다.

왼쪽 꼬리와 오른쪽 꼬리 부분에서의 VaR를 계산하고 각 영역에서 상위 4개 지역을 고른 다음 공통분모를 찾으면 대구, 부산, 그리고 서울 지역 등이다. 이것은 이들 3개 지역은 주택시장의 보상과 손실의 스프레드가 상당히 크다는 것을 의미한다. 즉, 주택을 보유할 때 손실을 입을 가능성도 다른 지역에 비해 크고 동시에 수익이 발생하면 상대적으로 더 큰 보상을 얻을 수 있다는 것이다. 다르게 표현하면, 대구, 부산 그리고 서울 지역은 다른 지역보다 주택가격의 변동성이 더 크다는 사실을 전해주고 있다.

또한 VaR 예측과 관련하여 모형별로 상대적인 성과를 비교한다. 그 결과 변동성을 고려한 극단치(즉, GARCH-EVT) 모형이 VaR 예측에 있어서 다른 모형에 비해 우월한 성과를 나타냈으며 이는 위험 관리 측면에서도 본 모형의 유용성을 반영하는 것이다. 추가적으로, 2008년 이전과 이후 시기로 구분하여 분석한 결과에 의하면 2008년 이전 시기에는 EVT 모형이 선호되고 2008년 이후 기간에는 전반적으로 GARCH-EVT 모형이 더 선호되는 것으로 나타난다. 2008년 이후 시기의 분석 결과는 전체 표본에 의한 실증분석 결과와 일치하고 있다. 이것이 시사하는 바는 2008년 이후 구조변환 내지 주택수급 상황이 개선됨에 따라 변동성이 확대되었다는 것이다.

양쪽 꼬리 부분의 비대칭성 때문에 해당 지역의 위험과 보상이 발생할 확률이 다르다는

사실을 확인할 수 있다. 이러한 분석 결과를 이용하여 투자자는 자신의 투자 포트폴리오를 구성할 때 구성 자산의 위험을 측정하여 보유 자산을 적절히 재배치할 수 있다. 특정 지역에선 좌측 꼬리 부분의 VaR가 반대 영역의 값보다 더 클 수 있다. 그렇다면 투자자의 입장에서 그런 지역보다는 오른쪽 꼬리 부분의 VaR 값이 상대적으로 큰 지역을 투자 대상으로 고려할 수 있을 것이다. 경기가 호전되어 주택시장이 활성화된다면 더 높은 수익률을 제공할 가능성이 높기 때문이다.

금융기관 또는 규제당국의 입장에서 자료를 잘 묘사할 수 있는 분포를 선정하고 주택가격 변동성의 시차가변성을 가미한 모형을 가지고 위험 측정의 정확도를 높이고 예측력을 신장시킬 수 있다면 향후 도래할지도 모를 재앙적 수준의 위기에 선제 대응할 수 있을 것이다. 금융기관이나 규제당국은 예상치 못한 대규모 시장위험에 대비해 얼마의 자본금을 준비해야할 지를 결정하거나 권고할 수 있다. 또한 위험을 정확히 측정한다면 큰 이득이나 손실이 집중되는 곳을 알 수도 있을 것이다.

향후 주택시장의 전망과 맞물려 위험 관리 측면에서 적절한 대응 수단을 준비할 수 있다. 만약 주택가격 위험이 증폭될 것으로 예상된다면 주택보유자 및 투자자는 미리 주택을 매도하여 위험을 회피할 수 있을 것이며 다른 대안으로 금융파생상품을 통해 주택가격 하락 시 손해를 줄일 수도 있을 것이다.

참고문헌

1. 강민정·김지연·송종우·송성주, "Value at Risk with Peaks over Threshold: Comparison Study of Parameter Estimation," 『Korean Journal of Applied Statistics』, 제26권 제3호, 한국주택학회, 2013, pp.483-494.
2. 곽승준·이주석, "부동산정책이 주택가격의 변동성 변화에 미치는 영향," 『주택연구』, 제14권 제2호, 한국주택학회, 2006, pp.175-194.
3. 김대원·유정석, "마코프 국면전환 AR 모형을 이용한 주택 가격 지수 변동성 결정요인 분석," 『주택연구』, 제22권 제3호, 한국주택학회, 2014, pp.69-99.
4. 노상윤, "서울시 단독다가구 연립다세대의 중위수 지수 산정에 관한 연구," 『경제연구』, 제32권 제2호, 한국경제통상학회, 2014, pp.29-52.
5. 박정수·노현국·윤상후·손영숙, "일반화 극단분포를 이용한 VaR추정," 『Journal of the Korean Data Analysis Society』, 제8권 제1호, 한국자료분석학회, 2006, pp.227-240.

6. 양성국, “전통적 방법과 이분산성과 꼬리위험을 고려한 방법에 의한 VaR 예측치의 성과비교-한·중·일 증시를 중심으로,” 『산업경제연구』, 제20권 제6호, 한국산업경제학회, 2007, pp.2343-2361.
7. 오세경, “극단치이론(Extreme Value Theory)과 Value-at-Risk: GPD 모형을 중심으로,” 『금융연구』, 제19권 제1호, 한국금융학회, 2005, pp.72-114.
8. 임재만, “주택가격지수선물을 활용한 주택가격위험 헤징 방안,” 『주택연구』, 제23집 제1호, 한국주택학회, 2015, pp.5-24.
9. 임재만, “시세가격을 활용한 아파트 실거래가 반복매매지수 산정,” 『부동산학연구』, 제14집 제2호, 한국부동산분석학회, 2008, pp.21-37.
10. 장용삼, “부동산 투자 위험 성과 측정지표에 관한 연구,” 『한국지적학회지』, 제24권 제2호, 한국지적학회, 2008, pp.73-84.
11. 한상범, “극치분포(Extreme Value Distribution)를 이용한 VaR(Value at Risk)의 추정 및 성과분석,” 『금융연구』, 제13권 제2호, 한국금융학회, 1999, 한국금융학회, pp.319-341.
12. KB국민은행 부동산통계.
13. Artzner, P., Delbaen, J. M. Eber and D. Heath, “Coherent measures of risk,” *Mathematical Finance*, Vol. 9, 1999, pp.203-228.
14. Balkema, A. A., and L. de Haan, “Residual lifetime at great age,” *Annals of Probability*, Vol. 2, 1974, pp.792-804.
15. Bollerslev, T, “Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity,” *Journal of Econometrics*, Vol. 31, 1986, pp.307-327.
16. Davidson, A. C. and R. L. Smith, “Models of exceedances over high thresholds (with discussion),” *Journal of the Royal Statistical Society Series B*, Vol. 52, 1990, pp.393-442.
17. Dowd, K, *Measuring market risk*, West Sussex: John Wiley & Sons, 2005.
18. Duffie, D. and J. Pan, “An Overview of Value at Risk,” *Journal of Derivatives*, Vol. 4, No. 3, 1997, pp.7-49.
19. Embrechts, P., C. Klüppelberg, and C. Mikosch, *Modeling extremal events for insurance and finance*, Berlin: Springer, 1997.
20. Embrechts, P., S. Resnick and G. Samorodnitsky, *Extreme value theory as a risk management tool*, Zurich, Switzerland: Federal Technical University, 1998.
21. Embrechts, P, *Extreme value theory in finance and insurance*, Zurich, Switzerland: Swiss Federal Technical University, 1999.
22. Embrechts, P, *Extreme value theory: Potentials and limitations as an integrated risk management tool*. Zurich, Switzerland: Federal Technical University, 2000.
23. Engle, R. F, “Autoregressive Conditional Heteroskedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation,” *Econometrica*, Vol. 50, 1982, pp.987-1008.
24. Gencay, R, and F. Selcuk, “Extreme value theory and Value-at-Risk: Relative

- performance in emerging markets,” *International Journal of Forecasting*, Vol. 20, 2004, pp.287-303.
25. Glosten, L. R, R. Jagannathan and D.E. Runkle, “Relationship between the expected value and the volatility of the nominal excess return on stocks,” *Journal of Finance*, Vol. 48, No. 5, 1993, pp.1779-1801.
 26. Holton, G. A, “Defining Risk,” *Financial Analysts Journal*, Vol. 60, No. 6, 2004, pp.19-25.
 27. Hosking, J. R. M. and J. R. Wallis, “Parameter and quantile estimation for the generalized Pareto distribution,” *Technometrics*, Vol. 29, 1987, pp.339-349.
 28. Jorion, P, *Value at Risk: The New Benchmark for Managing Financial Risk (3rd ed.)*, New York: McGraw-Hill, 2006.
 29. Knight, F.H., *Risk, Uncertainty and Profit*, New York: Hart, Schaffner and Marx, 1921.
 30. Kupiec, P, “Techniques for verifying the accuracy of risk management models,” *Journal of Derivatives*, Vol. 3, 1995, pp.73-84.
 31. Mandelbrot, B, “The Variation of Certain Speculative Prices,” *Journal of Business*, Vol. 36, No. 4, 1963, pp.394-419.
 32. Manganelli, S. and R. F. Engle, “Value at Risk Models in Finance,” European Central Bank, 2001.
 33. McNeil, A. J. “Estimating the tails of loss severity distributions using extreme value theory,” *ASTIN Bulletin*, Vol. 27, 1997, pp.1117- 1137.
 34. McNeil, A. J., *Calculating quantile risk measures for financial time series using extreme value theory*, Zurich, Switzerland: Swiss Federal Technical University, 1998.
 35. McNeil, A. J, “Extreme value theory for risk managers,” In Internal modeling and CAD II, Risk Waters Group. London: UK, 1999, pp.93-118.
 36. McNeil, A. J. and R. Frey, “Estimation of Tail-Related Risk Measures for Heteroskedastic Financial Time Series: An Extreme Value Approach,” *Journal of Empirical Finance*, Vol. 7, 2000, pp.271-300.
 37. Pickands, J, “Statistical inference using extreme order statistics,” *Annals of Statistics*, Vol. 3, 1975, pp.119-131.
 38. Tsay, R.S, *Analysis of Financial Time Series (3rd ed.)*, New Jersey: Wiley, 2010.

- 접수일 2018. 08. 31.
- 심사일 2018. 09. 04.
- 심사완료일 2018. 10. 30.

국문요약

주택가격 수익률 분포의 꼬리부분 위험과 Value-at-Risk

본 연구는 극단치이론(Extreme Value Theory)을 이용하여 주택가격 수익률 분포의 꼬리부분 위험수준을 VaR로 측정하고 그것을 계산하기 위한 다양한 방법들의 성과를 비교 평가한다. 주택가격의 위험은 주택가격의 변동성이 심화되는 현상이다. 주택가격 위험 관리에 있어 가장 기본이 되는 것은 향후 발생할 가능성이 있는 위험을 정확하게 예측하는 것이다. 금융 위험을 측정하는 기본적인 지표인 VaR는 시장 위험관리 영역에서 주요한 역할을 수행하고 있다. VaR는 개념적으로 간단하고 적용하기도 쉽지만 극단적인 값들을 가진 경우에는 적절하지 않은 것으로 알려져 있다. 이러한 VaR의 단점을 극복하기 위한 방안으로 극단치이론을 활용한다. 본 연구에서는 극단치이론 중 극단치에 대해 GP분포를 적용한다. VaR의 계산을 위해서는 모수모형, 준모수모형, 그리고 비모수모형의 방법을 사용한다. VaR의 예측을 위해 롤링 윈도우 방법을 이용하여 모형별 상대적인 성과를 비교한다. 분석 결과에 의하면, 로그수익률 분포는 좌측으로 많이 기울어져 있어서 왼쪽 꼬리 부분의 VaR가 오른쪽 꼬리보다 더 크게 나타났으며, 고려 대상이 된 모형들 중에서는 GARCH-EVT 모형이 주어진 자료들을 잘 설명하고 있는 것으로 나타났다.