

주요 암호화폐의 변동성 및 체계적 위험추정에 대한 비교분석

이 중 만*

The Volatility and Estimation of Systematic Risks on Major Crypto Currencies

Jungmann Lee*

Abstract

The volatility of major crypto currencies was examined and they are diagnosed whether they have a systematic risk or not, by estimating market beta representing systematic risk using GARCH(Generalized Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity) model. First, the empirical results showed that their prices are very volatile over time because of the existence of ARCH and GARCH effects. Second, in terms of efficiency, asymmetric GJR model was estimated to be the most appropriate model because the standard error of a market beta was less than that of the OLS model and GARCH model. Third, the estimated market beta of Bitcoin using GJR model was less than 1 at 0.8791, showing that there is no systematic risk. However, unlike OLS model, the market beta of Ethereum and Ripple was estimated at 1.0581 and 1.1222, showing that there is systematic risk. This result shows that bitcoin is less dangerous than Ripple and Ethereum, and ripple is the most dangerous of all three crypto currencies. Finally, the major cryptocurrency found that the negative impact caused greater variability than the positive impact, causing bad news to fluctuate more than good news, and therefore good news and bad news had a different effect on the variability.

Keywords : Cryptocurrency, Volatility, Systematic Risk, GARCH Model

Received : 2019. 09. 25. Revised : 2019. 12. 11. Final Acceptance : 2019. 12. 16.

※ This research was supported by the Academic Research Fund of Hoseo University in 2018(2018-0350).

* Professor, Hoseo University, Department of Mgt. of Digital Technology, 12, Hoseodae-gil, Dongnam-gu, Cheonan-si, Chungcheongnam-do, 31066, tel: +82-41-560-8356, e-mail: mann@hoseo.edu

1. 서 론

암호화폐(Crypto currencies)의 정의는 분산원장과 합의증명의 블록체인 기술을 이용하여 생성된 통화를 칭하며, 디지털 통화의 범주에서 가상통화이지만 플랫폼, 프로토콜, 인터페이스, 디지털자산 역할을 한다(Kim and Rhim, 2019). 디지털 통화(Digital currencies)는 가치를 전자적으로 표시한 e머니, PayPal 등 모든 종류의 화폐를 의미하고, 가상통화는 민간이 발행한 온라인쿠폰, game머니, 포인트, 마일리지 등을 말한다(IMF, 2016). 2009년 세계 최초의 블록체인 기반 암호화폐인 비트코인이 창시된 이후 계속 새로운 암호화폐가 출현하였다. 주요 암호화폐에는 비트코인, 이더리움, 리플, 비트코인캐시, 이오스 등이 있다. 2019년 기준으로 전 세계 암호화폐는 약 3,000종이 존재한다.¹⁾

비트코인(bitcoin)은 블록체인 기술을 기반으로 만들어진 온라인 암호화폐이다. 2008년 10월 사토시 나카모토라는 인물이 개발하여, 2009년 1월 프로그램 소스를 배포했다. 중앙은행이 없이 전 세계적 범위에서 P2P 방식으로 개인들 간에 자유롭게 송금 등의 금융거래를 할 수 있게 설계되어 있다. 거래장부는 블록체인 기술을 바탕으로 전 세계적인 범위에서 여러 사용자들의 서버에 분산하여 저장하기 때문에 해킹이 사실상 불가능하다. 2009년 비트코인의 소스 코드가 공개되었고, 이더리움, 이더리움 클래식, 리플, 라이트코인, 에이코인, 대시, 모네로, 제트캐시, 퀴텀 등 다양한 알트코인들이 생겨났다. 알트코인은 비트코인 이후에 등장한 암호화폐를 의미하며, 비트코인은 여러 알트코인들 사이에서 일종의 기축통화 역할을 하고 있다. 그리고 비트코인 이후에 등장한 알트코인 중 이더리움(Ethereum)은 시가 총액이 가장 높은 대표적인 알트코인이다. 비탈릭 부테린(Vitalik Buterin)이 주도적으로 개발한 이더리움은 2015년 7월 30일 출시되었으며, 블록체인 기술을 기반으로 스마트 계약 기능을 구현하기 위한 분산 컴퓨팅 플랫폼이다. 가상화폐인 비트코인에 사용된 핵심 기술인 블록체인에 화폐 거래 기록뿐 아니라 계약서 등의 추가 정보를 기록할 수 있다는 점에 착안하여, 전 세계 수많은 사용자들이 보유하고 있는 컴퓨팅 자원을 활용해

이더리움 가상 머신(EVM)을 만들고, 이 플랫폼을 이용하여 SNS, 이메일, 전자투표 등 다양한 정보를 기록하는 시스템을 창안했다. 리플(ripple)은 전 세계 여러 은행들이 실시간으로 자금을 송금하기 위해 사용하는 프로토콜 및 플랫폼 기반의 암호화폐이다. 2013년 크리스 라슨(Chris Larsen)과 제드 맥케일럽(Jed McCaleb)이 공동 개발하여, 타원곡선 디지털서명 알고리즘(ECDSA)을 사용하고, 채굴이 없이 합의에 의해 운영된다. 국제 송금을 위한 리플은 프라이빗 블록체인으로서 암호화폐를 발행한 사례에 해당한다.²⁾

암호화폐의 대표통화인 비트코인은 최근 들어 변동성이 매우 높다. 비트코인은 2008년에 소개되고 2009년에는 거래소에서도 거래되지 않았으며, 2010년에는 최고 가격이 0.39불에 불과했다. 2013년 1월 1일에 13.30불에서 그해 12월에는 1,147.25불로 폭등을 했으며, 2015년 3월 1일에는 258.97불로 폭락하는 양상을 보이듯 가격 변동성이 심했다. 2017년 12월에는 2만불 가까이 기록하였으며 2019년 7월 23일 기준 현재 50% 이상 하락한 9,687.20불까지 떨어진 상태이다. 중앙은행 시스템이 아닌 가상화폐의 변동성은 체계적 위험을 발생시킬 수 있고, 위험을 제거하기 위해 중앙은행이 통합가상화폐 제조를 고려하는 등 각국 중앙은행들은 가상화폐의 투기를 잠재우기 위하여 공동대책을 강구하고 있다(Money.net, 2017. 6. 26). 최근 들어 가상통화의 파급위험(Spillover Risk)는 주식시장과 경제 시스템에 매우 실질적인 위협이 될 수 있다고 인식하기 시작했다(Heisenberg, 2018, 1. 28). 그러나, 이러한 가격 변동을 보이고 있는 비트코인은 투기자산이지만 체계적 위험은 아닌 것으로 인식해 왔다(The Economist, Dec. 16, 2017). 최근 들어 비트코인의 10년 역사에서 유동성 증가 추세와 일정한 발행량이라는 변수를 고려했을 때, 비트코인의 리스크 수준은 달러화와 기타 비기축통화(중국 위안화 등)의 중간 지점에 위치하고 있다"고 진단하고 있다. 과거 변동성 높은 고수익 자산으로 인식되던 비트코인이 글로벌 경제 정세 변화 및 투자 복잡성 확대 속 '안전자산'과 '위험자산' 사이의 중간 기능을 가진 투자 자산으로 부상하고 있다(Coinness, 2019, 6. 3).³⁾

1) <https://coinmarketcap.com>.

2) 암호화폐의 종류는 ko.wikipedia.org/wiki를 활용하여 재정리함.

3) <https://kr.coinness.com/articles/37552>.

학계에서도 암호화폐에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다. 암호화폐가 디지털 금이나 금융 및 투자 자산으로써 역할을 수행할 수 있을지에 대한 연구가 있으며, 암호화폐에 적용되는 기술적인 측면에서 블록체인과 암호화 알고리즘 등에 대해서도 활발히 연구되고 있다. 법률적으로도 암호화폐의 사회적 파급력과 규제 측면, 과세를 위한 암호화폐 접근법 등 이론적으로 연구가 진행되고 있다(Lee et al., 2018). 그러나, 그러나 암호화폐에 대한 변동성에 따른 위험도에 대한 실증적인 분석에 대한 연구는 많이 미흡한 편이다.

본 연구에서는 주요 암호화폐인 비트코인, 이더리움, 리플에 대한 변동성을 살펴보고 암호화폐들이 체계적 위험자산인지 진단하고자 한다. 그리고 조건부 이분산 모형을 이용하여 가상통화의 위험도(risk)를 나타내는 시장베타를 추정하여, 레버리지 효과, 규모 효과 및 비 동시적 거래까지 고려하여 그 추정의 효율성 등을 종합적으로 평가하고자 한다.

2. 이론적 고찰 및 연구방법

2.1 이론적 고찰

재무경제에 있어서 가장 큰 관심의 대상 중 하나는 위험에 대한 연구이다. 특히 개별주식에 대한 체계적 위험 또는 시장베타를 어떻게 측정을 하고 의사결정에 이용하느냐는 매우 중요한 문제이다. 체계적 위험(體系的危險)⁴⁾은 모든 경제주체들에게 동일하게 작용하는 위험 요소를 말한다. 포트폴리오의 주식수를 늘린다 하더라도 제거할 수 없는 위험으로, 세계경제, 정부정책, 물가상승, 이자율 등 시장 구조 자체의 위험이 여기에 속한다. 비체계적 위험은 분산투자를 통해 주식투자위험을 줄일 수 있다는 것은 추가변화 중에서 분산투자로 제거할 수 있는 변화가 있음을 의미한다(Lee, 2003). 시장베타는 적정자본비용을 산정 하는데 근간이 되기 때문에 시장베타에 대한 추정은 효율성이 높아야 한다. Bera et al.[1988], Gosh[1992], Koutmos et al.[1994] 등은 시장모형(market model)의 체계적 위험(systematic risk)을 추정함에 있어서 조건부 이분산을 고려할 경우 최소자승법에 의한 OLS 추정치보다 더욱 효율적임을 보여주었다.

암호화폐에 대한 연구를 살펴보면, Gilbert and Loi[2018]는 CAPM Model과 Fama-French Three Factors Model을 이용하여 비트코인 암호통화를 대상으로 체계적 위험여부를 진단하였는데, 연구결과, 비트코인은 높은 변동성을 보이고 있으나 체계적 위험은 아니며, 투자포트폴리오에 긍정적 기여를 하고 있으며, 비트코인의 적정 투자포트폴리오를 21% 구성을 제시하고 있다. Lee[2018]도 비트코인에 대한 변동성을 GARCH Model을 활용하여 측정했으며, 시간이 지남에 따라 조건부 변동성이 크게 있는 것으로 나타났으며, 비트코인은 최소자승모형이나 GARCH 모델을 적용하여 비트코인의 시장베타를 측정한 결과, Gilbert and Loi[2018]의 연구결과 동일하게 체계적 위험이 없는 것으로 추정되었다. Im and Kim[2018]연구에서는 금융시계열분석 모형을 이용하여 4대 암호화폐 시장의 가격, 변동성 이전효과를 분석한 결과, 암호화폐의 높은 가격 변동성은 높은 수익성과 함께 시장 간 변동성이전, 상관관계 모두에서 급격한 변화로 이어진다. 이에 따라 암호화폐를 투자상 자산으로 고려할 때 암호화폐 종목들로 구성된 포트폴리오의 위험분산효과가 주식시장보다 상대적으로 높게 나타날 수 있지만, 분산되지 않고 남은 높은 위험을 감수해야 하는 것으로 나타났다. Lee et al.[2018]은 비트코인 가격과 소비자, 산업, 거시경제 분야의 자료를 이용한 시계열 회귀분석으로 비트코인 거래 금지에 대한 검색 트래픽, 미국 달러지수 변화, GPU벤더의 주가 변화, 원유가격 변화가 비트코인 가격에 유의한 영향을 미치는 것을 확인하였다. Choi et al.[2018]은 시계열분석 모형인 SETAR(self-exciting threshold autoregressive model)를 이용하여 비트코인 가격 지수가 비선형성을 가지고 있고, 가격 변화가 하락기에는 안정적인 반면, 상승기에는 급격히 변화하고 지속되는 것을 확인하였다.

Dyhrberg[2016]는 Asymmetric GARCH와 Exponential GARCH를 활용하여 비트코인은 주식 시장(Stock Exchange Index) 헤지(hedge) 수단으로 사용될 수 있으며, 비트코인은 시장 포트폴리오와 위험관리측면에서 유용한 수단이며 긍정적인 기여를 하고 있음을 보여주고 있다. Cermak[2017]은 비트코인이 변동성 때문에 일반화폐(Fiat Money)의 대안이 되는데 있어 큰 장애를 갖고 있지만, 이미 중국, 미국, EU(일본은 제외)에서는 통용되는 화폐의 역할을 하고

4) <https://ko.wikipedia.org>.

〈Table 1〉 Literature Review for the volatility and systematic risk of crypto currency

Research Contents	Research Method	Authors
- Diagnosis of systematic risk for Bitcoin crypto currencies - Bitcoin has high volatility, but it is not a systemic risk and is making a positive contribution to the investment portfolio - Bitcoin's optimal investment portfolio is proposed at 21%	- CAPM Model - Fama-French Three Factors Model	Gilbert and Loi[2018]
- Bitcoin can be used as a stock exchange index hedge (hedge) means - Bitcoin is a useful and positive means in terms of market portfolio and risk management and is making a positive contribution	- Asymmetric GARCH - Exponential GARCH	Dyhrberg [2016]
- Due to the volatility of Bitcoin, it has a major obstacle to being an alternative to fiat money, but, it already serves as a common currency in China, the United States, and the EU (excluding Japan) - Volatility continues to decrease and is becoming an alternative to Fiat Money in 2020	- GARCH Model	Cermak [2017]
- Investment portfolios, including Bitcoin, have higher returns compared to investment portfolios without Bitcoin - Bitcoin has a low correlation with other assets	- General Quantitative Analysis	Brière et al.[2013]
- The volatility of Bitcoin was measured using the GARCH Model, and it appeared to be conditional volatility over time. - Bitcoin is estimated to have no systematic risk as a result of measuring bitcoin's market beta by applying the OLS model or GARCH model	- ARCH, GARCH Model	Lee[2018]
- Analysis of the price and volatility transfer effect of the four major cryptocurrency markets using the financial time series analysis model - The high price volatility of cryptocurrencies leads to rapid changes in both before and after market volatility, along with high profitability. As a result, when considering cryptocurrencies as an investment asset, the risk balancing effect of a portfolio made up of cryptocurrency stocks may be relatively higher than in the stock market, but it is not distributed and must take a higher risk.	- Financial Time Series Analysis	Im and Kim [2018]
- According to time series regression analysis using Bitcoin pricing and data from consumer, industrial and macroeconomic sectors - Search traffic for bitcoin transaction ban, U.S. dollar index changes, GPU vendor's stock price changes, and crude oil prices change have a significant impact on the price of the bitcoin	Time series Analysis	Lee et al. [2018]
- According to SETAR(self-exciting threshold autoregressive model) time series model - Bitcoin Price Index has a linearity, and while price changes are stable during the downturn - the rise is rapidly changing and sustained	- SETAR Model (self-exciting threshold autoregressive model)	Choi et al. [2018]

있으며, 변동성이 계속 줄고 있어 2020년에는 Fiat Money에 대한 대안이 되고 있음을 전망하고 있다.

Brière et al.[2015]는 비트코인은 다른 자산과 낮은 상관관계를 갖고 있으며, 비트코인을 포함한 투자 포트폴리오가 비트코인이 없는 투자 포트폴리오와 비교해서 보다 높은 수익률을 보이고 있다.

2.2 연구방법론

본 연구에서는 조건부 이분산모형을 고려한 시장베타를

추정하기 위하여 ARCH(q) 모형, 일반화된 ARCH(q,p) 모형 (Generalized ARCH:GARCH), 비동시적 거래 문제를 고려하기 위한 AR(1)-GARCH(q,p), MA(1)-GARCH(q,p) 모형,⁵⁾ 그리고 레버리지 효과와 규모효과를 파악할 수 있는 GJR 비대칭모형을 이용하였다.

5) Scholes-Williams[1977]는 MA(1)항을, Lo Mackinlay [1990]는 AR(1)항을 추가하여 비동시적 거래문제로 인하여 발생하는 시계열 상관을 조정하는 방법을 제시하였다.

$$R_{st} = \mu + bR_{mt} + \epsilon_t \quad \epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N(0, h_t) \quad (1)$$

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=0}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 \quad (2)$$

R_{st} : t기간에 있어서 개별주식 S의 수익률

b: 모수의 $k \times 1$ 벡터 (= 체계적 위험)

R_{mt} : t기간 내의 종합주가지수 수익률

ϵ_t : 오차항

Φ_{t-1} : t-1까지의 모든 정보들의 집합

($\alpha_0 > 0, \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_q \geq 0$)

평균방정식인 식 (1)은 시장모형을 적용하였으며 분산방정식인 (2)의 경우, 과거정보에 근거한 조건부 분산인 h_t 는 과거오차항의 제곱치들의 선형 결합 함수로 설명되고 있다. 외부의 충격인 ϵ_t 가 어떤 시점에 큰 충격이 있었다면 그 충격의 여파가 다음 시점에도 지속된다는 것을 의미한다. 식 (2)에서 $\sum_{i=1}^q \alpha_i < 1$ 인 경우

ARCH(q) 과정의 정상성(Stationarity)의 필요충분조건이 충족되며⁶⁾, α_2 는 α_1 과 비교하여 오래된 정보로서 현재의 변동성에 미치는 영향은 작아지게 된다. 또한 ARCH(q)과정은 가장 최근 오차항의 제곱만을 이용하여 변동성을 추정하기 때문에 단기기억과정(short memory process)이라고도 한다.

Bollerslev[1986]는 현재분산을 추정하기 위해서 분산방정식 (2)에 과거 조건부 분산을 추가로 더하여 더 유연한 시차구조를 가지는 일반화한 GARCH 모형인 식 (3)을 소개하였다.

$$h_t = \alpha_0 + \sum_{i=0}^q \alpha_i \epsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=0}^p \beta_j h_{t-j} \quad (3)$$

여기서 $\alpha_0 > 0, \alpha_i \geq 0 (i=1, \dots, q, q \geq 0)$

$\beta_j \geq 0 (j=1, \dots, p, p \geq 0)$

GARCH 모형은 ARCH(q)의 무한시차 모형으로서 장기기억과정(long memory process)이다. α 와 β 의 계수들이 정(正)으로서의 유의성이 있으면 ARCH 및 GARCH 효과가 존재함을 의미하며, 수익률 변동성

에 대한 충격이 지속됨을 의미한다. $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$ 일 경우, GARCH(q,p)과정의 정상성(weakly stationarity)의 필요충분조건이 충족되며,⁷⁾ 이 모형을 통합 GARCH(Integrated GARCH)라고 한다. GARCH 모형은 조건부 분산구조에 대칭성(symmetry)을 부과함으로써 시장이 정보에 대칭으로 반응한다는 것을 암묵으로 전제하고 있다. 실제로 시장은 좋은 뉴스(goods news)보다 나쁜 뉴스(bad news)에 비해 더 큰 변동성을 보일 가능성이 크기 때문에 이러한 특성을 밝힐 수 있는 모형이 필요하게 된다. 이러 한 문제를 해결하기 Glostet et al.[1993]는 분산 방정식 (4)와 같은 GJR 모형을 제시하고 있다. GJR 모형에서 St-1는 모의변수(dummy variable)로서 $\epsilon_{t-1} < 0$ 이면 1을, 그렇지 않으면 0을 갖기 때문에 나쁜 뉴스($\epsilon_{t-1} < 0$)의 경우 $\delta > 0$ 이면 더 큰 변동성을 보이게 된다. 이 경우 좋은 뉴스의 효과는 α , 나쁜 뉴스의 효과는 $\alpha + \delta$ 가 된다(Berg and Lyhagen, 1998).

$$\begin{aligned} \text{GJR 분산방정식: } h_t &= \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 & (4) \\ &+ \alpha_2 D_{t-1} \epsilon_{t-2}^2 + \beta_1 h_{t-1} \\ (D_t &= 1, \epsilon_t > 0), (D_t = 0, \epsilon_t \geq 0) \end{aligned}$$

GARCH 모형과 ARCH 모형의 추정은 비선형 추정인 최우 추정법을 사용하였으며,⁸⁾ 모수 추정을 위해서는 반복추정계산인 BHHH알고리즘(Berndt et al., 1974)을 사용하였다.

$$\ln L(\theta) = \sum_t -\frac{1}{2} [\ln(2\pi) + \ln h_t + \epsilon_t^2 h_t^{-1}] \quad (5)$$

L = 우도함수

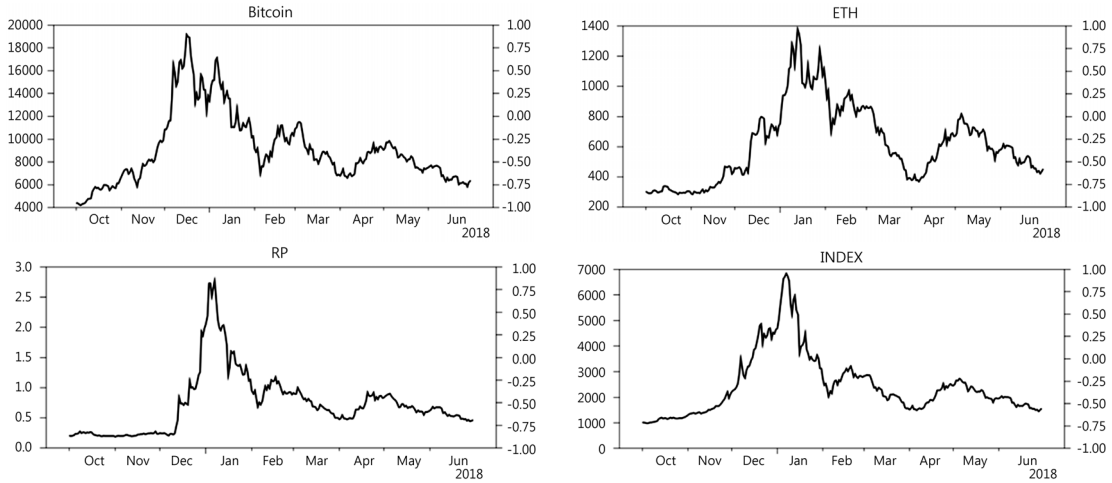
$\epsilon_t = R_{st} - \mu - bR_{mt}$

θ = 추정할 모수

7) Bollerslev[1986]의 Theorem 1 참조.

8) 최우 추정법(maximum likelihood method : ML)은 일단 관측된 표본값들이 추출될 가능성을 나타내는 함수를 극대화 시킬수 있는 모수를 찾는 방법이다. 식(2)와 (3)을 보면 독립변수 속에 종속변수의 과거치가 포함되어있다. 이 경우 오차항의 제곱치는 독립변수의 제곱치와 상관성이 있으므로 최소자승법에 의하여 추정되는 표준오차는 효율성을 잃게 되어 선형회귀 모형은 사용하지 못하는 대신 최우 추정법이 이용된다.

6) R.F.Engle[1982]의 Theorem 1과 2 참조.



〈Figure 1〉 Price Trend of Crypto Currency

\log 값을 취한 우도함수 L^9 을 극대화 시키는 모수 Θ 를 찾기 위하여, 우도함수를 1차미분한 값이 0이 되도록 한다. 먼저 최소자승법에 의해 모수 b 를 추정하고, 추정된 b 를 이용하여 오차 ϵ_t 를 구한 후 계산된 오차를 이용하여 α 와 β 들을 추정한다. α 와 β 들의 추정치를 이용하여 새로운 모수 b 를 구한다. 이러한 과정으로 \log 를 취한 우도함수가 최대값이 되도록 반복하여 계산한다.

ARCH 모형과 GARCH 모형을 검정하기 위해서는, 라그랑지 승수(Lagrange Multiplier: LM)검정을 이용하였다. 라그랑지 승수 검정 방법에 따르면 검정할 모델이 이미 귀무가설하에 추정되었을 경우, 평균 방정식이나 분산 방정식에 적용된 제한 조건을 Test 할 수 있다. $\alpha_i = 0, \beta_j = 0$ 의 귀무가설에 대한 라그랑지 검정방법은 조건부 분산 방정식의 최소자승법 추정시 얻어지는 결정계수(R^2)에 관측치(T)를 곱한 값과 같다.

$$LM = TR^2 \sim \chi_a^2(q) \quad (6)$$

따라서 $TR^2 > \chi_a^2(q)$ (a :유의수준, q :자유도)이면 귀무가설은 기각되고 $\alpha_i \neq 0, \beta_j \neq 0$ 에 따라 ARCH 모형 및 GARCH 모형의 오차항에 이분산이 존재하고 이들 모형이 적합함을 의미한다.

9) 편의상 우도함수에 \log 값을 취하여 극대값을 구하며, 분석결과는 변하지 않으며 그 계산과정도 수월해진다.

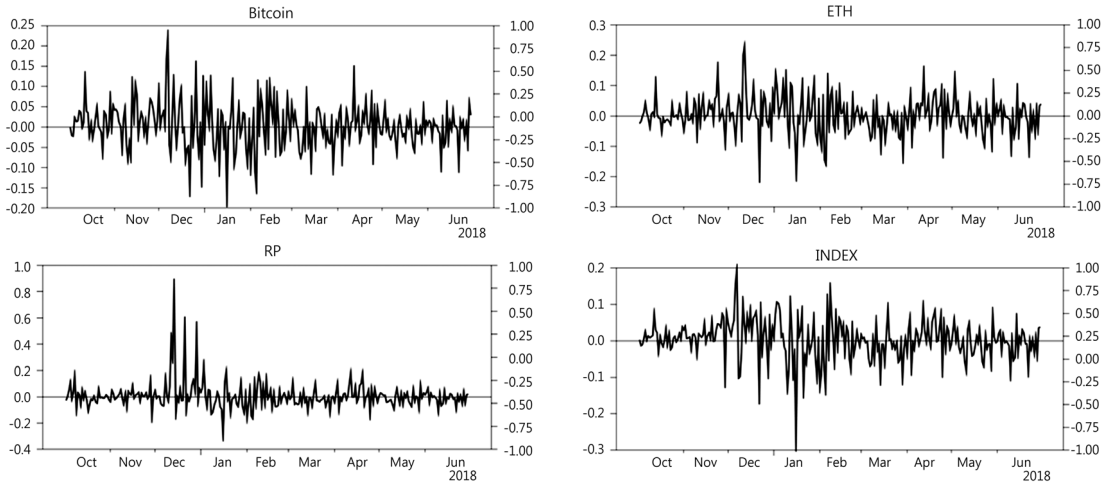
3. 주요 암호화폐에 대한 변동성 분석

전통적인 최소자승법과 조건부 이분산을 고려한 시장 베타의 산출을 위하여 2017년 10월 1일부터 2018년 6월 30일까지 가상화폐의 대표통화인 비트코인, 이더리움, 리플의 일별 가격¹⁰)을 이용하였으며, 가상통화의 시장지수는 최근 2018년 6월부터 제공된 업비트 시장대표지수(UBMI: Upbit Market Index)를 이용하여 산출하였다. 주요 가상화폐 일별가격 및 UBMI 지수의 추이는 위 〈Figure 1〉과 같이 2017년 11월 중순부터 폭발적으로 상승하다가 2018년 1월초부터 급격히 하락하였으며, 중간 등락을 거듭하는 모습을 보여주고 있다.

업비트 가상화폐 지수는 4개로 분류되어 시장의 대표적인 표준지수인 Market Index, 테마투자를 위한 Theme Index, 전략/계량투자를 위한 Strategic Index, 대표가격 및 파생상품을 위한 Reference Index가 있다. 그중 업비트 시장대표지수(UBMI: Upbit Market Index)¹¹)는 유동비율을 고려한 시가총액 가중방식 인덱스로서 가상화폐 시장 전반적인 움직임을 지표화한 지수이다. 계산방식은 업비트 거래

10) 가상화폐 일별가격은 www.investing.com/crypto에서 데이터 이용하였으며, 범위내의 가장 최신데이터(UTC 기준)인 종가를 적용.

11) UBMI지수의 시작일은 2017년 10월 1일이며, 세계 협정 시간인 UTC기준 0:00이다. 지수의 시작 값은 1,000이며 시작 시점기준 지수 구성자산의 KRW환산 시가총액은 지수산출의 기준시가 총액으로 한다.



〈Figure 2〉 Volatility Trend of Crypto-Currency Returns

소에 상장된 모든 가상화폐 자산의 시가총액 합산가격을 지수의 기준시가총액으로 나눈 뒤 1,000을 곱한 수치로 나타낸다.

$$UBMIt = \left[\frac{\sum_i P_{i,t} \times S_{i,t}}{B_t} \right] \times 1,000.00$$

Where, i: 지수내 포함된 종목¹²⁾, t: 지수 산출시점
 P_{i,t}: I종목의 t시점의 업비트 거래가격(KRW 환산)
 S_{i,t}: I종목의 t시점의 암호화폐 유동수량
 B_t: t시점의 업비트 시장지수 기준시가 총액

일별 가상화폐 및 시장대표 지수에 대한 수익률은 〈Figure 2〉에서 보듯이 전반적으로 변동성이 높으며, 리플의 경우 두드러지게 변동 폭이 큰 것을 알 수 있다. 〈Table 2〉의 가상화폐 및 Market Index에 대한 평균수익률을 보면, 모든 일별 수익률은 유의한 정(+)의 평균수익률이 나타났으며, 특히 리플의 평균 수익률은 비트코인과 이더리움의 평균수익률에 비하여 큰 것으로 나타났다.

또한 표준편차결과에서도 리플의 수익률이 높은 변동성을 보여주고 있다. 기존연구에 의하면 주가수익률의 변동은 정규분포보다 꼬리부분이 두터운 램토커틱(leptokurtic)한 분포를 이루고 있는 것으로 알려져 있는 것과 같이 가상화폐의 첨도(Kurtosis)의 수치가

1을 모두 넘고 있고 또한 리플의 왜도가 높아 정규분포에서 벗어나고 있음을 보여주고 있다. 본 연구에서는 가상화폐 및 Market Index의 일별 수익률이 정규분포에서 벗어나는 정도를 알아보기 위하여 Bera-Jarque Test¹³⁾도 이용하였다. 〈Table 2〉의 Bera-Jarque Test 통계량에 의하면 가상화폐 및 Market Index의 일별 수익률은 유의수준에서 정규분포를 따른다는 귀무가설을 모두 기각하여 수익률의 분포가 램토 커틱한 분포로 나타남에 따라 수익률의 변동성이 높았다는 사실을 반영하고 있다. 이 결과는 주가수익률이 정규분포가 아니라는 Mandelbrot[1963]와 Fama[1965]의 연구결과¹⁴⁾와도 일치한다.

13) 정규분포를 갖는다는 귀무가설하에 Bera-Jarque통계량은 자유도 2를 갖는 χ^2 를 따른다. $Bera - Jarque Test = T \left[\frac{S^2}{6} + \frac{K-3^2}{24} \right] \sim \chi^2$ (T: 계열의 관측값, S: 왜도, K: 첨도) 따라서 Bera-Jarque 통계량 $> \chi^2(2)$ 이면 귀무가설은 기각되어 정규분포를 따르지 않음을 나타낸다.

14) Mandelbrot[1963]와 Fama[1965]는 자본자산가격이 비정규분포(leptokurtic)를 따른다는 견해를 밝히고 있다. 이것은 자산수익률이 이분산적(heteroscedastic)이며 특정기간에 집중하여 나타난다는 것을 의미하며 최근 시계열분석에서 실증적으로 입증되고 있다. 고전적 선행회귀모형의 가장 중요한 가정중의 하나는 관측시점에 상관없이 각각의 서로 다른 관측시점에서의 오차항들의 분포는 동일한 분산을 갖는다는 것이다. 따라서, 자본자산가격의 경우 시계열 자료의 변동성 때문에 오차항의 분포가 동일하지 않은 이분산이라면 고전적 선행회귀모형의 추정치는 비효율적이게 된다.

12) 업비트 시장지수 및 알트코인 지수의 개편은 매월 두 번째 영업일 기준으로 진행되며, 구성종목의 변경 및 유동수량의 조정 등은 해당일 UTC+0 기준 0:00(KST 기준 오전 9시)으로 진행된다.

〈Table 2〉 Basic Statistics

Category \ Coins	Bitcoin	Ethereum	Ripple	UBMI
Observations	272	272	272	272
Average	0.8617* (0.3896)	0.8951* (0.3715)	1.1849* (0.2371)	0.9495* (0.3432)
Standard Deviation(%)	5.50	5.99	10.24	5.49
Kurtosis	1.5450	1.5893	23.2033	3.3385
Skewness	0.1429	0.0817	3.5051	-0.6335
Bera-Jarque Test	27.98**	28.93**	6,658.76**	144.51**

*, ** (Normality Test): significant in statistics at 0% level.

〈Table 3〉 ARCH Test

Model \ Coins	Bitcoin	Ethereum	Ripple
ARCH(1)	2.990(0.0849)	7.121(0.0087)	5.389(0.0210)
ARCH(2)	1.477(0.2301)	3.661(0.0270)	6.849(0.0013)
ARCH(3)	1.205(0.3084)	2.422(0.0663)	4.929(0.0024)
ARCH(4)	2.255(0.0636)	2.111(0.0797)	3.846(0.0047)
ARCH(5)	2.190(0.0557)	1.703(0.1343)	3.147(0.0089)
ARCH(6)	1.985(0.0682)	1.398(0.2155)	2.626(0.0173)
ARCH(10)	1.305(0.2278)	1.064(0.3929)	4.447(0.0000)
ARCH(12)	1.273(0.2351)	1.178(0.2993)	3.827(0.0000)

* Parenthesis is significant.

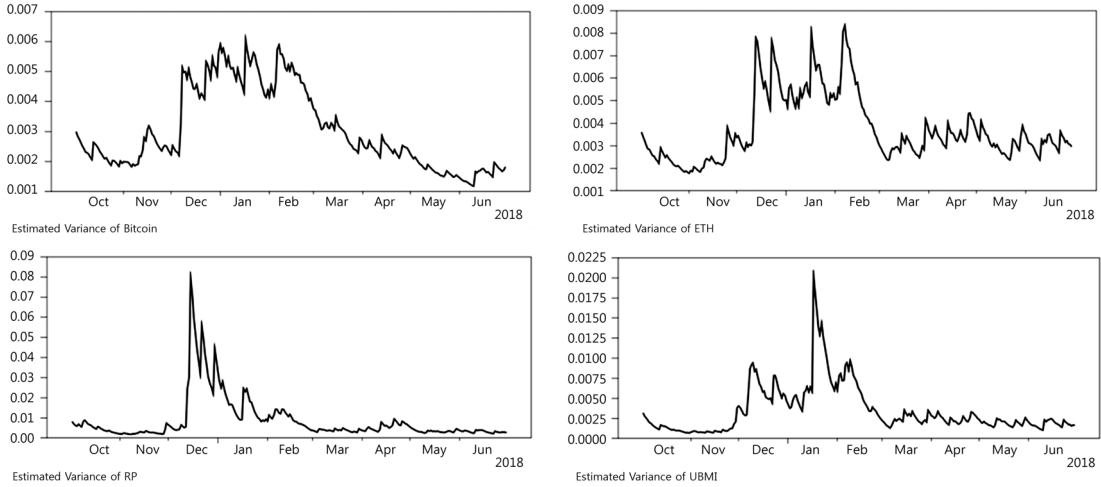
다음은 시장모형의 잔차를 이용하여 주요 가상통화를 대상으로 조건부 변동성을 일반적인 현상으로 볼 수 있는지를 알아보기 위해서 ARCH test를 이용하였다. ARCH test는 Engle(1982)¹⁵⁾의 LM test를 말한다. 예를 들어 ARCH(1)인 경우 시차1인 ARCH효과에 대한 LM test를 의미한다. $\epsilon_t^2 = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2$ (ϵ_t^2 는 식 (1)에서 얻어지는 오차항의 제곱치)의 회귀식에서 얻어지는 R^2 에 T(관측치)을 곱한 값이 $\chi^2(1)$ 보다 크게 되면 $\alpha_1 = 0$ 인 귀무가설이 기각되어 ARCH효과가 존재하여

강한 이분산이 있음을 의미하게 된다.

〈Table 3〉의 ARCH test결과는 가상통화 3개 모두 ARCH(1)부터 ARCH(12)까지 ARCH효과를 나타내고 있어 모든 가상화폐의 수익률이 조건부 이분산 현상을 가지고 있어 시간이 지남에 따라 조건부 변동성(volatility)이 크게 있음을 알 수 있다. 특히 리플의 경우, 시차 1을 제외하고는 ARCH 효과가 다른 가상통화에 비해 모두 높음을 보이고 있다.

〈Figure 3〉은 조건부 이분산 모형의 타당성을 간접적으로 살펴보기 위하여 가상통화 및 UBMI 수익률에 대한 조건부 분산을 시계열로 나타낸 것이다. 그림에서 보면, 시장의 좋은 뉴스와 나쁜 뉴스에 따라서, 수익률 변동이 2017년 12월 초부터 2018년 2월 말에 집중해서 변화하고 있음을 나타내고 있다. 〈Figure 3〉는 동일한 검정기간동안 〈Figure 1〉과 〈Figure 2〉와 비교해서 보다 확연하게 가상화폐 수익률이 조건부 변동의 이동형태를 보여주고 있다.

15) 오차항의 분포가 동일하지 않은 이분산을 조정하기 위하여 Engle[1982]은 시계열자료의 변동성을 설명하기 위하여 조건부 이분산 모형(Auto Regressive Conditional Heteroskedasticity: ARCH)을 도입하였다. 조건부 이분산모형은 Mendelbrof[1963]의 문제를 좀 더 개선하기 위하여 조건부 분산을 이용하여 미래의 시계열 분산 예측을 더 개선할 수 있게 하였다. 즉, 자산수익률이 시간에 따라 변동하는 특성(time-varying volatility)이 존재하는 경우, 조건부변동성을 고려하게 되면 모수의 추정치는 더욱 효율성이 높아지게 되는 것이다.



〈Figure 3〉 Conditional Variance Trend of Crypto-Currency Returns

4. 체계적 위험의 추정

4.1 조건부 이분산 분석

다음은 가상화폐 및 UBMI 시계열자료가 조건부 이분산 모형에 적합하지 살펴보기 위하여 〈Table 4〉의 시계열 자기 상관계수(ACF: partial autocorrelation function)와 부분 자기 상관계수(PACF: partial autocorrelation function)를 분석하였다. ACF와 PACF를 이용하여 시계열 데이터의 정상성 여부를 확인한 결과, ACF값은 서서히 줄어들어 들지만 그 값은 1에 가까워 매우 크다. 반면에 위의 PACF는 시차 1에서 값이 1에 가깝고 이후에 급격히 0에 가깝게 줄어들어 1차 자기회귀형 패턴인 비정상 시계열을 나타내고 있다. 또한 Ljung-Box Q통계량¹⁶⁾도 모두 훨씬 높아 자기상관 관계가 존재하는 것으로 보여주고 있다. 이런 경우, 보통 경제학이나 재무관리분야에서는 로그변환한 후 1차 차분한 자료를 사용하는데, 로그 수익률(log return)은 데이터를 normalize할 수 있으며 정규분포가 된다 [Cermak, 2017].

또한, 시계열 정상성 여부를 확인하기 위해서, 로그변환을 하고 1차 차분한 시계열 자료에 대해 자기상관의 영향을 제거하고 정상성(stationarity)의 존재를 확인하기 위하여 ADF(Augmented Dickey-Fuller) Test¹⁷⁾를 하였다. 〈Table 5〉의 ADF Test 결과도 로그변환 및 1차 차분한 데이터 값이 raw data와 로그변환한 데이터보다 통계량이 높고, 임계치보다 높아 정상성을 만족함에 따라, 로그변환 및 1차 차분한 데이터가 시계열 분석에 적합하여 이를 선택하여 분석한다.

다음은 조건부 분산 모형의 경우 차수의 선택이 중요한 문제로 대두되며, 본 연구에서는 이를 위하여 아카이케 정보기준(Akaike Information Criterion: AIC)과 슈왈츠 정보 기준(Schwarz Information Criterion : SIC)을 사용하였다.

$$AIC(q) = T \ln(RSS) + 2q$$

$$SIC(q) = T \ln(RSS) + q \ln(T)$$

AIC: 아카이케 정보 기준

SIC: 슈왈츠 정보 기준

RSS: 오차 자승합(Residual Sum of Square)

16) 자기상관을 갖지 않는다는 귀무가설하에 Ljung-Box Q통계량은 검정되어질 시차와 같은 자유도를 갖는 χ^2 를 따른다. $Q = T(T+2) \sum_{k=1}^m \frac{\rho_k^2}{t-k} \sim \chi_m^2$ (T = 관측치, m = 검정되어질 시차, ρ_k = 각계열의 자기 상관계수) 따라서 L-B Q통계량 $> \chi_m^2$ 이면 귀무가설은 기각되어 자기상관이 존재함을 의미한다.

17) 회귀방정식인 $\Delta R_t = a + \rho R_{t-1} + \sum_{i=1}^k \Delta R_{t-i} + \epsilon_t$ ($\Delta R_t = R_t - R_{t-1}$, R_t = 수익률)을 추정하여 $H_0: \rho = 0$ 의 귀무가설을 검증한다. ρ 의 절대값 t-statistic이 임계치 보다 높을 경우, 귀무가설을 기각하여 그 수익률은 정상성(stationarity)조건을 충족하게 된다.

T: 관측치 수

q: 추정할 모수의 수

아카이케 정보기준 값은 최우 추정법에 의해서 결정되는 모수를 가진 모형의 나쁜 정도를 의미하기 때문에 아카이케 정보기준 값이 최소화되는 모형을 선택하여야 좋은 모형을 선택하는 것이 된다. 아카이케 정보기준은 시계열 모형에서 차수 q가 증가하면 우변항인 추정할 모수인 q가 많아짐에 따라, 적합도를 판정하는 결정계수 R^2 가 증가하게 된다. 따라서 좌변항인 오차 차승 합이 작아져야 아카

이케 정보기준 값이 작아지게 된다. 우변항인 $2q$ 가 증가하면 추정 값의 정상성이 저하되기 때문에 최대대수 우도가 같은 모형에서는 모수의 수가 적은 것을 선택하여야 한다. 또한 슈왈츠 정보기준은 아카이케 정보기준보다 모수를 적게 포함시키기 위하여 우변항인 벌칙함수($2q$)에 좀 더 강한 가정을 부여한 것이다.

〈Table 6〉은 조건부 분산 모형의 차수를 결정하기 위하여 MA, AR 및 GARCH 모형에 대한 아카이케 및 슈왈츠 정보기준 값을 비교해 보면, 가상화폐 모두 AR 모형이 MA 모형보다 적합한 것으로 나타났다.

〈Table 4〉 ACF and PACF

Coins Time Lags	Bitcoin		Ethereum		Ripple		UBMI	
	ACF	PACF	ACF	PACF	ACF	PACF	ACF	PACF
1	0.976	0.976	0.980	0.980	0.981	0.981	0.983	0.983
2	0.949	-0.056	0.958	-0.063	0.959	-0.069	0.964	-0.103
3	0.922	-0.014	0.937	0.010	0.937	-0.010	0.942	-0.062
4	0.895	-0.021	0.915	-0.028	0.913	-0.067	0.921	0.028
5	0.872	0.062	0.897	0.064	0.888	-0.028	0.902	0.048
6	0.844	-0.114	0.876	-0.073	0.857	-0.162	0.880	-0.134
7	0.819	0.059	0.850	-0.121	0.824	-0.082	0.854	-0.106
8	0.796	0.021	0.824	-0.005	0.790	-0.018	0.828	0.008
9	0.771	-0.060	0.801	0.040	0.752	-0.118	0.802	0.014
10	0.745	-0.041	0.782	0.095	0.715	0.030	0.776	-0.046
12	0.681	0.026	0.747	-0.057	0.649	-0.003	0.728	0.034
16	0.587	0.002	0.685	-0.123	0.538	-0.180	0.635	-0.021
Q(4)	972.32		997.68		996.57		1,007.38	
Q(8)	1,754.46		1,834.72		1,792.15		1,852.87	
Q(16)	2,807.96		3,105.05		2,744.76		3,045.94	

* In case of Ljung-Box Q statistics, critical values of $\chi^2(6)$, $\chi^2(12)$, $\chi^2(18)$ are 12.59, 21.03, 28.87 at 1% significant level respectively.

〈Table 5〉 ADF(Augmented Dickey-Fuller) Test

Category	DF Statistics		Time Lags
- raw data	Bitcoin	-0.3529	16
	Ethereum	-0.4221	
	Ripple	-1.1642	
	UBMI	-0.6948	
- Log Transformation	Bitcoin	0.1088	16
	Ethereum	0.1681	
	Ripple	-1.9442*	
	UBMI	0.0262	
- Log Transformation and First Differentiation	Bitcoin	-3.6692**	16
	Ethereum	-3.1967**	
	Ripple	-2.5067*	
	UBMI	-2.6781**	

* critical value is -1.9409 at 5% significant level, ** critical value is -2.5736 at 1% significant level.

〈Table 6〉 Values of Akaike and Schwarz Information Criterion

Model \ Category	Bitcoin		Ethereum		Ripple	
	AIC	SIC	AIC	SIC	AIC	SIC
MA(1)	-4.064	-4.011	-3.546	-3.493	-2.301	-2.248
MA(2)	-4.007	-3.941	-3.535	-3.469	-2.354	-2.288
AR(1)	-4.103	-4.050	-3.721	-3.668	-2.993	-2.940
AR(2)	-4.174	-4.108	-3.784	-3.717	-2.988	-2.921
GARCH(1,1)	-4.400	-4.334	-3.854	-3.788	-3.277	-3.211
GARCH(1,2)	-4.399	-4.320	-3.895	-3.815	-3.311	-3.232
GARCH(2,1)	-4.435	-4.355	-3.865	-3.786	-3.289	-3.210
GARCH(2,2)	-4.428	-4.335	-3.826	-3.733	-3.302	-3.209

그러나, 전체적으로 평가하면 모든 가상통화에 대해서 GARCH 모형이 모두 MA 및 AR 모형보다 낮은 정보 기준값을 가지고 있어 더 적합한 것으로 나타났다.¹⁸⁾ GARCH 모형 중에서 모든 가상화폐는¹⁹⁾ GARCH(1,2) 과정을 따르는 것을 알 수 있었다.

4.2 체계적 위험 추정 및 효율성 평가

가상통화 일별 수익률이 조건 이분산 모형으로 적합하게 이용될 수 있음을 실증분석결과 확인되었다. 따라서 아카이케 및 슈왈츠 정보기준에서 채택된 GARCH(1,2) 모형을 이용하여 체계적 위험을 나타내는 시장베타를 추정하고자 한다. 조건부 이분산을 이용하지 않는 최소자승법과 조건부 이분산을 고려한 시장 베타의 비교를 통하여 조건부 이분산을 고려한 시장베타 추정의 효율성을 평가하기 위하여 첫째, 비조건부 이분산에 의한 시장 베타추정은 OLS를 이용하였으며, 둘째, 조건부 이분산을 고려한 방법은 GARCH(1,2) 모형을 적용하였다. 셋째, 비동시적 거래의 문제를 고려하여 AR(1)-GARCH(1,2), MA(1)-GARCH(1,2) 모형도 적용하였다. 마지막으로 레버리지 효과²⁰⁾와 규모효과²¹⁾를 적절하게

반영하고 있는지를 GJR(Glosten, Jagannathan, and Runkle, 1989)의 비선형모형을 적용하여 비교 평가 하였다.

〈Table 7〉의 결과를 살펴보면, 첫째, 최소자승모형을 이용하여 가상통화의 시장베타를 추정한 결과, 모두 통계적으로 유의한 것으로 나타났고 리플의 시장베타(0.8899)는 비트코인(0.7745)과 이더리움(0.7687)에 비해 가장 위험도가 높은 것으로 추정되었고, 리플, 비트코인, 이더리움 순으로 위험한 것으로 추정되어 비트코인이 이더리움보다 다소 위험도가 높은 것으로 나타났다. 둘째 조건부 이분산 모형인 GARCH(1,2) 모형을 이용하여 시장베타를 추정한 결과, 조건부 이분산을 나타내는 모수인 α_1 , α_2 , β_1 은 모든 가상통화가 유의적임에 따라 ARCH 및 GARCH효과²²⁾가 있어 시간이 지남에 따라 조건부변동성(volatility)이 크게 있는 것으로 나타났다. 셋째, 가상통화 모두 GARCH(1,2) 모형의 시장베타 표준오차가 최소자승모형을 이용한 경우의 표준오차보다 작게 추정되어 GARCH 모형인 조건부 이분산모형이 최소자승모형보다 체계적 위험 추정에 있어서 효율성이 더 있음을 보여주고 있다. 예를 들어 비트코인의 OLS 모형인 시장베타 표준오차는 0.0363이고 GARCH(1,2) 모형은 0.0246으로 작다. 따라서 가상통화와 같이 변동성이 높은 시장에서는 OLS 모형보다 GARCH 모형인 조건부 이분산 모형이 보다 적합한 결과를 보여주고 있다. 마지막으로, 시장베타의 추정결과를 종합해 보면 GARCH(1,2) 모형에서 추정치는 모두

18) Bollerslev et al.[1992]에 의하면 미국 주식시장은 GARCH(q,p) 모형이 ARCH(q) 모형보다 현실적으로 적합하며, 대부분 GARCH(1,1) 모형이 이용되고 있다.

19) 비트코인의 경우, GARCH(2,1) 모형이 GARCH(1,2) 모형보다 정보기준 값이 낮기는 하지만, GARCH(2,1)의 경우 상수의 값이 유의성이 없는 관계로 제외 되어 GARCH(1,2) 모형을 선택하였음

20) 레버리지 효과는 동일한 규모라고 할지라도 음의 가격정보가 음의 가격정보보다 더 큰 가격변동을 유발하는 것을 말한다.

21) 규모효과는 특정시점에서 발생하는 가격충격이 클수록 차후에 발생하는 가격변동이 크게 일어나는 것을 말한다.

22) Antonious and Holmes[1995]에 따르면, α_1 (오늘 가격변동에 영향을 줄 수 있는 전날의 시장 주가 변동분)은 “최근 뉴스(recent news)”의 영향을 의미하며, β_1 (전날의 가격 변동분으로서의 영향)은 “오래된 뉴스(old news)”로써 오늘의 가격변동에 적은 영향을 주게 된다.

<Table 7> Estimation of Systematic Risk using OLS and Conditional Variance Model

OLS Model: $R_{st} = \mu + bR_{mt} + \epsilon_t$

GARCH(1,2) Model: $h_t = \alpha_0 + \alpha_1\epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2\epsilon_{t-2}^2 + \beta_1h_{t-1}$ $\epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N[0, h_t]$

	Bitcoin		Ethereum		Ripple	
	OLS	GARCH (1,2)	OLS	GARCH (1,2)	OLS	GARCH (1,2)
μ	0.0001 (0.0020)	0.0011* (0.00119)	0.0002 (0.0025)	-0.0003 (0.0018)	0.0015 (0.0046)	0.0007 (0.0019)
b	0.7745* (0.0363)	0.8819* (0.0246)	0.7687* (0.0452)	1.0497* (0.0323)	0.8899* (0.0819)	1.0846* (0.0443)
α_0		0.0000049* (0.0000044)		0.00001* (0.000005)		0.00002* (0.000007)
α_1		0.2343* (0.0856)		0.3485* (0.0699)		0.3856* (0.0873)
α_2		-0.1420** (0.0928)		-0.2848* (0.0786)		-0.2889* (0.0856)
β_1		0.9023* (0.0351)		-0.9302* (0.0230)		0.8952* (0.0173)
LM(3)		30.2836* (0.0000)		84.3232* (0.0000)		28.1578* (0.0000)
LR(3) R^2	0.6278	604.3195*	0.5169	535.6522*	0.3042	456.3574*

* significant estimate at each significant level respectively. Values of parenthesis mean standard deviation of estimate coefficient. LM is Lagrange Multiplier's test statistics. $\alpha_1 = \beta_1 = 0$ (Hypothesis of covariance is tested [parenthesis of LM(3) is significant level of $\chi^2(3)$ distribution], Critical value of LR(3)'s test statistics is 9.348(5%).

<Table 8> Estimation of Systematic Risk using GARCH Model(Non-Simultaneous Transaction)

AR(1)-GARCH(1,2) Model: $R_{st} = \mu + bR_{mt} + \rho R_{st-1} + \epsilon_t, \epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N[0, h_t]$ $h_t = \alpha_0 + \alpha_1\epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2\epsilon_{t-2}^2 + \beta_1h_{t-1}$

MA(1)-GARCH(1,2) Model: $R_{st} = \mu + bR_{mt} + \epsilon_t + \theta\epsilon_{t-1}, \epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N[0, h_t]$ $h_t = \alpha_0 + \alpha_1\epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2\epsilon_{t-2}^2 + \beta_1h_{t-1}$

	Bitcoin		Ethereum		Ripple	
	AR(1)-GARCH(1,2)	MA(1)-GARCH(1,2)	AR(1)-GARCH(1,2)	MA(1)-GARCH(1,2)	AR(1)-GARCH(1,2)	MA(1)-GARCH(1,2)
μ	-0.00094* (-0.0012)	-0.0010* (-0.0011)	-0.0005* (0.0016)	0.0003* (0.0017)	-0.0016* (0.00207)	-0.0009* (0.0019)
b	0.8835* (0.0302)	0.8775* (0.0241)	1.0638* (0.0433)	1.0470* (0.0323)	1.0862* (0.0402)	1.0721* (0.0429)
ρ or θ	-0.0495* (0.0282)	-0.0771* (0.0757)	-0.0786* (0.0308)	-0.0401* (0.0841)	-0.1003* (0.0363)	-0.0939* (0.0872)
α_0	-0.000005* (-0.000005)	-0.000006* (-0.000005)	0.00001* (0.00001)	0.00001* (0.00001)	0.00001* (0.00001)	0.00002* (0.00001)
α_1	0.2202* (0.0912)	0.2199* (0.0839)	0.3741* (0.1024)	0.3571* (0.0720)	0.40006* (0.1054)	0.4047* (0.0871)
α_2	-0.1304* (0.1025)	-0.1231* (0.0940)	-0.3078* (0.1012)	-0.2936* (0.0805)	-0.3082* (0.1057)	-0.3106* (0.0849)
β_1	0.9032* (0.0382)	0.8971* (0.0378)	0.9260* (0.0214)	0.9302* (0.0230)	0.8997* (0.0270)	0.8976* (0.0171)
LM(3)	31.5130* (0.0000)	31.0459* (0.0000)	88.0319* (0.0000)	86.1549* (0.0000)	29.9353* (0.0000)	27.5936* (0.0000)
LR(3)	603.1147*	604.8421*	536.5128*	535.8295*	459.1014*	457.1948*

* significant estimate at each significant level respectively. Values of parenthesis mean standard deviation of estimate coefficient. LM is Lagrange Multiplier's test statistics. $\alpha_1 = \beta_1 = 0$ (Hypothesis of covariance is tested [parenthesis of LM(3) is significant level of $\chi^2(3)$ distribution], Critical value of LR(3)'s test statistics is 9.348(5%).

유의했으며, OLS 모형과 달리 리플, 이더리움, 비트코인 순으로 위험한 것으로 나타났다. 그리고 특이한 사항은 GARCH 모형의 경우, 이더리움(1.0497)의 위험도가 비트코인(0.8819)보다 높았으며, 또한 이더리움(1.0497)과 리플(1.0846)의 시장베타가 1보다 크게 추정되어 두 가상화폐의 위험도는 비트코인(0.8819)에 비해서 매우 높았다.

거래가 드문 가상화폐의 경우, 베타 추정치가 하향편의를 가질 수 있고 거래가 빈번한 가상화폐는 상향편의가 있을 수 있는 비동시적 거래문제를 고려하기 위해 GARCH(1,2) 모형에 AR(1), MA(1)항을 추가하여 시장베타를 추정한 결과, <Table 8>을 살펴보면 모든 가상화폐의 시장베타는 통계적으로 유의한 것으로 나타났으며, GARCH(1,2) 모형에 MA(1)항을 추가한 경우의 시장베타는 모든 가상화폐에서 GARCH(1,2) 모형의 시장베타보다 작게 추정되었다. AR(1)-GARCH(1,2), MA(1)-GARCH(1,2)

모형에서도 시장베타 표준오차는 GARCH(1,1) 모형과 비슷한 추정결과를 보이고 있다. 따라서 조건부 이분산을 고려한 GARCH(1,2), MA(1)-GARCH(1,2), AR(1)-GARCH(1,2) 모형의 경우 시장베타가 모두 유의적으로 추정되었으며, 시장베타의 표준오차는 조건부 이분산을 이용하지 않은 최소자승법 시장베타의 표준오차보다 작아 더욱 효율적이다.

레버리지 효과와 규모효과를 파악할 수 있는 GJR 비대칭모형에 의한 추정결과는 <Table 9>와 같다. 비대칭 GJR 모형에서, 시장베타와 분산 방정식의 시차변수의 모수가 모두 유의적으로 나타나고 있으며, 시장베타의 표준오차는 큰 차이는 없으나 리플을 제외하고 비트코인과 이더리움 가상통화에서는 대칭 ARCH모형인 GARCH(1,2)보다 작게 나타나고 있다. 따라서 비대칭 GJR 모형이 최소자승모형(OLS) 및 대칭 GARCH 모형에 비해 체계적 위험 추정에 있어서 효율성이 뛰어나 가장 적합한

<Table 9> Estimation of Systematic Risk using Asymmetric GJR Model

GJR(1,1) Model(Average Equation): $R_{st} = \mu + bR_{mt} + \epsilon_t$, $\epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N[0, h_t]$

AR(1)-GJR(1,1) Model(Average Equation): $R_{st} = \mu + bR_{mt} + \rho R_{st-1} + \epsilon_t$, $\epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N[0, h_t]$

MA(1)-GJR(1,1) Model(Average Equation): $R_{st} = \mu + bR_{mt} + \epsilon_t + \theta \epsilon_{t-1}$, $\epsilon_t | \Phi_{t-1} \sim N[0, h_t]$

GJR Model(Variance Equation): $h_t = \alpha_0 + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 D_{t-1} \epsilon_{t-2}^2 + \beta_1 h_{t-1}$ ($D_t = 1, u_t > 0$), ($D_t = 0, u_t \geq 0$)

	Bitcoin			Ethereum			Ripple		
	GJR(1,1)	AR(1)-GJR(1,1)	MA(1)-GJR(1,1)	GJR(1,1)	AR(1)-GJR(1,1)	MA(1)-GJR(1,1)	GJR(1,1)	AR(1)-GJR(1,1)	MA(1)-GJR(1,1)
μ	0.0002 (0.0013)	-0.00009 (0.0012)	-0.0003 (0.0012)	-0.0013 (0.0018)	-0.0013 (0.0019)	-0.0013 (0.0018)	-0.0011 (0.0023)	-0.0023 (0.0024)	-0.0012 (0.0021)
b	0.8796 (0.0243)	0.8833 (0.0244)	0.8791 (0.0240)	1.0421 (0.0317)	1.0581 (0.0309)	1.0422 (0.0317)	1.1170 (0.0527)	1.1222 (0.0517)	1.1092 (0.0520)
ρ or θ		-0.0419 (0.0296)	-0.0663 (0.0682)		-0.0641 (0.0366)	0.0084 (0.0656)		-0.1034 (0.0334)	-0.0666 (0.0674)
α_0	0.00001 (0.00001)	-0.000009 (-0.000006)	-0.000009 (0.000007)	0.00001 (0.00001)	0.00003 (0.00002)	0.00001 (0.00001)	0.00003 (0.00001)	0.00003 (0.00001)	0.00003 (0.00001)
α_1	0.0395 (0.0514)	0.0451 (0.0502)	0.0467 (0.0525)	0.0634 (0.0346)	0.1174 (0.0479)	0.0627 (0.0346)	0.0907 (0.0242)	0.0899 (0.0215)	0.0881 (0.0245)
α_2	0.1822 (0.0703)	0.1682 (0.0698)	0.1673 (0.0669)	0.0967 (0.0393)	0.1059 (0.0498)	0.0969 (0.0402)	0.1491 (0.0557)	0.1765 (0.0611)	0.1544 (0.0539)
β_1	0.8648 (0.0385)	0.8667 (0.0387)	0.8644 (0.0390)	0.8826 (0.0291)	0.8203 (0.0425)	0.8834 (0.0290)	0.8378 (0.0205)	0.8309 (0.0203)	0.8386 (0.0212)
LM(3)	28.9208 (0.0000)	29.8234 (0.0000)	29.5134 (0.0000)	83.7155 (0.0000)	86.9359 (0.0000)	83.1899 (0.0000)	29.0921 (0.0000)	31.0894 (0.0000)	28.7970 (0.0000)
LR(3)	606.6085 [*]	605.1839 [*]	607.1299 [*]	531.3467 [*]	531.0371 [*]	531.3842 [*]	454.0435 [*]	457.5199 [*]	454.5742 [*]

* significant estimate at each significant level respectively. Values of parenthesis mean standard deviation of estimate coefficient. LM is Lagrange Multiplier's test statistics. $\alpha_1 = \beta_1 = 0$ (Hypothesis of covariance is tested [parenthesis of LM(3) is significant level of $\chi^2(3)$ distribution], Critical value of LR(3)'s test statistics is 9.348(5%).

모형임을 보여주고 있다. 레버리지 효과, 규모효과 및 비 동시적 거러를 고려하고 추정의 효율성 등을 종합적으로 볼 때, 비트코인의 시장베타는 MA(1)-GJR(1,1)의 0.8791, 이더리움은 AR(1)-GJR(1,1)의 1.0581, 리플은 AR(1)-GJR(1,1)의 1.1222로 추정되었다. 그리고, $D_{t-1}\epsilon_{t-2}^2$ 의 계수인 α_2 가 양수로 유의함으로써 주요 암호화폐는 음의 충격이 양의 충격보다 더 큰 변동성을 유발하여 나쁜 뉴스(bad news)가 좋은 뉴스(good news)보다 더 큰 변동을 주고 있었으며, 따라서 좋은 뉴스와 나쁜 뉴스가 변동성에 상이한 영향을 미치고 있음을 알 수 있었다.

〈Table 7〉, 〈Table 8〉 및 〈Table 9〉에서 모든 조건 이분산 모형은 라그랑지승수(LM)검정을 실시한 결과 5% 유의수준에서 통계적으로 유의한 것으로 나타나 시간 변화에 따른 이분산이 존재하며 과거의 충격이 지속된다는 사실을 알 수 있다. 평균방정식과 분산방정식이 모두 상수라는 귀무가설을 검정하기 위한 우도비 검정(likelihood ratio test statistic)결과도 모두 모형이 적합한 것으로 나타났다.

5. 결론

본 연구는 주요 3대 암호화폐를 대상으로 시장모형 잔차를 이용한 조건부 변동성이 일반적인 현상으로 볼 수 있는지 살펴본 후, 조건부 변동성을 고려할 경우 개별 암호화폐의 체계적 위험이 더욱 효율적으로 추정될 수 있는지를 살펴보았으며 그 결과를 요약하면 다음과 같다.

첫째, 최소 자승모형을 이용하여 가상통화의 시장베타를 추정한 결과, 리플의 시장베타(0.8899)는 비트코인(0.7745)과 이더리움(0.7687)에 비해 가장 위험도가 높은 것으로 추정되었고, 비트코인이 이더리움보다 다소 위험도가 높은 것으로 나타났다. 모든 암호화폐는 1보다 적게 추정되어 체계적 위험이 없는 것으로 추정됐다. 둘째 조건부 이분산 모형인 GARCH(1,2) 모형을 이용하여 시장베타를 추정한 결과, ARCH 및 GARCH 효과²³⁾가 있어 시간이 지남에 따라 조건부 변동성

(conditional volatility)이 크게 있는 것으로 나타났다. 셋째, 비대칭 GJR 모형은 시장베타의 표준오차가 최소 자승모형(OLS) 및 대칭 GARCH 모형과 비교해 작게 추정됨에 따라, 체계적 위험 추정에 있어서 효율성이 뛰어나 가장 적합한 모형임을 보여주고 있다. 넷째, 레버리지 효과, 규모효과 및 비 동시적 거러를 고려하고 추정의 효율성 등을 종합적으로 고려해 보면, 시장베타의 추정결과는 OLS 모형과 달리 시간이 지남에 따라 조건부 변동성(volatility)이 크게 있는 경우, 리플(1.1222), 이더리움(1.0581), 비트코인(0.8791) 순으로 위험한 것으로 나타났다. 그리고 비트코인은 1보다 적게 추정되어 체계적 위험이 없는 것으로 추정되었으나, 리플과 이더리움의 시장베타가 1보다 크게 추정되어 두 가상화폐의 위험도는 비트코인에 비해서 매우 높았다. 따라서, 계량적 분석결과 비트코인이 리플과 이더리움보다 위험도가 낮고, 리플이 세 암호화폐 중 제일 위험도가 높다는 점은 의미심장한 부분이다. 이 부분은 정량적 분석으로 제한적이지만 유의미한 내용이다. 마지막으로, 주요 암호화폐는 음의 충격이 양의 충격보다 더 큰 변동성을 유발하여 나쁜 뉴스(bad news)가 좋은 뉴스(good news)보다 더 큰 변동을 주고 있었으며, 따라서 좋은 뉴스와 나쁜 뉴스가 변동성에 상이한 영향을 미치고 있음을 알 수 있었다.

이러한 연구결과는 자료의 제약과 짧은 표본기간, 암호화폐를 통한 ICO 수급, 플랫폼 이용자의 수요 변동 등을 반영하지 않아 연구결과의 일반화에는 다소 제한적일 수도 있으나, 가상화폐 수익률이 시간에 따라 변동하는 특성이 존재하는 경우, 조건부 이분산모형을 고려하면 추정의 효율성을 높일 수 있다는 점을 보여 주었다는 점에서 의미를 찾을 수 있을 것으로 본다.

Acknowledgement

This research was supported by the Academic Research Fund of Hoseo University in 2018 (2018-0350).

References

- [1] Bera, A., E. Bubnys, and Park, H., "Conditional Heteroscedasticity in the Market

23) Autonious and Holmes[1995]에 따르면, α_1 (오늘 가격변동에 영향을 줄 수 있는 전날의 시장 주가 변동분)은 "최근 뉴스(recent news)"의 영향을 의미하며, β_1 (전날의 가격 변동분으로서의 영향)은 "오래된 뉴스(old news)"로써 오늘의 가격변동에 적은 영향을 주게 된다.

- Model and Efficient Estimates of Betas," *The Financial Review*, Vol. 23, 1988, pp. 201-214.
- [2] Berg, L. and Lyhagen, J., "Short and Long-Run Dependency in Swedish Stock Returns," *Applied Financial Economics*, Vol. 8, 1998, pp. 435-443.
- [3] Bollerslev, T., "Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity," *Journal of Econometrics*, Vol. 31, 1986, pp. 307-327.
- [4] Brière, M., Oosterlinck, K., and Szafarz, A., "Virtual currency, tangible return: Portfolio diversification with bitcoin," *Journal of Asset Management*, Vol. 16, No. 6, 2015, pp. 365-373.
- [5] Cermak, V., "Can Bitcoin Become a Viable Alternative to Fiat Currencies? An empirical analysis of Bitcoin's volatility based on a GARCH model," *Economics Student Theses and Capstone Projects*, Vol. 67, 2017.
- [6] Choi, S. Y., Shin, J. S., and Lim, Y. J., "A study on virtual currency," *Journal of the Korean Data Analysis Society*, Vol. 20, No. 2, 2018, pp. 791-799.
- [7] Chung J. and Kim, H., "Optimal Estimation of Conditional Variance Model and Estimation of Systematic Risk," *Financial Study*, Vol. 9, 1995, pp. 199-225.
- [8] Coinness, <https://kr.coinness.com/articles/37552>, 2019, 6. 3.
- [9] Deokgo, Y., Suh, Y., and Han B., "A Study on the Capital Cost Decision of Korea Telecom using Financial Data," *Information and Communication Policy Research*, Vol. 3, No. 1, 1996, pp. 31-45.
- [10] Dyhrberg, A. H., "Bitcoin, gold and the dollar: A GARCH volatility analysis," *Finance Research Letters*, Vol. 16, 2016, pp. 85-92.
- [11] Dyhrberg, A. H., "Hedging capabilities of bitcoin. Is it the virtual gold?," *Finance Research Letters*, Vol. 16, 2016, pp. 139-144.
- [12] Engle, R., "Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of U.K. Inflation," *Econometrica*, Vol. 50, 1982, pp. 987-1008.
- [13] Fama, E., "The Behaviour of Stock Market Prices," *Journal of Business*, Vol. 64, 1965, pp. 34-105.
- [14] Ghosh, A. K., "Market Model Corrected for Generalized Autoregressive Conditional Heteroscedasticity and the Small Firm Effect," *The Journal of Financial Research*, Vol 15, 1992, pp. 277-283.
- [15] Gilbert, S. and Loi, H., "Digital Currency Risk," *International Journal of Economics and Finance*, Vol. 10, No. 2, 2018, pp. 108-123.
- [16] Glosten, L., Jaganathan, R., and Runkle, D., "On the Relation Between the Expected Value and Volatility of The Nominal Excess Return on Stocks," *Journal of Finance*, Vol. 48, 1993, pp. 1779-1801.
- [17] Heisenberg, *Spillover Risk: Crypto currencies may pose a very real threat to stock and the Economy*, 2018, 1. 28. <https://seekingalpha.com/article/4140768-spillover-risk-cryptocurrencies-may-pose-real-threat-stocks-economy>.
- [18] Im, J. and Kim, D., "A study on the volatility effects of the cryptocurrency market," *Journal of the Korean Data Analysis Society*, Vol. 20, No. 4, 2018, pp. 1883- 1895.
- [19] IMF, *Virtual Currencies and Beyond: Initial Considerations*, 2016. 1.
- [20] Kim, B. G. and Rhim, M. H., *Cryptocurrency changes the map of wealth*, forbook, 2019. 6. 15.
- [21] Koutmos, G., Lee, U., and Theodossiou, P., "Time-Varying Betas and Volatility Persistence in International Stock Markets," *Journal of Economics and Business*, Vol. 46, 1994, pp. 101-112.
- [22] Lee, H., *Systematic Risk and Nonsystematic*

- Risk*, LG Weekly Economu, 2003, 7. 30.
- [23] Lee, J. and Nam, C., "Estimation of Systematic Risk Using Conditional Variance Model," *Information and Communication Policy Research*, Vol. 6, No. 2, 1999, pp. 17-155.
- [24] Lee, J. S., Kim, K. W., and Park, D. H., "Empirical analysis on Bitcoin price change by consumer, industry and macro-economy variables," *Journal of Intelligence and Information Systems*, Vol. 24, No. 2, 2018, pp. 195-220.
- [25] Lee, J., "Systematic Risk Analysis on Bitcoin Using GARCH Model," *Journal of Information Technology Application & Management*, Vol. 25, No. 4, 2018, pp. 157-169.
- [26] Lee, J., *Esimation of Time varying Risk Premia for the Nikkei 225 Stock Index Futures Contracts*, The City University of New York, Dissertation, Unpublished. 1997.
- [27] Lo, A. W. and Mackinlay, A. C., "An Econometric Analysis of Nonsynchronous Trading," *Journal of Econometrics*, Vol. 45, 1990, pp. 181-211.
- [28] Mandelbrot, B., "The Variation of Certain Speculative Prices," *The Journal of Business*, Vol. 36, No. 4, 1963, pp. 394-419.
- [29] Moneynet, *Established a coalition front for central banks in each country*, 2017. 6. 26.
- [30] Scholes, M. and Williams, J., "Estimating Betas from Nonsynchronous Data," *Journal of Financial Economics*, Vol. 5, 1977, pp. 309-327.
- [31] The Economist, *Bitcoin is a speculative asset but not yet a systematic risk*, 2017. 12. 16.

■ 저자소개



Jungmann Lee

Jungmann Lee obtained his B.A. from Korea University and his PhD in Economics from the City University of New York. His research has focused on the areas of technology policy, R&D management, and the economics of technology innovation at the Electronics and Telecommunications Research Institute. He has also served as an advisor for various projects (mid - long term IT technology policy, the technology roadmap of information and telecommunications and IT HRD Policy) of the Ministry of Information and Communication, Korea. His research areas are technology management, cryptocurrency and game contents. He is a professor at the Department of Mgt. of Digital Technology at Hoseo University and also the president of The Korea Society of Information Technology Applications.