



Cryptoasset Returns: Statistical Properties and Implications for Asset Allocations^{*}

Hyemin Kim, *Assistant Professor, Hanyang University*

Noolee Kim^{}**, *Associate Professor, Hanyang University*

〈Abstract〉

We examine Bitcoin returns' statistical properties and check whether these properties are consistent with the well-known stylized facts of asset returns for the period from January 2019 to May 2022. We find that Bitcoin exhibits price behaviors that correspond well to all the stylized facts of asset returns examined in the analyses. We also examine the returns of Tesla stock, NASDAQ index, and S&P500 index for comparison and find that they generally conform to the stylized facts examined. However, Tesla stock does not exhibit an asymmetric volatility feature, and the two indices show significant autocorrelations in low order time lags, which are inconsistent with the well-known stylized facts of asset returns. Based on these findings, we discuss the possible implications of cryptoassets for asset allocation processes. Cryptoassets provide some potential utilities for asset allocations, but only with several simultaneous limitations.

Keywords: Cryptoassets; Cryptoasset Returns; Statistical Properties; Stylized Facts; Asset Allocation

JEL Classification: G11, G19

* This work was supported by the research fund of Hanyang University(HY-2018-G).

** Corresponding Author. Address: College of Business and Economics, Hanyang University, 55 Hanyangdeahak-ro, Sangnok-gu, Ansan, Gyeonggi-do, Korea 15588;
E-mail: nooleekim@hanyang.ac.kr; Tel: +82-31-400-5613; Fax: +82-31-400-5591.

Received: September 24, 2022; Revised: September 26, 2022; Accepted: October 1, 2022

가상자산의 수익률: 통계적 특성과 자산배분에의 시사점*

김 혜 민 (한양대학교 조교수)

김 누 리 (한양대학교 부교수)**

〈 요약 〉

본 연구에서는 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간을 대상으로 가상자산인 비트코인의 수익률이 보이는 통계적 특성에 대한 실증분석을 수행하고, 이러한 특성이 기존에 알려진 자산 수익률의 정형화된 특성(stylized facts)에 얼마나 부합하는가를 검증하였다. 실증분석 결과, 비트코인의 가격 움직임은 분석대상이 된 자산 수익률의 정형화된 특성 모두와 잘 부합하는 것으로 나타났다. 같은 기간 동안 기존의 투자자산 범주에 속하는 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수는 전반적으로 자산 수익률의 정형화된 특성을 따르고 있었으나, 테슬라 주식 수익률의 변동성이 비대칭적이지 않은 것으로 나타났으며 NASDAQ 및 S&P500 지수의 수익률은 낮은 시차에서 통계적으로 유의한 자기상관을 보였다. 이와 같은 통계적 특성을 바탕으로 자산배분 과정과 관련하여 가상자산이 가지는 시사점을 검토한 결과, 가상자산은 자산배분 과정에서 유용하게 사용될 수 있는 가능성을 내포하고 있으나 동시에 아직은 명확한 한계점을 가지고 있는 것으로 나타났다.

핵심 단어 : 가상자산, 가상자산 수익률, 통계적 특성, 정형화된 특성, 자산배분

JEL 분류기호: G11, G19

* 이 논문은 2018년 한양대학교 교내연구비 지원으로 연구되었음(HY-2018-G).

** 연락담당 저자. 주소: 경기도 안산시 상록구 한양대로 55 한양대학교 경상대학 경영학부, 15588;
E-mail: nooleekim@hanyang.ac.kr; Tel: 031-400-5613; Fax: 031-400-5591.

1. 서론

자산 가격의 움직임은 해당 자산에 대한 투자 성과를 결정하는 가장 중요한 요소라는 점에서 자산 가격 변동의 측정치인 자산 수익률이 어떠한 행태를 보이는가에 대한 주제는 재무론, 특히 투자론의 영역에서 무시할 수 없는 중요성을 가진다고 할 수 있으며, 이에 따라 지금까지 자산 수익률의 통계적 특성(statistical properties)에 대한 많은 연구들이 이루어져 왔다. 이러한 기존 연구들을 통하여 제시된 결과 중 하나가 바로 자산 수익률의 정형화된 특성(stylized facts)인데, 이는 자산 수익률의 움직임에서 서로 다른 자산, 서로 다른 시장, 그리고 서로 다른 기간임에도 불구하고 공통적으로 관찰되는 일련의 특정한 성질을 의미한다.¹⁾ 여기서 공통적으로 관찰된다고 하는 것은 자연법칙과 같은 절대성을 가지는 것은 아니며 경우에 따라 예외도 충분히 존재할 수 있는, 그러나 일반적으로는 상당한 일관성을 가지고 관찰되는 경향성을 의미한다고 할 수 있다. 동 주제와 관련된 기존 연구들에서는 모수적 방법(parametric methods) 및 비모수적 방법(non-parametric methods)을 모두 사용하여 자산 수익률의 정형화된 특성을 다루고 있다. 전자는 특정한 모수적 모형(parametric model)에 기반하고 있는 반면, 후자는 모수(parameters)에 대한 특정한 가정을 사용하지 않는다는 특징이 있으며 이에 따라 도표, 그림 등을 이용하는 시각적 분석(graphical analysis)에 이르기까지 다양한 분석 방식을 포함하게 된다. 이와 같은 비모수적 분석방법의 사용은 부분적으로는 자산 수익률의 정형화된 특성이 실제 수익률 자료에서 관찰되는 특정한 정성적 특성(qualitative properties)에 대한 폭넓은 설명(broad descriptions)의 형태로 제시되는 경우가 많기 때문이다. 그러나 이러한 경향이 자산 수익률의 움직임에 대한 특정한 모수적 모형의 사용을 배제하는 것은 아니며 모수적 분석 방법 역시 많이 사용되고 있다.

재무론의 영역에서 자산 수익률의 통계적인 특성은 적지 않은 중요성을 가지는 주제이다. 많은 자산가격 평가이론(asset pricing theories)들이 자산 수익률이 정규분포를 따른다고 가정하는 자본자산가격결정모형(Capital Asset Pricing Model; CAPM)이나 옵션의 기초자산 가격이 기하 브라운 운동(Geometric Brownian Motion)을 따른다고 가정하는 블랙-숄즈 옵션가격결정모형(Black-Scholes Option Pricing Model)의 사례에서처럼 자산 수익률의 움직임에 대하여 특정한 가정을 부여하고 있다. 또한 실무적인 중요성으로 인하여 재무론에서 중요한 영역을 차지하고 있는 위험관리의 주제에서도 자산 수익률의 분포에 대한 가정이 중요한 역할을 수행하는 Value-at-Risk(VaR)의 예에서와 같이 자산 수익률의 통계적 특성은 결코 간과할 수 없는 중요한 의미를 가지고 있다고 할 수 있다(Duffie and Pan, 1997; Moon et al., 2003; Kim and Lee, 2005; Kang and Yoon, 2007).

한편 21세기에 들어서서 관련 시장의 엄청난 성장세로 인하여 학문적 및 실무적 영역 모두에서 큰 관심을 불러일으키고 있는 새로운 형태의 자산으로 가상자산(cryptoasset)을 들

1) Cont(2001)는 자산 수익률의 정형화된 특성에 대하여 “많은 상품, 시장, 그리고 시기에 걸쳐서 공통적으로 나타나는 특성의 집합(A set of properties, common across many instruments, markets and time periods)”이라고 설명하였다.

수 있다.²⁾ 2009년 1월 9일 비트코인(Bitcoin)의 발행으로 등장한 가상자산에 대한 시장의 관심은 2017년경부터 본격화되었다고 할 수 있다. 2017년 2월 2일 처음으로 1천 달러를 돌파한 이후 비트코인의 가격은 지속적인 높은 가격 상승을 보여주어 동년 12월 17일 장중 최고가가 일시적으로 2만 달러를 돌파하였다. 그러나 이때를 정점으로 비트코인 가격은 하락세로 전환하였으며 2018년 2월 6일 장중 최저가가 6,048 달러를 기록할 정도로 2달이 채 되지 않는 짧은 기간 동안 급격하게 폭락하였다. 이후 등락을 반복하는 와중에 동년 12월 15일 장중 최저가 3,191 달러를 기록할 정도로 가격 하락세가 지속함에 따라 비트코인은 16세기 네덜란드에서 발생한 튜립과동(Tulip mania)을 시점으로 과거 여러 차례 관찰된 바 있는 전형적인 자산시장 거품 사례들과 같은 경로를 따라가는 것으로까지 생각되었다. 그러나 비트코인 가격은 2019년부터 상승세로 반전하여 2019년 6월 20일 다시 1만 달러를 돌파하였으며 2020년 말부터는 매우 급격한 상승세를 보여 2021년 1월 2일 처음으로 3만 달러를 돌파하였다. 이후에는 3만 달러에서 6만 5천 달러 사이의 구간에서 급등락을 반복하고 있는 양상을 나타내고 있으며, 동 기간 중인 2021년 11월 10일 장중에 역대 최고가인 68,789.63 달러를 달성한 바 있다. 한편 가상자산의 선두주자라고 할 수 있는 비트코인 이외에도 2012년 발행된 리플(Ripple)이나 2015년 7월 30일 발행된 이더리움(Ethereum) 등과 같은 많은 수의 가상자산들이 만들어졌으며 이러한 가상자산들은 비트코인 이외의 가상자산(alternative coin)이라는 의미에서 알트코인(Altcoins)으로 불리우고 있다.³⁾ 이와 같은 가상자산은 과도한 거래처리 비용, 늦은 거래처리 속도, 분산처리 방식에 따른 비효율성 등 여러 가지 제약 사항으로 인하여 당초 도입취지인 새로운 형태의 디지털 화폐로서의 기능수행에는 성공하지 못하고 있는 것으로 평가되고 있으나, 다른 한편으로는 관련 시장에서의 가상자산 거래 활성화로 인하여 새로운 형태의 투자자산으로서 인식되고 있는 상황이다. 가상자산의 성격과 그 가치의 원천에 대한 많은 논란이 지속되고 있는 것이 사실이지만 그럼에도 불구하고 분명한 것은 가상자산의 시장규모가 엄청난 수준으로 성장하였으며 이미 많은 시장참가자들이 다양한 양상으로 가상자산의 거래에 참여하고 있다는 것이다. 특히 최근에는 가상자산에 대한

2) 가상자산(cryptoasset)을 지칭하는 용어로서 당초에는 주로 암호화폐로 번역될 수 있는 cryptocurrency라는 용어가 사용되어 왔으나 이러한 암호화폐가 실제 통화로서 기능하기에는 여러 가지 제약 사항들이 존재하며 실제로 통화로 사용되는 경우도 드물다는 점에서 점차 투자자산으로서의 성격에 강조점을 둔 cryptoasset이라는 용어로 대체되고 있는 상황이다. 국내에서는 cryptoasset에 대하여 가상자산, 암호자산, 디지털자산 등 여러 가지 용어가 혼용되고 있으나 본 연구에서는 2020년 3월 개정되어 2021년 3월 시행된 ‘특정 금융거래정보의 보고 및 이용 등에 관한 법률(약칭 특정금융정보법)’ 일부개정안에서의 사례를 바탕으로 가상자산이라는 용어를 사용한다. 특정금융정보법 제2조 제3호에서는 가상자산을 ‘경제적 가치를 지닌 것으로서 전자적으로 거래 또는 이전될 수 있는 전자적 증표(그에 관한 일체의 권리를 포함한다)’으로 정의하고 있다. 또한 동 정의에는 부합하나 실제로는 cryptoasset으로 분류할 수 없는 것들과의 혼동을 피하기 위해서 가목에서 사목까지 가상자산의 정의에서의 예외사항들을 두고 있는데, 이로 인하여 가상자산에서 제외되는 것에는 발행인이 사용처와 그 용도를 제한하여 화폐, 채화, 용역 등으로 교환될 수 없는 전자적 증표 및 이에 대한 정보, 게임물의 이용을 통하여 획득한 유무형의 결과물, 선불전자지급수단, 전자화폐, 전자등록증권, 전자어음, 전자선하증권 등이 있다.

3) 최근 기간 동안의 가상자산 시장에서의 전체적인 발행 및 유통현황에 대해서는 Lee(2021)를 참조하기 바란다.

투자수요 증대로 인하여 주요 국제 금융회사들이 과거의 유보적인 입장에서 벗어나 가상자산과 관련된 사업분야를 확대하고 있는 추세도 나타나고 있다.⁴⁾

본 연구의 목적은 가상자산(cryptoasset)을 대상으로, 그 수익률의 움직임이 지금까지의 관련 연구를 통하여 알려진 일반적인 자산 수익률의 정형화된 특성을 어느 정도로 따르고 있는가와, 가상자산 수익률만이 가지고 있는 독특한 특성이 존재하는가의 여부를 실증분석을 통하여 살펴보는 것이다. 또한 이에 더하여 가상자산 수익률의 통계적 특성을 바탕으로 가상자산이 투자의사결정에서의 자산배분(asset allocation)에서 가질 수 있는 시사점(implications)에 대하여 간략하게나마 고찰해 보고자 한다.

본 연구는 다음과 같은 점에서 그 학문적 및 실무적 공헌이 있다. 첫 번째, 본 연구는 상대적으로 실증분석이 제대로 실시되지 않았다고 할 수 있는 최근의 가상자산 시장 성장기의 자료를 대상으로 가상자산 수익률의 통계적 특성에 대한 실증분석을 실시함으로써 기존의 관련 연구결과를 보완하고 있다. 두 번째, 본 연구는 가상자산이 실제 투자활동에서의 자산배분에 있어서 가질 수 있는 유용성과 그 한계에 대하여 고찰함으로써 관련 산업의 실무에 있어 유용한 시사점을 제공하고 있다. 세 번째, 본 연구는 최근 기간의 자산 가격 변동에 있어서 일부 통계적 특성이 기존에 알려진 정형화된 특성과 벗어나는 현상을 발견하였으며, 이는 향후의 연구 방향에 길잡이 역할을 할 수 있을 것으로 기대된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 연구주제와 관련된 기존의 연구에서의 주요한 결과를 요약한다. 제 3장에서는 분석에 사용된 자료를 설명하고 관련된 기초통계량을 제시한다. 제 4장에서는 가상자산 수익률의 통계적 특성에 대한 실증분석 결과를 제시한다. 제 5장에서는 가상자산이 자산배분에 있어서 가질 수 있는 시사점에 대하여 분석하며 마지막의 제 6장에서는 본 연구의 결론을 요약한다.

2. 관련 연구

본 장에서는 가상자산의 통계적 특성과 관련된 기존의 관련 연구들을 살펴본다. 기존 연구들은 자산 수익률의 통계적 특성에 관련된 연구, 그리고 가상자산 수익률의 통계적 특성에 관련된 연구의 순서로 정리하였다.

자산 수익률에 대한 기존의 많은 실증연구들을 통하여 다양한 정형화된 특성(stylized facts)들이 발견되었는데, 이러한 정형화된 특성은 크게 수익률의 분포(distribution), 수익률의 변동성(volatility), 그리고 수익률의 시계열적 의존성(dependence)이라는 세 가지 종류로 정리할 수 있다.⁵⁾ 자산 수익률의 분포(distribution)는 그것이 학문적 및 실무적 측면 양자에서 가지는 높은 수준의 중요성으로 인하여 지금까지 많은 관심을 받아왔다. 연구자들은 처음에는 통계학에서 널리 사용되는 정규분포를 이용하여 자산 수익률의 움직임을 표시하려고 시도하였으며, 이와

4) 이와 관련된 자세한 내용에 대해서는 Choi(2022)를 참조하기 바란다.

5) 자산 수익률의 정형화된 특성에 관한 기존의 연구결과를 정리하고 있는 관련 문헌으로는 Cont(2001)와 Sewell(2011)이 있다.

관련하여 Samuelson(1965)은 자산 수익률의 움직임이 정규분포를 따라야 한다고 주장한 바 있다. 그러나 면화가격의 수익률 분포가 정규분포보다 꼬리가 두꺼운(fat-tailed) 것을 보인 Mandelbrot(1963)에서와 같이 실제로는 자산 수익률이 정규분포를 따르고 있지 않다는 사실이 발견되었으며, 구체적으로는 자산 수익률의 분포가 일반적으로 정규분포보다 첨도(kurtosis)가 크며 꼬리가 두꺼운 것으로 나타났다(Bollerslev, 1987; Hansen, 1994; Fang and Lai, 1997; Smith, 2007).⁶⁾ 이러한 자산 수익률의 비정규성(non-normality)과 두꺼운 꼬리 즉 팻테일(fat tails)은 자산 수익률의 분포에서 가장 널리 알려진 정형화된 특성이라고 할 수 있다. 또한 이와 같은 비정규성 이외에도 자산 수익률의 분포가 해당 수익률이 측정되는 시간주기가 길어짐에 따라 점점 정규분포에 근사하게 된다는 합산적 정규성(aggregate gaussianity)과, 수익률 분포에 내재된 조건부 이분산(conditional heteroskedasticity)을 일반화 자기회귀 조건부 이분산(Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity; GARCH) 모델을 사용하여 제거한 이후에도 계속 수익률 분포의 꼬리가 정규분포보다 두껍다는 조건부 팻테일(conditional fat tails) 역시 자산 수익률의 분포와 관련하여 잘 알려진 정형화된 특성이다.

자산 수익률의 변동성(volatility) 역시 학문적, 실무적 양자의 측면에서 공히 중요성이 큰 주제라고 할 수 있으며 이러한 이유로 인하여 많은 관련 연구들이 이루어져왔다. 이러한 연구의 결과로 자산 수익률의 변동성 추정치에 있어서 일반적으로 관찰되는 몇 가지의 정형화된 특성이 제시되었다. 구체적으로는 자산 수익률 시계열에서 시간의 흐름에 따라 분산의 크기가 변동하는 시변 변동성(time-varying volatility)과 추정된 변동성 추정치의 시계열에 유의한 양(+의 자기상관이 존재하며 이에 따라 변동성이 높은 구간과 낮은 구간이 구별되는 현상이 발생한다는 변동성 군집화(volatility clustering), 그리고 자산 수익률의 변동성 추정치는 수익률과 음(-)의 관계를 가져 변동성 충격에 따른 수익률 반응이 비대칭성을 가지게 된다는 비대칭적 변동성(asymmetric volatility) 현상이 발견되었다(Kendall and Hill, 1953; Houthakker, 1961; Brock et al., 1991; Bollerslev and Mikkelsen, 1996; Andersen et al., 2001).

한편 자산 수익률의 시계열적 의존성(dependance)은 수익률 변수가 자신의 과거 값에 어떠한 영향을 받는지에 대한 것이며, 좀 더 구체적으로는 자산 수익률 시계열에서의 자기상관(auto-correlation) 존재여부를 다루고 있다. 수익률 시계열에서의 자기상관은 투자론 영역에서 매우 중요한 주제 중 하나인 효율적 시장가설(efficient market hypothesis)과도 관련이 되는데, 시장이 효율적이어서 미래의 가격변화가 확률보행(random walk)에 따라 무작위적(randomly)으로 결정되고 따라서 미래 가격에 대한 기댓값이 바로 현재 가격이 되는 경우에는 자산 수익률 시계열에 자기상관이 존재하지 않게 되기 때문이다(Fama, 1970, 1991). Brock et al.(1992), Longin(1996), Pagan(1996), 그리고 Ahn et al.(2002) 등과 같은 많은 관련 연구들을 통하여 제시된 자산 수익률의 시계열적 의존성과 관련된 정형화된 특성으로는 자산 수익률의 일별 시계열에서는 일반적으로 통계적으로 유의한 자기상관이 관찰되지 않는다는 것과(lack of autocorrelations in daily returns), 반면에 일별 자산 수익률의 절대값 및 제곱값 시계열에서는

6) 이와 같이 정규분포보다 첨도가 크고 꼬리가 두터운 분포를 급첨분포(leptokurtic distribution)라고 한다.

유의한 자기상관이 관찰되며 이러한 자기상관의 강도는 시차가 증가함에 따라 천천히 감소한다는 것을(slow decay of autocorrelations in absolute and squared daily returns) 들 수 있다.

한편 자산 수익률의 정형화된 특성을 다루고 있는 국내 연구는 해외 연구와는 달리 그렇게 활발하게 이루어지지 못한 측면이 있다. 동 주제와 관련하여 Ohk(1997), Ku(2000), Bahng(2004)은 KOSPI 일별 수익률 자료에 비대칭적 변동성이 존재한다는 결과를 제시한 바 있으며, Kim(2013)은 뮤추얼펀드의 수익률에서 관찰되는 자산 수익률의 정형화된 특징에 대한 실증분석 결과를 제시하였다.

2017년경을 즈음하여 시장의 가상자산에 대한 관심이 본격화됨에 따라 가상자산의 가격 움직임에 대한 실증 분석을 다루는 연구들이 수행되었다. 이와 같은 가상자산 수익률의 통계적 특성에 대한 실증연구로는 Bariviera et al.(2017), Choi and Shin(2018), Takaishi(2018), Choi and Shin(2019), Zhang et al.(2019), Hu et al.(2019), Lee et al.(2019), Da Chunha and da Silva(2020) 등이 있다.⁷⁾ 다만 동 연구들은 모두 비트코인이 자산시장의 전형적인 거품이 아닌가 하는 대중의 인식을 벗어나 다시 가격 상승세를 보이기 시작한 2019년 이후의 자료를 제대로 분석하지 않고 있다는 한계점을 가지고 있다.

3. 자료와 기초통계량

3.1 자료와 표본구성

본 연구는 가상자산 중에서 가장 대표적인 자산인 비트코인의 일별 가격 자료를 사용하여 가상자산 수익률의 통계적 특성에 대한 실증분석을 실시한다.⁸⁾ 자료기간은 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지로 선정하였다. 이러한 자료기간의 선정은 분석결과의 신뢰성을 높이기 위해서 다음과 같은 두 가지 고려사항을 바탕으로 하고 있다. 첫 번째, 많은 관련 연구들이 2018년까지의 자료를 사용함으로 인하여 비트코인 가격이 거품이 아니냐는 논란을 딛고 다시 상승국면에 돌입한 2019년 이후의 자료를 다루지 않고 있어 동 기간을 대상으로 한 실증분석의 필요성이 높은 상황이라고 할 수 있다. 두 번째, 비트코인 가격에서 2017년의 상승국면과 2018년의 하락국면은 전형적인 자산가격 거품의 생성 및 소멸과 매우 유사한 행태를 보이고 있는데, 동 기간은 비트코인이 최초로 큰 폭의 가격변화를 나타나기 시작하고 이로 인하여 시장의 본격적인 관심을 받기 시작한 단계라는 점을 고려할 때 여러 가지 과열요소로 인하여 가격의 움직임이 정상적이지 못한 측면이 적지 않을 가능성이 다분하며 이러한 가능성은 분석대상으로서의

7) Kim(2022)은 투자자 심리가 가상자산 시장에 미치는 영향에 대한 연구에서 가상자산 수익률의 비대칭적 변동성에 대한 분석결과를 일부 제시한 바 있다.

8) 비트코인 이외에도 수많은 가상자산, 즉 알트코인들이 시장에 존재하고 있으나, 비트코인은 최초의 가상자산이라는 역사적 의미를 가지고 있을 뿐만 아니라 가장 큰 시가총액을 가지고 있다는 측면에서, 그리고 일반 대중의 인지도 및 관심도 측면에서도 가장 대표적인 가상자산이라고 할 수 있다. 한편 비트코인의 가격은 국가별로 시장별로 차이를 보인다는 사실이 널리 알려져 있으며, 이에 따라 본 연구에서는 가장 대표적인 가격자료라고 할 수 있는 달러표시 비트코인(BTC-USD)의 가격을 분석대상으로 사용하였다.

〈표 1〉 자산수익률의 정형화된 특성

범주	특성	내용
분포 (distribution)	비정규성과 팻테일 (non-normality & fat tails)	자산 수익률은 분포는 정규분포가 아니며, 특히 정규분포보다 두꺼운 꼬리를 나타낸다.
	합산적 정규성 (aggregational gaussianity)	자산 수익률의 분포는 측정되는 시간주기가 길어짐에 따라 정규분포에 근사하게 된다.
	조건부 팻테일(conditional fat tails)	조건부 이분산을 제거한 이후에도 계속 정규분포보다 두꺼운 꼬리를 나타낸다.
변동성 (volatility)	시변 변동성 (time-varying volatility)	자산 수익률의 변동성은 시간의 흐름에 따라 변동하는 이분산성(heteroscedasticity)을 가진다.
	변동성 군집화 (volatility clustering)	변동성 시계열에 유의한 양(+)의 자기상관이 존재하여 변동성이 높은 관측치들이 군집화한다.
	비대칭적 변동성 (asymmetric volatility)	변동성이 수익률과 음(-)의 관계를 가져 변동성 충격에 따른 수익률 반응이 비대칭성을 가진다.
의존성 (dependence)	자기상관의 부재 (lack of autocorrelations)	일별 자산 수익률에서는 일반적으로 통계적으로 유의한 자기상관이 관찰되지 않는다.
	수익률 절대값에서의 자기상관 (autocorrelations in absolute returns)	일별 자산 수익률의 절대값에서는 유의한 자기상관이 관찰되며 이러한 자기상관의 강도는 시차가 증가함에 따라 천천히 감소한다.
	수익률 제곱값에서의 자기상관 (autocorrelations in squared returns)	일별 자산 수익률의 제곱값에서는 유의한 자기상관이 관찰되며 이러한 자기상관의 강도는 시차가 증가함에 따라 천천히 감소한다.

적합성을 적지 않게 훼손할 수 있다.⁹⁾ 한편 본 연구의 실증분석에서는 주 분석대상인 비트코인 이외에도 비교대상 자산으로서 테슬라(Tesla, Inc.) 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수의 수익률을 함께 분석한다. 이것은 본 연구의 분석대상 기간인 2019년에서 2022년까지가 COVID-19로 인한 자산시장으로의 충격이 존재하는 기간임을 고려한 것이며, 같은 조건 하에서 가상자산인 비트코인과 전통적인 투자자산이라고 할 수 있는 개별주식(테슬라 주식), 그리고 주가지수(나스닥과 S&P500)의 수익률 특성을 비교하기 위한 것이다.¹⁰⁾ 실증분석 대상인

9) 구글 트렌드를 통하여 살펴본 일반 대중의 비트코인에 대한 관심도 역시 이러한 가능성을 일부 뒷받침하고 있다. 비트코인에 대한 관심도는 2017년의 비트코인 가격 상승국면에 급격하게 상승하여 역대 최고 수준을 기록하였으며 이후 2018년의 하락국면에는 다시 급격하게 하락하여 이후 한동안 낮은 수준에서 머물러 왔다. 이후 비트코인 가격이 다시 상승국면으로 전환함에 따라 관심도는 다시 높아졌으나 역대 최고가격 갱신에도 불구하고 이전의 관심도 수준에는 크게 미치지 못한 것으로 나타나고 있다.

10) 비교대상인 개별주식으로 테슬라 주식을 선정한 것은 무엇보다도 분석결과에 있어서 비트코인과의 비교가능성을 높이기 위해서이다. 비트코인은 기존의 전통적인 투자자산과는 다른 가상자산이라는 점에서 분석 결과의 비교 가능성을 높이기 위하여 자산 종류의 차이 이외에는 가능한 한 비트코인과 차이가 작다고 할 수 있는 개별 종목을 선택할 필요가 있으며, 테슬라 주식은 다음과 같은 두 가지 측면에서 이러한 필요성을 잘 충족하고 있다. 첫 번째, 테슬라 주식은 분석대상기간에 있어서 비트코인과 비교 가능할 정도의 높은 수익률 및 변동성을 나타내고 있다. 두 번째, 가상자산이 촉발시킨 일반 대중의 높은 관심도는 당연히 해당 자산의 거래행위에 반영이 될 것이기 때문에, 비교대상인 개별종목은 분석 기간 동안 높은 수준의 대중적 관심사의 대상이어야 하며 테슬라 주식은 이러한 조건에 잘 부합하는 주식이라 할 수 있다.

비트코인, 테슬라 주식, NADAQ지수, 그리고 S&P500 지수의 가격 자료는 Yahoo Finance에서 입수하였다.¹¹⁾ 자료기간 중의 일별 가격 자료를 사용하여 일별 수익률을 산출하였으며, 일부 분석에서 사용되는 주별 수익률 및 월별 수익률 자료는 같은 출처에서 입수한 주별 및 월별 가격 자료를 이용하여 일별 수익률과 동일한 방식으로 산출하였다.

본 연구는 이와 같이 구성된 네 개 자산의 수익률 자료를 대상으로 그 통계적 특성을 분석하며, 구체적으로 분석 대상이 되는 자산 수익률의 정형화된 특성은 위의 <표 1>에서와 같이 정리될 수 있다.

3.2 기초통계량

본 연구에서는 앞에서 설명한 바와 같이 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수의 네 개 자산의 일별 수익률을 산출하였으며, 동 수익률들이 알려진 자산 수익률의 정형화된 특성을 실제로 나타내는지를 실증 분석하였다. <표 2>는 각 자산 수익률에 대한 기초통계량을 보고하고 있다. 여기서 비트코인의 일별 수익률 관측치수 1,249개가 여타 세계 자산의 관측치수 863개보다 큰 것은 주말이나 공휴일에도 휴장없이 계속 거래가 진행되는 가상자산의 특성에 기인한 것이다. 평균 수익률의 경우 0.365%를 나타내고 있는 테슬라 주식의 경우가 가장 높으며 그 다음 비트코인, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수의 순서이다. 수익률 표준편차의 경우 역시 테슬라 주식이 4.284%를 나타내 가장 높았으며 다음으로 비트코인, NASDAQ 지수, S&P500 지수의 순서를 나타내고 있어, 위험이 크면 평균 수익률 역시 높다는 전형적인 위험-수익 상충관계(risk-return trade-off)의 모습을 보이고 있다. 한편 가장 수익률 변동성이 큰 테슬라 주식의 경우, 비트코인과 비교하여 수익률의 평균값, 중앙값, 최대값, 최소값이 모두 높은 것으로 나타나, 일반 대중에 널리 퍼져 있는 가상자산의 수익률과 위험은 기존의 전형적인 금융자산과는 격을 달리할 정도로 높다는 인식과는 상반되는 결과를 보여주고 있다. 분포의 형태에 대한 통계량을 살펴보면, 왜도의 경우 네 개의 자산 모두에서 절대값이 1보다 작은 것으로 나타나 분포의 좌우 쏠림은 그렇게 크지 않은 것으로 나타났다. 첨도의 경우에는 네 개의 자산 모두가 6.7에서 17.5에 이르기까지 정규분포의 첨도인 3보다 훨씬 큰 값을 가지는

<표 2> 각 자산수익률의 기초통계량

이 표는 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료에 대한 기초통계량을 제시하고 있다. 평균, 중앙값, 최대값, 최소값, 표준편차는 % 수치로 표시되었다. 정규분포는 3의 첨도를 가진다.

	관측치수	평균	중앙값	최대값	최소값	표준편차	왜도	첨도
비트코인	1,249	0.238	0.157	18.747	-37.170	3.816	-0.411	12.602
테슬라 주식	863	0.365	0.254	19.895	-21.063	4.284	0.093	6.688
NASDAQ	863	0.082	0.161	9.346	-12.321	1.641	-0.615	10.834
S&P500	863	0.068	0.126	9.383	-11.984	1.429	-0.658	17.496

11) <https://finance.yahoo.com/>.

것으로 나타나, 모든 자산 수익률이 3 이상의 양(+)의 초과첨도(excess kurtosis)를 보이고 있다. S&P500 지수가 17.496의 첨도를 가져 가장 높았으며 그 다음으로 비트코인, NASDAQ 지수의 순서를 보였다. 테슬라 주식의 경우는 6.688로 가장 낮은 첨도값을 보였다.

4. 실증분석 결과

본 장에서는 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수의 네 개 자산의 일별 수익률을 대상으로 각 수익률 자료의 통계적 특성을 분석한 결과를 제시한다. 구체적인 분석은 앞의 <표 1>에서 설명한 바와 같이 세 가지 범주에 걸친 자산 수익률의 전형적 특성 9개에 대하여 각각 실시되었다.

4.1 비정규성과 팻테일

본 절에서는 자산 수익률의 분포가 나타내는 비정규성과 팻테일, 즉 두꺼운 꼬리에 대하여 분석한다. 우선적으로 앞선 <표 2>에서 보고된 각 자산 수익률의 첨도는 상당한 정도의 초과첨도를 나타내고 있어 네 개의 자산 수익률 분포 모두가 정규분포와는 다르다는 것을, 좀 더 구체적으로는 급첨분포(leptokurtic distribution)를 따르고 있음을 시사하고 있다. 그러나 실제로는 이러한 초과첨도만을 가지고 해당 분포가 급첨분포임을 주장하기는 어려운 측면이 있는데 이는 첨도 자체의 추정치가 매우 큰 변동성을 가지기 때문이다. Cont(2001)는 실제 관측된 자료를 사용하여 모집단 분포의 첨도를 추정하게 되는 경우, 동 첨도의 추정치의 표준편차에 8차항의 고차항이 포함되기 때문에 매우 큰 값을 가지게 될 수 있다고 하였다. 따라서 본 연구에서는 수익률 분포의 비정규성을 분석하기 위해서 검정 통계량을 사용하는 정규성 검정(normality tests)을 실시하였으며, 이에 더하여 핵밀도 추정(kernel density estimation) 방법을 이용한 시각적 분석 또한 실시하였다.

검정 통계량을 사용하는 통계적 검정방법으로는 가장 널리 사용되는 Jarque-Bera 검정 방법을 사용하였으며, 이에 더하여 Lilliefors 검정 방법, Cramer-von Mises 검정 방법, 및 Anderson-Darling 검정 방법을 추가적으로 사용하였다.¹²⁾ 네 개의 자산 수익률에 실시한 정규성 검정의 검정 통계량은 <표 3>에서 보고되고 있다. 정규성 검정의 결과, 네 개의 자산 모두에서, 그리고 네 개의 검증 방법 모두의 경우에서 자산 수익률이 정규분포를 따르고 있다는 귀무가설을 1%의 유의수준에서 기각하는 것으로 나타났다. 이것은 가상자산인 비트코인의 수익률 역시 여타 전통적인 자산 수익률과 동일하게 정규분포를 따르지 않고 있음을 보여주는 것이다.

12) 이와 같은 세 가지 추가적인 검정 방법은 실제 자료가 특정한 이론 분포에서 생성되었는지를 검증하는 실증분포함수 검증 방법(empirical distribution function tests; EDF tests)에 속하며, 이에 대한 자세한 내용은 D'Agostino and Stephens(1986)와 Razali and Wah(2011)를 참조하기 바란다.

〈표 3〉 각 자산수익률의 정규성 검증 결과

이 표는 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료에 대한 정규성 검증 결과를 보고하고 있다. 보고되고 있는 수치는 해당 수익률 자료가 정규분포를 따르고 있다는 귀무가설에 대한 검정통계량이며, 괄호 안의 수치는 검정통계량의 p-value이다.

	Jarque-Bera	Lilliefors	Cramer-von Mises	Anderson-Darling
비트코인	4,833.56 (<0.001)	0.084 (<0.001)	3.816 (<0.001)	20.865 (<0.001)
테슬라 주식	490.30 (<0.001)	0.079 (<0.001)	1.921 (<0.001)	11.048 (<0.001)
NASDAQ	2,261.41 (<0.001)	0.098 (<0.001)	2.787 (<0.001)	15.487 (<0.001)
S&P500	7,618.79 (<0.001)	0.114 (<0.001)	4.503 (<0.001)	25.892 (<0.001)

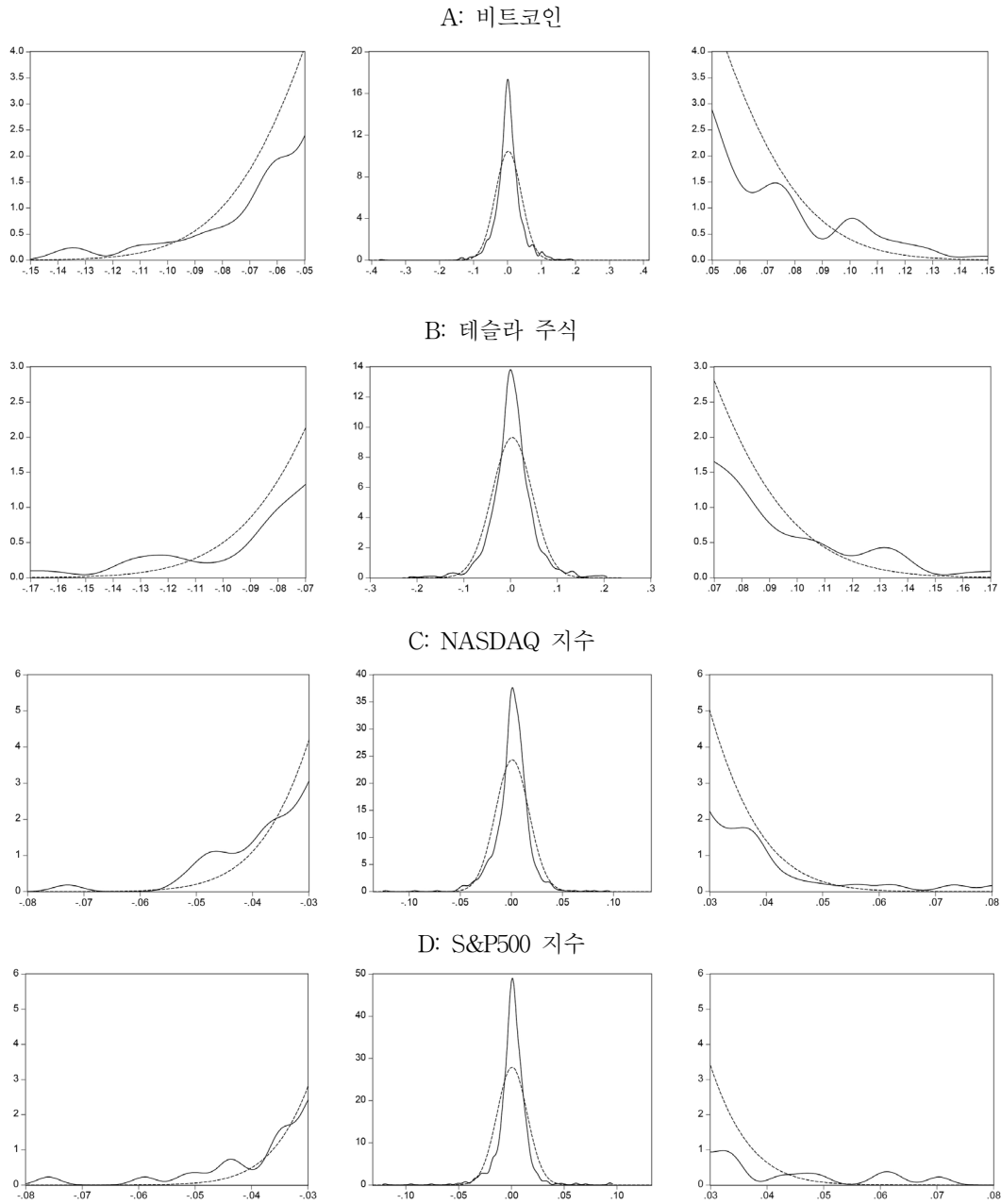
비모수적 분포 추정 방법(non-parametric density estimation methods)의 하나인 핵밀도 추정 방법은, 실제 자료를 바탕으로 추정한 분포의 모양을 도표로 표시함으로써 동 분포의 모양이 이론분포와 어느 정도로 유사한지를 시각적으로 판단할 수 있도록 도와준다.¹³⁾ 이러한 핵밀도 추정에서는 추정과정에서 사용되는 특정한 핵밀도 함수(kernel function)의 선택과 자료를 구분하는 구간폭(bandwidth)의 설정이 필요하다. 본 연구에서는 일반적으로 널리 사용되는 가우시안 커널(Gaussian kernel 또는 Normal kernel)을 사용하였으며, 구간폭의 설정은 Silverman(1986)의 방법을 따랐다.¹⁴⁾ 핵밀도 추정 결과는 아래의 <그림 1>에서 보고되고 있다. 각 자산 수익률에 대하여 가운데 그림이 전체 분포이며 좌측 및 우측 그림은 각각 추정된 분포의 좌측 및 우측 꼬리(tails of distribution)를 나타내고 있다. 그림에서 실선으로 표시된 부분이 핵밀도 추정 방법으로 산출한 분포이며, 점선으로 표시된 부분은 분석대상인 각 자산 수익률 자료와 동일한 평균과 표준편차를 가지는 정규분포이다. 분포의 형태를 보면 가상자산인 비트코인의 수익률 분포가 전통적인 투자자산인 여타 세 개 자산의 수익률 분포와 마찬가지로 정규분포를 따르지 않는 것으로 나타나 앞에서 설명한 정규성 검정과 일관된 결과를 보여주고 있다. 구체적으로는 확률밀도함수(probability density function)의 값이 자료의 평균 및 중앙값 부근에서는 정규분포보다 높고, 분포 중심부와 양쪽 꼬리 사이에서는 반대로 정규분포보다 낮으며, 다시 양쪽 꼬리에서는 정규분포보다 높은 전형적인 급침분포(leptokurtic)의 형태를 나타내고 있다. 이러한 결과는 비트코인 수익률이 자산 수익률의 전형적인 특성인 비정규성과 팻테일을 나타내고 있음을 보여준다.

13) 핵밀도 추정 방법은 분포의 형태를 시각적으로 표시하는 가장 간단한 수단이라고 할 수 있는 히스토그램을 좀 더 부드러운 곡선 형태로 표시한 것으로 이해할 수 있다(Silverman, 1986).

14) 핵밀도 추정에서의 구간폭 설정과 관련된 좀 더 자세한 사항은 Marron and Nolan(1988)과 Härdle (1991)을 참조하기 바란다.

〈그림 1〉 각 자산수익률의 실증분포와 정규분포

이 그림은 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료에 핵밀도 추정을 통해 추정된 분포와 함께 분석대상 자료와 동일한 평균 및 표준편차를 가지는 정규분포를 함께 표시한 것이다. 실선으로 표시된 것이 핵밀도 추정 결과이며 점선으로 표시된 것이 정규분포이다. 왼쪽 및 오른쪽 그림은 각각 분포의 왼쪽 및 오른쪽 꼬리를 표시한다.



4.2 합산적 정규성

본 절에서는 자산 수익률 분포의 합산적 정규성에 대한 분석결과를 제시하고자 한다. 본 연구에서는 가상자산인 비트코인의 수익률이 합산적 정규성을 나타내는지를 분석하기 위하여 비트코인의 주별 및 월별 수익률 자료를 사용하였다. 이를 통하여 일별, 주별, 월별 수익률에 걸쳐 수익률 자료의 측정 주기가 길어짐에 따라 수익률 분포의 정규성 검증 결과가 변화하는 양상을 살펴보았으며, 이에 더하여 각 수익률 자료에 대하여 핵밀도 추정 방법을 적용하여 분포의 형태를 검증하였다. 우선 기초통계량이라 할 수 있는 각 수익률 자료의 왜도 및 첨도를 산출한 결과는 아래의 <표 4>에서 제시되고 있다. 왜도에 경우에는 전반적으로 수익률 자료의 측정주기가 길어짐에 따라 왜도가 커지는 경향이 있음을 알 수 있다. 그러나 모든 왜도가 절대값이 1보다 작은 구간에 존재하여 자료의 치우침 정도는 크지 않은 것으로 나타났다. 첨도의 경우에는 네 개의 수익률 모두에서 측정주기가 길어질수록 큰 폭의 감소세를 보이고 있으며, 특히 월별 수익률 자료의 경우에는 정규분포의 첨도인 3과 크게 차이하지 않는 값을 가지는 것으로 나타났다.

<표 4> 각 자산수익률의 측정기간에 따른 왜도와 첨도

이 표는 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별, 주별, 월별 수익률 자료에 대한 왜도와 첨도를 보고하고 있다. 정규분포는 3의 첨도를 가진다.

	왜도(Skewness)			첨도(Kurtosis)		
	일별 수익률	주별 수익률	월별 수익률	일별 수익률	주별 수익률	월별 수익률
비트코인	-0.411	-0.177	0.278	12.602	3.899	2.441
테슬라 주식	0.093	0.395	0.974	6.688	3.786	3.401
NASDAQ	-0.615	-0.324	-0.297	10.834	5.737	2.896
S&P500	-0.658	-0.729	-0.456	17.496	10.559	3.153

주별 및 월별 수익률에 대한 정규성 검정 결과는 아래의 <표 5>에서 제시되고 있다. 검정 결과는 일별 수익률의 경우와 많이 다른 양상을 보이고 있는데, 우선 주별 수익률의 경우에는 통상의 유의수준인 5% 및 1%에서 정규분포를 따른다는 귀무가설을 기각하지 못하는 경우들이 일부 관측되었다. 비트코인 수익률의 경우, Jarque-Bera 검정의 검정통계량이 0.031의 p-value를 가져 1%의 유의수준에서는 귀무가설을 기각하지 못하였다. 테슬라 주식 수익률은 Lilliefors 검정에서 1%의 유의수준으로 귀무가설을 기각하지 못하였으며, NASDAQ 지수의 경우에는 Cramer-von Mises 검정에서 1%의 유의수준으로 귀무가설을 기각하지 못하였을 뿐만 아니라 Lilliefors 검정에서는 5%의 유의수준으로도 귀무가설을 기각하지 못하였다. 다만 S&P500 지수의 주별 수익률은 모든 검정 방법에서 유의수준 1%로 귀무가설을 기각하였다. 또한 월별 수익률의 경우에는 이러한 경향이 더욱 심화되어 많은 경우에 정규분포의 귀무가설을 통상적인 유의수준에서 기각하지 못하는 것으로 나타났다. 비트코인의 경우 모든 검정 방법에서 유의수준 10%에서도 귀무가설을 기각하지 못하였으며, 이러한 현상은 NASDAQ 지수에서도 관측되었다. S&P500 지수의 경우에는 검증 방법에 따라 5%의 유의수준에서 귀무가설을 기각하는 경우도

있는 것으로 나타났으며, 테슬라 주식의 경우에는 모든 검정 방법에서 5% 또는 1%의 유의수준에서 귀무가설을 기각하였다. 자산 및 검정 방법에 따라 결과들이 다르게 나타나고 있기는 하지만, 전반적으로는 수익률 측정 주기가 길어질수록 검정통계량의 p-value가 커져 귀무가설의 기각이 어려워지는 방향으로 변화하는 것을 볼 수 있다. 이러한 결과는 자산 수익률의 정형화된 특성인 합산적 정규성과 부합하는 것이라 할 수 있다.

〈표 5〉 주별 및 월별 수익률의 정규성 검증 결과

이 표는 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 주별 및 월별 수익률 자료에 대한 정규성 검증 결과를 보고하고 있다. 보고되고 있는 수치는 각 정규성 검증 방식에서 해당 수익률 자료의 정규분포를 따르고 있다는 귀무가설에 대한 검정통계량이며, 괄호 안의 수치는 검정통계량의 p-value이다.

Panel A: 주별 수익률

	Jarque-Bera	Lilliefors	Cramer-von Mises	Anderson-Darling
비트코인	6.926 (0.031)	0.090 (0.001)	0.229 (0.002)	1.140 (0.006)
테슬라 주식	9.195 (0.010)	0.074 (0.019)	0.191 (0.007)	1.242 (0.003)
NASDAQ	58.690 (<0.01)	0.061 (>0.10)	0.177 (0.011)	1.387 (0.001)
S&P500	439.529 (<0.01)	0.103 (<0.01)	0.616 (<0.01)	4.139 (<0.01)

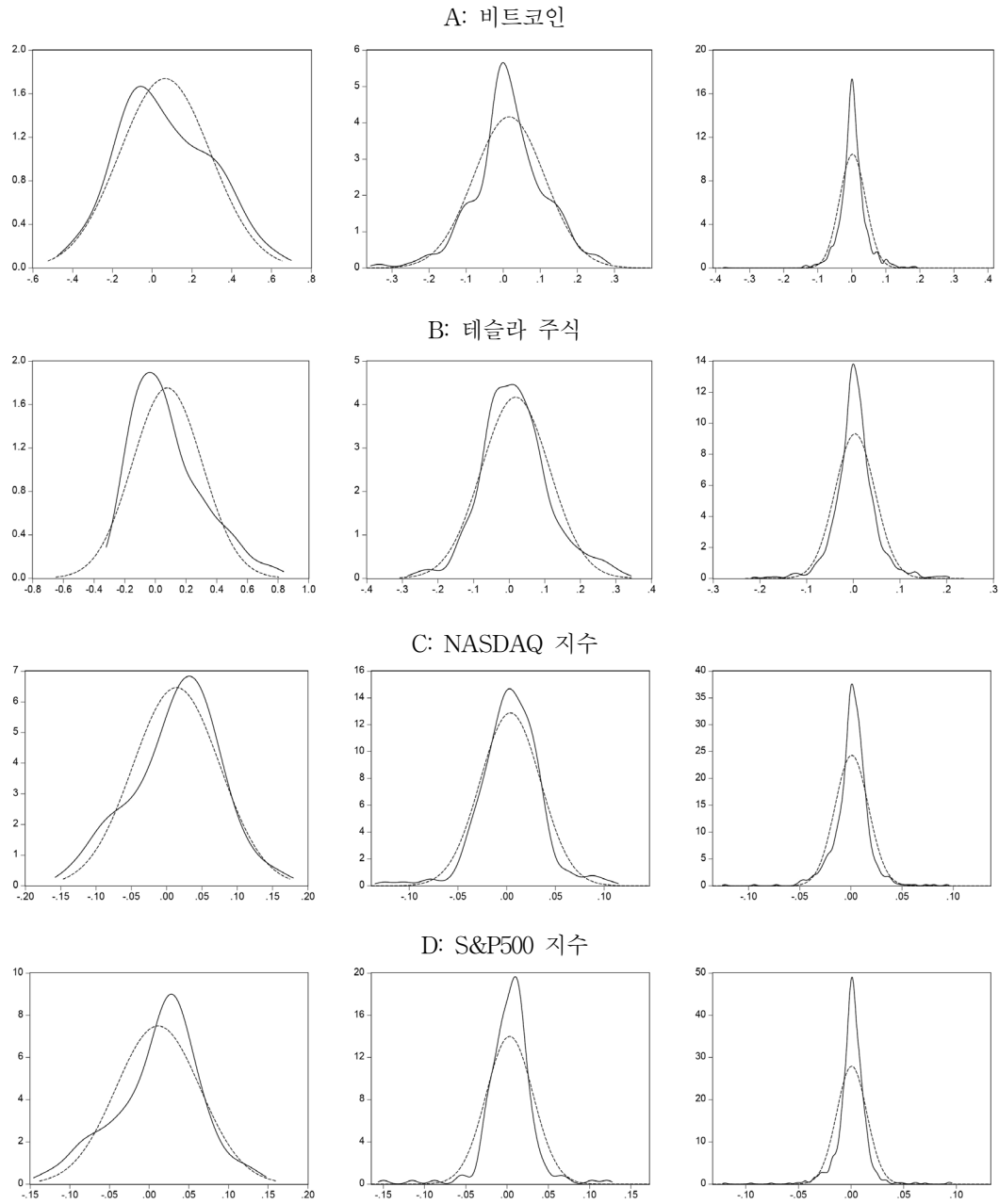
Panel B: 월별 수익률

	Jarque-Bera	Lilliefors	Cramer-von Mises	Anderson-Darling
비트코인	1.090 (0.580)	0.120 (>0.10)	0.085 (0.180)	0.459 (0.262)
테슬라 주식	6.927 (0.031)	0.174 (0.003)	0.204 (0.005)	1.199 (0.004)
NASDAQ	0.636 (0.728)	0.117 (>0.10)	0.066 (0.311)	0.379 (0.407)
S&P500	1.499 (0.473)	0.140 (0.039)	0.124 (0.053)	0.653 (0.088)

한편 핵밀도 추정 방법을 통한 시각적 분석의 결과는 〈그림 2〉에서 확인할 수 있으며, 분석 결과는 앞서 설명한 정규성 검정 결과를 통하여 확인된 합산적 정규성을 다시 한 번 지지하고 있다. 각 자산 수익률에 대하여 왼쪽부터 월별 수익률, 주별 수익률, 일별 수익률의 분포를 보여주고 있으며, 〈그림 1〉에서와 같이 실선으로 표시된 부분이 핵밀도 추정의 결과이며, 점선으로 표시된 부분은 분석대상인 각 자산 수익률 자료와 동일한 평균과 표준편차를 가지는 정규분포이다. 비트코인의 경우 수익률 측정주기가 길어질수록 급침분포의 특성이 감소하고 전체적인 분포의 형태가 정규분포에 가까워지고 있음을 볼 수 있으며, 이러한 경향은 여타 세 개의 자산 수익률에서도 전반적으로 나타나고 있다. 이상과 같은 분석 결과는 비트코인 수익률이 자산 수익률의 전형적인 특성인 합산적 정규성을 따르고 있다는 것을 보여준다.

〈그림 2〉 각 자산수익률의 실증분포와 정규분포: 월별, 주별, 일별 수익률

이 그림은 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 월별, 주별, 일별 수익률 자료에 핵밀도 추정을 통해 추정한 분포와 함께 분석대상 자료와 동일한 평균 및 표준편차를 가지는 정규분포를 함께 표시한 것이다. 실선으로 표시된 것이 핵밀도 추정 결과이며 점선으로 표시된 것이 정규분포이다. 왼쪽부터 월별, 주별, 일별 수익률의 결과이다.



4.3 조건부 팻테일

자산 수익률의 분포가 정규분포보다 첨도가 크고 두꺼운 꼬리를 가지고 있음이 알려짐에 따라 이러한 두꺼운 꼬리를 설명할 수 있는 계량경제학적 방법론이 모색되어 왔는데, 이러한 방법론 중에서 대표적인 것 중 하나가 Bollerslev(1986)에 의해서 제시된 일반화 자기회귀 조건부 이분산(Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity; GARCH) 모형이다. 동 모형은 Engle(1982)이 제시한 ARCH(Autoregressive Conditional Heteroskedasticity) 모형의 일반화된 형태이며, 자산 수익률 분포에 내재된 조건부 이분산을 고려함으로써 분포의 팻테일을 어느 정도 설명할 수 있는 것으로 알려져 있다. 그러나 많은 경우에 이러한 GARCH 모형을 사용하여 자산 수익률 분포에 내재된 조건부 이분산을 제거한 이후에도 여전히 수익률 시계열에서 정규분포보다 두꺼운 꼬리인 팻테일이 관측되는데 이것이 바로 조건부 팻테일(conditional fat tails)이다. 본 절에서는 이러한 자산 수익률의 조건부 팻테일에 대하여 실증 분석을 실시한다.

본 연구에서는 GARCH 모형을 사용한 분석의 전 단계로 먼저 수익률 시계열의 안정성(stationarity)를 확인하기 위한 단위근 검정(unit root tests)을 실시하였다.¹⁵⁾ 단위근 검정 방법으로는 통상적으로 많이 사용되는 ADF 검정 방법(augmented Dickey-Fuller test)을 사용하였다. ADF 검정 방법은 모형의 오차항에 자기상관이 존재하는 경우에 검정력에 문제가 발생하는 DF 검정 방법(Dickey-Fuller test)의 단점을 보완한 것이며 아래와 같은 세 가지 모형을 사용하여 단위근의 존재여부를 검정한다. 시계열이 단위근을 가진다는 귀무가설 하에서 ϕ 는 0의 값을 가지게 되며 추정된 ϕ 의 값이 0과 유의하게 다른지에 대한 통계적 검정을 실시한다.¹⁶⁾ 여기서 시차(N)을 값을 선택해야 하는데, 많은 경우에 있어서 AIC(Akaike Information Criterion) 또는 SIC(Schwarz Information Criterion)에 따라 시차를 선택하게 된다. 그러나 본 연구에서는 자산 및 모형에 따라 선택되는 최적시차의 값이 일정하지 않은 것이 관측됨에 따라, 세 가지 모형 각각에 대하여 0에서 10까지의 모든 시차를 사용하여 단위근 존재 여부를 검정하였다.¹⁷⁾ 검정 결과 네 개의 자산 수익률, 세 개의 모형, 그리고 0에서 10까지의 모든 시차에 있어서 귀무가설을 1%의 유의수준에서 모두 기각하여 분석 대상이 되는 자산 수익률 시계열에는 단위근이 존재하지 않으며 따라서 안정적인 시계열임이 확인되었다.¹⁸⁾

$$\text{상수, 시간추세 불포함 모형: } \Delta Y_t = \phi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^N \gamma_i \Delta Y_{t-i} + e_t \quad (1)$$

15) 시계열 자료에 단위근이 존재한다는 것은 해당 시계열이 불안정적(non-stationary)임을 나타내며, 이러한 경우 안정적인 시계열로 변환하기 위해서 차분 또는 시간추세 제거 등의 방법을 사용하여야 한다.

16) 이러한 가설 검정에서는 일반적인 t-통계량이 아닌 DF τ -통계량을 사용하게 되는데, 본 연구에서는 단측검정을 위한 Mackinnon(1996)의 p-value를 사용하여 귀무가설의 기각여부를 판정하였다.

17) ADF 검정 방법에서 시차가 0인 경우는 실질적으로 DF 검정 방법과 동일해진다.

18) 단위근 검정에서의 구체적인 검정통계량 수치는 번잡스러움을 피하기 위하여 별도로 보고하지 않았다.

$$\text{상수 포함 모형: } \Delta Y_t = \beta_0 + \phi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^N \gamma_i \Delta Y_{t-i} + e_t \quad (2)$$

$$\text{상수 및 시간추세 포함 모형: } \Delta Y_t = \beta_0 + \beta_1 t + \phi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^N \gamma_i \Delta Y_{t-i} + e_t \quad (3)$$

다음 단계로 본 연구에서는 금융 시계열 분석에서 널리 사용되는 GARCH(1,1) 모형을 통하여 자산 수익률 자료에서의 조건부 이분산을 추정하였으며, 원자료에서 추정된 조건부 이분산을 제거한 잔차항(residuals)의 시계열을 산출하고 이를 다시 조건부 표준편차값으로 나누어 표준화하였다. 분석에 사용된 GARCH(1,1) 모형의 구성은 아래와 같다.

$$\text{Mean Equation : } y_t = \mu + \epsilon_t \quad (4)$$

$$\epsilon_t = \sigma_t z_t$$

$$z_t \sim \text{i.i.d.N}(0,1)$$

$$\text{Variance Equation: } \sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2 \quad (5)$$

GARCH 모형을 통하여 수익률의 팻테일을 제대로 포착할 수 있다면 GARCH 모형을 통하여 산출한 표준화된 잔차(standardized residuals, $\hat{\epsilon}_{t-1}/\hat{\sigma}_{t-1}$)의 시계열은 표준정규분포를 따라야 한다. 그러나 <표 6>의 Panel A에서 볼 수 있듯이 네 개의 자산 수익률 모두에서 표준화된 잔차 시계열은 정규분포보다 높은 첨도를 가지는 초과첨도(excess kurtosis)를 나타내고 있으며 Jarque-Bera 검정 결과 정규분포를 따른다는 귀무가설을 1%의 유의수준에서 기각하고 있다.¹⁹⁾ 이러한 결과는 비트코인 수익률이 자산 수익률의 전형적인 특성인 조건부 팻테일을 보이고 있음을 나타낸다.

4.4 시변 변동성 및 변동성 군집화

본 절에서는 자산 수익률의 변동성과 관련된 정형화된 특성인 시변 변동성(time-varying volatility)과 변동성 군집화(volatility clustering)에 대하여 분석하고자 한다. 이를 위한 자산 수익률의 변동성 추정을 위한 분석 방법론으로는 앞 절에서 사용한 GARCH(1,1) 모형을 사용한다. GARCH 모형은 자산 수익률에 내재되어 있는 이분산성(heteroskedasticity)을 모형화하기에 적합하다는 장점으로 인하여 금융 시계열 분석에서 널리 사용되고 있는 방법론이다. 본 연구에서는 네 개의 자산 수익률 각각에 대하여 GARCH(1,1) 모형을 적용하여 조건부 분산(conditional

19) 여기서 특이한 것은 비트코인 수익률의 경우 표준화된 잔차항의 첨도가 원자료의 첨도보다도 더 큰 값을 나타내며 테슬라 주식의 경우에도 잔차항의 첨도가 원자료의 첨도와 비교하여 거의 차이가 없는 값을 가지고 있다는 것이다. 반면에 NASDAQ 지수와 S&P500 지수의 경우에는 잔차항의 첨도가 원자료의 첨도에 비해 크게 작아진 것으로 나타났다. 이러한 결과는 일종의 포트폴리오인 지수의 경우와 개별 종목의 경우 각각에 있어서 GARCH 모형이 팻테일을 포착하는 성과가 차이가 난다는 것을 시사하는 것으로 해석할 수 있다. 다만 이러한 해석에는 주의가 필요하며 좀 더 정확한 원인은 별도의 추가적인 분석을 통하여 살펴보아야 할 것이다.

<표 6> 각 자산수익률에 대한 GARCH 모형 추정 결과

이 표는 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료에 대한 GARCH 모형 추정 결과를 보여주고 있다. 추정에 사용된 모형은 GARCH(1,1) 모형 및 AR(1) 모형이며 구체적인 모형의 구성은 아래와 같다.

(Mean Equation)	(Variance Equation)	(AR(1) model)
$y_t = \mu + \epsilon_t$	$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \beta \sigma_{t-1}^2$	$\sigma_t^2 = \phi_0 + \phi_1 \sigma_{t-1}^2 + \nu_t$
$\epsilon_t = \sigma_t z_t$		
$z_t \sim i.i.d. N(0,1)$		

Panel A에서는 추정된 GARCH 모형을 통하여 산출한 잔차항을 표준화하여 이에 대한 정규성 검증을 실시한 결과를 보여주고 있으며, 괄호안의 수치는 검정통계량의 p-value이다. Panel B에서는 GARCH(1,1) 모형을 구성하는 각각의 계수에 대한 계수추정치를 보고하고 있으며, 괄호 안의 수치는 해당 계수추정치가 0과 같다는 귀무가설에 대한 검정통계량의 p-value이다.

Panel A: 표준화된 잔차항에 대한 정규성 검증 결과

	첨도 (Kurtosis)	Jarque-Bera 통계량
비트코인	14.282	6,674.26 (<0.001)
테슬라 주식	6.593	474.55 (<0.001)
NASDAQ	4.554	173.55 (<0.001)
S&P500	4.755	201.55 (<0.001)

Panel B: GARCH(1,1) 모형 및 AR(1) 모형의 계수추정치

	μ	ω	α	β	φ ₁
비트코인	0.0026 (0.0183)	0.0001 (<0.001)	0.0579 (<0.001)	0.8676 (<0.001)	0.9147 (<0.001)
테슬라 주식	0.0032 (0.0107)	0.0001 (<0.001)	0.0764 (<0.001)	0.8776 (<0.001)	0.9551 (<0.001)
NASDAQ	0.0012 (0.0006)	0.0000 (<0.001)	0.1987 (<0.001)	0.7828 (<0.001)	0.9615 (<0.001)
S&P500	0.0011 (0.0002)	0.0000 (<0.001)	0.2461 (<0.001)	0.7306 (<0.001)	0.9537 (<0.001)

variance)을 추정하였으며, 이에 더하여 조건부 분산 추정치의 시계열에 내재된 자기상관의 강도를 살펴보기 위하여 아래와 같이 1개 시차를 가지는 자기회기모형(autoregressive model), 즉 AR(1) 모형을 적용하였다.

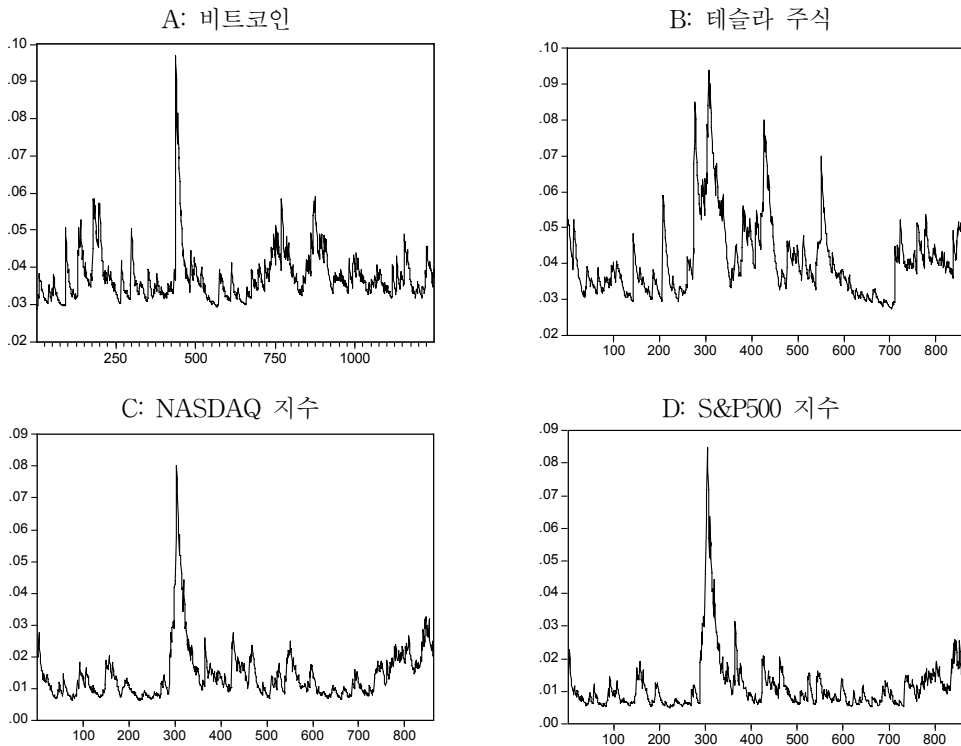
$$\text{AR(1) model: } \sigma_t^2 = \phi_0 + \phi_1 \sigma_{t-1}^2 + \nu_t \tag{6}$$

<표 6>의 Panel B는 네 개의 자산 수익률에 대한 GARCH(1,1) 모형의 추정 결과와 함께, 추정된 조건부 분산 시계열에 대한 AR(1) 모형의 추정 결과를 제시하고 있다. 네 개의 모든

자산에서 ARCH항의 계수추정치 α 와 GARCH항의 계수추정치 β 가 1%의 유의수준에서 통계적으로 유의하였다. 이는 분석 대상이 되는 자산 수익률들이 모두 시간의 흐름에 따라 변동성의 수준이 변화하는 이분산성, 즉 시변 변동성을 가지고 있음을 보여준다. 또한 두 계수추정치의 합은 모든 자산에서 0.9보다 큰 값을 가져 1에 가까운 것으로 나타났는데, 이러한 결과는 자산 수익률에 대한 변동성 충격(volatility shock)이 일시적이지 않고 높은 지속성(persistence)을 가지고 있음을 나타내고 있다. 변동성 충격의 지속성이 높을 경우, 한번 발생한 충격이 계속적으로 변동성에 영향을 미치기 때문에 변동성이 높은 관측치가 함께 모여 군집화하는 경향, 즉 변동성 군집화 현상이 나타나게 된다. 따라서 분석 결과는 네 개의 자산 수익률 모두가 유의한 변동성 군집화 특성을 가지고 있음을 보여준다. 한편 이러한 변동성 충격의 지속성은 상대적으로 비트코인에서 가장 낮고 NASDAQ 지수에서 가장 높은 것으로 나타났다. 이와 같은 결과는 GARCH(1,1) 모형을 통해 추정된 조건부 표준편차(conditional standard deviation)의 움직임을 보고하고 있는 <그림 3>을 통해서도 다시 확인할 수 있다. 그림을 보면 네 개의 자산 수익률 모두에서 시변 변동성과 변동성 군집화 현상이 나타나고 있음을 쉽게

<그림 3> 각 자산수익률의 조건부 표준편차

이 그림은 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료에 GARCH(1,1) 모형을 적용하여 추정된 조건부 표준편차의 움직임을 보여주고 있다. 구체적인 모형의 구성은 <표 6>에서와 동일하다.



확인할 수 있다. 지금까지 살펴본 분석 결과는 비트코인 수익률의 변동성이 자산 수익률의 전형적인 특성인 시변 변동성 및 변동성 군집화의 특성을 보유하고 있음을 나타낸다.

4.5 비대칭적 변동성

앞 절에서 살펴본 시변 변동성과 변동성 군집화 이외에 자산 수익률의 변동성이 나타내는 또 하나의 정형화된 특성이 바로 비대칭적 변동성(asymmetric volatility)이다. 비대칭적 변동성은 구체적으로는 자산 수익률의 변동성이 자산 수익률과 음(-)의 관계를 가지는 것을 의미한다. 이 경우 수익률의 증가는 변동성의 감소와 연결되고 반대로 수익률의 감소는 변동성의 증가와 연결되기 때문에 변동성의 수준이 수익률의 증가 및 감소에 따라 달라지는 비대칭성(asymmetry)을 가지게 된다.²⁰⁾ 본 절에서는 이러한 자산 수익률 변동성의 비대칭성에 대한 분석결과를 제시하고자 한다. 본 연구에서는 자산 수익률의 변동성이 비대칭성을 나타내는가를 살펴보기 위해서 Nelson(1991)에 의해 제시된 EGARCH(exponential GARCH) 모형 및 Glosten et al.(1993)에 의해 제안된 GJR-GARCH 모형을 사용하여 실증분석을 실시하였다. 동 모형들은 변동성의 비대칭성 분석에 일반적으로 널리 사용되는 모형들로서, 구체적으로는 EGARCH(1,1) 모형 및 GJR-GARCH(1,1) 모형을 사용하였으며 각 모형의 구성은 아래에 제시된 바와 같다. EGARCH 모형에서는 비대칭성을 나타내는 계수추정치 γ 가 음(-)의 값을 가지는 경우 조건부 분산의 추정치, 즉 변동성이 수익률과 음(-)의 관계를 가지게 되며, GJR-GARCH(1,1) 모형에서는 반대로 γ 가 양(+의 값을 가지는 경우 변동성이 수익률과 음(-)의 관계를 가지게 된다.

$$\begin{aligned} \text{EGARCH(1,1) Mean Equation : } y_t &= \mu + \epsilon_t & (7) \\ \epsilon_t &= \sigma_t z_t \\ z_t &\sim \text{i.i.d.N}(0,1) \end{aligned}$$

$$\text{EGARCH(1,1) Variance Equation : } \ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha \left| \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right| + \gamma \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2) \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \text{GJR-GARCH(1,1) Mean Equation : } y_t &= \mu + \epsilon_t & (9) \\ \epsilon_t &= \sigma_t z_t \\ z_t &\sim \text{i.i.d.N}(0,1) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{GJR-GARCH(1,1) Variance Equation : } \sigma_t^2 &= \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \gamma \epsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2 & (10) \\ d_t &= 1 \text{ when } \epsilon_t < 0 \text{ and } 0 \text{ otherwise} \end{aligned}$$

비대칭적 변동성에 대한 추정 결과는 아래의 <표 7>에서 보고되고 있다. 분석의 핵심인 비대칭성 계수 γ 의 추정치만을 보고하고 있으며 여타 계수추정치는 번잡함을 피하기 위하여

20) 이러한 비대칭적 변동성을 설명하는 이론으로는 부채효과(leverage effects) 이론과 변동성환류효과(volatility feedback effects) 이론이 있다.

보고하지 않았다. 가상자산인 비트코인의 경우 EGARCH 모형에서의 계수추정치는 유의수준 1%에서 유의한 음의 값을, 그리고 GJR-GARCH 모형에서의 추정치는 역시 1%에서 유의한 양의 값을 보여 전형적인 비대칭적 변동성을 보여주고 있다. 다만 계수추정치의 크기로 파악되는 비대칭성의 정도는 NASDAQ 지수 및 S&P500 지수에 비해서 낮은 것으로 나타났다. 한 가지 특기할 것은 테슬라 주식의 경우 비대칭성 계수의 추정치가 정반대의 부호를 가지고 있는 것이다. 비록 두 모형에서의 계수추정치가 모두 통상적인 유의수준 5%의 수준에서 통계적으로 유의하지 않은 것으로 나타났지만, 비대칭적 변동성이 일반적으로 관측되는 자산 수익률의 전형적인 특성임을 고려할 때 이것은 적지 않게 이례적인 현상인 것으로 판단된다.²¹⁾ 결론적으로 분석 결과는 비트코인 수익률 변동성이 자산 수익률의 전형적인 특성인 비대칭적 변동성을 나타내고 있음을 보여준다.

〈표 7〉 각 자산수익률에 대한 비대칭적 변동성 검증 결과

이 표는 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료에 대한 비대칭적 변동성 검증 결과를 보여주고 있다. 검정에 사용된 모형은 EGARCH(1,1) 모형 및 GJR-GARCH(1,1) 모형이며 구체적인 모형의 구성은 아래와 같다.

EGARCH(1,1): (Mean Equation)	(Variance Equation)	
$y_t = \mu + \epsilon_t$		$\ln(\sigma_t^2) = \omega + \alpha \left \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} \right + \gamma \frac{\epsilon_{t-1}}{\sigma_{t-1}} + \beta \ln(\sigma_{t-1}^2)$
$\epsilon_t = \sigma_t z_t$		
$z_t \sim \text{i.i.d. } N(0,1)$		
GJR-GARCH(1,1): (Mean Equation)	(Variance Equation)	
$y_t = \mu + \epsilon_t$		$\sigma_t^2 = \omega + \alpha \epsilon_{t-1}^2 + \gamma \epsilon_{t-1}^2 d_{t-1} + \beta \sigma_{t-1}^2$
$\epsilon_t = \sigma_t z_t$		$d_t = 1 \text{ when } \epsilon_t < 0 \text{ and } 0 \text{ otherwise}$
$z_t \sim \text{i.i.d. } N(0,1)$		

보고되는 수치는 각 GARCH 모형에서 비대칭적 변동성을 나타내는 계수에 대한 계수추정치이며, 괄호 안의 수치는 p-value이다.

	γ in EGARCH	γ in GJR-GARCH
비트코인	-0.0451 (<0.001)	0.0817 (<0.001)
테슬라 주식	0.0215 (0.0576)	-0.0254 (0.1101)
NASDAQ	-0.1139 (<0.001)	0.1648 (<0.001)
S&P500	-0.1409 (<0.001)	0.2217 (<0.001)

21) 여기에 대한 추가적인 분석은 가상자산 수익률을 주 분석대상으로 하고 있는 본 연구의 범위를 벗어나는 것으로 판단되어 여기서는 다루고 있지 않다. 그러나 동 주제는 향후 연구에서 충분히 다루어져야 할 주제인 것으로 생각된다.

4.6 수익률 관련 시계열에서의 자기상관

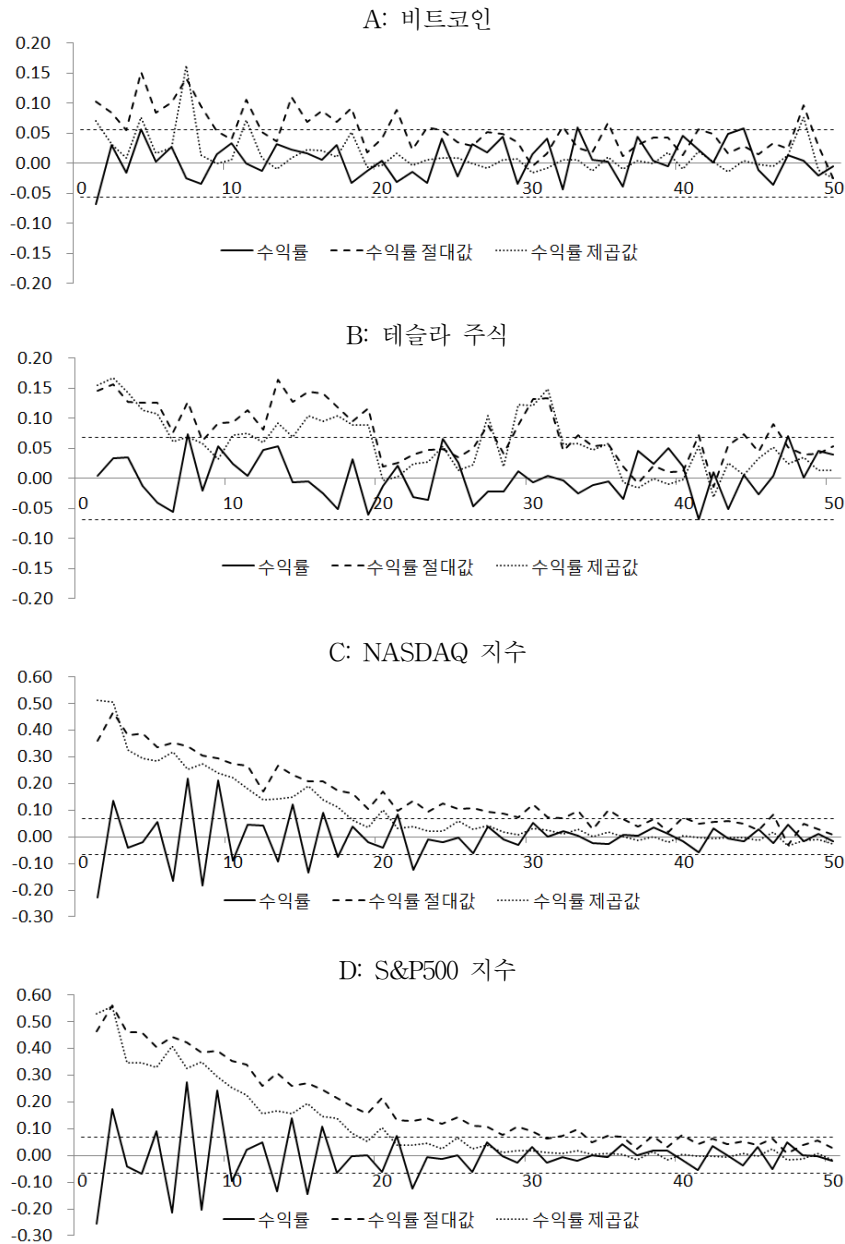
본 절에서는 분석대상인 네 개의 자산 수익률의 시계열을 대상으로 시계열에 내재되어 있는 자기상관의 여부에 대하여 살펴본다. 이를 위하여 본 연구에서는 각 자산 수익률을 대상으로 과거 50시차까지의 자기상관계수(autocorrelation)를 추정하여 표본 시계열 상관도(sample correlogram)를 작성하였으며 아래의 <그림 4>는 그 결과를 보여주고 있다. 그림에서 점선으로 표시되고 있는 수평선은 추정된 자기상관계수가 0과 같다는 귀무가설을 유의수준 5%에서 기각할 수 있는 기각역을 표시한다.²²⁾ 가상자산인 비트코인의 수익률은 일부 기각역에 진입한 자기상관계수 추정치가 존재하지만 전반적으로 계수 추정치가 유의하지 않은 것으로 나타나 전형적인 시계열 자기상관의 부재를 나타내고 있다. 이것은 수익률 시계열에 선형 형태의 의존성(linear dependance)은 존재하지 않음을 의미한다. 그러나 자기상관의 부재가 각각의 수익률 관측치가 서로 독립임을 의미하지는 않는다. 수익률의 절대값과 제곱값 시계열의 경우에는 낮은 시차의 영역에서는 어느 정도 유의한 자기상관이 존재하는 것으로 나타났는데 이러한 자기상관의 크기는 시차가 길어짐에 따라 천천히 감소하였기 때문이다(slow decay of autocorrelation in absolute/squared returns). 이는 수익률 시계열에 비선형 형태의 의존성(non-linear dependence)이 존재함을 보여주는 것이다. 테슬라 주식의 경우에는 구체적인 자기상관계수 추정치의 움직임은 전혀 다르지만 이러한 선형 의존성의 부재와 비선형 의존성의 존재라는 경향성에서는 비트코인의 경우와 동일한 결과를 보였다. 여기서 특기할 만한 것은 NASDAQ 지수와 S&P500 지수의 경우이다. 동 지수 모두 수익률 절대값 및 제곱값에서의 결과는 전형적인 자산 수익률의 정형적 특성을 그대로 보여주고 있는 것으로 나타났으나, 수익률 시계열에서의 결과는 매우 달랐다. 그림을 보면 두 지수 공히 과거 23시차 정도까지의 구간에서 주기적으로 유의한 자기상관계수 추정치를 나타내어 수익률에서의 자기상관의 부재라고 하는 자산 수익률의 정형적 특성과 배치되는 결과를 보여주고 있다. 이러한 결과는 별도의 표로 보고되지 않은 자산 수익률에 대한 AR(1) 모형 추정 결과에서도 동일하게 나타나고 있다. 네 개의 자산 수익률에 대하여 상수항을 포함하는 AR(1) 모형을 추정한 결과, 비트코인에서는 5%에서 유의한 -0.068의 계수추정치를 얻었으며 테슬라 주식의 경우에는 전혀 유의하지 않은 0.004의 계수 추정치를 얻었다. 반면에 NASDAQ 지수의 경우에는 유의수준 1%에서 통계적으로 유의한 -0.230의 계수추정치, S&P500 지수의 경우에는 역시 1% 유의수준에서 유의한 -0.257의 계수추정치 얻어 큰 차이를 나타내었다.²³⁾ 지금까지의 결과를 정리하면 비트코인 수익률은 자산 수익률의 전형적인 특성인 수익률에서의 자기상관의 부재 및 수익률 절대값/제곱값에서의 유의한 자기상관을 나타낸다고 할 수 있다.

22) 동 기각역의 유의수준이 5%인 것을 생각해 볼 때, 일부 계수추정치가 기각역에 진입한 것으로 나타나는 것은 자연스러운 것이라고 할 수 있다. 5%의 유의수준은 귀무가설이 참인 경우에도 100개의 추정치 중에서 5개 정도의 추정치가 기각역에 존재할 수 있음을 의미하기 때문이다.

23) 이러한 현상에 대한 추가적인 분석 역시 가상자산 수익률을 주 분석대상으로 하고 있는 본 연구의 범위를 벗어나는 것으로 판단되어 여기서는 다루고 있지 않으나 향후 연구에서 충분히 다루어져야 할 것이다.

〈그림 4〉 각 자산수익률의 표본 시계열상관도

이 그림은 본 연구의 실증분석 대상 자산인 비트코인, 테슬라 주식, NASDAQ 지수, 그리고 S&P500 지수를 대상으로, 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 기간 동안의 일별 수익률 자료의 표본 시계열상관도(sample correlogram)를 보여주고 있으며, 구체적으로는 각 자산 일별수익률의 시계열을 대상으로 과거 50시차까지의 자기상관계수(autocorrelation)를 추정하여 그림으로 표시한 것이다. 그림에서 점선으로 표시되고 있는 수평선은 추정된 자기상관계수가 0과 같다는 귀무가설을 유의수준 5%에서 기각할 수 있는 기각역을 표시한다.



5. 자산배분에서의 시사점

가상자산 가격의 급격한 상승은 가상자산에 대한 시장의 관심을 큰 폭으로 증대시켰으며, 동시에 가상자산 투자를 통하여 실제 투자 포트폴리오의 운용에서 가상자산을 활용하는 방안에 대한 논의 또한 촉진시켰다. 본 장에서는 지금까지 살펴본 비트코인 수익률의 통계적인 특성과 관련하여, 가상자산이 투자성과의 결정에 가장 큰 영향을 미치는 자산배분(asset allocation)에 있어 어떠한 시사점을 가질 수 있는가에 대하여 고찰해 보고자 한다.²⁴⁾ 앞에서 살펴본 비트코인 수익률의 통계적 특성을 비교대상인 여타 세 개 자산과 함께 요약한 결과는 아래의 <표 8>과 같다. 가상자산인 비트코인의 수익률은 분석 대상이 된 9개의 자산 수익률의 정형화된 특성 모두를 따르고 있는 것으로 나타났다. 이것은 비트코인이 그 수익률의 통계적 특성 측면에서는 기존의 전통적인 투자자산과 동일한 특성을 공유하고 있다는, 즉 비트코인이 기존의 투자자산과는 다른 이질적인 성격을 가지는 특이한 형태의 자산이 아니라는 것을 보여준다.²⁵⁾ 투자자산으로서의 비트코인의 유용성에 대하여 일차적으로 가지게 되는 의구심이 ‘전통적인 투자자산이 아니라 무엇인가 다른 종류의 새로운 형태의 자산’이라는 측면에 바탕한 것임을 고려할 때, 최소한 비트코인 수익률의 통계적 특성은 기존의 전통적 자산 수익률의 정형적인 특성에 잘 부합하고 있다는 본 논문의 결과는 이와 같은 의구심을 부분적으로나마 완화시켜 줄 수 있을 것으로 판단된다.²⁶⁾

<표 8> 분석대상 네 개 자산 수익률의 통계적 특성

범주	특성	비트코인	테슬라 주식	NASDAQ	S&P500
분포	비정규성과 팻테일	✓	✓	✓	✓
	합산적 정규성	✓	✓	✓	✓
	조건부 팻테일	✓	✓	✓	✓
변동성	시변 변동성	✓	✓	✓	✓
	변동성 군집화	✓	✓	✓	✓
	비대칭적 변동성	✓	X	✓	✓
의존성	자기상관의 부재	✓	✓	X	X
	수익률 절대값에서의 자기상관	✓	✓	✓	✓
	수익률 제곱값에서의 자기상관	✓	✓	✓	✓

24) 일반적으로 투자과정(investment process)은 자산배분(asset allocation)과 증권선택(security selection)의 두 가지 단계로 구성되는데 이 중에서 자산배분이 투자성과의 결정에 가장 중요한 역할을 하는 것으로 알려져 있다(Bodie et al., 2013).

25) 오히려 분석대상 기간에서는 비교대상으로 함께 분석한 전통적인 투자자산인 S&P500 및 NASDAQ 지수, 그리고 테슬라 주식의 경우가 자산 수익률의 정형적인 특성을 따르지 않는 경우가 일부 관측되었다.

26) 다만 여기서 기존에 널리 알려진 자산 수익률의 정형화된 특성(stylized facts)을 따른다는 결과 그 자체가 가상자산의 투자자산으로서의 적합성이나 유용성을 의미하는 것으로 해석되는 것은 아니다. 자산수익률의 정형화된 특성은 경우에 따라 그 예외도 충분히 존재할 수 있는 성격의 것이며, 그 일례로서 Kim(2013)은 MMF 펀드의 수익률의 통계적 특성이 알려진 자산 수익률의 정형화된 특성과는 크게 다른 측면이 상당 부분 존재함을 보였다.

자산배분과 관련하여 비트코인의 투자자산으로서의 효용성으로 제일 먼저 생각할 수 있는 것은 역시 비트코인의 높은 수준의 수익률이다. 비트코인의 높은 수익률은 자산배분에 비트코인을 포함할 때, 자산배분안의 기대수익률이 개선될 수 있음을 의미하기 때문이다. 물론 이러한 수익률의 개선이 비용 없이 달성되는 것은 아니다. 여기서 최적 자산배분안의 위험이 어떻게 변화하게 되는지가 중요한데, 이 경우에 최적안의 위험 변화 정도는 비트코인과 기존 자산군과의 수익률 공분산에 따라 결정되는 것이므로 변화의 방향은 상황에 따라 달라질 수 있다. 다만 투자대상 자산군에 비트코인을 추가하는 것은 투자가능집합(investment opportunity set)의 확장을 의미하여 이 경우 최적 자산배분안의 샤프비율(Sharpe ratio)은 증가하게 된다.

지난 기간을 살펴볼 때, 시장에서 비트코인에 대한 관심이 높아진 것은 일차적으로는 비트코인이 시현한 높은 수준의 수익률에 기인한다는 것을 부인할 수 없다. 그러나 재무론의 영역에서 제시된 가장 중요한 결과 중 하나라고 할 수 있는 위험-수익 상충관계(risk-return trade-off)에 의해 높은 수준의 (평균)수익률은 역시 높은 수준의 수익률 변동성, 즉 투자위험을 의미하게 되며 이로 인해 비트코인이 지금까지 보여준 매우 높은 수준의 가격 변동성이 비트코인의 투자자산으로서의 효용성에 중대한 저해요인으로 작용하고 있는 것 또한 사실이다. 그러나 자산배분의 측면에서 비트코인과 같은 고위험-고수익 자산이 제공할 수 있는 효용성이 있다는 견해도 존재한다. 이론적으로는 자산배분에서 무위험자산과 위험자산 포트폴리오의 합성을 통해서 자본배분선(capital allocation line)을 구성하게 되는데, 이 때 일정 수준 이상의 고수익을 제공하는 자산배분안을 선택하기 위해서는 무위험수익률로 차입한 자금을 위험자산에 투자하는 차입투자(investments with leverage)를 시행하여야 한다. 그러나 이러한 차입투자는 실제 자산운용 실무에서는 차입기회에 많은 제약이 존재할 수 있다. 대출자의 관점에서는 차입금의 용도가 위험자산으로의 투자자금이기 때문에 대출 자체를 꺼려할 수도 있고 대출을 해주는 경우에도 관련된 위험에 대한 보상(risk premium)을 고려하여 무위험 수익률보다는 높은 이자율을 적용하여야 한다. 더 나아가 연기금 같은 특정 자산운용주체에 있어서는 자산운용에 대한 규제사항으로 인하여 차입금을 사용한 차입투자 자체가 실질적으로 불가능한 경우도 존재한다. 고위험-고수익 자산은 이러한 경우에 자금의 차입 없이도 목적하는 고수익의 자산배분안 선택이 가능하도록 할 수 있다. 한편 이러한 주장에 대해서는 다음과 같은 반론도 가능하다. 본 연구에서 살펴본 바와 같이 비트코인이 기존의 전통적인 투자자산과는 차원을 달리하는 고수익-고위험 자산이라는 일반의 인식과는 달리 최소한 분석 대상 기간 중의 수익률 변화를 보면 전통적 투자자산이라고 할 수 있는 테슬라 주식이 비트코인보다 더 높은 수익 및 변동성을 나타내고 있다. 이와 같이 충분한 고수익-고위험을 제공하는 기존의 투자자산이 존재하는 상황에서 여전히 그 본원적 가치(intrinsic value)에 많은 논란이 있는 비트코인을 자산배분에 사용할 이유는 크지 않아 보인다는 것이다.²⁷⁾

이상과 같은 논의를 정리하자면, 비트코인은 자산배분에 있어서 유용하게 사용될 수 있는 가능성을 분명 가지고 있는 것으로 보이지만, 이러한 가능성에 대한 논란이 계속 존재하며

27) 물론 자산배분에서의 유용성을 적절하게 살펴보기 위해서는 여타 자산군(asset classes)과의 상관관계를 포함한 좀 더 본격적인 분석이 필요한 것이 사실이다.

이에 대한 논의에는 추가적인 자료의 축적과 다방면의 실증분석이 요구되는 상황이라고 할 수 있다. 즉 실제 투자 의사결정과 관련된 자산배분 과정에서 가상자산이 유용하게 사용될 수 있는 가능성은 앞으로 계속 검토될 필요성이 있으나, 현재로서는 자산배분에서의 가상자산의 사용에 있어서 그 한계점 역시 명확히 존재하는 것으로 판단된다.

6. 결론

본 연구에서는 2019년 1월 2일부터 2022년 6월 3일까지의 자료기간을 대상으로 가장 대표적인 가상자산인 비트코인의 가격 변화가 나타내고 있는 통계적 특성에 대한 실증분석을 수행하고, 이러한 특성이 기존에 알려진 자산 수익률의 정형화된 특성을 어느 정도로 따르고 있는가를 검증하였다. 구체적으로는 자산 수익률의 분포, 변동성, 그리고 시계열적 의존성이라는 세 가지 범주에 걸친 9개의 정형화된 특성에 대하여, 가상자산인 비트코인과 비교대상으로서 전통적 투자자산이라 할 수 있는 테슬라 주식, NASDAQ 지수, S&P500 지수 각각의 수익률 자료를 분석하였다. 본 연구의 실증분석 결과를 요약하면 아래와 같다. 가상자산인 비트코인의 가격 움직임은 분석 대상이 된 일반적으로 알려진 자산 수익률의 정형화된 특성 9개 모두와 부합하는 것으로 나타났다. 비교 분석을 위하여 함께 살펴본 전통적인 투자자산 범주의 테슬라 주식, NASDAQ 지수, S&P500 지수는 전반적으로 자산 수익률의 정형화된 특성을 나타내고 있는 것으로 관측되었으나 일부 특성의 경우 따르지 않는 것으로 나타났다. 구체적으로는 테슬라 주식 수익률의 변동성이 비대칭성을 가지고 있지 않았으며 두 가지 지수의 수익률 모두가 낮은 시차에서의 유의한 자기상관을 보였는데, 이러한 결과들은 향후의 추가적인 연구에서 좀 더 본격적으로 다루어져야 할 사항인 것으로 판단된다.

한편 본 연구에서는 가상자산이 가질 수 있는 자산배분에서의 시사점에 대하여도 간략하게 살펴보았다. 검토 결과, 가상자산은 그 특유의 높은 수익률과 변동성으로 인하여 자산배분 과정에서 일정한 정도의 유용성을 제공할 수 있는 잠재적 가능성을 보유하고 있으면서도 동시에 그러한 가능성의 실현에 장애요인으로 작용하는 사항들 역시 분명히 존재하고 있는 것으로 나타났다. 이와 같은 자산배분에서의 가상자산의 유용성과 그 한계에 대해서는 향후 지속적인 분석이 필요할 것으로 보인다.

본 연구의 한계점으로는 실증분석에 사용된 자료 기간으로 인한 몇 가지 제약 사항들을 들 수 있다. 우선 실증 분석 대상인 비트코인 수익률의 기산점을 비트코인 가격이 두 번째 대세 상승기에 접어들기 시작한 2019년으로 설정함으로 인하여 자료기간의 길이가 상대적으로 충분하게 길게 설정되지 못한 측면이 존재한다. 이러한 점은 향후 좀 더 장기간의 시계열 자료를 사용하는 추가적인 연구에 의해서 보완될 필요가 있다. 또한 자료 기간이 COVID-19의 유행 기간을 포함하고 있어 시장의 상황이 평소의 정상적인 상태와는 달랐을 가능성이 존재한다.²⁸⁾ 이러한 점들은 현재 상황에서는 특별한 해결 방안이 없는 불가피한 제약조건의 측면을 가지고 있으며, 이로 인한 본 연구의 한계점은 앞으로의 추가적인 연구에서 해결되어야 할 과제라고 할 수 있다.

28) 이와 관련하여 Kakinaka and Umeno(2022)는 COVID-19의 전 지구적인 유행이 가상자산의 시장효율성에 유의한 변화를 초래한 측면이 있다고 주장하였다.

References

- Ahn, D.-H., J. Boudoukh, M. Richardson, and R. F. Whitelaw, 2002, Partial Adjustment or Stale Prices? Implications from Stock Index and Futures Return Autocorrelations, *Review of Financial Studies*, Vol. 15 (2), pp. 655-689.
- Andersen, T. G., T. Bollerslev, F. X. Diebold, and H. Ebens, 2001, The Distribution of Realized Stock Return Volatility, *Journal of Financial Economics*, Vol. 61 (1), pp. 43-76.
- Bahng, S. W., 2004, Response Asymmetries in Return and Volatility: Evidence from Japan and South Korea, *Korean Journal of Financial Studies*, Vol. 33 (2), pp. 245-274.
- Bariviera, A. F., M. J. Basgall, W. Hasperu e, and M. Naiouf, 2017, Some Stylized Facts of the Bitcoin Market, *Physica A*, Vol. 484, pp. 82-90.
- Bodie, Z., A. Kane, and A. J. Marcus, *Essentials of Investments*, 9th ed., McGraw-Hill, New York, 2013.
- Bollerslev, T., 1986, Generalized Autoregressive Conditional Heteroskedasticity, *Journal of Econometrics*, Vol. 31 (3), pp. 307-327.
- Bollerslev, T., 1987, A Conditionally Heteroskedastic Time Series Model for Speculative Prices and Rates of Return, *Review of Economics and Statistics*, Vol. 69 (3), pp. 542-547.
- Bollerslev, T., and H. O. Mikkelsen, 1996, Modeling and Pricing Long Memory in Stock Market Volatility, *Journal of Econometrics*, Vol. 73 (1), pp. 151-184.
- Brock, W. A., D. A. Hsieh, and B. D. LeBaron, *Nonlinear Dynamics, Chaos, and Instability: Statistical Theory and Economic Evidence*, MIT Press, Cambridge, 1991.
- Brock, W., J. Lakonishok, and B. LeBaron, 1992, Simple Technical Trading Rules and the Stochastic Properties of Stock Returns, *Journal of Finance*, Vol. 47 (5), pp. 1731-1764.
- Choi, S. Y., 2022, Virtual Asset Businesses of Global Financial Companies, Issue Reports, 22-17, Korea Capital Market Institute (https://www.kcmi.re.kr/report/report_view?report_no=1499&s_report_subject=&s_report_type=&thispage=1).
- Choi, S. Y., and J. Shin, 2018, The Herding and Asymmetric Volatility of the US Stocks and the Cryptocurrency, *Korean Journal of Financial Management*, Vol. 35 (4), pp. 163-184.
- Choi, S. Y., and J. Shin, 2019, Analysis of Cryptocurrency Volatility, *Korean Journal of Financial Management*, Vol. 36 (2), pp. 65-82.
- Cont, R., 2001, Empirical Properties of Asset Returns: Stylized Facts and Statistical Issues, *Quantitative Finance*, Vol. 1 (2), pp. 223-236.
- Da Cunha, C. R., and R. da Silva, 2020, Relevant Stylized Facts about Bitcoin: Fluctuations, First Return Probability, and Natural Phenomena, *Physica A*, Vol. 550, 124155.

- D'Agostino, R. B., and M. A. Stephens, *Goodness-of-fit Techniques*, Marcel Dekker, New York, 1986.
- Duffie, D., and J. Pan, 1997, An Overview of Value at Risk, *Journal of Derivatives*, Vol. 4 (3), pp. 7-49.
- Engle, R. F., 1982, Autoregressive Conditional Heteroscedasticity with Estimates of the Variance of United Kingdom Inflation, *Econometrica*, Vol. 50 (4), pp. 987-1007.
- Fama, E. F., 1970, Efficient Capital Markets: A Review of Theory and Empirical Work, *Journal of Finance*, Vol. 25 (2), pp. 383-417.
- Fama, E. F., 1991, Efficient Capital Markets: II, *Journal of Finance*, Vol. 46 (5), pp. 1575-1617.
- Fang, H., and T.-Y. Lai, 1997, Co-Kurtosis and Capital Asset Pricing, *Financial Review*, Vol. 32 (2), pp. 293-307.
- Glosten, L. R., R. Jagannathan, and D. E. Runkle, 1993, On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks, *Journal of Finance*, Vol. 48 (5), pp. 1779-1801.
- Hansen, B. E., 1994, Autoregressive Conditional Density Estimation, *International Economic Review*, Vol. 35 (3), pp. 705-730.
- Härdle, W., *Smoothing Techniques: With Implementation in S*, Springer-Verlag, New York, 1991.
- Houthakker, H. S., 1961, Systematic and Random Elements in Short-Term Price Movements, *American Economic Review*, Vol. 51 (2), pp. 164-172.
- Hu, A. S., C. A. Parlour, and U. Rajan, 2019, Cryptocurrencies: Stylized Facts on a New Investible Instrument, *Financial Management*, Vol. 48 (4), pp. 1049-1068.
- Kakinaka, S., and K. Umeno, 2022, Cryptocurrency Market Efficiency in Short- and Long-Term Horizons During COVID-19: An Asymmetric Multifractal Analysis Approach, *Finance Research Letters*, Vol. 46, 102319.
- Kang, S. H., and S.-M. Yoon, 2007, Can the Skewed Student-t Distribution Assumption Provide Accurate Estimates of Value-at-Risk?, *Korean Journal of Financial Management*, Vol. 24 (3), pp. 153-186.
- Kendall, M. G., and A. B. Hill, 1953, The Analysis of Economic Time-Series-Part I: Prices, *Journal of the Royal Statistical Society. Series A (General)*, Vol. 116 (1), pp. 11-34.
- Kim, J. S., 2022, Investor Sentiment and Mean-variance Relationship in Cryptocurrency Market, *Asian Review of Financial Research*, Vol. 35 (3), pp. 35-66.
- Kim, K. H., and J. H. Lee, 2005, Usefulness and Limitations of Extreme Value Theory VAR model: The Korean Stock Market, *Korean Journal of Financial Management*, Vol. 22 (1), pp. 119-146.

- Kim, N., 2013, Statistical Properties of Mutual Fund Returns: Empirical Evidence on Stylized Facts, *Journal of the Korean Data Analysis Society*, Vol. 15 (1), pp. 407-422.
- Ku, B. I., 2000, A Study on the Asymmetric Property of Return Volatility in Korean Stock Market, *Asian Review of Financial Research*, Vol. 13 (1), pp. 129-159.
- Lee, G., D. Y. Joe, and J. Jeong, 2019, An Investigation of Dynamic Price Movements of the Cryptocurrency Coin in Korea, *Asian Review of Financial Research*, Vol. 32 (3), pp. 383-400.
- Lee, S., 2021, Current State of Virtual Assets: Issuance and Trading, *Capital Market Focus*, 2021-15, Korea Capital Market Institute.
- Longin, F. M., 1996, The Asymptotic Distribution of Extreme Stock Market Returns, *Journal of Business*, Vol. 69 (3), pp. 383-408.
- MacKinnon, J. G., 1996, Numerical Distribution Functions for Unit Root and Cointegration Tests, *Journal of Applied Econometrics*, Vol. 11 (6), pp. 601-618.
- Mandelbrot, B., 1963, The Variation of Certain Speculative Prices, *Journal of Business*, Vol. 36 (4), pp. 394-419.
- Marron, J. S., and D. Nolan, 1988, Canonical Kernels for Density Estimation, *Statistics and Probability Letters*, Vol. 7 (3), pp. 195-199.
- Moon, S. J., D. C. Lee, D. H. Kim, and S. K. Oh, 2003, Estimation and Performance of VaR Using Extreme Value Theory, *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, Vol. 32 (3), pp. 223-268.
- Nelson, D. B., 1991, Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach, *Econometrica*, Vol. 59 (2), pp. 347-370.
- Ohk, K. Y., 1997, An Empirical Study on the Asymmetric Effect of News on Volatility, *Asia-Pacific Journal of Financial Studies*, Vol. 21 (1), pp. 295-324.
- Pagan, A., 1996, The Econometrics of Financial Markets, *Journal of Empirical Finance*, Vol. 3 (1), pp. 15-102.
- Razali, N. M., and Y. B. Wah, 2011, Power Comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling Tests, *Journal of Statistical Modeling and Analytics*, Vol. 2 (1), pp. 21-33.
- Samuelson, P. A., 1965, Proof that Properly Anticipated Prices Fluctuate Randomly, *Industrial Management Review*, Vol. 6 (2), pp. 41-50.
- Sewell, M., 2011, Characterization of Financial Time Series, Research Note, RN/11/01, University College London (https://www-users.cse.umn.edu/~bemis/MFM/2021/spring/5012/References/characterization_of_financial_time_series.pdf).

Cryptoasset Returns

- Silverman, B. W., *Density Estimation for Statistics and Data Analysis*, Chapman & Hall, London, 1986.
- Smith, D. R., 2007, Conditional Coskewness and Asset Pricing, *Journal of Empirical Finance*, Vol. 14 (1), pp. 91–119.
- Takaishi, T., 2018, Statistical Properties and Multifractality of Bitcoin, *Physica A*, Vol. 506, pp. 507–519.
- Zhang, Y., S. Chan, J. Chu, and S. Nadarajah, 2019, Stylised Facts for High Frequency Cryptocurrency Data, *Physica A*, Vol. 513, pp. 598–612.