

## 비트코인과 주요 투자 자산 간의 장기 균형관계 추정\*

박준기<sup>1</sup>

연세대학교 미래융합연구원, 객원교수

이세윤<sup>2</sup>

프라이드랩 전문위원

### 요약

본 연구는 암호화폐를 대표하는 비트코인과 주요 자산인 금, 은, 주식 자산들간의 선후행 관계와 장기적인 영향의 정도에 대해 실증적으로 분석하고, 장기 균형관계를 추정하고자 하였다. 비트코인의 매매가격과 금, 은 가격, S&P500 지수를 주간 단위로 2010년 7월부터 2020년 3월까지 약 10년간의 시계열 데이터를 수집하여 분석하였다. 그랜저 인과관계 검정, VECM 추정, 충격반응분석과 분산분해분석을 통해 시사점을 도출하였다. 분석결과에 따르면, 원자재 자산인 금과 은의 가격, 주식 자산인 S&P500은 비트코인의 가격에 대한 선행 지표로 볼 수 있었다. 특히 VECM과 분산분해분석 결과에서 S&P500과 은의 가격은 비트코인에 대해 정의 관계로 높은 영향력을 가지는 선행 변수로 분석되었다. 금의 가격은 비트코인과 부(-)의 관계를 가지며, 영향력은 상대적으로 낮은 것으로 나타났다.

**핵심주제어** : 암호화폐, 비트코인, 금, 은, S&P500 지수, 벡터오차수정모형(VECM)

논문접수일 2020년 07월 07일

심사완료일 2020년 07월 24일

게재확정일 2020년 10월 15일

\* 본 논문은 한국연구재단과 아태경상저널에서 정한 윤리규정을 준수함.

1. 제1저자, warrenpak@warrenpak.com

2. 교신저자, suyfj77@gmail.com

## 1. 서론

암호화폐(cryptocurrency)는 블록체인 기술을 기반으로 분산 장부를 통해 동작하는 디지털 자산이다. 암호화폐에 대해 유독 화폐로서의 기능이 강조되는 이유도 지칭하는 용어에서 드러나듯, 암호화에 중요한 기술요인인 블록체인 기술의 우수성, 즉, 높은 신뢰성과 분권화된 생산 및 유통구조에 주로 기인한다. 암호화폐를 화폐라는 성격을 가진 자산으로 간주할 수 있는지에 대해서는 긍정적인 관점과 부정적인 시각이 엇갈리고 있다(박원익·민병길, 2019). 특히, 2017년 이후 비트코인의 가격이 급등락하면서, 통화 기능보다는 투자 자산으로 주목을 끌었고, 한편에서는 투기화되는 상황에 대한 우려가 높아지기도 하였다. 이처럼 새로운 기술적 기반을 바탕으로 비교적 최근에 등장한 자산이기 때문에 암호화폐가 기존의 다른 자산들과 어떤 관계를 지며, 기존의 통화나 자산에 대한 모델과는 어떠한 차이가 있는지에 대해 연구 주제들이 높은 관심을 끌고 있다.

Corbet et al. (2019)에 따르면, 암호화폐 시장이 자산 시장으로서의 역할을 하기 위해서는 지속가능성과 화폐의 다양성이 우선 과제이다. 암호화폐의 빠른 성장에 대해 많은 투자자들이 투기적인 관점에서 접근하고 있어 지속가능성에 대한 의문이 제기된다. 또한 다양한 암호화폐가 존재함에도 불구하고, 비트코인을 중심으로 암호화폐들이 비슷한 시장 움직임을 보이고 있어 시장 다양성이 확보되었다고 보기 어려운 상황이다. 즉, 암호화폐는 현재까지 높은 변동성을 보이고 있어 우려대로 단기적이 투기적 자산에 머무를 것인지, 장기적인 투자 자산으로서 지위를 가질 수 있을지 기로에 서 있다고 할 수 있다.

이러한 상황에서 암호화폐의 높은 변동성이 다른 자산 시장에서 불안 요인으로 작용하지 않도록 다른 자산과의 관계 분석을 통해 투자 자산간의 파급효과를 예측하고 투자 전략에 참고할 필요성이 있다. 본 연구에서는 암호화폐의 변동성이 다른 자산의 변화에 어떤 영향을 미치는지, 역으로 다른 자산의 변동이 암호화폐의 가격 변동에 어떠한 영향을 미치는지 분석하기 위해, 다른 투자 자산들과 선후행 관계와 장기적인 영향의 정도에 대해 실증적으로 분석하고, 장기 균형관계를 추정하고자 하였다.

이를 위해 본 연구에서는 암호화폐를 대표하는 비트코인과 전통적인 주요 자산인 금, 은과 주식 자산들과 장기 균형관계를 추정하고자 하였다. 비트코인이 본격적으로 시장에 등장한 10년간의 기간을 대상으로 암호화폐와 자산 시장간의 관계를 분석하고, 가격이 급격히 변화한 2017년도 이전과 비교를 통해 연구 결과

의 일관성을 검증하였다.

본 연구는 다음과 같이 구성되어 있다. 2장에서는 암호화폐의 가격결정과 투자수단에 대한 선행연구를 고찰하였다. 3장에서는 본 연구에 사용된 분석 모형과 데이터 프레임을 제시하였다. 4장에서는 시계열 분석 결과로 단위근 검정, 공적분 검정, 그랜저 인과관계 검정, VECM 추정, 충격반응분석 및 분산분해분석 결과를 정리하였다. 5장에서는 분석결과에 대한 논의와 결론을 정리하였다.

## 2. 선행연구

비트코인으로 대표되는 암호화폐를 투자수단으로 접근하는 연구는 가격결정이 어떻게 이루어지는지에 대한 부문과 암호화폐가 투자 자산으로서 가능성에 대한 부문으로 크게 두 방향으로 진행되어 왔다. 첫 번째 부문인 암호화폐의 가격결정 연구들은 암호화폐의 가격이 어떤 방식으로 결정되는지를 찾고자 하는 시도이다. 일반적으로 주식은 기업이 가진 영업이익 혹은 자본 수익율과 같은 이익이라는 관점에서 주식 가격이 결정된다고 이야기하는 것과 같이 비트코인 또한 특정한 요소에 의해서 가격이 영향을 받고 적정가격을 찾아갈 것이라는 생각으로 접근하는 것이다. Bouoiyour and Selmi (2015)는 ARDL 바운드 테스트 방법을 통해서 비트코인의 가격을 결정하려고 시도했다. 이들의 연구에서는 상하이 주가지수를 비교해 본 결과 거래수단으로서 비트코인의 가격결정이 유용하다고 주장하고 있다. 그렇다고 비트코인이 안전한 자산이라고 주장하지는 않았지만 긴 관점에서 비트코인의 가격결정의 중심에는 투기성 외에도 시장 메커니즘을 가진다고 본 것이다.

본격적인 비트코인 가격결정 연구는 Ciaian et al. (2016)에 의해서이다. 그들은 화폐가격의 고전적 모델인 화폐의 수요와 공급 이외에 디지털 시대의 특성인 비트코인의 투자와 사용자의 매력도 관점을 고려했다. 이들의 연구는 디지털적인 요소가 가격형성에 영향을 준다는 점은 지지하지만 오랜 기간 유지될 수 있는 거시 재무적 관점의 요소는 찾지를 못했다. Bouoiyour et al. (2016)은 비트코인의 가격에 영향을 주는 것들은 무엇인지에 대하여 실증모드 분해(EMD, Empirical Mode Decomposition)기법을 통해서 단기변동과 장기변동에 대한 접근방식에 차이가 존재하는 것을 확인했다. Aalborg et al. (2019)은 비트코인의 이익률, 거래 규모, 변동폭 등을 통해서 가격결정에 영향을 주는 요인들을 찾아보면, 구글 검

색량 증가 등과 같은 사용자의 매력도에 따라서 가격의 등락이 결정된다는 점을 확인하고 있다.

반면에 국내 연구는 가격변동성에 조금 더 초점을 맞추어 연구가 진행되고 있다. 박원익·민병길 (2019)은 암호화폐가 지급수단이 될 수 있는지 여부와 자산으로의 가능성을 살펴봤다. 암호화폐 중 이더리움, 리플, 비트코인캐시, 라이트코인, 비트코인을 선정하여 가격변동성을 통해서 화폐 간 상호 관계성과 지급수단의 효율성을 살펴봤으나, 각 화폐의 성격과 관계없이 가격 안정성을 가지고 있지는 못한 것으로 결론을 도출하고 있다. 이기광 등 (2019)은 비트코인의 가격결정 요인을 살펴보고자 수요·공급요인, 실물경제 요인, 그리고 심리적 요인의 세 가지로 구분해서 비트코인 가격과 어떤 관계를 가지는지 검증하였다. 분석결과 비트코인 가격은 수요공급변수나 실물경제변수와 같은 경제적 변수에 영향을 받기보다는 네이버 트렌드 지수와 신문기사 등 대중의 관심과 연관된 심리적 요인에 더 강한 영향을 받음을 보여주고 있다. 즉, 비트코인은 경제적 가치에 의해서 가격이 결정되지 않는 비이성적 거품에 의한 현상이라는 점을 강조하고 있다. 현재 까지도 암호화폐의 가격결정이 이성적인 가치에 의해서 형성되는가에 대한 논란은 계속되고 있다. 이것은 암호화폐가 투자자산으로 대우를 해 줄 수 있는가에 대한 연구와도 연결되어 있다.

두 번째는 암호화폐 시장의 효율성에 관한 부문으로 다른 투자자산과의 상관관계 및 투자 포트폴리오로서 가능성을 찾아보는 연구들이다. Wu et al. (2014)은 투자자 포트폴리오로서 비트코인의 가능성을 살펴봤다. 기본적으로 비트코인은 공급의 제약성을 가지고 있고 화폐창출이 분산된 환경이라는 점에서 일반적인 화폐정책과는 다른 관점에서 대안의 방식이 될 수 있다는 점을 상기했고, 그렇기 때문에 거래수단으로서의 화폐의 가능성보다는 투자자산으로서 유용성이 있다는 점을 주장하고 있다. Bedi and Nashier (2020)는 달러, 파운드, 엔, 위안 그리고 유로화의 다섯 개의 주요 통화와 비트코인의 거래관계를 분석했다. 그 결과는 엔, 위안 그리고 달러화는 비트코인과의 최적의 투자효율성을 보여주고 있다는 점을 확인했다. 투자대비 적절한 위험 가중된 수익 실현이 가능하다는 점이다. 즉 포트폴리오로서 충분한 자산으로 확인한 것이다.

Dyhrberg (2016)는 비트코인과 금 그리고 달러 자산 간의 변동성 변화를 GARCH모형을 기반으로 살펴보는 연구를 진행했다. 이 분석을 통해서 비트코인이 금과 유사한 헤지 능력을 가진다고 주장하고 있다. 따라서 비트코인을 다른 금융자산과 연결해서 포트폴리오 관리나 리스크 분석에 활용하는데 도움을 줄

수 있다고 보았다. Klein et al. (2018)은 비트코인이 금을 대체할 수 있는가를 변동성과 상관관계 그리고 포트폴리오 성과분석을 통해서 살펴보았다. 비트코인과 금은 유사하지만 서로 다른 방식으로 작용하고, 비트코인이 오히려 하락시장에서 관계성이 높았다는 점과 포트폴리오 차이를 살펴보니 금과는 다른 것으로 봐야 한다고 주장하였다. Charfeddine et al. (2020)은 암호화폐가 금, 원유 그리고 S&P500과 같은 기존 자산들과 재무적 특징을 기반으로 재무투자자에게 어떤 경제적, 재무적 이익이 있는지를 살펴보았다. GARCH 방법을 통해서 자산간 변동폭을 검토한 결과 암호화폐는 재무적 투자 다양성을 확보해주는 것으로 확인되었다. 즉 포트폴리오 구성을 위한 효과적인 자산 중에 하나로 활용해도 된다는 것이다.

국내에서 진행된 비트코인에 대한 자산화 연구도 최근 본격화 되고 있다. 임병진·임태순 (2019)은 비트코인 일간 가격과 KOSPI200 선물 일간가격 간에 미치는 상호 영향을 실증적으로 분석했다. 분석결과는 두 자산 간의 관계가 공적분 관계를 가지고 있으며, 변화에 대한 그랜저 인과관계가 존재한다는 것이었다. 이상원 (2018)은 비트코인과 KOSPI, 채권 그리고 금과의 상관관계를 분석했다. 자산간 상관관계를 통해서 비트코인과 KOSPI200, 채권지수 간에는 양(+의 상관관계, 금과는 음(-)의 관계를 가진다는 것을 확인했고, 비트코인이 금과 KOSPI200에 선행하기 때문에 투자예측에 있어 유용한 투자자산으로 유추하고 있다. 황용일 (2019)은 한국, 미국 부동산의 자산효과에 대한 헷지 가능성을 탐구하기 위해서 비트코인과 금을 비교했다. 한국 부동산은 이자율에 강한 헷지를 나타냈지만, 미국에서는 인플레이션과 소비증가에 대해 강한 헷지 가능성이 추정되었다. 다른 실물변수(주식, 원유, 금, 비트코인)는 약한 헷지 가능성을 나타냈다. 즉 실물 자산의 경우에도 비트코인은 헷지의 가능성을 가진 포트폴리오 자산으로서의 가능성이 존재한다고 볼 수 있다.

Corbet et al. (2019)에 따르면 암호화폐 시장이 자산시장으로서의 역할을 해내려면 넘어야 할 문제점들이 있다. 첫 번째로 지속가능성이다. 비트코인이 빠르게 발전하면서 많은 투자자들은 새로운 자산시장으로서의 역할보다는 투기적 관점에서 시장을 접근하고, 이 시장에 참여하는 주체가 주로 개인들과 일부 투기적인 회사라는 점에서 지속성에 한계가 존재할 수 있다. 두 번째는 시장의 상관관계에 관한 부문이다. 암호화폐는 다양한 화폐로 투자 다양성을 확보할 것으로 예상했다. 하지만 2018년 비트코인의 붕괴로 인해서 대부분의 암호화폐 시장이 같이 무너지는 현상이 발생했고, 거래량이 일정부분 확보된 암호화폐들도 비트코인과 대

부분 동일하게 움직이는 것으로 나타났다. 즉 암호화폐 시장 내에서 시장 다양성을 확보하기가 어렵다는 점은 다른 재무 투자 자산들과 연결된 시장의 필요성을 더욱 부각하는 것이다.

### 3. 분석 모형 및 데이터

#### 3.1. 분석 모형

본 연구는 비트코인과 주식, 금-은 가격의 영향관계를 살펴보고자 VECM(Vector Error Correction Model) 방법론에 기반을 두어 분석을 수행했다. 분석은 VECM 모형 분석결과를 비교하고 개별적으로 수행된 충격반응분석과 분산분해분석을 실시하여 차이를 살펴보고자 했다. 따라서 시계열 분석 모형인 VECM의 절차에 따라서 분석을 수행했다. 가장 먼저 시계열자료의 안정성을 검증하기 위해서 단위근 검정을 실시했다. 경제 시계열의 경우 통상적으로 불안정한 상태로 알려져 있으며 이 경우 가성적 회귀현상(Spurious Regression)이 발생할 수 있다. 따라서 단위근이 존재하는 경우 안정성을 확보하기 위해서 차분과정을 거친다. 그러나 차분된 변수로 이루어진 자료들은 변수가 가진 고유 잠재정보를 상실할 수 있다. 변수들 간의 동태적이고 안정적인 장기균형 관계 도출이 어려울 가능성이 존재한다. 따라서 공적분 검정(Cointegration Test)을 실시하는데, 이 경우 공적분 관계가 존재하면 개별적인 변수들은 장기적으로 선형관계가 존재한다고 할 수 있다.

연구에 사용되는 시계열 자료가 불안정하고, 공적분(Cointegration)되어 있을 경우 VAR모형은 VECM(벡터오차수정모형, Vector Error Correction Model)을 적용한다. VECM은 VAR모형의 특수한 형태이다. 벡터오차수정모형(VECM)은 공적분 개념을 통해 VAR모형의 단점을 개선한 방법이다. Engle and Granger(1987)는 변수 사이에 공적분관계가 존재할 경우 오차수정모형이 존재한다는 점을 증명했다. 공적분관계가 있다면 오차수정모형을 통해 장기 공적분 계수(ECT, Error Correct Term)를 추가하여 차분으로 발생할 수 있는 데이터 손실을 방지 할 수 있다. 따라서 오차수정모형을 적용한다는 것은 장기 균형관계를 벗어나는 부분을 식별해서 단기적 조정과정을 활용해서 점진적인 수정을 적용하는 것이다. VECM의 기본 식은 아래와 같다.

$$\Delta Y_t = ECT + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + \epsilon_t \quad (1)$$

여기서 ECT는 오차수정항으로 장기균형 복귀 속도를 반영한 조정계수행렬 (Loading Coefficient Matrix)과 공적분 벡터 행렬(Cointegration Matrix)의 조합이다. 통상적으로 ECT는 t시점에서 개별 변수 간의 장기균형관계(LREQ, Long Relationship Equation)로 정의된다.

실증분석에서는 충격반응분석(Impulse Response Analysis)과 분산분해분석(Variance Decomposition Analysis)을 이용했다. 충격반응분석을 통해서 VECM을 구성하는 변수들의 정보를 활용하여 하나의 변수에 충격이 가해졌을 때 나타나는 시간 흐름에 따른 구성변수의 변화를 파악할 수 있다. 분산분해분석은 변수의 움직임에 대한 VECM의 각 변수들의 상대적 중요도를 파악하고, 설명 가능한 수준을 확인할 수 있다. 분산분해분석은 각 변수들의 움직임에 대한 예측오차의 분산에서 각 변수에 의해서 야기되는 분산비율을 측정함으로써 각 변수들의 상대적 비중을 확인할 수 있다.

### 3.2. 데이터 및 분석 변수

본 연구의 분석 자료는 비트코인 가격은 인베스팅닷컴에서 제공하는 달러기준 매매가격지수를 활용하였다. 원자재인 금과 은 가격은 LMX에서 제공하는 금 선물 가격과 은 선물 가격 지수를 사용했다. 마지막으로 S&P500지수는 야후 금융 데이터를 기준으로 하였다. 분석을 위해서 사용한 데이터 기간은 인베스팅닷컴에서 비트코인 가격지수를 제공한 시점인 2010년 7월부터 2020년 3월까지 주 단위 데이터이다. 모든 자료는 로그변환해서 적용했다.

〈표 1〉 기초통계

| Variable      | Mean    | Median | Max.  | Min.   | S.D.  | Skewness | Kurtosis |
|---------------|---------|--------|-------|--------|-------|----------|----------|
| Gold(GLD)     | 0.0007  | 0.001  | 0.106 | -0.101 | 0.022 | -0.269   | 2.717    |
| Silver(SLV)   | -0.0004 | -0.001 | 0.161 | -0.320 | 0.042 | -1.635   | 12.497   |
| S&P500(SP500) | 0.0016  | 0.003  | 0.071 | -0.162 | 0.021 | -1.670   | 9.822    |
| Bitcoin(BTL)  | 0.0219  | 0.009  | 0.823 | -0.716 | 0.167 | 0.786    | 6.033    |

## 4. 실증분석 결과

### 4.1. 단위근 검정

불안정 시계열을 자기회귀모형으로 표현했을 때 단위근을 갖는다는 사실을 확인하고 시계열 자료를 이용하여 모형을 추정할 때는 데이터의 안정성을 확인해서 제공해야 한다. 본 연구에서는 단위근 검정을 위해서 ADF(Augment Dickery-Fuller) 검정과 PP(Phillips-Perron) 검정을 실시하였다. <표 2>는 단위근 검정결과를 나타낸다. ADF 검정결과는 모든 변수들이 단위근을 가진다는 귀무가설을 기각하지 못했다. PP 검정결과도 S&P500의 경우만 제외하면 귀무가설을 기각하지 못했다. 반면에 1차 차분에서는 모든 변수들이 5% 유의수준에서 귀무가설을 기각하여 안정적 시계열로 확인되었다.

<표 2> 단위근 검정 결과

| 변수      | ADF 검정 |            | PP 검정     |            |
|---------|--------|------------|-----------|------------|
|         | 수준     | 1차 차분      | 수준        | 1st 차분     |
| Gold    | 0.637  | -16.343*** | -7.249    | -479.33*** |
| Silver  | -0.362 | -15.826*** | -16.303   | -467.16*** |
| Bitcoin | 1.106  | -14.158*** | -8.989    | -542.73*** |
| S&P500  | 1.698  | -15.690*** | -23.751** | -536.89*** |

Notes: \* p<0.1, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

다음으로 공적분 검정에서 최적 시차를 확인하기 위해서 AIC(Akaike Information Criteria)와 SC(Schwarz Information Criteria)를 확인해야 한다. 본 연구에서는 AIC와 SC를 기준으로 가장 작은 값이 최적의 시차로 AIC와 SC 전부가 시차 1로 나타났다.

### 4.2. 공적분 검정

시계열데이터가 단위근을 가지고 있는 것으로 판명된 경우 차분을 통하면 시계



열 데이터는 안정화되고 VAR모형 분석이 가능하다. 하지만 차분을 하게 되면 데이터가 가지고 있는 장기 변화 내용 정보의 일부가 사라져 버린다는 문제가 존재한다. 따라서 공적분이 존재하지 않는다면 VAR모형을 사용하고, 만약 공적분이 존재한다면 VEC 모형을 사용해야 한다.

공적분 관계를 검정하는 방법으로 Johansen 공적분 검정방법을 실시했다. 공적분 관계 유무에 대한 가설 검정은 트레이스(Trace) 통계량 검정을 사용하였다. 트레이스 통계량은 r개의 공적분 벡터가 존재한다는 귀무가설과 공적분 벡터가 귀무가설보다 r+1개 더 존재한다는 대립가설을 검정한다. <표 3>은 공적분 검정의 결과를 나타내고 있다. 비트코인과 S&P500 그리고 금-은을 포함한 모델의 경우는 귀무가설이 기각되어 공적분 관계가 한 개 이상은 존재하는 것으로 나타났다. 따라서 본 연구는 VECM을 이용하여 변수들의 관계를 살펴보고자 한다.

**<표 3> 요한슨 공적분 검정 결과(Trace 통계량)**

| 변수                               | 가설  | 고유값   | 통계값   | 5% 임계값 | 1% 임계값 |
|----------------------------------|-----|-------|-------|--------|--------|
| Gold, Silver,<br>Bitcoin, S&P500 | r=0 | 0.064 | 73.95 | 62.99  | 70.05  |
|                                  | r≤1 | 0.041 | 40.79 | 42.44  | 48.45  |
|                                  | r≤2 | 0.033 | 19.69 | 25.32  | 30.45  |
|                                  | r≤3 | 0.006 | 2.95  | 12.25  | 16.25  |

### 4.3. 그랜저 인과관계(Granger Causality) 검정

그랜저 인과관계 분석은 한 변수가 다른 변수의 예측에 도움이 되는지를 검증하는 방법이다. Granger (1969)에 의해 예측관계(Forecasting Relationship)의 검증 방법으로 처음 제시되었다. 인과관계를 예측한다는 점에서 원인과 결과를 구분해서 분석하는 것으로 보일 수 있으나 그랜저 인과관계란 변수의 선행성과 정보 내용만을 나타낸다. 본 연구에서는 그랜저 인과관계 분석을 통해 비트코인과 금, 은 자산과 S&P500 간의 관계를 살펴보았다. <표 4>는 그랜저 인과관계 분석 결과로서 지역별로 인과관계에 대한 검정 결과를 보여주고 있다. 결과를 요약하면 다음과 같다.

〈표 4〉 그랜저 인과관계 검정 결과

| 그랜저 인과관계 가설      | lag 1     | lag 2     | lag 3    |
|------------------|-----------|-----------|----------|
| Gold ⇒ Silver    | 3.121*    | 1.74      | 1.715    |
| Silver ⇒ Gold    | 0.039     | 0.132     | 0.505    |
| Gold ⇒ S&P500    | 1.458     | 1.012     | 1.349    |
| S&P500 ⇒ Gold    | 1.126     | 4.324**   | 2.945**  |
| Silver ⇒ S&P500  | 3.653*    | 2.468*    | 1.831    |
| S&P500 ⇒ Silver  | 14.442*** | 10.501*** | 6.829*** |
| Gold ⇒ Bitcoin   | 0.815     | 4.960***  | 4.987*** |
| Bitcoin ⇒ Gold   | 1.469     | 1.24      | 1.448    |
| Silver ⇒ Bitcoin | 0.004     | 3.237**   | 4.191*** |
| Bitcoin ⇒ Silver | 15.713*** | 8.606***  | 5.727*** |
| Bitcoin ⇒ S&P500 | 3.399*    | 2.982*    | 2.217    |
| S&P500 ⇒ Bitcoin | 5.093**   | 2.751*    | 2.210*   |

Notes: \* p<0.1, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

그랜저 인과관계를 살펴보면 비트코인과 금, 은 및 S&P500 간의 그랜저 인과 관계가 존재한다는 것을 알 수 있다. 비트코인은 금과 은에 의해서 그랜저 인과 관계를 가지고 있다. 중요한 것은 은에 대해서는 상호간의 그랜저 인과 관계를 가진다는 점이다. 반면에 금은 비트코인에만 그랜저 인과관계가 존재한다. S&P500은 비트코인에 그랜저 인과관계가 존재했다. 그러나 비트코인은 S&P500에 인과관계가 매우 약하게 존재하고 있다. 또한 S&P500은 금과 은에 그랜저 인과관계가 존재하고 있다. 결과를 요약해 보면 S&P500, 금, 은, 비트코인의 순서로 영향을 준다고 추론해 볼 수 있다.

#### 4.4. VECM 추정

〈표 5〉는 금, 은, S&P500, 비트코인 간의 벡터 오차수정모형을 추정한 결과이다. 비트코인 가격지수에 대한 S&P500, 금, 은의 영향관계를 확인할 수 있다. 모형 추정결과에서 통계적으로 유의한 오차수정계수가 음의 값을 가지면 장기균형 관계가 존재하며 장기적으로 균형관계를 이탈할 경우 오차수정계수만큼의 속도로 장기 균형을 회복한다는 점을 보여준다.

〈표 5〉 VECM 추정 결과

| ITEM    | ECT         | GLD(-1)  | SLV(-1)  | SP500(-1)  | BTN(-1)   |
|---------|-------------|----------|----------|------------|-----------|
| Gold    | -0.0119     | -0.0241  | 0.0219   | -0.1408    | -0.0040   |
|         | (0.0098)    | (0.0779) | (0.0429) | (0.0510)** | (0.0060)  |
| Silver  | -0.0224     | -0.0142  | 0.0481   | -0.2474    | -0.0101   |
|         | (0.0185)    | (0.1473) | (0.0811) | (0.0964)*  | (0.0113)  |
| S&P500  | 0.0073      | -0.0579  | 0.0531   | -0.0838    | 0.0127    |
|         | (0.0094)    | (0.0753) | (0.0415) | (0.0493)   | (0.0058)* |
| Bitcoin | -0.3862     | -0.5780  | -0.3490  | -0.0335    | 0.0343    |
|         | (0.0717)*** | (0.5718) | (0.3150) | (0.3743)   | (0.0437)  |

Notes: \* p<0.1, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

장기균형검정에는 VECM에 주요 변수들이 공통의 확정적 추세를 갖도록 분석하여 예측력에 사용될 장기균형관계를 식으로 추정하면 다음과 같다.

$$ECT_t = GLD_t - 0.533SLV_t - 0.796SP500_t + 0.091BTN_t \quad (2)$$

장기균형관계에서 금과 은 가격은 정(+)의 관계를 보였다. 반면에 주식변수인 금과 S&P500과도 정의 관계를 갖는 것으로 추정되었다. 한편 비트코인은 금과는 부(-)의 관계를 가지고 있다. 반면에 은과 S&P500과는 정의 관계를 가지는 것을 확인해 볼 수 있다. 즉 주식가격과 은 가격의 상승은 비트코인의 상승으로 진행되는 경향이 있음을 의미한다. 한편 장기균형검증에서 추가로 고려한 사항은 2010년부터 2017년까지 급격한 비트코인 가격상승기간에서는 장기균형이 다른 형태의 반응결과가 있는지를 추가로 살펴보았다. 식 (3)은 2010년에서 2017년의 데이터를 기반한 장기균형관계를 나타낸다.

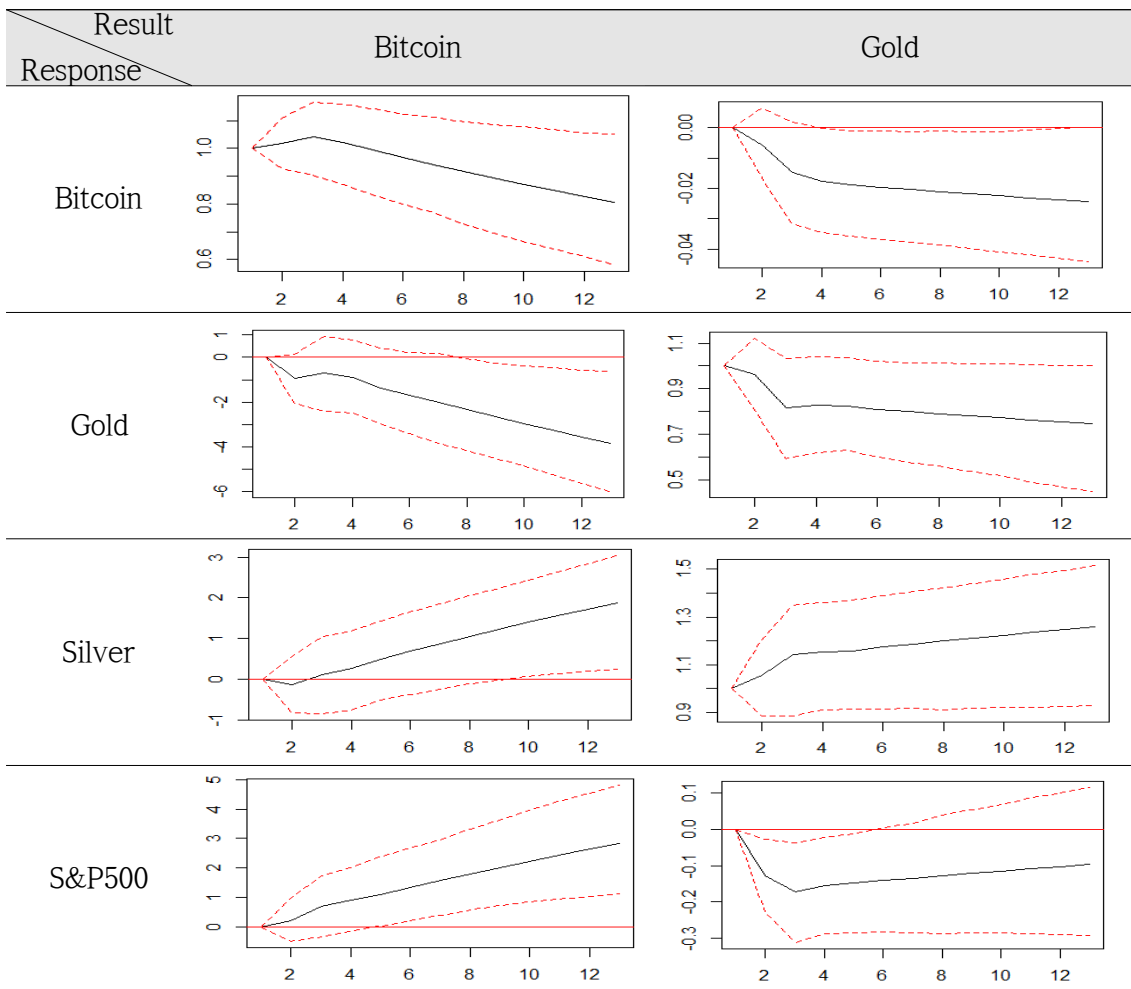
$$ECT_t = GLD_t - 0.693SLV_t - 0.706SP500_t + 0.052BTN_t \quad (3)$$

장기균형관계는 금과 은 그리고 S&P500과도 정(+)의 관계를 갖는 것으로 추정되었다. 반면에 비트코인은 금과는 부(-)의 관계를 가지고 있다. 반면에 비트코인과 은, S&P500의 경우에도 정(+)의 관계를 가지고 있다. 즉 급격한 상승이 이루어진 2010년에서 2017년과 전 기간의 비교는 장기균형관계는 동일하게 반응하는 것으로 나타났다. 다만 예측력을 살펴보기 위한 상대적 크기는 2017년까지의 기간이 조금 더 큰 폭을 나타내고 있다.

### 4.5. 충격반응분석 및 분산분해분석

비트코인과 금, 은, S&P500에 대한 자기 자신 및 타 변수의 충격에 대해서 12 단위 기간 동안 반응하는 양상을 충격반응 분석을 통해서 확인하였다. 충격반응 분석이란 모형 내 변수가 1단위(표준편차) 크기만큼 변화할 때 자기 자신 및 타 변수에 나타나는 충격반응(Unit Shock Response)을 분석하는 것이다.

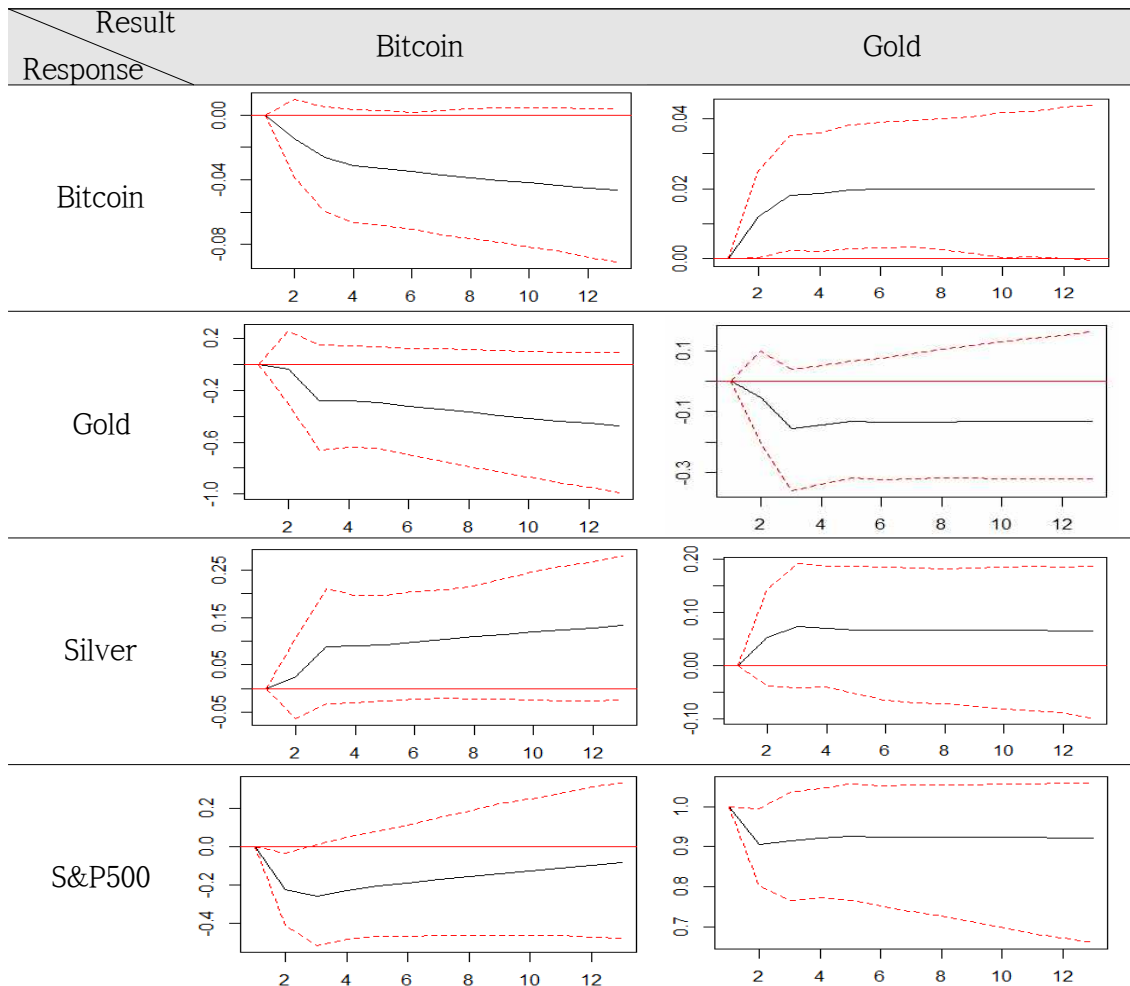
〈표 6〉 충격반응분석 결과 (비트코인, 금)



분석은 95% 수준의 신뢰수준으로 충격반응으로 진행되었다. 분석 결과 비트코인은 비트코인 자신이 3주 정도를 정점으로 음(-)의 반응을 나타냈다. 금은 꾸준히 음(-)의 반응을 하는 것으로 나타났다. 반면에 은의 경우는 3주차 이후부터, S&P500은 초기부터 꾸준히 양(+)의 반응을 나타냈다. 이 결과는 VECM과 대부분

유사하게 나타난 결과이다. 금에 대한 충격반응 분석에서는 비트코인과 금 자신은 대체적으로 음(-)의 반응을 하는 것으로 나타났다. 반면에 은은 초기부터 꾸준히 양(+)의 반응을 했다. S&P500은 2주를 정점으로 음(-)의 반응이 이루어지다가 평형을 유지하는 것으로 나타났다.

〈표 7〉 충격반응분석 결과 (은, S&P500)



은 가격에 대한 분석은 은 자체의 변동에 대해서는 양(+)의 관계를 가지고 있었다. 반면에 비트코인과 금의 변화에 따라서 음(-)의 반응이 꾸준히 나타났다. S&P500은 금과 마찬가지로 3주간의 정점 이후에 양(+)의 영향관계에 있었다. 마지막으로 S&P500은 은과 비트코인의 변화에 따라서 3주까지 증가하는 관계가 나타났다. 비트코인의 변화는 은의 변화량보다는 작았다. 금의 경우는 반대로 음(-)의 영향을 나타냈다. 본 충격반응분석은 두 변수의 선후 관계만을 보여줄 뿐 인

과관계를 보여주는 것은 아니므로 앞서 서술한 충격반응 분석결과와 원인은 본 분석에서 유추가 될 뿐이다.

분산분해분석은 한 변수의 예측오차에서 자신과 각 내생변수들의 분산이 차지하는 백분율을 나타낸다. 즉 해당 변수의 예측오차 분산이 각 변수들에 의해 얼마나 설명되는지를 살펴볼 수 있다. 분산분해분석은 60기까지 분석을 진행했다. <표 8>의 분산 분해 결과를 살펴보면, 비트코인의 경우는 비트코인 가격의 설명력이 가장 크게 나타났다. 하지만 그 수준은 매우 큰 변화를 보여준다.

<표 8> 분산분해분석 결과

| Bitcoin |        |        |        |        | Gold   |       |         |        |        |
|---------|--------|--------|--------|--------|--------|-------|---------|--------|--------|
| Period  | BTN    | GLD    | SLV    | SP500  | Period | BTN   | GLD     | SLV    | SP500  |
| 1       | 97.989 | 0.646  | 0.006  | 1.359  | 1      | 0.000 | 100.000 | 0.000  | 0.000  |
| 10      | 89.472 | 0.128  | 3.385  | 7.015  | 10     | 1.788 | 95.914  | 0.417  | 1.881  |
| 20      | 70.775 | 0.192  | 14.298 | 14.735 | 20     | 2.829 | 94.472  | 1.229  | 1.470  |
| 30      | 52.496 | 0.377  | 26.067 | 21.061 | 30     | 3.703 | 92.986  | 2.194  | 1.116  |
| 40      | 38.769 | 0.561  | 35.378 | 25.292 | 40     | 4.463 | 91.498  | 3.173  | 0.866  |
| 50      | 29.296 | 0.710  | 42.044 | 27.950 | 50     | 5.120 | 90.092  | 4.095  | 0.693  |
| 60      | 22.827 | 0.824  | 46.728 | 29.621 | 60     | 5.685 | 88.810  | 4.931  | 0.574  |
| Silver  |        |        |        |        | S&P500 |       |         |        |        |
| Period  | BTN    | GLD    | SLV    | SP500  | Period | BTN   | GLD     | SLV    | SP500  |
| 1       | 0.000  | 62.896 | 37.104 | 0.000  | 1      | 0.000 | 0.900   | 14.735 | 84.365 |
| 10      | 1.488  | 54.358 | 43.184 | 0.970  | 10     | 1.877 | 0.577   | 18.995 | 78.552 |
| 20      | 2.396  | 49.500 | 47.534 | 0.570  | 20     | 2.129 | 0.512   | 19.138 | 78.221 |
| 30      | 3.149  | 45.817 | 50.669 | 0.364  | 30     | 2.234 | 0.494   | 19.136 | 78.136 |
| 40      | 3.780  | 42.917 | 53.019 | 0.285  | 40     | 2.299 | 0.486   | 19.108 | 78.108 |
| 50      | 4.304  | 40.606 | 54.816 | 0.274  | 50     | 2.345 | 0.482   | 19.074 | 78.099 |
| 60      | 4.737  | 38.749 | 56.215 | 0.298  | 60     | 2.380 | 0.480   | 19.041 | 78.098 |

비트코인은 1기 97.98%에서 20기 70.78%로 변화되고 60기에는 22.83%까지 줄어든다. 반면에 1기에 0.01%에 불과했던 은의 설명력은 30기에 26.07%로 커지고, 60기에는 46.73%까지 크게 증가한다. 또한 S&P500은 1기에서 1.36%에 불과했던 설명력이 60기에는 29.62%까지 늘어났다. 즉, 은과 S&P500은 기수가 증가할수록 비트코인에 대한 높은 설명력으로 작용하고 있다. 금의 경우는 비트코인과 은, 그리고 S&P500의 설명력이 크게 증가하지 않았다. 은의 경우도 설명력의 변화가 다양하게 존재했다. 금은 1기 62.89%에서 20기에는 49.5%까지 줄어들다가 60기에는 38.75%까지 줄어든다. 또한, 은 자체의 변화는 1기 37.10%에서 30기에 50.67%

까지 증가해서 유지된다. 은의 경우는 금에 의해서 초기에 설명력이 높으나 후기로 갈수록 은 자체의 변화에 의한 설명이 증가한다고 볼 수 있다. S&P500은 그 자체의 영향이 꾸준히 이어지는데 1기에는 84.37%에서 10기 78.55%로 꾸준히 유지된다. 또한, 은의 설명력은 1기 14.74%에서 20기 19.13%로 증가해서 지속적으로 유지되었다.

분석결과를 요약해 보면 비트코인은 은과 S&P500의 영향을 시간의 변화에 따라 많이 받는 것으로 나타났다. 반면에 금과 은 그리고 S&P500의 변화에는 비트코인의 영향으로 설명할 수 있는 부분이 상대적으로 작은 것으로 분석되었다. 따라서 비트코인의 변화는 주식시장과 원자재시장과 밀접하게 연결되어 반응되었다는 것을 확인할 수 있다.

## 5. 논의와 결론

본 연구는 암호화폐와 주요 자산인 금과 은, 주식자산과의 장기 균형관계로부터 암호화폐와 다른 자산 시장과의 관계를 분석하였다. 이를 위해 대표적인 암호화폐인 비트코인의 매매가격과 원자재인 금, 은 가격, 주식 지수로 S&P500 지수를 주 단위로 2010년 7월부터 2020년 3월까지 약 10년간의 시계열 데이터를 기반으로 분석을 수행하였다. 그랜저 인과관계 검정, VECM 추정, 충격반응분석과 분산분해분석 결과 다음과 같은 논의를 도출하였다.

먼저, 그랜저 인과관계 검정을 통해 변수들 간의 선행성을 분석하였다. 금과 은은 모두 비트코인에 선행하는 것으로 나타났다. 주식자산인 S&P500 지수 역시 비트코인에 선행하는 관계를 보였다. 또한, S&P500 지수는 금과 은에 대해서도 그랜저 인과관계를 가지는 것으로 나타났다. 이를 종합할 때 S&P500, 금, 은, 비트코인의 순서로 인과관계가 존재하는 것으로 추론된다.

다음으로, VECM을 통해 변수들 간의 장기균형 관계를 추정하였다. 단위근 검정 및 공적분 검정에서 본 연구의 시계열 데이터가 적정 시차 1로 안정적 시계열을 보였고, 1개 이상의 공적분이 존재하여 VECM을 적용하는 것이 적절하다. 장기균형관계에서 비트코인은 금과는 부(-)의 관계, 은과 S&P500과는 정(+)의 관계를 보여 은과 주식 가격의 상승은 비트코인의 상승으로 진행될 수 있는 것으로 나타났다.

세 번째로 충격반응분석 결과 비트코인에 대해서 금은 초기부터 음(-)의 반응

을, 은의 경우 3주차 이후부터 양(+의) 반응을 보였다. S&P500 지수는 비트코인 가격에 대해서 초기부터 양(+의) 반응을 나타냈다. 한편, S&P500의 변화에 대해서 금과 은 가격은 모두 초기부터 음(-)의 반응을 보였다. 이와 같은 결과는 대체로 VECM 추정 결과와 유사한 것으로 볼 수 있다.

마지막으로 분산분해분석 결과에 따르면, 비트코인에 대한 은 가격의 설명력은 1기에 0.01%에 불과하였으나, 60기에 46.73%까지 크게 증가했다. S&P500의 설명력은 1기에 1.36%에서 60기에는 29.62%까지 늘어났다. 금에 대한 설명력은 금 가격 자체 이외에 다른 변수들의 설명력은 낮은 상태를 유지했다. 은의 경우는 금에 의한 설명력이 1기에 62.89%로 높은 수준에서 60기에 38.75%로 줄어드는 반면, 은 가격 자체의 설명력이 1기 37.10%에서 30기에 50.67%까지 증가했다. S&P500 지수는 자체의 설명력이 10기 이후 78.55%로 높은 수준이 유지되며, 은 가격에 의한 설명력이 19.13% 수준인 것을 제외하면 다른 변수에 의한 설명력은 낮았다. 따라서 비트코인은 은 가격과 S&P500 지수의 영향이 시간이 지날수록 증가하는 반면, 비트코인의 가격이 다른 변수들에 대한 설명력은 상대적으로 적어 비트코인이 원자재나 주식자산의 영향을 많이 받는다고 할 수 있다.

이 같은 분석 결과를 종합해 볼 때, 원자재 자산인 금과 은의 가격, 주식자산인 S&P500은 비트코인의 가격에 대한 선행 지표로 볼 수 있다. 특히 VECM과 분산분해분석 결과에서 S&P500과 은의 가격은 비트코인에 대해 정의 관계로 높은 영향력을 가지는 선행 변수로 분석되었다. 금의 가격은 비트코인과 부(-)의 관계를 가지며, 영향력은 상대적으로 낮은 것으로 볼 수 있다. 이 같은 결과는 이상원(2018)의 연구에서 비트코인이 주식 자산(KOSPI200), 원자재(금)와 상호관계가 있다는 점과 유사성이 있으나, 비트코인이 후행 변수의 성격이 높다는 본 연구에서의 결과와는 차이가 있다. 이는 본 연구가 2010년부터 2020년까지 약 10년간 주 단위 데이터를 대상으로 하였고, 글로벌 데이터를 다룬 반면, 이상원(2018)은 2017년 1월부터 2018년 6월까지로 상대적으로 짧은 시간 프레임에 국내 시장의 데이터를 사용하였다는 차이점에 기인한 것으로 추정된다. Pal and Mitra (2019)는 비트코인과 금의 관계에 집중하며, 비트코인의 자산화 가능성을 강하게 주장하고 있다. 특히 달러화 자산과의 헷지 가능성을 70%까지로 높게 설정한 연구결과를 제시하면서 포트폴리오 중요성을 강조하고 있다. 본 연구 또한 금, 은, S&P500과 비트코인 관계를 통해서 비트코인을 자산 포트폴리오의 가능성도 나타나고 있다. 여러 유형의 자산들 간에는 양방향적으로 영향을 주고받는 관계가 존재할 수 있으므로 특정한 시간 프레임과 지역의 데이터에 따라 세부적인 양상은



달리 나타날 수 있을 것이다. 그럼에도 본 연구의 결과는 10년간의 장기간의 시간 프레임 상에서 비트코인은 원자재나 주식과 같은 다른 자산의 변동에 후행하는 성격을 가진다는 점을 시사한다. 비트코인을 비롯한 암호화폐가 주식이나 원자재에 비해 최근에 등장한 자산이며, 이들 자산 시장보다 규모가 상대적으로 작은 점을 볼 때 암호화폐가 후행하는 결과는 타당성이 있다.

다만, 암호화폐는 2017년 이후 거래량이 급격히 증가하는 등 자산 시장에서 가치가 급증하였는데, 본 연구는 최근 급격히 변화하고 있는 자산 흐름의 변동을 반영하는 데에는 한계가 있다. 따라서 장기간의 시계열 데이터의 흐름과 최근의 흐름과의 차이가 어떠한지에 대한 비교 연구도 필요하다. 비트코인 투자에 영향을 줄 수 있는 요소는 다양하게 존재한다. 특히 정책적 변화나 투자자의 행동학적 변화에 맞춰 영향을 받을 수 있다. 따라서 향후 연구에서는 제도적 변화 시점에 맞게 반응분석 등을 통해서 영향 반응을 확인할 필요가 있다. 또한 행동심리학적 접근으로 뉴스나 감정에 따른 투자자산에 영향을 주는 부문의 연구도 수행할 필요가 있다. 아울러, 본 연구에서 여러 암호화폐를 대표하여 비트코인을 연구의 대상으로 하였으나, 다른 암호화폐들도 유사한 양태를 보이는지에 대해서는 추가적인 분석이 요구된다.

## 참 고 문 헌

- 박원익, & 민병길. (2019). 암호화폐, 지급 수단인가 투기적 자산인가?. *사회경제평론*, 58, 69-101.
- 이기광, 조수지, 민경수, & 양철원. (2019). 비트코인 가격의 결정요인: 한국시장에 대한 실증분석. *한국증권학회지*, 48(4), 393-415.
- 이상원. (2018). 비트코인과 주식, 채권 및 금상품간 관계 분석. *경영컨설팅연구*, 18(4), 29-37.
- 임병진, & 임태순. (2019). 비트코인의 가격변화가 KOSPI200 선물시장에 상호 미친 영향에 관한 실증적 연구. *금융공학연구*, 18(4), 179-196.
- 황용일. (2019). 한국·미국 부동산의 자산효과와 물가·실물·금융 헷지 가능성: 비트코인(금)을 포함하여. *무역연구*, 15(5), 473-491.
- Aalborg, H. A., Molnár, P., & de Vries, J. E. (2019). What can explain the price, volatility and trading volume of Bitcoin?. *Finance Research Letters*, 29, 255-265.
- Bedi, P., & Nashier, T. (2020). On the investment credentials of Bitcoin: A

- cross-currency perspective. *Research in International Business and Finance*, 51, 101087.
- Bouoiyour, J., & Selmi, R. (2015). What does Bitcoin look like?. *Annals of Economics and Finance*, 16(2), 449-492.
- Bouoiyour, J., Selmi, R., Tiwari, A. K., & Olayeni, O. R. (2016). What drives Bitcoin price. *Economics Bulletin*, 36(2), 843-850.
- Charfeddine, L., Benlagha, N., & Maouchi, Y. (2020). Investigating the dynamic relationship between cryptocurrencies and conventional assets: Implications for financial investors. *Economic Modelling*, 85, 198-217.
- Ciaian, P., Rajcaniova, M., & Kancs, A. (2016). The economics of BitCoin price formation. *Applied Economics*, 48(19), 1799-1815.
- Corbet, S., Lucey, B., Urquhart, A., & Yarovaya, L. (2019). Cryptocurrencies as a financial asset: A systematic analysis. *International Review of Financial Analysis*, 62, 182-199.
- Dyhrberg, A. H. (2016). Bitcoin, gold and the dollar-A GARCH volatility analysis. *Finance Research Letters*, 16, 85-92.
- Engle, R. F., & Granger, C. W. (1987). Co-integration and error correction: representation, estimation, and testing. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 251-276.
- Granger, C. W. (1969). Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods. *Econometrica: journal of the Econometric Society*, 424-438.
- Klein, T., Thu, H. P., & Walther, T. (2018). Bitcoin is not the New Gold-A comparison of volatility, correlation, and portfolio performance. *International Review of Financial Analysis*, 59, 105-116.
- Pal, D., & Mitra, S. K. (2019). Hedging bitcoin with other financial assets. *Finance Research Letters*, 30, 30-36.

# Analyzing the Relationships between Bitcoin, Gold, Silver and Stock Market Index\*

Park, Jungi<sup>1</sup>

Visiting Professor. Center for Work Science, Yonsei University

Lee, Seyoon<sup>2</sup>

Research Director, PRIDE Lab

## Abstract

This study aims to empirically analyze the long-term relationships and their degree of influence between Bitcoin, gold, silver, and stock assets, and to estimate long-term equilibrium. Bitcoin's trading price, gold and silver price, and S&P500 index were analyzed on a weekly price basis for about 10 years of time series data from July 2010 to March 2020. This study found that implications were derived through the Granger causality test, VECM estimation, impulse response analysis, and variance decomposition analysis. According to the results, the price of gold and silver and S&P500 could be seen as leading indicators of the Bitcoin price. In particular, in the results of VECM and variance decomposition analysis, the S&P500 index and silver price were analyzed as leading variables with substantially positive influence on the Bitcoin price. Gold was found to have a negative relationship with Bitcoin, and its influence was relatively low.

**Keywords** : Cryptocurrency, Bitcoin, Gold, Silver, S&P500 index, VECM

논문접수일 2020년 07월 07일

심사완료일 2020년 07월 24일

게재확정일 2020년 10월 15일

---

\* All papers comply with the ethical code set by the National Research Foundation and the Asia-Pacific Journal of Business and Commerce.

1. First Author, warrenpak@warrenpak.com

2. Corresponding author, suyfj77@gmail.com