

## 인터넷 검색을 통한 암호화폐 수익률 및 변동성에 대한 인과검정: 적률인과 접근\*

정기호\*\* · 하성호\*\*\*

### 〈 목 차 〉

|              |                |
|--------------|----------------|
| I. 서론        | 3.4 1차 적률 인과검정 |
| II. 분석 방법    | 3.5 2차 적률 인과검정 |
| III. 실증 분석   | IV. 결 론        |
| 3.1 통계 자료    | 참고문헌           |
| 3.2 기초 통계 분석 | <Abstract>     |
| 3.3 단위근 검정   |                |

### I. 서론

전 세계적으로 비트코인을 포함한 암호화폐(cryptocurrency)에 대한 관심의 정도는 매우 높다. 구글에서 암호화폐의 영문 이름으로 검색하면 1억2천3백만 건, 국문 경우는 2천5백5십만 건, 비트코인의 영문 경우는 5억3천8백만 건, 국문 경우는 4천3십만 건이 검색되어 현재 전 세계적인 관심의 정도를 추측할 수 있다.<sup>1)</sup> 비트코인은 2009년 1월 사토시 나카모토(Satoshi Nakamoto) 이름의 익명자가 블록체인을 거래 원장으로 이용하여 개발한 세계 최초의 암호화폐이다. 블록체인은 시장거래의 모든 정보를 시

장참여자에게 분산시켜 기록하는 새로운 프로토콜로서 이러한 분산 기록 방식 때문에 비트코인은 중앙 집중적인 검증을 거치지 않고서도 수십억 개의 디바이스를 통해 교환되는 암호화폐의 신뢰성을 보장할 수 있게 되었다. 전 세계에서 거래되는 암호화폐는 2017년 12월 현재 1,355 종이며 시장가치 총합은 17년 6월 7일 기준으로 1000억 달러(약 112조원)를 넘어섰다. 이중 비트코인은 45.3%를 차지하여 점유율이 제일 높다. 암호화폐에 대한 시각은 전문가마다 엇갈리지만 비트코인을 중심으로 암호화폐는 4차 산업혁명 시대에서 빼놓을 수 없는 이슈인 것은 부인할 수 없다. 본 연구는 암호화폐 시장

\* 본 논문은 2018년 동일문화장학재단 연구비 지원에 의해 연구되었음.

\*\* 경북대학교 경제통상학부. khjeong@knu.ac.kr (주저자)

\*\*\* 경북대학교 경영학부. hsh@knu.ac.kr (교신저자)

1) 2019년 1월 9일자 검색 결과임.

가치 총액 중 점유율이 제일 높은 비트코인의 달러 가격 수익률에 대한 인과관계를 분석하고자 한다.

구글 트렌드(Google Trends)는 구글을 이용하는 검색어의 상대적인 인기도를 분석할 수 있는 구글 웹 사이트이다.<sup>2)</sup> 구글 트렌드 이용자는 기간과 지역을 선택할 수 있는데 특정 단어 나 문구에 대한 검색 빈도를 선택된 기간과 지역에서 구글의 전체 검색 수에 의해 표준화하고 해당 기간 동안 최대 검색수로 나누어 100으로 지수화하여 검색어의 상대적인 관심 수준을 제공한다(Nuti et al., 2014). 세계의 모든 지역에 걸쳐 특정 대상에 대한 관심 수준을 실시간으로 측정할 수 있고 또한 시간에 걸친 관심 변화의 시계열 자료를 제공하기 때문에 전염병 유행 탐지(Ginsberg et al., 2008.; Boyle et al., 2011; Osuka et al., 2018), 경제 및 금융시장 예측(Choi and Varian, 2012; Preis et al., 2013; Naccarato et al., 2018; Yu et al., 2019) 등 다양한 분야의 연구에 활발하게 사용되고 있다.<sup>3)</sup> 본 연구는 구글 트렌드가 비트코인 수익률에 대해 인과관계를 갖는지 여부를 분석한다.

2009년 비트코인이 처음 개발된 이래 암호화폐의 시장은 종류 수나 거래빈도 등에서 크게 증가하였고 이러한 빠른 성장은 학계로부터 암호화폐에 대한 다양한 관심을 끌게 되었다. Yermack(2015)은 비트코인이 내재적 가치를 갖지 않으며 화폐보다는 투기적 자산과 유사하다고 봤다. Hanley(2013) 역시 비트코인은 시장가치를 뒷받침하는 내재적 가치가 없다고 봤다. Bohme et al.(2015)은 비트코인 사용자들이

대부분이 지불수단 보다는 투기적 자산으로 비트코인에 투자한다는 것도 발견하였다. 이에 따르면 비트코인은 화폐보다는 자산으로서 유용성이 높다고 할 수 있다. 한편 비트코인은 화폐보다는 자산으로 주로 사용되므로(Glaser et al., 2014; Baek and Elbeck, 2015; Dyrberg, 2016; 유주현 등, 2018), 변동성이 높은 특성이 있는 것으로 나타났다(Grinberg, 2011; Cheah and Fry, 2015; Katsiampa, 2017). 예를 들어 비트코인 가격은 2011년에는 32달러에서 2달러로 급락하였으며 2017년에는 3월에 1000달러를 넘어서 11월에 6000달러를 상회하였지만 그 후 3000달러로 폭락하기도 하였다. van Wijk (2013)은 ECM(Error Correction Model)을 이용해서 단기적으로 다우존스 지수가 비트코인 가격에 영향력을 갖는다는 것을 보였다. Bouri et al.(2017)은 비트코인의 실현된 변동성과 미국 내재 변동성지수(VIX) 간에 음의 상관관계가 있다는 것을 보였다. 이러한 변수들은 미국 경제와 관련되어 있기 때문에 비트코인에 투자할 때에 미국 경제의 상황을 주의할 필요가 있음을 의미한다. 선행연구들을 요약하면, 비트코인은 가격과 가격 변동성 모두 관심대상이 되며 미국 주가지수와 내재 변동성 등이 영향력을 미치는 것을 알 수 있다.

본 연구는 비트코인에 초점을 맞추어 구글 트렌드가 암호화폐의 가격과 변동성에 대해 인과관계를 갖는지 여부를 분석한다. 본 연구의 실증분석에서 암호화폐 가격은 로그차분되어 사용되므로 실질적으로는 암호화폐의 수익률과 그 변동성을 분석하게 된다. 분석방법으로는

2) 사이트 주소는 trends.google.com임.

3) 구글 트렌드의 다양한 응용사례는 Jun et al.(2018)을 참조.

평균 혹은 1차 적률에 대해 제시된 그랜저 인과검정(Granger, 1969, 1980)을 2차 이상의 적률로 확장한 비모수 검정방법(Nishiyama et al., 2011)을 모수적으로 해석하여 사용한다. 그랜저 인과검정은 결과변수에 대한 원인변수의 예측력 정보 유무를 기반으로 하기 때문에, 만약 인과관계가 존재하면 암호화폐의 수익률과 변동성 등을 예측할 때 구글 트렌드를 선행지표로서 이용할 수 있음을 의미하게 된다. 한편 인과검정에서 다른 관련 원인변수들을 누락하면 잘못된 검정결과의 가성인과(spurious causality)를 초래할 수 있으므로(Hsiao, 1982; Triacca, 1998) 선행연구를 참조하여 금융시장의 대표 변수로서 미국 주가지수(S&P500)와 변동성의 대표적인 지수로서 VIX(CBOE Volatility Index)를 인과검정에 포함하여 이들 변수들의 인과검정에 대한 영향력을 제어한다.

이하 본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 분석 방법을 제시하고, 3장에서는 자료와 실증분석모형 그리고 추정 결과 등 실증적 분석 결과를 설명하며, 마지막으로 4장에서는 분석 결과를 종합하고 결론을 제시한다.

## II. 분석 방법

Granger(1969, 1980)의 인과개념은 예측력에 기초한다. 3변량 시계열  $\{(x_t, y_t, w_t)\}$ 의 상황에서  $t$ 시점의  $y$ 를 예측할 때 아래 식 (1)과 같이  $x$ 의 과거 정보를 이용하는 조건부 평균 예측과 이용하지 않는 조건부 평균 예측이 서로 다르면  $x$ 가 원인이고  $y$ 가 결과인 인과관계가 존재한다(Granger, 1969).

$$E(y_t | y_{t-1}, \dots, y_1, w_{t-1}, \dots, w_1) \neq E(y_t | y_{t-1}, \dots, y_1, x_{t-1}, \dots, x_1, w_{t-1}, \dots, w_1) \quad (1)$$

단,  $w$ 는  $y$ 에 대해 인과관계를 갖는 제3의 원인변수이다. 식 (1)은  $x$ 의 과거정보가  $y$ 를 예측할 때 유용한 정보를 갖는다는 것을 의미한다. 대부분 응용연구에서는 조건부 평균함수에 대해 선형함수를 가정하고 유한한 차수의 과거 변수만을 설명변수로 고려하는 선형 회귀 분석을 채택한다. 이 경우 식 (1)의 우변은 다음과 같은 선형 회귀함수가 된다.

$$y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \beta_1 x_{t-1} + \dots + \beta_q x_{t-q} + \gamma_1 w_{t-1} + \dots + \gamma_r w_{t-r} + \epsilon_t \quad (2)$$

식 (1)의 부등식이 성립하는지 여부는 식 (2)에서  $x$ 의 과거 시차변수들이 모두 설명력을 갖지 못하는지 여부를 검정하면 된다. 즉,

$$H_o : \beta_1 = \dots = \beta_q = 0 \quad (3)$$

식 (3)의 결합 가설에 대한 증명에는 통상적인 F 검정이 사용된다.

식 (1)은 조건부 분포의 평균에 기초한 인과개념이다. 분포를 요약하는 모수에는 평균 이외에도 변동성, 왜도, 첨도 등 다양하게 있으며 이러한 모수들은 2차 이상의 적률(moment)들과 관련되어 있다. 예를 들면 변동성은 2차 적률, 왜도는 3차 적률, 첨도는 4차 적률과 각각 관련

된다. Nishiyama et al.(2011)은 이 점에 착안하여 식 (1)을 다음과 같이  $k$ 차 적률로 확장한 적률인과(causality in  $k$ th moments) 개념을 제시하였다.

$$E(y_t^k | y_{t-1}, \dots, y_1, w_{t-1}, \dots, w_1) \neq E(y_t^k | y_{t-1}, \dots, y_1, x_{t-1}, \dots, x_1, w_{t-1}, \dots, w_1) \quad (4)$$

만약 식 (4)의 부등식이 성립하면  $x$ 가 원인이고  $y$ 가 결과인  $k$ 차 적률인과가 존재하게 되는데 예를 들면  $k=2$ 는 변동성 인과를,  $k=3$ 은 왜도 인과 그리고  $k=4$ 는 첨도 인과를 각각 의미한다.

Nishiyama et al.(2011)은 식 (4)의  $k$ 차 조건부 평균함수를 비모수적으로 추정하는 비모수 검정방법을 제시하였다. 동 검정방법은 함수형태를 모수적으로 가정할 필요가 없는 장점이 있는 반면에 검정통계량의 대표본 분포를 유도할 때 분포의 적률조건에 대한 강한 가정을 해야만 하는 단점이 있다. 본 연구는 기존 인과검정에서 식 (1)의 조건부평균에 대해 식 (2)의 선형회귀함수를 적용하는 접근법을 적용하듯이 식 (4)의  $k$ 차 조건부평균에 대해서도 선형회귀함수를 가정하는 접근을 채택한다. 만약  $z_t = y_t^k$ 로 표기하고 식 (2)의  $y_t$  대신에 입력하면 다음과 같은 회귀함수식을 얻게 된다.

$$z_t = \alpha_1 z_{t-1} + \dots + \alpha_p z_{t-p} + \beta_1 x_{t-1} + \dots + \beta_q x_{t-q} + \gamma_1 w_{t-1} + \dots + \gamma_r w_{t-r} + \epsilon_t \quad (5)$$

단,  $z_t = y_t^k$ .

이 경우에 식 (4)의 부등식이 성립하는지 여부는 여전히 식 (3)의 결합 가설을 검정하면 된다. 선형회귀함수에 대해 통상적으로 이용되는 최소자승추정량의 분포는 변수가 비선형인 상황에서도 여전히 적용되므로 식 (3)의 귀무가설은 아래와 같이 기존의 F검정을 이용해서 검정할 수 있다.

$$F = \frac{(SSE_R - SSE_{UR})/q}{SSE_{UR}/\{n - (p + q + r)\}} \sim F(q, n - (p + q + r)) \quad (6)$$

여기서  $SSE_R$ 은 식 (5)에 식 (3)의 제약조건을 부과한 제약 회귀함수식을 최소자승추정으로 추정했을 때의 오차항 제곱합(sum of squared errors, SSE)이며  $SSE_{UR}$ 은 식 (5)를 최소자승추정으로 추정했을 때의 오차항 제곱합, 그리고  $n$ 은 식 (5)의 추정에 이용된 관측 자료의 크기이다.

### III. 실증 분석

#### 3.1 통계 자료

본 연구의 경험적 분석에서는 암호화폐 시장에 대한 척도로서 비트코인의 달러 가격(BTC\_USD), 금융시장의 대표 변수로서 미국 주가지수(S&P500), 변동성의 대표적인 지수로서 VIX, 그리고 암호화폐에 대한 관심 척도로서 구글에서 'price of bitcoin'을 검색어로 사용한 검색지수를 사용한다. VIX는 미국의 대표적 주가지수인 S&P500을 기초자산으로 한 옵션

들의 내재변동성(implied volatility)을 평균한 값이다. 구글 검색지수는 검색 지역과 분야를 지정할 수 있는데 본 연구에서는 전 세계와 미국을 각각 지역으로 지정하였고 분야는 전 분야와 금융을 각각 지정하였다. 다만 미국의 경우 전 분야로 할 경우 검색건수가 1보다 적음으로써 표기가 되지 않는 경우들이 있어 금융분야만을 고려하였다.

비트코인 가격의 통계자료는 2011년 9월 16일 주부터 시작해서 일별로 이용 가능한 반면에 구글 검색지수가 2013년 10월 25일 주부터 시작해서 주별로 이용 가능하다. 본 연구의 경험적 분석에는 2013년 10월 25일~2018년 4월 20일 기간의 주별 자료를 이용한다. 비트코인의 가격(BTC\_USD), 미국 주가지수(S&P500), 변동성 지수(VIX) 등은 Yahoo! finance (<https://finance.yahoo.com/>)의 자료를 이용하였으며, 구글 검색지수는 전세계/전분야(G\_WW), 전세계/금융분야(G\_WF), 미국/금융분야(G\_UF) 등으로 구분하여 각각 구글 트렌드 사이트에서 지역과 분야를 지정하여 구하였다.

### 3.2 기초 통계 분석

<표 1>은 로그 차분된 변수들의 기초 통계량을 제시하고 있다.<sup>4)</sup> 표준편차를 평균으로 나눈 변동계수 값은 구글 트렌드의 비트코인 가격에 대한 검색지수들(G\_WW, G\_WF, G\_UF)이 가장 높고, 금융 관련 변수들 중에서는 암호화폐 가격(BTC\_USD)과 미국 주가지수(S&P500)가 높으며 변동성지수(VIX)의 변동계수 값은 이보다 훨씬 작다. 이것은 암호화폐 관련 변수들이 전통적인 금융 관련 변수들보다 훨씬 높은 변동성을 갖는다는 것을 의미한다. 구글 트렌드 검색지수들(G\_WW, G\_WF, G\_UF)들을 제외한 나머지 변수들은 왜도가 0이라는 귀무가설이 기각되었고, 암호화폐 가격(BTC\_USD), 미국 주가지수(S&P500), 전세계/전분야(G\_WW) 구글트렌드의 경우는 정규분포보다 첨도가 높은 것으로 나타났으며 나머지 변수들은 정규분포와 첨도가 같다는 귀무가설이 기각되지 않는 것으로 나타났다.

<표 2>는 분석 기간 동안 로그 차분된 변수들 간의 상관계수를 보여준다. 암호화폐 가격

<표 1> 기초 통계 분석

|         | 평균   | 표준편차 | 변동계수    | 왜도         | 첨도         |
|---------|------|------|---------|------------|------------|
| BTC_USD | 0.02 | 0.16 | 10.3693 | 2.0634***  | 22.4289*** |
| S&P500  | 0.00 | 0.02 | 9.3901  | -0.8405*** | 2.1992***  |
| VIX     | 2.64 | 0.25 | 0.0951  | 0.7599***  | 0.2613     |
| G_WW    | 0.01 | 0.32 | 26.3419 | 0.1796     | 1.0768***  |
| G_WF    | 0.01 | 0.42 | 35.2573 | -0.0040    | 0.1988     |
| G_UF    | 0.01 | 0.52 | 53.3006 | -0.1134    | 1.9041     |

1) \*\*\*는 1% 수준에서의 유의성을 의미함

2) 왜도, 첨도, 정규분포에서 귀무가설의 값은 모두 0임.

4) 변동성지수(VIX)는 3.3 단위근 검정에서 정상적(stationary)인 것으로 나타나서 <표 1>에서 로그 변환만 하고 차분 변환에서 제외함.

(BTC\_USD)에 대해 대체로 모든 변수들이 낮은 상관관계를 갖고 있는 것으로 나타났다. 그러나 이들 상관관계는 동시적인 상관관계이므로 예를 들어서 2의 시차를 두었을 경우 다른 상관관계를 나타낼 수 있음에 주의할 필요가 있다. 또한 상관관계가 곧 인과관계를 의미하지 않기 때문에 인과관계에 대해서는 추가적인 분석이 필요하다.

### 3.3 단위근 검정

최소자승추정에 기반을 둔 검정통계량들의 통상적인 분포는 시계열 자료들이 정상적이라는 가정 하에서 도출되었기 때문에 단위근 검정을 통해 변수들의 정상성(stationarity) 여부를 확인할 필요가 있다. 이를 위해서 ADF

(augmented Dickey-Fuller) 검정에 의해 단위근 검정을 수행하였다. 이들 검정을 하기 위해서는 AR(autoregressive) 모형을 추정할 필요가 있으며 이때 AR 모형의 차수는 AIC에 기초하여 결정하였다. 또한 AR모형에 절편과 시간추세의 포함 여부가 검정통계량의 분포에 영향을 미치므로 이들 항목의 포함 여부를 고려하는 다양한 경우에 대해 검정통계량 값을 계산하고 검정을 하였다.

경제변수를 로그 변환을 하면 비정규성 정도가 감소하고 분산 비정상성(nonstationarity in variance)을 줄일 수 있는 장점 때문에 경제 변수를 모형화 할 때 자주 사용된다. 본 연구에서도 시계열자료를 로그 변환하여 분석하며 로그 변환된 시계열자료를 이용한 검정 결과는 <표 3>에 제시되어 있다.

<표 2> 상관 분석

|         | BTC_USD | S&P500  | VIX     | G_WW   | G_WF   | G_UF   |
|---------|---------|---------|---------|--------|--------|--------|
| BTC_USD | 1.0000  |         |         |        |        |        |
| S&P500  | 0.0847  | 1.0000  |         |        |        |        |
| VIX     | -0.1352 | -0.4260 | 1.0000  |        |        |        |
| G_WW    | 0.1271  | -0.0623 | -0.0461 | 1.0000 |        |        |
| G_WF    | 0.1043  | -0.0813 | -0.0379 | 0.4080 | 1.0000 |        |
| G_UF    | 0.0263  | -0.0597 | -0.0474 | 0.1939 | 0.3718 | 1.0000 |

<표 3> 단위근 검정

|         | ADF       |            |            |
|---------|-----------|------------|------------|
|         | 절편, 추세 없음 | 절편         | 절편+추세      |
| BTC_USD | 1.2803    | 0.5793     | -1.7422    |
| S&P500  | 1.7933    | -0.9457    | -2.7291    |
| VIX     | -0.0691   | -5.5882*** | -5.6906*** |
| G_WW    | -0.2982   | -0.7939    | -2.3400    |
| G_WF    | -0.3901   | -0.9902    | -2.4658    |
| G_UF    | 0.0768    | -0.6472    | -1.9337    |

\*와 \*\*\*는 각각 10%, 1% 수준에서의 유의성을 의미함

ADF 검정을 적용한 결과, 대체로 모든 변수들에서 단위근 존재의 귀무가설이 기각되지 않아서 단위근이 존재하는 것으로 나타났다. 단지 변동성지수(VIX)의 경우 절편이 있는 경우와 절편 및 추세가 있는 경우의 ADF 검정에서 1% 유의수준에서 귀무가설이 기각되고 있다. 따라서 향후 분석에서 모든 변수들은 로그 변환을 거치고 변동성지수를 제외한 나머지 모든 관련 변수들은 1차 차분되어 분석된다. 그리고 비트코인가격(BTC\_USD)과 미국 주가지수(S&P 500)는 비트코인 수익률과 주가지수 수익률로 각각 표현되는데 표기의 간편성을 위해 변수 표현에서 로그 변환의 표현은 생략하기로 한다.

### 3.4 1차 적률 인과검정

<표 4>는 먼저 2변량 상황에서 비트코인 수

익률(BTC\_USD)에 대해 분석에서 고려되는 각 변수가 원인인 인과관계를 검정한 결과를 보여 준다.<sup>5)</sup> 주가지수 수익률(S&P500)과 변동성지수(VIX)는 비트코인 수익률에 대해서는 원인으로서의 인과관계를 갖지 않는 것으로 나타났다. 한편 구글 트렌드의 비트코인 검색지수 차분들(G\_WW, G\_WF, G\_UF)은 모두 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 원인으로서의 인과관계를 갖는 것으로 나타났다.

인과검정에서 다른 원인변수들을 누락하면 잘못된 검정 결과가 나올 수 있으므로(Triacca, 1998) 다른 변수들의 영향력을 제어해도 2변량 상황에서의와 같은 비트코인에 대한 구글 트렌드 검색지수들의 인과관계가 여전히 유지되는지를 분석할 필요가 있다. <표 5>는 주가지수 수익률(S&P500), 변동성지수(VIX)를 식 (2)의  $w$  변수에 대입하여 회귀분석에서 이들 변수들

<표 4> 2변량 상황에서의 1차 적률 인과검정

| 원인변수   | 결과변수    | F검정통계량   | 인과관계 존재 |
|--------|---------|----------|---------|
| S&P500 | BTC_USD | 1.4990   | X       |
| VIX    | BTC_USD | 1.3001   | X       |
| G_WW   | BTC_USD | 3.0462** | O       |
| G_WF   | BTC_USD | 3.7008** | O       |
| G_UF   | BTC_USD | 2.6291** | O       |

\*, \*\*, \*\*\*는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서의 유의성을 의미함

<표 5> 제어 후 1차 적률 인과검정

| 원인변수 | 결과변수    | F검정통계량    | 인과관계 존재 |
|------|---------|-----------|---------|
| G_WW | BTC_USD | 4.5856**  | O       |
| G_WF | BTC_USD | 5.3742*** | O       |
| G_UF | BTC_USD | 1.0850    | X       |

\*, \*\*, \*\*\*는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서의 유의성을 의미함

5) 인과검정을 위해 추정되어야 하는 식(2)와 식(5)에서 시차변수 차수는 AIC에 의해 결정되었음.

의 영향력을 제어한 다음에, 구글 트렌드 검색 지수들의 인과관계를 검정한 결과를 보여준다. 전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 2변량 상황에서와 같이 여전히 인과관계를 갖는 것으로 나타났다. 반면에 미국/금융분야 구글 트렌드 지수 차분(G\_UF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해서 인과관계를 갖지 않는 것으로 나타났다. 이러한 분석 결과는 2변량 상황에서 인과검정을 하는 위험성을 보여준다.

1차 적률 인과검정 결과를 요약하면, 다른 관련 변수들의 영향력을 제어했을 때 전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수차분(G\_WF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 인과관계를 갖지만 미국/금융분야 구글 트렌드 지수 차분(G\_UF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해서 인과관계를 갖지 않는다. Granger (1969)의 인과관계는 예측에 기초한 개념이므로 예측의 관점에서 보면 비트코인 수익률(BTC\_USD)을 예측할 때 전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WF)을 선

행지표로 활용하면 예측을 향상시킬 수 있는 것으로 요약된다.

### 3.5 2차 적률 인과검정

2차 적률은 변동성과 관련된 모수이므로  $k=2$ 에 대한 식 (4), (5), (6)의 분석 결과는 비트코인 시장의 변동성에 대한 인과분석 결과로서 해석될 수 있다. <표 6>은 먼저 2변량 상황에서 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 분석에서 고려되는 각 변수와의 2차 적률 인과관계를 검정한 결과를 보여준다.

가지수 수익률(S&P500)과 변동성지수(VIX)는 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 2차 적률 인과관계를 갖지 않는 것으로 나타났다. 한편 구글 트렌드의 비트코인 검색지수들 차분(G\_WW, G\_WF, G\_UF)은 모두 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 2차 적률 인과관계를 갖는 것으로 나타나서 2변량 상황에서 1차 적률과 2차 적률의 인과관계 패턴이 동일한 것으로 분석되었다.

다음으로 <표 7>은 주가지수 수익률(S&P500)과 변동성지수(VIX)를 식 (5)의  $w$  변수에 대입하여 회귀분석에서 이들 변수들의 영향력을 제어한 다음에 구글 트렌드 검색지수 차분

<표 6> 2변량 상황에서의 2차 적률 인과검정

| 원인변수   | 결과변수    | F검정통계량    | 인과관계 존재 |
|--------|---------|-----------|---------|
| S&P500 | BTC_USD | 1.1546    | X       |
| VIX    | BTC_USD | 2.3045    | X       |
| G_WW   | BTC_USD | 3.3383**  | O       |
| G_WF   | BTC_USD | 5.2260*** | O       |
| G_UF   | BTC_USD | 2.7688**  | O       |

\*, \*\*, \*\*\*는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서의 유의성을 의미함



<표 7> 제어 후 2차 적률 인과검정

| 원인변수 | 결과변수    | F검정통계량    | 인과관계 존재 |
|------|---------|-----------|---------|
| G_WW | BTC_USD | 5.0489*** | O       |
| G_WF | BTC_USD | 5.6457*** | O       |
| G_UF | BTC_USD | 0.9487    | X       |

\*, \*\*, \*\*\*는 각각 10%, 5%, 1% 수준에서의 유의성을 의미함

들의 2차 적률 인과관계를 검정한 결과를 보여 준다. 전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 2차 적률 인과관계를 갖는 것으로 나타났다. 반면에 미국/금융분야 구글 트렌드 지수 차분(G\_UF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해서 2차 적률 인과관계를 갖지 않는 것으로 나타났다.

2차 적률 인과검정 결과를 요약하면, 다른 관련 변수들의 영향력을 제어했을 때 전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 2차 적률 인과관계를 갖는다. 예측의 관점에서 보면 비트코인 수익률(BTC\_USD) 변동성을 예측할 때 전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WF)을 선행지표로 활용하면 예측력을 향상시킬 수 있는 것으로 요약된다.

#### IV. 결론

본 연구는 암호화폐 시장가치 총액 중 점유율이 제일 높은 비트코인의 달러 가격을 중심

으로 구글 트렌드로 측정된 인터넷 관심 정도가 암호화폐 수익률과 수익률 변동성에 대해 인과관계를 갖는지를 분석하였다. 구글 트렌드를 사용할 때 결정해야 하는 지역에 대해 전 세계와 미국을 각각 고려하였고, 카테고리에 대해서는 전분야와 금융분야를 각각 고려하였다. 먼저 원인변수와 결과변수만을 고려하는 2변량 인과검정을 수행하고 다음으로 가성인과(spurious causality)의 가능성을 피하기 위해서 선행연구에서 암호화폐의 결정요인으로 거론된 미국 주가지수 수익률(S&P500)과 내재적 변동성(VIX)의 인과 영향력을 제어하는 인과검정을 추가로 수행하였다. 인과검정 방법으로는 Nishiyama et al.(2011)이 비모수적으로 제시한 적률인과 개념을 모수적으로 해석한 방법을 사용하였고 1차 적률과 2차 적률의 인과검정을 분석하였다.

분석 결과, 1차 적률 인과검정과 2차 적률 인과검정 모두에서 (1)전세계/전분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WW)과 전세계/금융분야 구글 트렌드 검색지수 차분(G\_WF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 원인으로 인과관계를 가지며, (2)미국/금융분야 구글 트렌드 지수 차분(G\_UF)은 비트코인 수익률(BTC\_USD)에 대해 원인으로 인과관계를 갖지 않는 것으로 나타났다.

그랜저 인과검정은 결과변수의 예측에서 원 인변수의 과거 정보를 이용할 때 예측력이 향상되는지 여부에 따라 인과관계 여부를 판단하므로, 그랜저 인과관계의 존재는 결과변수의 예측에 원인변수를 선행지표로 사용하면 예측력이 향상될 수 있음을 의미한다. 이러한 관점에서 본 연구의 분석 결과는 암호화폐의 수익률과 변동성을 예측할 때 선행지표로서 인터넷 검색 수준의 유용함을 보여주며, 암호화폐 수익률에 대한 VAR, GARCH 모형 등을 구축할 때 로그 차분된 인터넷 검색 수준을 포함할 것을 제시한다. 또한 더 나아가 인터넷 검색을 이용한 암호화폐의 수익률과 그 변동성에 대한 다양한 예측모형 개발이 흥미로운 연구 주제가 될 수 있는데 예컨대 Chen et al.(2010, 2015)와 같이 기계학습에 기반을 둔 변수의 수준이나 변동성의 예측 방법을 암호화폐에 적용하는 것을 향후 연구 주제로 고려할 수 있다. 다만 구글 트렌드를 이용할 때 이용자가 설정해야 하는 지역과 카테고리에 따라 인과관계의 여부와 정도가 다른 것으로 나타나서 본 연구에서 고려한 전세계와 미국, 그리고 전분야와 금융분야 이외에 다른 지역과 카테고리에 대해서도 분석할 필요가 있다. 또한 본 연구에서는 구글검색 엔진에 기초한 구글 트렌드를 인터넷 검색 관심의 척도로 사용하였지만, 구글 이외에도 많은 검색엔진이 존재하고 사람들이 관심을 시현하는 SNS 수단 역시 많으므로 이들에 대한 확장된 연구도 향후 흥미로운 연구 주제로 판단된다.

## 참고문헌

- 유주현, 강주영, 박상언, “주요 가상화폐 시장간 수익률 및 변동성 전이효과에 관한 연구,” 『정보시스템연구』, 27권 3호 2018, pp. 43 - 62.
- Baek, C. and Elbeck, M., “Bitcoins as an investment or speculative vehicle? A first look,” *Applied Economics Letters*, Vol. 22, No. 1, 2015, pp. 30 - 34.
- Bohme, R., Christin, N., Edelman, B., and Moore, M., “Bitcoin: Economics, technology and governance,” *Journal of Economics Perspectives*, Vol. 29, No. 2, 2015, pp. 213 - 238 .
- Bouri, E., Azzi, G., and Dyrberg, A., “On the return-volatility relationship in the Bitcoin market around the price crash of 2013,” *Economics*, Vol. 11, No. 2, 2017, pp. 1 - 16.
- Boyle, J., Sparks, R., Keijzers, G., Crilly, J., Lind, J., and Ryan, L., “Prediction and surveillance of influenza epidemics,” *Medical Journal of Australia*, Vol. 194, No. S4, 2011, pp. 28-33
- Cheah, E. and Fry, J., “Speculative bubbles in Bitcoin markets? An empirical investigation into the fundamental value of Bitcoin,” *Economics Letters*, Vol. 130, 2015, pp. 32 - 36.
- Chen, S., Haerdle, W., and Jeong, K., “Forecasting volatility with support vector machine-based GARCH Model,”

- Journal of Forecasting*, Vol. 29, 2010, pp. 406-433.
- Chen, S., Jeong, K., and Haerdle, W., “Recurrent support vector regression for a non-linear ARMA model with applications to forecasting financial returns,” *Computational Statistics*, Vol. 30, No. 3, 2015, pp. 821-843.
- Choi, H. and Varian, H., “Predicting the present with google trends,” *Economic Record*, Vol. 88, No. 1, 2012, pp. 2-9.
- Diebold, F. and Yilmaz, K., “Better to give than to receive: Predictive directional measurement of volatility spillovers,” *International Journal of Forecasting*, Vol. 28, 2012, pp. 57-66.
- Dyhrberg, A., “Bitcoin, gold and the dollar – A GARCH volatility analysis,” *Finance Research Letters*, Vol. 16, 2016, pp. 85-92.
- Ginsberg, J., Mohebbi, M., Patel, R., Brammer, L., Smolinski, M., and Brilliant, L., “Detecting influenza epidemics using search engine query data,” *Nature*, Vol. 457, 2008, pp. 1012 - 1014.
- Glaser, F., Zimmermann, K., Haferkorn, M., Weber, M., and Siering, M., “Bitcoin-Asset or Currency? Revealing Users' Hidden Intentions,” 22th European Conference on Information Systems, 2014, Tel Aviv.
- Granger, C., “Investigating causal relations by econometric models and cross-spectral methods,” *Econometrica*, Vol. 37, 1969, pp. 424 - 438.
- \_\_\_\_\_, “Testing for causality: A personal viewpoint,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 2, 1980, pp. 329 - 352.
- Grinberg, R., “Bitcoin: An innovative alternative digital currency,” *Hastings Science & Technology Law Journal*, Vol. 4, 2011, p. 160.
- Hanley, B., “The False Premises and Promises of Bitcoin,” arXiv:1312.2048, 2013.
- Hsiao, C., “Autoregressive modeling and causal ordering of economic variables,” *Journal of Economic Dynamics and Control*, Vol. 4, 1982, pp. 243-259.
- Jun, S., Yoo, H., and Choi, S., “Ten years of research change using Google Trends: From the perspective of big data utilizations and applications,” *Technological Forecasting & Social Change*, Vol. 130, 2018, pp. 69-87.
- Katsiampa, P., “Volatility estimation for Bitcoin: A comparison of GARCH models,” *Economics Letters*, Vol. 158, 2017, pp. 3-6.
- Naccarato, A., Falorsi, S., Loriga, S., and Pierini, A., “Combining official and Google Trends data to forecast the Italian youth unemployment rate,” *Technological Forecasting and Social Change*, Vol. 130(C), 2018, pp. 114-122.

- Nishiyama, Y., Hitomi, K., Kawasaki, Y., and Jeong, K., "A consistent nonparametric test for nonlinear causality: Specification in time series regression," *Journal of Econometrics*, Vol. 165, 2011, pp. 112-127.
- Nuti, S., Wayda, B., Ranasinghe, I., Wang, S., Dreyer, R., Chen S., and Murugiah, K., "The Use of Google Trends in Health Care Research: A Systematic Review," *PLoS ONE*, Vol. 9, No. 10, 2014.
- Osuka, H., Hall, A., Wikswow, M., Baker, J., and Lopman, B., "Temporal Relationship Between Healthcare-Associated and Nonhealthcare-Associated Norovirus Outbreaks and Google Trends Data in the United States," *Infection Control & Hospital Epidemiology*, Vol. 39, No. 3, 2018, pp. 355-358.
- Preis, T., Moat, H., and Stanley, H., "Quantifying trading behavior in financial markets using google trends," *Scientific Reports*, Vol. 3, 2013, pp. 1-6.
- Triacca, U., "Non-causality: the role of the omitted variables," *Economics Letters*, Vol. 60, 1998, pp. 317-320.
- van Wijk, D., "What can be expected from the Bitcoin?," *Ph.D. dissertation*, School of Economics, Erasmus University Rotterdam, Netherlands, 2013.
- Vosen, S. and Schmidt, T., "Forecasting private consumption: Survey based indicators vs. Google trends," *Journal of Forecasting*, Vol. 30, No. 6, 2011, pp. 565-578.
- Woo, D., Gordon, I., and Iarov, V., "Bitcoin: A First Assessment. FX and Rates," Global Bank of America, Merrill Lynch, 2013.
- Yermack, D., "Is Bitcoin A Real Currency? An Economic Appraisal," *Handbook of Digital Currency*, Chapter 2, 2015, pp. 31-43.
- Yu, L., Zhao, Y., Tang, L., and Yang, Z., "Online big data-driven oil consumption forecasting with Google trends," *International Journal of Forecasting*, in press, 2019.

#### 정 기 호 (Jeong, Ki-Ho)



경북대학교 경제통상학부 교수로 재직 중이다. University of Wisconsin at Madison에서 경제학 박사학위를 받았으며, 전공은 계량경제학이다. 연구 관심분야는 비시장재 가치평가, 비모수인과 검정, 인공지능 기반 예측 등이다.

#### 하 성 호 (Ha, Sung Ho)



한국과학기술원에서 박사학위를 취득하고 경북대학교 경영학부에 재직 중이다. 국내외 학술지의 편집위원을 역임하였으며, 데이터마이닝, 기계학습, 지능정보시스템에 대한 연구를 진행 중이다.

<Abstract>

## **Tests for Causality from Internet Search to Return and Volatility of Cryptocurrency: Evidence from Causality in Moments**

Jeong, Ki-Ho · Ha, Sung Ho

### **Purpose**

This study analyzes whether Internet search of cryptocurrency has a causal relationship to return and volatility of cryptocurrency.

### **Design/methodology/approach**

Google Trend was used as a measure of the level of Internet search, and the parametric tests of Granger causality in the 1st moment and the 2nd moment were adopted as the analysis method. We used Bitcoin's dollar-based price, which is the No. 1 market value among cryptocurrency.

### **Findings**

The results showed that the Internet search measured by Google Trends has a causal relationship to cryptocurrency in both average and volatility, while there is a difference in causality and its degree according to the search area and category that Google Trend user should set. Because the Granger causality is based on the improvement of prediction, the analysis results of this study indicate that Internet search can be used as a leading indicator in predicting return and volatility of cryptocurrency.

**Keywords:** Google Trend, Bitcoin, Cryptocurrency, Internet Search, Causality in Moments

\* 이 논문은 2020년 2월 25일 접수, 2020년 3월 9일 1차 심사, 2020년 3월 25일 2차 심사, 2020년 3월 27일 게재 확정되었습니다.