

가상자산의 가격 형성 요인: 감성 분석을 중심으로*

신정순** · 최서연*** · 한영아**** · 최한나***** · 임예진*****

〈요 약〉

본 연구는 2019년 1월 1일~2021년 12월 31일 가상자산의 거래에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 분석을 위해 비정형데이터인 뉴스 및 기사에서 가상자산과 관련된 자료를 수집하고, KNU 사전을 바탕으로 해당 자료에 나타난 감성을 추정하였다. 그리고 자기회귀모형과 패널회귀모형을 적용하여 가상자산 거래에 영향을 주는 요인을 분석하였다. 본 연구의 주요 발견은 다음과 같다. 첫째, 가격 상승기가 시작되는 시점에 뉴스 및 기사의 빈도수가 증가하는 경향이 있다. 둘째, 본 연구의 분석 기간의 가상자산에 대한 감성은 대체로 긍정 감성으로 나타난다. 하지만, 상승기 및 하락기의 긍정 및 부정 감성에 명확한 차이는 확인할 수 없다. 셋째, 변동성의 비대칭성과 레버리지 현상이 나타난다. 넷째, 부정 감성과 뉴스 빈도수는 가격변화에 시차를 두고 영향력이 있지만, 거래량의 변화에는 즉각적인 영향력 및 그 영향력의 지속성을 발견하였다. 반면, 투자 심리를 자극하는 요인인 부정 감성과 뉴스빈도가 가격과 거래량 변화에 미치는 영향은 통계적으로 유의미하나, 방향성은 일관되지 않는다. 이와 같은 투자자의 감성이 가상자산의 거래에 미치는 영향력 및 통계적으로 유의미한 비일관적인 영향력의 발견은 본 연구의 차별적인 결과이다. 한편, 가상자산의 가격 및 거래량 변동성은 가상자산의 거래 현황 및 특성이 반영된, 시장의 이상 반응(anomaly)이라 판단한다. 따라서, 가상자산의 거래에 있어서 투자자의 주의 및 금융 당국의 적절한 역할이 요구된다.

주제어 : 가격 변동성, 가격 형성, 가상자산, 감성 분석, 이상 반응, 행태 재무

논문접수일 : 2021년 10월 26일 논문게재확정일 : 2021년 11월 05일

* 본 논문은 신정순, 최서연이 2021년 10월에 투고한 초본을 한영아, 최한나, 임예진이 공동연구자로 참여하여 마무리한 추모논문입니다. 지도교수님 생전의 가르침에 감사드리며 고인께서 평안히 잠드시기를 기도합니다. 끝으로 본 논문의 게재를 독려해주신 편집위원장님께 깊은 감사를 드립니다.

** 제1저자, 이화여자대학교 경영대학 경영학과 재무전공 교수, E-mail: shinjs@ewha.ac.kr

*** 교신저자, 이화여자대학교 경영대학 경영학과 재무전공 박사, E-mail: anchoi@ewhain.net

**** 공동저자, 이화여자대학교 경영대학 경영학과 재무전공 박사 수료, E-mail: youngah.han@daum.net

***** 공동저자, 이화여자대학교 경영대학 경영학과 재무전공 박사 수료, E-mail: han@donga.com

***** 공동저자, 이화여자대학교 경영대학 경영학과 재무전공 박사, E-mail: yjlim@kcomwel.or.kr

I. 서 론

비트코인은 2017년 11월 미국 시카고 선물 거래소에서 선물 거래를 시작으로 자산으로 인식되었고, 2018년 10월 비로소 가상자산으로 분류되기 시작하였다. 이후 한국에서는 2020년 3월 특정금융정보법을 개정하여 가상화폐를 가상자산으로 정의하여 자산으로써 법적인 지위를 인정하였다(Choi and Shin, 2019; Lee, 2021). 한편, 대표적인 가상자산인 비트코인은 2020년 10월 초부터 2021년 5월 초까지 급격한 가격 상승이 나타나 가상자산에 대한 논쟁은 재점화되었다. 가상화폐를 17세기의 튜립 버블 혹은 18세기의 남해 버블에 비유하며 투기적 성격의 거래를 우려하는 목소리가 높아졌고, 정·재계의 주요 인사들의 가상자산에 대한 언급은 가상자산의 변동성 확대를 촉발하는 계기가 되기도 하였다.

관련된 논쟁은 관심을 유발하게 되고, 매체는 투자자의 심리를 자극하게 된다. 투자자의 심리가 자산 거래 시에 중요한 역할을 한다는 발견은 다수의 연구에서 증명되었다(Yu and Yuan, 2011; Stambaugh et al., 2012, 2014; Karalevicius et al., 2018; Lee et al., 2019). 특히 비트코인 가격은 경제적 변수보다는 심리적 요인에 강한 영향을 받는다(Lee et al., 2019). 그리고 대중매체는 비트코인의 단기 가격을 예측하기 위한 좋은 수단인 동시에 투자자를 자극하여 비트코인의 가격 변동성을 확대시키는 역할을 한다(Karalevicius et al., 2018). 또, 뉴스 및 소셜네트워크의 감성이 주식 및 가상자산 가격 예측에 미치는 영향력을 발견한 연구도 다수 진행되었다(Deng et al., 2011; Bing et al., 2014; Cakra and Trisedya, 2015; Huang et al., 2015; Abraham et al., 2018). 이상의 기존 연구를 종합해 볼 때, 가상자산의 가격 및 가격 변동성에는 기존에 알려진 자산의 내재가치 혹은 대내외적 미·거시 변수가 아닌, 뉴스 및 심리적 요인 등이 주요 변수로 작용할 것을 예상할 수 있다.

이에, 본 연구는 가상자산에 관한 비정형데이터를 분석하여 가상자산의 거래에 영향을 미치는 요인을 분석하고자 한다. 가상자산의 가격은 FnGuide에서 제공하는 비트코인과 이더리움의 가격을, 비정형데이터는 bigkinds.or.kr에서 제공하는 뉴스(5개 방송사: KBS, MBC, OBS, SBS, YTN) 및 기사(19개 신문사: 중앙지, 경제지)를 이용하였다. 우선, Bigkinds를 통해 가상자산과 관련된 자료를 수집하고 KNU 사전을 바탕으로 감성 분석하고 부정 감성을 추정하였다. 그리고 추정된 부정 감성이 가상자산의 가격에 미치는 영향력을 확인하였다. 부정 감성을 이용하는 것은 기존 연구에서 가상자산의 변동성 피드백 현상을 확인하였기 때문이다(Choi and Shin, 2019). 즉, 긍정 감성보다는 부정 감성에 더 강한 반응이

나타나므로 부정 감성을 활용하는 것이 투자 심리의 영향력을 확인하는데 유용할 것으로 판단하였다. 분석 기간은 가상자산이라는 용어가 사용된 이후인 2019년 1월 1일~2021년 12월 31일으로 설정하였다. 해당 기간을 비트코인 가격을 기준으로 급등기를 1차 급등기(2020년 10월 10일~2021년 4월 18일), 2차 급등기(2021년 8월 5일~2021년 11월 9일)로, 하락기를 1차 하락기(2021년 4월 19일~2021년 7월 21일), 2차 하락기(2021년 11월 19일~2021년 12월 31일)로 구분하였다. 그리고 모형에 더미 변수로 활용하였다. 이외에 회귀분석 모형에 실물경제변수 추가하여 가상자산의 가격에 미치는 영향력을 확인하기 위해 통제변수로 활용하였다. 본 연구는 다음과 같은 발견을 하였다. 첫째, 가상자산의 가격 상승기에 가상자산에 관한 뉴스 및 기사의 빈도수가 증가하는 경향이 있다. 또, 하락기에는 관련 뉴스 및 기사의 빈도수가 대체로 줄어든다. 둘째, 본 연구의 분석 기간의 가상자산에 대한 감성은 대체로 긍정 감성으로 나타난다. 하지만, 상승기 및 하락기의 감성에 명확한 차이가 확인되지는 않는다. 셋째, 충격에 비대칭적인 반응과 레버리지 현상이 나타난다. 이와 같은 현상은, 기존 연구에서도 증명된 바 있다(Black, 1976; French et al., 1987; Nelson, 1990; Choi and Shin, 2019). 넷째, 부정 감성과 뉴스 빈도수는 가격변화에 시차를 두고 영향력이 있지만(Copeland and Friedman, 1987; Jennings et al., 1981; Smirlock and Starks, 1985; Darrat et al., 2003), 거래량의 변화에는 즉각적인 영향력 및 그 영향력의 지속성이 확인되었다(Choi and Shin, 2019). 한편, 가격과 거래량 변화에 미치는 영향력은 통계적으로 유의미하나, 그 방향성은 일관적이지 않다.

현재 재무분야에서 비정형데이터 분석은 기업의 비재무적 정보를 분석하는데, 주로 사용하고 있으며, 비정형데이터의 활용은 자산의 가격 예측 및 기업과 개인의 신용평가 등으로 확대되고 있다(Carroll et al., 2014; Clarkson et al., 2020). 따라서, 본 연구는 비정형데이터가 가상자산의 가격에 미치는 영향력을 분석하여 가상자산의 거래 예측에 활용하고, 시장의 안정과 합리적인 투자 활동에 공헌하고자 한다. 본 연구결과, 투자 심리를 자극하는 요인이 가상자산 거래에 미치는 유의미한 영향력을 발견하였고, 영향력의 지속성을 평가하여 기존 연구에서 증명된 가설인 연속적 정보 도착 가설과 혼합분포가설을 확인하였다. 이상의 연구결과를 바탕으로 본 연구는 가상자산 거래의 주의점과 시사점을 도출하여 기존 문헌과 차별성을 두었다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 서론에 이어 제Ⅱ장에서는 분석 자료 및 분석 모형을 기술하고, 제Ⅲ장에서는 회귀분석 결과를 제시한다. 그리고 제Ⅳ장에서 결론 및 시사점으로 마무리한다.

II. 분석 자료 및 모형

1. 분석 자료

1) 자료 수집 및 추정

본 연구는 분석 기간을 2019년 1월 1일~2021년 12월 31일로 설정하였다. 해당 기간을 비트코인 가격을 기준으로 급등기를 1차 급등기(2020년 10월 10일~2021년 4월 18일), 2차 급등기(2021년 8월 5일~2021년 11월 9일)로, 하락기를 1차 하락기(2021년 4월 19일~2021년 7월 21일), 2차 하락기(2021년 11월 19일~2021년 12월 31일)로 구분하고 각각 더미 변수로 생성하여 모형에 적용하였다. 이더리움과 비트코인의 가격 추이가 일치하지는 않으나, 비트코인의 가격 급등기(하락기)에 이더리움의 가격도 대체로 상승(하락)하는 경향이 나타났다. 가상자산의 가격은 DataGuide에서 제공하는 비트코인과 이더리움의 종가와 거래량을 사용하였고, 거래량은 거래대금 기준이다. 분석 모형에 사용한 통제변수들은 DataGuide에서 다운로드하였으며, 거래가 없는 날의 값은 전일의 값으로 대체하였다. 감성 분석을 위한 자료는 bigkinds.or.kr에서 제공하는 뉴스(5개 방송사: KBS, MBC, OBS, SBS, YTN) 및 기사(19개 신문사: 중앙지, 경제지)를 활용하였다. 해당 언론에서 비트코인 및 이더리움, 그리고 관련 단어(가상화폐, 암호화폐, 가상자산)로 검색되는 뉴스 및 기사를 수집하였고, KNU 한국어 감성 사전을 이용하여 감성 분석하였다. 감성 분석은 단어별 부정, 중립, 그리고 긍정 감정을 -2~2로 점수화한 후, 문장별로 감정 점수를 산출하였다. 그리고 각 문장의 감성을 합산하여 날짜별 부정 감성을 추정하였다. 이때, 추정된 부정 감성은 -1~1의 값을 가지게 된다. 추정 방법은 다음과 같으며, Berger et al.(2020)의 Bank Sentiment 추정 방법을 참고하여 부정 감성의 추정 방법을 구축하였다.

Negative Sentiment

$$= \frac{Negative\ score + Positive\ score}{Total\ Sentiment\ score(=|Negative\ score| + |Positive\ score|)}$$

2) 자료의 특성

우선, <표 2>의 Panel A와 Panel B를 살펴보면, 가격 수익률의 평균은 이더리움이 더 높고, 거래량 변화율의 평균은 비트코인이 더 높다. 즉, 수익성은 이더리움이 더 좋고, 거래량은 비트코인이 더 많다. 반면, 부정 감성과 뉴스 및 기사의 빈도수 평균은 이더리움이 더 높아서

이들 변수는 수익률이 아닌 거래량 변화에 영향을 미칠 것으로 예상된다. 그리고, [그림 1]을 통해 가격 상승기에 대체로 뉴스 및 기사의 빈도수가 높다는 것을 알 수 있다. 마지막으로 분석 기간의 감성은 대체로 긍정적인 것으로 확인된다([그림 3], [그림 4]).

<표 1> 변수

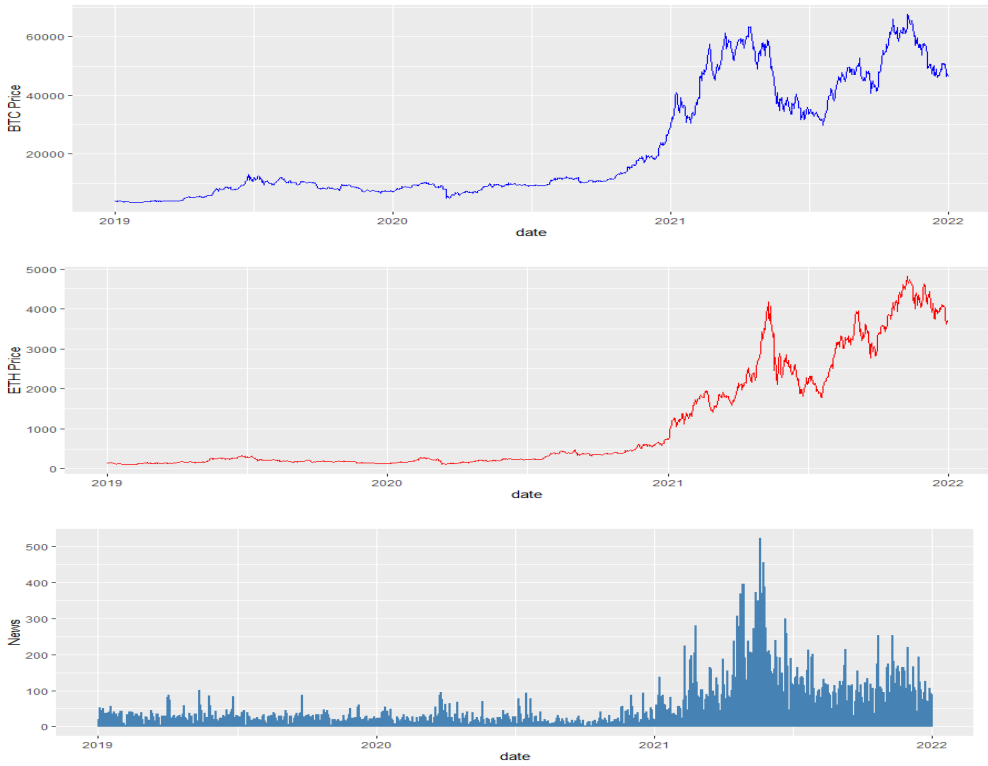
본 표에 분석에 사용되는 변수들을 제시하였다. 종속변수는 비트코인과 이더리움 각각의 가격변화율과 거래량 변화율을 사용하였고, 독립변수는 부정 감성, 뉴스 빈도수, 그리고 실물경제변수들을 사용하였다. 구체적으로 부정 감성은 bigkinds.or.kr에서 제공하는 5개 방송사(KBS, MBC, OBS, SBS, YTN) 및 19개 신문사(중앙지, 경제지)에서 비트코인 및 이더리움, 가상화폐, 암호화폐, 가상자산이 포함된 뉴스 및 기사를 수집하여 KNU 한국어 감성 사전을 이용하여 단어별 부정, 중립, 그리고 긍정 감정을 -2~2로 점수화한 후, 문장별로 감정 점수를 산출하였다. 그리고 일자별로 문장을 구분하여 일별 부정 감성을 추정하였다. 이때, 부정 감성은 -1~1의 값으로 나타난다.

변수	변수 설명	출처
Panel A: 종속변수		
비트코인 및 이더리움 가격 변화율(%)	비트코인 및 이더리움 종가의 일별 변화율	DataGuide
비트코인 및 이더리움 거래량 변화율(%)	비트코인 및 이더리움 일별 거래대금의 변화율	
Panel B: 독립변수 및 통제변수		
Negative Sentiment	$\frac{Negative\ score + Positive\ score}{Total\ Sentiment\ Score}$	저자 추정
News	가상자산, 가상화폐, 암호화폐 비트코인, 이더리움 등으로 검색되는 일별 뉴스의 빈도수	BigKinds
KOSPI(%)	KOSPI 일별 수익률	DataGuide
KOSDAQ(%)	KOSDAQ 일별 수익률	
NASDAQ(%)	NASDAQ 일별 수익률	
NYSE(%)	NYSE 일별 수익률	
Unemployment Rate	구직기간 4주 기준 실업률	
Call Interest Rate	1일물 콜금리	
Treasury Notes(%)	미국 국채 금리(1년)	
TreasuryBonds(%)	미국 국채 금리(10년)	
FnGuide Financial Sress Index	FnGuide의 금융 스트레스 지수	

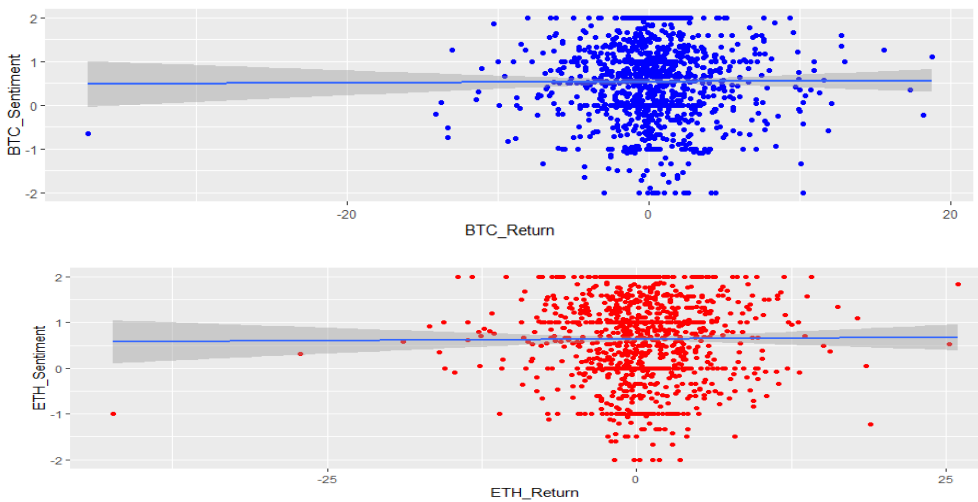
<표 2> Statistics

본 표는 변수들의 요약 통계량을 제시하였다. 2019년 1월 1일 ~ 2021년 12월 31일의 자료이다. Negative Sentiment[1]는 비트코인 및 이더리움 각각의 부정 감성이고, Negative Sentiment[2]는 비트코인과 관련 단어 및 이더리움과 관련 단어 각각의 부정 감성이다. 관련 단어는 가상화폐, 가상자산, 암호화폐이다. 표본의 수가 차이가 있는 것은 가상자산의 거래일은 365일이지만, 뉴스 및 기사가 보도되는 일자는 365일이 아니기 때문이다.

Variable	N	Min	25th	Mean	50th	75	Max	Standard Deviation	Skewness	Kurtosis
Panel A: Bitcoin										
Price Return	1096	-37.1700	-1.4150	0.3041	0.1745	1.9345	18.7460	3.8541	-0.4925	13.3027
Volume Return	1095	-0.8692	-0.1119	0.0262	-0.0066	0.1237	5.4390	0.2692	8.0841	152.8869
Negative Sentiment[1]	1069	-1.0000	0.0000	0.2699	0.2941	0.7500	1.0000	0.5626	-0.4616	2.5805
Negative Sentiment[2]	1096	-2.0000	0.0000	0.5379	0.6088	1.1556	2.0000	0.8996	-0.4010	2.8707
News[1]	1069	1.0000	5.0000	20.6483	11.0000	25.0000	242.0000	28.3967	3.3216	17.3989
News[2]	1096	0.0000	10.0000	43.7801	21.0000	56.0000	428.0000	56.8260	2.6174	11.8383
Panel B: Ethereum										
Price Return	1096	-42.3460	-1.8485	0.4235	0.2605	2.9050	25.9490	4.9208	-0.4909	11.0280
Volume Return	1096	-0.9389	-0.1168	0.0214	-0.0046	0.1127	1.2897	0.2191	1.3760	7.7003
Negative Sentiment[1]	958	-1.0000	0.0000	0.4180	0.5455	1.0000	1.0000	0.6159	-0.7361	2.5457
Negative Sentiment[2]	1096	-2.0000	0.0000	0.6401	0.7656	1.3333	2.0000	0.9086	-0.3834	2.5250
News[1]	958	1.0000	2.0000	8.1837	6.0000	10.0000	95.0000	9.3866	3.4854	20.7940
News[2]	1096	0.0000	7.0000	30.7938	16.0000	36.0000	281.0000	38.3890	2.2804	9.0735
Panel C: Control Variables										
KOSPI	1096	-8.3900	-0.5800	0.0554	0.1300	0.7350	8.6000	1.2603	0.2562	10.8957
KOSDAQ	1096	-11.7100	-0.5800	0.0586	0.1850	0.8300	9.2000	1.5230	-0.4590	12.6185
NASDAQ	1096	-12.3200	-0.4750	0.1322	0.2000	0.8300	9.3500	1.4950	-0.2610	14.6733
NYSE	1096	-11.8400	-0.3900	0.0960	0.1500	0.6250	10.0400	1.3382	-0.5715	20.4241
Unemployment Rate	1096	3.1000	3.6000	3.7994	3.8000	4.0000	5.2000	0.4075	0.7801	4.8953
Call Interest Rate	1096	0.4000	0.5000	0.9708	0.7500	1.4900	1.8900	0.4984	0.4651	1.5962
Treasury Notes	1096	0.0410	0.0940	0.8420	0.1650	1.6880	2.6260	0.9384	0.6755	1.7499
TreasuryBonds	1096	0.5020	0.9190	1.4879	1.5250	1.8140	2.7880	0.6092	0.3186	2.3284
FnGuide Financial Sress Index	1096	0.3300	0.4700	0.6698	0.6400	0.7500	1.6400	0.2604	1.5719	6.5249



[그림 1] 비트코인 가격(상), 이더리움 가격(중), 뉴스 빈도(하)



[그림 2] 수익률과 감성: 비트코인(상), 이더리움(하)



[그림 3] 비트코인의 가격변화율(상), 거래량 변화율(중), 감성(하)



[그림 4] 이더리움의 가격변화율(상), 거래량 변화율(중), 감성(하)

2. 분석 모형

1) 자기회귀모형(Autoregression Model)

본 연구는 자기회귀모형 중 변동성의 비대칭성과 레버리지효과를 반영한 GJR-GARCH 모형으로 분석하였다(Nelson, 1991). 모형은 다음과 같다.

$$y_t = Y_t \mu + \epsilon_t$$

$$\epsilon_t = \sqrt{h_t} v_t$$

$$h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \alpha_2 \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta h_{t-1}, I_t = \begin{cases} 1: \epsilon_t < 0 \\ 0: otherwise \end{cases}$$

여기서 I_t 는 더미변수이며, α_2 의 추정치가 양수이면 음(-)의 수익률 충격이 양(+)의 수익률 충격보다 변동성에 미치는 영향이 더 크게 되어 비대칭성이 나타나게 된다(Choi and Shin, 2019). 본 연구가 해당 모형을 적용한 것은 기존 연구의 결과를 참고한 것으로, 첫째, ARCH 모형보다 GARCH 모형의 설명력이 우수하고 둘째, 가격 급등기가 있는 경우에 국면전환이 반영된 GARCH 모형의 분석결과는 통계적으로 유의미하지 않을 가능성이 있기 때문이다(Nelson, 1991; Choi and Shin, 2019). 따라서, GARCH 모형 중 가장 설명력이 우수하다는 평가를 받는 GJR-GARCH 모형을 적용하였다.

2) 패널회귀모형

본 연구의 패널회귀분석모형은 Berger et al.(2020), Petersen(2009), 그리고 이기광 외(2019)를 참고하여 다음과 같이 설정하였다.

$$\begin{aligned} & Price\ Return_{i,t} \text{ or } Volume\ Return_{i,t} \\ &= \alpha_0 + \alpha_1 Negative\ Sentiment_{i,t} + \alpha_2 X_{i,t} \\ &\quad + IDFixed\ Effect + Period\ Fixed\ Effect + \epsilon_{i,t} \end{aligned}$$

여기서 i 는 비트코인 혹은 이더리움이며, t 는 일별 자료를 나타낸다. X_t 는 통제변수들의 집합, ID는 가상자산 종류(비트코인, 이더리움), 그리고 Period는 가격의 상승기, 하락기를 의미한다. 종속변수는 비트코인 및 이더리움의 가격변화율과 거래량 변화율이며, 독립변수는

가상자산의 부정 감성과 실물경제변수, 그리고 FnGuide가 발표하는 금융 스트레스 지수를 이용하였다.

III. 분석결과

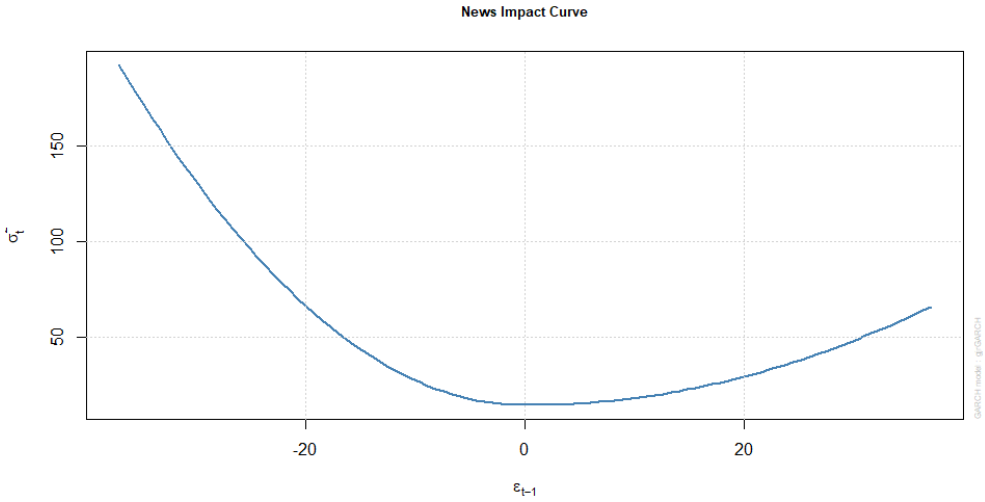
1. GJR-GARCH모형

<표 3>에 GJR-GARCH 모형 분석결과를 제시하였다. 비트코인과 이더리움의 α_2 가 양수(+)로 양(+)의 충격보다 음(-)의 충격이 변동성에 미치는 영향이 커, 비대칭성이 나타난다는 것을 알 수 있다. 또, 비대칭 변동성은 비대칭 계수인 β 가 통계적으로 유의성으로도 확인할 수 있다. 그리고 [그림 5]와 [그림 6]은 비대칭 변동성을 보여준다. 비트코인의 비대칭성이 더 크게 나타나고, 이더리움이 양(+)의 충격과 음(-)의 충격 모두에 비트코인보다 더 강하게 반응함을 알 수 있다. 이는 기존 연구와 일치하는 결과이다(Black, 1976; French et al., 1987; Nelson, 1990; Choi and Shin, 2019). 한편, β 가 통계적으로 유의미하고 양수(+) 이므로 레버리지효과의 존재를 확인할 수 있다. 즉, 주식의 가치가 하락하면 레버리지가 상승하게 되어 해당 주식의 수요가 오히려 증가하게 됨을 증명한 Black(1993)과 일치하는 결과이다.

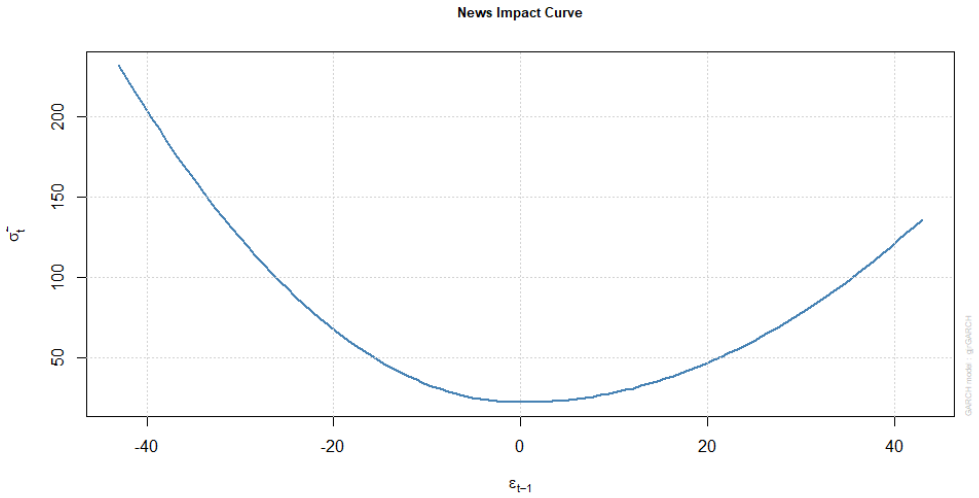
<표 3> GJR-GARCH

본 표에 GJR-GARCH 모형의 결과를 제시하였다. 분석 기간은 2019년 1월 1일~2021년 12월 31일이다. α_2 와 β 가 통계적으로 유의미하여 비대칭 변동성이 존재함을 할 수 있으며, 추정치는 0보다 크므로 레버리지효과가 존재한다는 것을 확인할 수 있다. ()는 t-value이며, ***, **, *는 각각 0.1%, 1%, 3% 수준에서 통계적으로 유의미함을 나타낸다.

	비트코인	이더리움
μ	0.282*** (2.592)	0.388*** (2.821)
ω	1.422*** (3.297)	2.065*** (2.721)
α_1	0.038** (2.322)	0.062*** (3.032)
α_2	0.867*** (19.796)	0.828*** (17.881)
β	0.092** (2.442)	0.052* (1.467)
LogLikelihood	-2992.68	-3250.787



[그림 5] 비트코인 뉴스 영향 곡선



[그림 6] 이더리움의 뉴스 영향 곡선

2. 패널회귀분석모형

패널회귀분석 결과는 <표 4>와 <표 5>에 제시하였다. <표 4>는 종속변수가 가격변화율이다. 부정 감성과 뉴스 및 기사의 빈도수는 가격변화율에 즉각적인 영향을 미치지 않는다. 부정 감성의 시차 변수는 통계적으로 유의미한 영향력이 나타나지만, 그 방향성은 일관되지 않는다. 그리고 뉴스 및 기사의 시차 변수는 통계적으로 유의미한 음(-)의 영향력이 나타난다.

<표 4> 패널회귀분석결과: 가격변화율

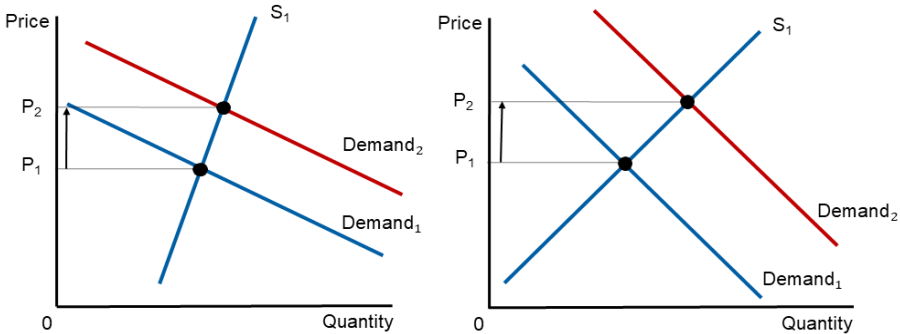
본 표는 패널회귀분석결과를 제시한 것이다. 분석 기간은 2019년 1월 1일~2021년 12월 31일이며, ()안은 표준오차를 표시하였다. ID는 비트코인과 이더리움을 구분, Period는 상승기, 하락기, 그리고 그 외 기간의 구분을 의미한다. ***, **, *는 각각 0.1%, 1%, 5% 신뢰 수준에서 통계적 유의함을 나타낸다. 분석방법은 Petersen(2009)을 참고하였다.

	Price Return			
Negative Sentiment	-0.0095 (0.0288)		-0.0237 (0.0226)	-0.0218 (0.0257)
Negative Sentiment ₋₁		0.1012*** (0.0091)	0.1209*** (0.0124)	0.1297*** (0.0185)
Negative Sentiment ₋₂				-0.0991*** (0.0276)
News	0.0043 (0.0038)		0.0100 (0.0058)	0.0093 (0.0055)
News ₋₁		-0.0047*** (0.0002)	-0.0102** (0.0035)	-0.0089** (0.0031)
News ₋₂				-0.0019*** (0.0003)
Kospi	-0.1914*** (0.0406)	-0.1773*** (0.0402)	-0.1857*** (0.0440)	-0.1782*** (0.0380)
Kosdaq	-0.0686* (0.0306)	-0.0726* (0.0291)	-0.0615 (0.0331)	-0.0627* (0.0320)
Nasdaq	0.5481*** (0.0742)	0.5353*** (0.0714)	0.5317*** (0.0701)	0.5279*** (0.0661)
NYSE	0.1998*** (0.0119)	0.2093*** (0.0174)	0.2076*** (0.0158)	0.2114*** (0.0211)
Unemployment Rate	0.0914* (0.0403)	0.0913 (0.0955)	0.0934 (0.0664)	0.1091 (0.0707)
Call Interest Rate	-1.7548** (0.5486)	-1.4508** (0.4768)	-1.5727** (0.5208)	-1.5135** (0.5040)
Treasury Notes	1.1885*** (0.2738)	0.5019*** (0.1267)	0.8101*** (0.2251)	0.7352*** (0.2212)
Treasury Bonds	-0.4302*** (0.0931)	0.2129*** (0.0396)	-0.0905 (0.0563)	-0.0438 (0.0699)
FnGuide Financial Distress	0.5541*** (0.0982)	0.5316*** (0.0698)	0.5642*** (0.0914)	0.4668*** (0.0553)
Period FE				
ID FE		Yes		
ID(Cluster)				
constant	0.6363 (0.4757)	0.2562 (0.6565)	0.3752 (0.5586)	0.4026 (0.6191)
N	2192	2190	2190	2188

<표 5> 패널회귀분석결과: 거래량 변화율

본 표는 패널회귀분석결과를 제시한 것이다. 분석 기간은 2019년 1월 1일~2021년 12월 31일이며, ()안은 표준오차를 나타낸다. ID는 비트코인과 이더리움을 구분, Period는 상승기, 하락기, 그리고 그 외 기간의 구분을 의미한다. ***, **, *는 각각 0.1%, 1%, 5% 신뢰 수준에서 통계적 유의함을 나타낸다. 분석방법은 Petersen(2009)을 참고하였다.

	Volume Return			
Negative Sentiment	0.0110*		0.0117*	0.0110*
	(0.0052)		(0.0053)	(0.0050)
Negative Sentiment ₋₁		-0.0118***	-0.0104***	-0.0109***
		(0.0026)	(0.0016)	(0.0014)
Negative Sentiment ₋₂				0.0051***
				(0.0005)
News	0.0007***		0.0014***	0.0013***
	(0.0002)		(0.0004)	(0.0003)
News ₋₁		-0.0005**	-0.0013**	-0.0011***
		(0.0002)	(0.0004)	(0.0003)
News ₋₂				-0.0003
				(0.0002)
Kospi	0.0000	0.0018	0.0006	0.001
	(0.0074)	(0.0075)	(0.0071)	(0.0073)
Kosdaq	-0.0043**	-0.0055***	-0.0038***	-0.0040***
	(0.0015)	(0.0009)	(0.0009)	(0.0010)
Nasdaq	0.0086*	0.0084*	0.0081*	0.0077*
	(0.0034)	(0.0035)	(0.0039)	(0.0039)
NYSE	-0.0176***	-0.0171***	-0.0177***	-0.0172***
	(0.0024)	(0.0024)	(0.0026)	(0.0026)
Unemployment Rate	0.029	0.0337	0.0326	0.0326
	(0.0230)	(0.0302)	(0.0264)	(0.0270)
Call Interest Rate	0.0087	0.0498	0.0333	0.0402
	(0.0388)	(0.0313)	(0.0337)	(0.0298)
Treasury Notes	0.0121	-0.0711**	-0.0324	-0.0455**
	(0.0290)	(0.0218)	(0.0231)	(0.0165)
Treasury Bonds	-0.0226	0.0586***	0.0196*	0.0299***
	(0.0146)	(0.0078)	(0.0088)	(0.0037)
FnGuide Financial Distress	0.0155***	0.0019	0.0115	0.009
	(0.0040)	(0.0092)	(0.0100)	(0.0072)
Period FE				
ID FE		Yes		
ID(Cluster)				
constant	-0.1104	-0.1526	-0.1424	-0.148
	(0.1109)	(0.1308)	(0.1142)	(0.1162)
N	2191	2190	2190	2188



[그림 7] 예상)가상자산의 수요·공급(좌), 단위탄력적 수요·공급(우)

이는 연속적 정보 도착 가설(sequential information arrival hypothesis)을 지지하는 결과로 주식시장을 연구한 기존 문헌과 일치한다(Copeland and Friedman, 1987; Jennings et al., 1981; Smirlock and Starks, 1985; Darrat et al., 2003). 실물경제변수 중 미국 주식시장지수(NASDAQ, NYSE)와 금융 스트레스 지수는 양(+)의 유의미한 영향력이 있으나, 한국주식시장지수(KOSPI, KOSDAQ)와 콜금리는 음(-)의 유의미한 영향력이 나타난다. 미국 주식시장의 수익률과 비트코인 및 이더리움 가격 수익률은 같은 방향성이 나타나는 반면, 한국 주식시장의 수익률과는 반대 방향성이 나타난다는 것은 동조화를 연구한 기존 문헌을 지지하는 결과이다(Choi and Shin, 2018b). <표 5>는 거래량 변화율을 종속변수로 설정한 모형의 분석결과이다. 부정 감성과 뉴스 및 기사의 빈도수는 거래량에 즉각적인 영향을 미친다. 그리고 그 영향력은 지속성이 있다. 이것은 혼합 분포가설(mixture of distribution hypothesis)과 연속적 정보 도착 가설(sequential information arrival hypothesis) 모두를 지지하는 결과로 Atkin and Rubin(1985)와 최서연, 신정순(2019)의 연구와 일치한다.

IV. 결 론

본 연구는 가상자산의 거래에 영향을 미치는 요인을 분석하였다. 분석을 위해 비정형 데이터인 5개 방송사의 뉴스 및 19개의 중앙지와 경제지에 보도된 가상자산 관련 자료를 수집하고, 보도 자료의 빈도수를 확인하였다. 그리고 해당 자료를 KUN 사전을 이용하여 긍정 및 부정 감성을 추정하였다. 그리고 실물경제변수를 추가하여 가상자산 거래에 영향력이 있는 요인을 분석하였다. 회귀분석은 시계열분석을 실시하여 종속변수인 가상자산 시계열의 특성을 파악한 후, 패널회귀모형을 이용하여 독립변수의 유의미성을 분석하였다.

본 연구의 주요 발견은 다음과 같다. 첫째, 가격 상승기가 시작되는 시점에 뉴스 및 기사의 빈도수가 증가하는 경향이 있다([그림 1]). 그리고 하락기에는 뉴스 및 기사의 빈도수가 상승기와 비교하여 대체로 줄어든다. 둘째, 본 연구의 분석 기간에는 가상자산에 대한 감성은 대체로 긍정 감성으로 나타난다([그림 3]과 [그림 4]). 이는 가격이 상당히 높아진 기간이기 때문에 나타난 결과로 판단된다. 하지만, 상승기 및 하락기의 긍정 및 부정 감성에 명확한 차이를 확인할 수는 없다([그림 2]). 셋째, 변동성의 비대칭성 현상과 레버리지효과가 나타난다([그림 5]과 [그림 6]). 이는 금융자산을 연구한 기존 연구에서 증명된 결과이다(Black, 1976; French et al., 1987; Nelson, 1990; Choi and Shin, 2019). 넷째, 부정 감성과 뉴스 빈도수는 가격변화에 시차를 두고 영향력이 있는(Copeland and Friedman, 197; Jennings et al., 1981; Smirlock and Starks, 1985; Darrat et al., 2003) 반면, 거래량의 변화에는 부정 감성과 뉴스 빈도수가 즉각적인 영향력 및 그 영향력의 지속성이 확인되었다(Choi and Shin, 2019). 또, 가격과 거래량 변화에 미치는 영향력은 통계적으로 유의미하지만, 그 방향성에는 일관성이 없다. 본 연구의 발견 중 심리적인 요인의 가상자산 거래에 미치는 영향력, 그리고 통계적으로 유의미한 긍정적 및 부정적 영향력의 혼재 등은 관련 연구와 차별되는 본 연구의 발견이다.

이상의 분석결과를 통해 본 연구는 다음과 같은 시사점을 도출하였다. 가상자산의 가격 및 거래량 변화에는 수요 요인의 영향력이 클 것으로 예상한다. 가상자산은 내재가치가 존재하지 않는다. 이에 반해, 주식은 해당 기업이 가지고 있는 유, 무형 자산 및 영업 활동을 통해 내재가치를 평가하고 그 가치를 바탕으로 가격이 형성된다. 물론, 주식의 가치가 저평가 혹은 고평가되기도 하고, 거래에 비대칭 변동성 및 군집 현상(herding) 등이 나타나기도 한다. 하지만, 본질적 가치(intrinsic value)는 분명히 존재한다. 반면, 피아트머니(fiat money)의 특성을 가졌으나 가상자산의 경우에는 수요 측면의 요인이 거래에 미치는 영향이 보다 클 것으로 판단된다. 그러므로 본 연구는 가상자산의 공급은 비교적 비탄력적이고, 수요는 탄력적일 것으로 예상한다. 즉, 단위 탄력적인 수요, 공급의 경우와 비교해볼 때, 수요를 자극하는 요인이 발생하게 되면, 비교적 약한 자극이라 하여도 가격변화는 단위 탄력적인 경우와 비교하여 상대적으로 클 것이다([그림 7] 참고). 즉, 가상자산과 관련된 언론 보도, 기업 및 정부의 정책, 그리고 전문가의 의견 등은 수요를 자극하게 되고(Yu and Yuan, 2011; Stambaugh et al., 2012, 2014; Karalevicius et al., 2018; Deng et al., 2011; Bing et al., 2014; Cakra and Trisedya, 2015; Huang et al., 2015; Abraham et al., 2018), 새로운 정보가 가격 및 거래량에 미치는 영향력은 상대적으로 크게 나타난다. 실제로 2021년 5월, 10월 테슬라의 발표로 비트코인의 가격은 즉각적으로 급락 혹은 급증하였고,

최근 2022년 3월 바이든의 가상자산 연구를 지시하는 행정 명령에 가상자산은 급등한 바 있다. 이처럼 수요 측면의 충격이 여타의 자산보다 가상자산의 거래에 미치는 영향력은 강하다는 것이 실증적으로 확인되었다.

본 연구결과와 가상자산 거래의 현황 및 특성을 고려해 볼 때, 가상자산 가격 및 거래량의 변동성을 단순히 비이성적인(irrational) 현상이라 치부하기보다는 객관적, 합리적 평가의 기준 및 근거가 없는 자산이기 때문에 나타나는 시장의 이상 반응(anomaly)이라 해야 할 것이다. 그리고 이와 같은 시장의 이상 반응을 해소하기 위해서는 금융 당국의 적절한 역할이 요구되는 동시에 투자자들의 주의가 필요함을 시사하는 바이다.

참 고 문 헌

- 이기광, 조수지, 민경수, 양철원, “비트코인 가격의 결정요인: 한국시장에 대한 실증분석”, 한국증권학회지, 제48권 제4호, 2019, 393-415.
- 이성복, “가상자산 발행과 유통 현황”, 자본시장연구원, 2021-15호, 2021, 1-9.
- 최서연, 신정순, “미국 주식과 가상화폐의 비대칭 변동성과 군집 현상”, 한국재무관리연구, 제35권 제4호, 2018a, 163-184.
- 최서연, 신정순, “한국 및 미국 주식시장과 가상화폐의 동조화”, 금융공학연구, 제17권 제4호, 2018b, 119-132.
- 최서연, 신정순, “GARCH 모형을 적용한 가상화폐 수익률의 변동성 분석”, 한국재무관리연구, 제36권 제2호, 2019, 65-82.
- Abraham, J., D. Higdon, J. Nelson, and J. Ibarra, “Cryptocurrency Price Prediction using Tweet Volumes and Sentiment Analysis,” *SMU Data Science Review*, 1(3), (2018), 1-21.
- Aitkin, M. and D. B. Rubin, “Estimation and Hypothesis Testing in Finite Mixture Models,” *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 47(1), (1985), 67-75.
- Berger, A. N., H. H. Kim, and X. F. Ma, “Managerial Sentiment and Corporate Liquidity Hoarding: Evidence from the Special Case of Banking,” Available at SSRN 3586500, 2020.
- Bing, L. K., C. C. Chan, and C. Ou, “Public Sentiment Analysis in Twitter Data for Prediction of a Company’s Stock Price Movements,” *IEEE 11th International Conference on e-Business Engineering*, 2014.
- Black, F., “Beta and Return,” *Streetwise: the best of the Journal of Portfolio Management*, (1993), 74.
- Black, F., “Studies of Stock Market Volatility Changes,” *Proceedings of the American Statistical Association Business and Economic Statistics Section*, (1976).
- Cakra, Y. E. and B. D. Trisedya., “Stock Price Prediction using Linear Regression Based on Sentiment Analysis,” *International Conference on Advanced Computer Science and Information Systems (ICACSIS)*, (2015).
- Carroll, C. E. and S. A. Einwiller, “Disclosure Alignment and Transparency Signaling

- in CSR Reports,” *Communication and Language Analysis in the Corporate World. IGI global*, (2014), 249–270.
- Clarkson, P. M., J. Ponn, G. D. Richardson, F. Rudzicz, A. Tsang, and J. Wang, “A Textual Analysis of US Corporate Social Responsibility Reports,” *Abacus*, 56(1), (2020), 3–34.
- Copeland, T. E. and D. Friedman, “The Effect of Sequential Information Arrival on Asset Prices: An Experimental Study,” *The Journal of Finance*, 42(3), (1987), 763–797.
- Darrat, A. F., S. Rahman, and M. Zhong, “Intraday Trading Volume and Return Volatility of the DJIA Stocks: A Note,” *Journal of Banking & Finance*, 27(10), (2003), 2035–2043.
- Deng, S., Mitsubuchi, T., Shioda, K., Shimada, T., and Sakurai, A., “Combining Technical Analysis with Sentiment Analysis for Stock Price Prediction,” *IEEE ninth International Conference on Dependable, Autonomic and Secure Computing*, 2011.
- French, K. R., G. W. Schwert, and R. F. Stambaugh, “Expected Stock Returns and Volatility,” *Journal of Financial Economics*, 19(1), (1987), 3–29.
- Huang, D., F. Jiang, J. Tu, and G. Zhou, “Investor Sentiment Aligned: A Powerful Predictor of Stock Returns,” *The Review of Financial Studies*, 28(3), (2015), 791–837.
- Jenning, E. A. and R. B. Lubinski, “Strategies for Improving Productive Thinking in the Language Impaired Adult,” *Journal of Communication Disorders*, 14(4), (1981), 255–271.
- Karalevicius, V., N. Degrande, and J. D. Weerdt, “Using Sentiment Analysis to Predict Interday Bitcoin Price Movements,” *The Journal of Risk Finance*, 19(1), (2018), 56–75.
- Keynes, J. M. “The general theory of employment, interest and money,” *The Collected Writings of John Maynard Keynes*, 7, (1936), 1971–9.
- Nelson, D. B., “ARCH Models as Diffusion Approximations,” *Journal of Econometrics*, 45.1–2, (1990), 7–38.
- Nelson, D. B., “Conditional Heteroskedasticity in Asset Returns: A New Approach,” *Econometrica: Journal of the Econometric Society*, 59(2), (1991), 347–70.
- Petersen, M. A., “Estimating Standard Errors in Finance Panel Data Sets: Comparing Approaches,” *The Review of Financial Studies*, 22(1), (2009), 435–80.
- Smirlock, M. and L. Starks, “A further Examination of Stock Price Changes and Transaction Volume,” *Journal of Financial Research*, 8(3), (1985), 217–26.

Stambaugh, R. F., J. Yu, and Y. Yuan, “The Long of it: Odds that Investor Sentiment Spuriously Predicts Anomaly Returns,” *Journal of Financial Economics*, 114(3), (2014), 613-9.

Stambaugh, R. F., J. Yu, and Y. Yuan, “The Short of it: Investor Sentiment and Anomalies,” *Journal of Financial Economics*, 104(2), (2012), 288-302.

Yu, J. and Y. Yuan, “Investor Sentiment and the Mean-variance Relation,” *Journal of Financial Economics*, 100(2), (2011), 367-81.

<https://www.bigkinds.or.kr/>

이 논문은 財務管理研究의 전임 편집위원장이자 이화여대 교수였던 신정순 교수의 유작을 제자들이 수정한 것입니다. 한창 일해야 할 나이에 먼저 간 친구의 죽음에 황망할 따름이며, 하늘나라에서 평안하시기를 기도합니다.

The Trading of Virtual Assets: Focused on Sentiment Analysis

Jungsoon Shin* · Seoyun Choi** · Young-ah Han***

Hanna Choi**** · Yejin Lim*****

〈Abstract〉

We analyzed the trading of virtual assets that ranged from January 1, 2019 to December 31, 2021 using atypical data. To analyze, data related to virtual assets from news and articles, which are atypical, were collected and the sentiment in the data was estimated based on the KNU dictionary. Our findings are as follows. First, the frequency of news and articles tends to increase at the beginning of the price increase period. Second, the sentiment on virtual assets during the analysis period of this study is generally positive. Third, our findings show the asymmetry of volatility and leverage effect in virtual assets trading. Fourth, negative sentiment and news frequencies have an influence over time on price changes, but those have an immediate influence and persistence of this influence on changes in trading volume. While, the impact of sentiment in trading is not consistent, it is statistically significant. Consequently this study considers the volatility of virtual assets as an anomaly in the virtual assets market. Thus, our study recommends an investor's attention and an appropriate role of financial authorities, in trading virtual assets.

Keywords : Anomaly, Behavioral Finance, Price Volatility, Sentiment Analysis, Text Mining, Virtual Assets

-
- * First Author, Professor, Business Administration Finance, Ewha Womans University,
E-mail: shinjs@ewha.ac.kr
- ** Corresponding Author, PhD, Business Administration Finance, Ewha Womans University,
E-mail: anchoi@ewhain.net
- *** Co Author, Ph.D Candidate, Business Administration Finance, Ewha Womans University
E-mail: youngah.han@daum.net
- **** Co Author, Ph.D Candidate, Business Administration Finance, Ewha Womans University
E-mail: han@donga.com
- ***** Co Author, Ph.D, Business Administration Finance, Ewha Womans University
E-mail: yjlim@kcomwel.or.kr