

한국 및 미국 주식과 가상화폐의 비대칭 변동성과 군집 현상

최서연¹⁾

〈요약〉

본 연구는 한국 및 미국의 개별 주식과 가상화폐의 비대칭적 변동성과 군집 현상을 비교, 연구하였다. 한국 및 미국의 주요 기업의 주가와 거래량 그리고 가상화폐인 비트코인과 이더리움의 가격과 거래량을 사용하였다. 우선, 동적 군집 행동 파라미터를 정의 및 추정하고, 해당 파라미터를 반영한 GJR-GARCH-M-Herding 모형으로 분석하였다.

분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 군집 행동과 수익률의 변동성은 비례관계이다. 둘째, 안정적인 시장일수록 비대칭 정도가 작게 나타났다. 즉 비대칭 정도는 가상 화폐시장, 한국 주식시장, 미국 주식시장 순이었다. 셋째, 기존 연구에서 군집 행동은 시장의 불안 요인으로 인식되며 본 연구의 결과 가상화폐의 군집 파라미터는 미국 개별 주식의 군집 파라미터보다 높다. 따라서, 가상 화폐시장은 아직 미성숙한 시장으로 불안 요인이 존재한다.

본 연구의 시사점은 다음과 같다. 첫째, 모든 투자자를 위험회피형으로 가정하는 것은 현실에 부적합함을 보고한다. 둘째, 본 연구는 위험 파라미터를 추정하여 투자자의 군집 행동에 관한 실증적인 추정치를 제공하고, 분석 모형에 반영함에 따라 행태재무학의 학문적 한계를 보완하였다는 점에 의미를 가진다.

주제어 : 가상화폐, 군집현상, 비대칭성변동성, 행태재무학, 효율적시장, GJR-Garch

I. 서론

금융의 전통적인 패러다임은 효율적 시장가설 이론이다. 합리적 기대 가설에 기초한 자산 자본 가격 결정 이론은 Kendall(1953) 및 Markowitz(1959)를 시작으로 Sharpe(1964)와 Lintner(1965), Fama(1968) 그리고 Fama&French(2004) 등에 이르기까지 수년 동안 다수의 연구가 진행되었다. Markowitz(1959)는 투자자를 주어진 기대수익률 하에서 수익의 분산은 최소화하고 기대수익은 최대가 되는 포트폴리오를 선택하는 합리적이고 위험 회피적 성향으로 가정하고 분석하였고 Sharpe(1964)는 투자자가 합리적이라는 가정하에 가격과 예상 수익률 사이에는 선형관계를 도출하였다. Fama & Macbeth(1971)는 1926 ~ 1968년 사이의 뉴욕 증권시장 평균 수익률과 위험을 분석하여 자산의 예상 수익률과 포트폴리오의 위험(risk)간에 선형관계를 증명하고, 베타를 통해 자산의 위험(risk)을 추정하였다. 그리고 이를 뉴욕 증권시장은 효율적 시장임을 증명하는 근거로 제시하였다. 이처럼 전통적인 재무 이론은 효율적 시장가설(efficient market hypothesis)에 기초하고 있다.

반면 행태재무학은 합리적 가정을 부정하는 것에서 출발한다. DeBont & Thaler(1985)는 과거 3년 동안 수익률이 가장 낮은 35개 주식과 수익률이 가장 높은 35개 주식을 비교하여, 전자의 수익률이 후자의 수익률보다 연간 약8% 이상 높다는 사실을 확인하고 이를 투자자의 합리적인 판단이 아닌 과잉반응 즉 이상 현상(anomaly)으로 보고하였다. DeBont & Thaler의 연구를 시초로 행태재무학적 관점의 연구가 태동하기 시작하였다. 행태재무학에 의하면 현실에서는 비이성적인 투자자의 노이즈(noise)거래로 인해 내재가치를 이탈하는 현상이 발생하게 되고, 이탈된 가격은 장기간 유지 혹은 자산의 새로운 가격으로 평가될 수 있다고 본다. 즉 효율적 시장 이론이 주장하는 합리적 가격이론과는 상이한 관점을 가진다. Shiller(2003)는 2000년 전후의 주식 가치를 이자율, 소비, 할인율로 각각 변환한 결과를 비교하여 당시의 주식 시장을 이상과열로 평가하였다. Shiller는 이러한 현상을 비이성적 과열로 규정하며 투기 현상이 장기간 계속되면, 주식의 내재가치를 평가하는 것은 불가능에 가깝고 투자자에 의한 과소평가 혹은 과대평가는 결국에 내재가치 자체를 조정할 수 있다고 한다. 행태재무학은 DeBont & Thaler(1985)가 제시한 장기 수익률 역전 현상 및 Fama&French(1992)가 설명하지 못한 규모의 효과 등 CAPM이나 APT이론으로 증명할 수 없는 이례적인 현상(anomaly)을 찾아내 설명하려 하였다. Jegadeesh & Titman(1993)의 모멘텀 현상 및 DeBont & Thaler(1987)의 베타에 대한 재해석 등 효율적 시장가설에 대한 비판과 한계를 제시하였다. 하지만 전통적인 재무 학자들은 행태재무학적 관점은 체계적이지 않고 심리적인 요인에 초점을 두고 있어 일관성 없는 결과가 도출된다고 비판한다.

Fama(1998)는 행태재무학을 이례 현상만을 설명할 뿐이며 효율적 시장가설을 대체할 수 없다는 학문적인 한계를 지적하며 일부 투자자가 비합리적이라고 시장 전체가 비합리적인 것이라고 볼 수 없다고 주장한다.

합리적 시장가설은 합리적인 투자자가 합리적인 선택으로 자산가격은 내재가치로 유지되고 일시적으로 내재가치를 이탈하여도 조정과정을 거쳐 내재가치로 복귀한다는 것을 기초로 한다. 반면 행태재무학은 투자자가 심리적인 요인에 의한 영향으로 비합리적인 판단과 선택을 하게 될 수 있고 자산의 가치가 비정상적인 수준으로 형성될 수 있다고 한다. 즉 자산가격의 에러가 발생하게 되면 제거하기 어렵고 자산가격의 에러가 내재가치로 복귀한다는 확신도 할 수 없다. 뿐만 아니라 합리적 투자자가 자산 가치에 에러가 발생했을 때 내재가치로 회복시키기는 어렵다는 것이다.

한편, 주식 수익률의 비대칭 변동성(asymmetric volatility)을 설명하는 전통적인 이론으로 레버리지(leverage)이론과 변동성 피드백(volatility feedback)이론 등이 있다. Black은 주식 수익률 변동성의 비대칭적인 이유로 t 기의 변동성이 $t+1$ 기의 변동성에 음(-)의 영향을 주는 것을 근거로 기업 가치가 낮아지는 경우 레버리지(leverage)가 상승하게 되어 주식을 사려는 수요가 증가한다는 것을 제시하였다.(Black, 1989) 변동성 피드백(volatility feedback)이론이란 긍정적인 뉴스는 가격 상승을 억제하고 부정적인 정보는 가격 하락을 강화하여 비대칭 변동성이 나타난다는 것이다. 최근, 행태재무학적 관점에서 비대칭성을 설명하려는 연구도 있다. 이는 효율적 시장가설로 설명할 수 없는 이상 현상을 시장 참여자의 심리적 요인과 인지적인 불완전성 등으로 설명하는 이론으로 비이성적인 무리 행동으로 금융 시장의 변동성을 설명한다.

본 연구는 한국 및 미국의 주식 시장과 가상화폐의 비대칭적 변동성과 군집 현상을 행태론적요인을 반영하여 비교, 분석하였다. 분석 자료는 FnGuide에서 제공하는 한국과 미국 주식 시장의 주가지수(KOSPI 및 DOW, NASDAQ)와 거래량, 한국 및 미국의 주요 기업의 주가와 거래량 그리고 가상화폐인 비트코인과 이더리움의 가격과 거래량을 이용하였다. 군집 행동 파라미터를 추정하고, 분석 모형에 반영하여 GJR-GARCH-M-Herding 모형으로 주식 시장과 가상화폐의 비대칭 변동성과 군집 행동에 관해 연구하였다. 본 연구의 차별성은 우선, 군집 행동의 파라미터를 추정하였다는 점과 둘째, 비대칭적인 변동성 분석 모형에 행태재무학적인 요인을 포함시켜 조건부 이분산을 조정하였다는 점이다.

본 논문의 순서는 다음과 같이 구성된다. 1장 서론에 이어 2장 선행연구 및 가설 설정을 하고, 3장 연구방법론에 대하여 설명하였다. 4장에서는 연구 자료와 분석 결과를 제시하고,

5장 결론 및 시사점을 논의하였다.

II. 선행연구 및 가설 설정

1. 전통적 재무론 관점의 기존 논문

Sharpe(1964) 효용함수와 투자 기회 곡선으로 자산의 상관관계를 분석하여 가격과 예상 수익률 사이에는 선형관계를 제시하였다. 분산과 예상 수익률의 관계 그래프를 통해 자산 간에 완전한 상관관계가 있는 경우, 해당 자산의 분산과 수익률의 관계가 같은 선상에 존재한다는 것을 증명하였다. Black-Jensen-Scholes(1972)는 과거의 월별 수익률과 시장 수익률, 그리고 무위험 수익률을 이용하여 해당 자산의 수익률과 무위험 자산의 수익률 차이와 시장 수익률과 무위험 자산 수익률의 차이를 회귀분석하였다. 개별 증권의 베타를 추정하고 추정된 베타의 순위에 따라 10개의 개별 증권으로 포트폴리오를 구성하여 포트폴리오 베타에 대한 회귀 분석하였다. 그 결과, 포트폴리오의 수익률과 포트폴리오 베타는 통계적으로 유의한 선형관계가 있고, 추정된 절편은 0이 아닌 양의 값이 나타난다는 것을 제시하였다. Fama & Macbeth(1971)는 2-변수 포트폴리오 모델을 이용하여 자산의 예상 수익률과 포트폴리오의 리스크(risk)사이에 선형관계가 있고, 베타는 해당 자산의 리스크(risk)를 나타낸다는 것을 보고하였다. Fama&French(1992)는 cross-sectional 모델을 기초하여 NYSE, AMEX, NASDAQ의 금융 기업을 제외한 모든 기업을 분석하였다. 개별 주식의 베타를 기준으로 10개의 포트폴리오를 구성하고 사이즈(size)를 기준으로 세분화하여 분석한 결과, 기존의 F-M모형을 보완하고 B-J-S 모형의 모순을 지적하였다. 모형에 size effect, leverage, 기업의 시장가치와 장부 가치, 그리고 E/P를 추가하였다. 이외에도 자산가격결정 모형(CAPM)에 관한 연구는 다수이다.

2. 행태재무론 관점의 기존 논문

Copeland(1976)은 새로운 정보에 대한 유입 속도에 따라 수익률의 변동성과 거래량이 변화한다는 순차적 정보 모형(sequential information model)을 제시하였다. 새로운 정보가 점차 확대됨에 따라 시장의 주요곡선이 변화하게 됨으로 정보의 순차적 이동은 수익률의 변동성과 거래량을 동시에 증가시키게 됨을 보고하였다. 군집 행동의 발생은 수익률의 변동성을 증가시키는 동시에 군집 행동으로 인한 동일한 투자 전략으로 거래량은 감소하게

된다고 주장한다. Christie & Huang(1995)은 시장이 비정상 상태일 때 개별 투자자는 집단적인 행동을 하는 경향이 있어 개별 주식의 수익률은 시장 수익률로 수렴하는 현상이 나타난다고 한다. 군집 현상은 시장 포트폴리오에서 극단적인 수익률이 발생하는 비정상 시기에 주로 발생하며 이때 수익률의 편차는 감소하는 경향이 있음을 제시하였다. 즉 비정상적인 상승 혹은 하락기에 군집 행동이 발생하고 이때 개별 수익률은 비정상적으로 상승 혹은 하락하며 시장의 수익률 또한 급격히 상승 혹은 하락한다. Hwang & Salmon(2004)은 군집 행동이 시장의 효율성을 극대화할 수 있다는 Avey&Zemsky(1998)의 연구를 지지하였다. 불확실성이 높아지면 군집 행동이 발생하는데 이때 이상 가격이 형성되지만 결국에는 다시 가격이 회복한다고 주장한다. Hwang & Salmon는 시장의 위기 시에 군집 행동이 사라지고 오히려 안정기에 군집 행동이 발생한다는 결과를 제시하였다.

박범조(2011)는 연속신념시스템(continuous beliefs system)의 확장 모형을 이용하여 주식 시장의 변동성과 군집 행동의 관계를 분석하였다. 군집 행동 파라미터를 추정하기 위해 마코프체인몬테카를로(Markov Chain Monte Carlo)방법을 적용하였다. KOSPI지수와 DOW지수를 이용하여 금융위기 전후의 군집 행동의 동태적 행태를 분석한 결과, 한국 주식 시장의 군집 행동 파라미터의 추정치가 미국 주식 시장보다 높게 도출되었고, 군집 행동의 변동성 추정치도 높다는 결과를 보고하였다. 따라서 군집 행동을 금융 시장의 불안 요인이며 금융 시장의 변동성을 확대하는 원인으로 제시하고 있다.

박범조(2014)는 단기적으로 동적 군집 행동이 위험과 수익률의 관계를 왜곡시키게 되고, 단기적인 위험 프리미엄의 존재를 불확실하게 만드는 원인이 된다고 한다. 즉 시장이 불안정하면 무리 행동이 나타나고 위험과 수익률에 단기 잡음이 발생하게 되어 단기적으로 위험 프리미엄 추정이 어렵게 된다. 위험 회피자인 투자자는 자신의 신념과 정보를 불신하고 다른 투자자의 행동을 모방하는데 이와 같은 현상을 군집 행동이라 하고, 이때 위험 프리미엄이 왜곡되어 시장의 불안 요인으로 작용한다. 다수의 잡음 거래자가 군집 행동을 통한 투자를 함으로써 위험과 수익률의 관계에 단기적으로 잡음이 발생하게 되고, 군집 행동은 수익률을 극단적으로 변화시키는 원인으로 작용한다. 기존 문헌은 시장의 성숙도 혹은 국면이 군집 행동의 정도에 영향을 미치는 것으로 보고하고 있다. 동일한 결과가 도출되지는 않으나 군집 행동이 자산의 수익률을 상승 혹은 하락시킨다는 사실은 지지하고 있다. 따라서 본 연구는 군집 행동이 수익률의 변동성과 미친다는 기존 연구의 결과를 기반으로 군집 행동과 수익률의 변동성은 비례관계일 것으로 예상한다. 이를 가설 1로 설정 한다.

가설 1. 자산 수익률의 변동성과 군집 행동 파라미터는 양(+의) 관계이다.

3. 비대칭 변동성에 관한 기존 논문

일반적으로 주식 시장의 비대칭 변동성에 관한 연구는 호재에보다는 악재에 변동성이 증대된다는 결과를 지지한다. Black(1976), French et al.(1987), Nelson(1990) 등은 주식 수익률이 하락할 때 수익률 변동성은 커진다는 결과를 제시하며 이때 주가 변동성은 비대칭적이라고 보고한다. 박범조(2012)는 주식 시장의 비대칭 무리 행동과 변동성에 관한 연구에서 국내 주식 시장의 비대칭 변동성이 비대칭적 무리 행동에 영향을 받는지를 실증 분석하였다. 그 결과 코스피시장과 코스닥 시장 모두 통계적으로 유의미한 비대칭 무리 행동과 비대칭 변동성이 나타났다. 특히 코스피시장에서 상승 국면시 역의 비대칭적 변동성과 무리 행동을 발견하고, 이를 두 현상의 인과관계로 설명하였다. 즉 비대칭 무리 행동의 결과가 비대칭적 변동성이라고 주장하였다. 비대칭 변동성에 관하여는 악재에 대한 뉴스가 호재에 대한 뉴스보다 강하게 작용하고 무리 행동은 좋은 뉴스에 더 강하게 반응한다고 보고하였다. 비대칭 변동성과 비대칭 무리 행동 모두 코스닥 시장이 코스피시장보다 강하게 나타나고, 정보 또한 코스피시장보다 코스닥 시장이 더 비효율적이라는 결과를 도출하였다. 즉 효율적인 시장일수록 정보가 효율적으로 공개되고 비대칭 변동성과 비대칭 무리 행동이 적게 나타난다. 따라서 기존 연구에 따르면 가장 효율적 자산 시장으로 여겨지는 주식 시장의 비대칭 정도가 가상화폐의 비대칭 정도보다 작게 나타날 것으로 예상하여 이를 가설 2와 가설 3으로 설정한다.

가설 2. 가상화폐 시장의 비대칭 정도가 주식 시장의 비대칭 정도보다 클 것이다.

가설 3. 가상화폐의 군집 행동 파라미터가 주식 시장의 군집 행동 파라미터보다 클 것이다.

III. 연구방법론

1. 연구방법론

본 연구에서는 비대칭 변동성을 분석하기에 가장 적합한 것으로 알려진 Glosten, Jagannathan&Runkle(1993)의 GJR-GARCH 모형을 기초로 GJR-GARCH-M모형으로 분석하고자 한다. GJR-GARCH 모형은 시간 가변적 조건부 분산과 뉴스 충격에 따른 변동성의

비대칭성을 확인할 수 있다.

GJR-GARCH(1, 1)모형은 다음과 같다.

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

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

$$h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \zeta \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta_1 h_{t-1}, \quad I_t = \begin{cases} 1, & \epsilon_t < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

GJR-GARCH모형에서 $\epsilon_t < 0$ 인 경우 $I_t = 1$ 의 값을 갖고 그렇지 않은 경우 $I_t = 0$ 의 값을 갖는 음(-)의 충격을 나타내는 더미 변수이고, ζ 값이 양수이면 부정적인 정보가 긍정적인 정보보다 조건부 분산에 미치는 영향이 크게 되어 비대칭적 반응을 보인다. 즉 ζ 값이 양수인 경우 음의 수익률 충격이 양의 수익률 충격보다 변동성에 미치는 영향이 크다고 할 수 있다. 긍정적인 정보의 경우는 GARCH모형과 동일하지만 부정적인 정보에 대해서는 $\zeta \epsilon^{2I_t-1}$ 만큼 GARCH모형 결과에 추가되어 긍정적인 정보와 부정적인 정보에 대해 비대칭적 반응을 하게 되는 것이다. $\epsilon_t = 0$ 에서 중심이 존재하고 양의 상한과 음의 상한에서 각기 다른 기울기를 갖게 된다. 비대칭 정도는 $\frac{\zeta_1}{(\alpha_1 + \zeta_1)}$ 으로 확인할 수 있으며 이 값이 낮아수록 변동성의 비대칭 정도가 크다는 것을 의미한다.

본 연구에서는 평균 방정식에 군집 행동의 파라미터를 반영하여 군집 행동으로 인한 조건부 분산의 왜곡을 조정한 GJR-GARCH-M-Herding 모형을 사용하였다.

GJR-GARCH-M-Herding(1, 1)모형은 다음과 같다.

$$y_t = Y_t \mu + \delta \left[f(h_t) / \widehat{H}_t^T \right] + \epsilon_t$$

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

$$h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \zeta \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1} + \beta_1 h_{t-1}, \quad I_t = \begin{cases} 1, & \epsilon_t < 0 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

일반적으로 $f(h_t)$ 는 조건부 분산이나 조건부 표준편차의 형태를 가정¹⁾한다. 그리고 위험 회피형 투자자라면 위험 파라미터 δ 는 양수를 가진다.

1) 본 연구에서는 조건부 표준편차 형태를 가정하였다.

2. 군집 파라미터²⁾ 정의

$$H_{i,t}^r = \sqrt{\frac{h_{i,t}}{h_{m,t}} \frac{h_{i,t}}{h_{i,u}}}$$

$h_{i,t}$ 는 t 시점의 i 자산 수익률의 조건부 분산, $h_{i,u}$ 는 i 자산 수익률의 비조건부 분산이고 $h_{m,t}$ 는 t 시점의 해당 시장 지수의 조건부 분산이다. 우선 t 시점의 i 자산에 투자자의 군집 행동이 발생하면 i 자산 수익률의 조건부 분산은 t 시점의 해당 시장 지수의 조건부 분산과 i 자산 수익률의 비조건부 분산 보다 커진다.

$$H_{i,t}^v = \frac{\overline{volume}_i}{volume_{i,t}}$$

\overline{volume}_i 은 i 자산의 로그 거래량 평균, $volume_{i,t}$ 은 t 시점의 i 자산의 로그 거래량이다. t 시점의 i 자산에 투자자의 군집 행동이 발생하면 거래량은 감소하게 된다.

$$H_{i,t}^T = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$$

$H_{i,t}^T$ 는 군집 행동 파라미터이다. t 시점의 i 자산에 투자자의 군집 행동이 증가할수록 $H_{i,t}^T$ 은 증가하게 된다. 여기서 $H_{i,t}^T$ 는 i 자산이 거래되는 시장의 지수 수익률의 조건부 분산과 i 자산의 조건부 분산에 따라 군집 행동의 파라미터가 변화함으로써 시간의 흐름과 i 자산을 포함하는 시장의 수익률에 따른 상대적인 크기를 나타낸다. $H_{i,t}^r$ 과 $H_{i,t}^v$ 의 상대적인 중요도를 평가하여 $H_{i,t}^T$ 를 추정하는 것도 가능하나 본 연구에서는 동일 가중치로 추정하였다.

IV. 연구자료 및 분석결과

1. 연구자료

한국 및 미국 주식 시장과 가상화폐의 비대칭 변동성과 군집 현상을 분석하기 위해 표본 기간은 2016년 3월 10일부터 2018년 9월 30일³⁾로 하였다. KOSPI지수 및 DOW지수

2) 군집파라미터의 측정 방법은 박범조(2014)를 참고하였음. 더 자세한 측정 방법에 관한 것은 Chirstie and Huang(1995), Chang, et al.(2000), Lakonishok, et al.(1992), Copeland(1976)등을 참고하기 바람.

3) 단 한국의 경우 삼성전자 주식의 거래 정지 기간인 2018년 4월 30일 ~2018년 5월 3일은 제외하였다.

그리고 NASDAQ지수 한국 및 미국의 주요 기업⁴⁾, 비트코인과 이더리움의 가격을 사용하였다. fnguide에서 제공하는 KOSPI지수 및 DOW지수 그리고 NASDAQ지수 그리고 한국의 주요 4개 기업의 주식 가격과 거래량을 이용하였고, yahoo.finance에서 제공하는 미국의 주요 4개 기업의 주식 가격과 거래량을 이용하였다. 가상화폐인 비트코인과 이더리움의 가격은 www.investing.com에서 제공하는 달러화 자료를 사용하였다.

<표 1>은 수익률의 기초통계량이다. <표 1>의 Panel A는 한국 코스피 지수 및 기업의 수익률 자료이다. SK 수익률은 평균 0.06, 중간값이 0.055이고 4개 기업 중 표준편차가 가장 크다. 왜도는 우편향 분포이고 첨도 평침의 형태이다. 현대자동차는 수익률의 평균이 -0.01이며 최댓값은 3.593, 최솟값은 -2.394이다. 왜도는 0.267으로 양의 값을 가지므로 좌편향 분포이고, 첨도는 1.286으로 평침으로 나타난다. LG 수익률의 평균은 0.015이고 표준편차는 0.842으로 나타난다. 왜도는 현대와 마찬가지로 양(+의 값을 가지므로 분포가 좌편향 되어있다. ADF검정 통계값으로 모든 수익률은 단위근이 존재하지 않는 정상적인 시계열임을 확인할 수 있다. Panel B의 미국 다우 지수 및 개별 기업의 수익률 자료이다. APPLE의 수익률 평균은 0.054, 최댓값은 2.733, 최솟값은 -2.806이고 왜도는 0.234으로 양(+의 값을 가지므로 좌편향 분포이다. GOOGLE의 수익률 평균은 0.035이고, 표준편차는 0.553으로 APPLE의 표준편차와 비슷한 수준이다. 왜도는 -0.689로 우편향 분포이다. AMAZON 수익률의 평균은 0.086이고 최댓값은 5.391로 4개 기업 중 가장 높고 첨도가 10.446으로 급침의 형태가 나타난다. MICROSOFT 수익률의 평균은 0.052로 APPLE의 수익률 평균(0.054)와 비슷한 수준이고 왜도는 -0.139로 우편향 분포이다. ADF-Test를 통해 미국 기업 수익률은 모두 정상성이 확보된 시계열임을 확인할 수 있다. Panel C는 가상화폐의 수익률 자료이다. 비트코인 수익률의 평균은 0.129이고 최댓값은 10.302, 최솟값은 -8.851이다. 왜도는 -0.116으로 우편향 분포이고, 첨도는 평침이다. 이더리움 수익률의 평균은 0.143이고, 중간값은 -0.025이며 표준편차는 2.845이다. 왜도는 양(+의 값으로 좌편향 분포이다. 비트코인과 이더리움 모두 수익률 평균이 주식의 수익률보다 높고, 최댓값과 표준편차도 주식보다 큰 것으로 나타난다. 비트코인과 이더리움의 수익률 모두 시계열의 정상성이 확보되어 있다.

<표 2>는 로그 거래량의 기초통계량이다. Panel A는 KOSPI와 한국 기업의 자료이다.

4) 시가총액을 기준으로 상위 기업 중에 선택하였다. 단, 한국 주식 시장 시가총액 1위 기업인 삼성전자는 2018년 4월 주식분할을 진행하여 제외하였고, 시가총액 3위인 셀트리온은 2018년 2월 Kosdaq시장에서 KOSPI시장으로 이전 상장하여 제외하였다. 그리고 시가총액 4위 기업인 삼성바이오로직스는 2016년 11월에 KOSPI시장에 상장되었으므로 표본 기간 중 일부의 가격 자료만 존재하여 제외하였다.

SK의 평균이 가장 높게 나타나고 LG의 로그 거래량의 평균이 가장 낮게 나타난다. 첨도를 살펴보면 모두 평첨임을 알 수 있고, 왜도의 경우에도 모두 양(+)의 값을 가지므로 좌편향 분포이다. 로그 거래량의 경우에는 시계열의 정상성이 5% 유의수준에서 통계적으로 유의미하다. Ljung-Box 검정 통계값을 보면, 현대와 POSCO는 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 자기 상관이 존재한다. Panel B의 로그 거래량 자료를 살펴보면, APPLE의 평균(7.459)이 가장 크고, GOOGLE(6.167)의 평균이 가장 낮다. 하지만 그 차이는 1.292로 크지 않다. 최댓값은 MICROSOFT의 가장 크고 GOOGLE이 가장 작다. 왜도는 모두 양의 값으로 좌편향 분포이고, 첨도는 평첨이다. Ljung-Box 통계값을 보면 로그 거래량은 4개 기업 모두 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 자기 상관이 존재한다. Panel C는 NASDAQ 및 비트코인과 이더리움의 기초통계량이다. 본 연구는 비트코인과 이더리움이 나스닥 시장에서 거래되는 것으로 가정⁵⁾하였다. 비트코인과 이더리움의 로그 거래량은 주식의 로그 거래량보다 작다. 그리고 왜도를 살펴보면, 주식의 로그 거래량은 양(+)의 값인 반면, 비트코인과 이더리움의 로그 거래량은 음(-)의 값으로 우편향 분포이다. Ljung-Box 검정 통계값을 보면, 수익률은 자기 상관이 나타나지 않고 로그 거래량은 유의미한 자기 상관을 가진다는 것을 확인할 수 있다.

5) 현재 나스닥 시장에서 가상화폐의 상장을 고려하는 상황이다.

<표 1 > Descriptive statistics of return

Note: Return = $Return = \ln(p_t/p_{t-1}) \times 100$

KS:kospi, SK:sk하이닉스, HD:hyundai, LG:lg화학, PS:posco, DW:dow, AP:apple, GG:google, AM:amazon, MS:microsoft, NS:nasdaq, BT:bitcoin, ET:ethereum, Med:median, SD: standard deviation, Skw:Skweness, Kt:Kurtosis, ADF:Augmented Dickey-Fuller Test, LB:Ljung-Box test, 표의 () 안은 각 회귀 계수의 p-value를 나타냄.

	Returns								
	Mean	Min	Med	Max	SD	Skw	Kt	ADF	LB
Panel A: Korea									
KS	0.013	-1.401	0.023	0.987	0.299	-0.699	2.252	-9.285 (0.000)	0.981 (0.322)
SK	0.06	-3.177	0.055	2.937	0.929	-0.132	0.529	-8.807 (0.000)	2.258 (0.133)
HD	-0.01	-2.394	0	3.593	0.743	0.267	1.286	-8.829 (0.000)	0.220 (0.639)
LG	0.015	-2.871	0.064	3.894	0.842	0.089	1.489	-8.876 (0.000)	0.220 (0.639)
PS	0.022	-2.494	0.000	3.268	0.881	0.149	0.655	-7.878 (0.000)	2.923 (0.087)
Panel B: US									
DW	0.02	-2.047	0	1.218	0.265	-1.326	11.585	-9.068 (0.000)	0.957 (0.328)
AP	0.054	-2.806	0.033	2.733	0.553	0.234	3.925	-8.187 (0.000)	7.818 (0.005)
GG	0.035	-2.373	0.039	2.037	0.523	-0.689	3.008	-10.375 (0.000)	1.518 (0.218)
AM	0.086	-2.322	0.08	5.391	0.63	0.871	10.446	-9.447 (0.000)	0.151 (0.697)
MS	0.052	-3.232	0.041	3.169	0.531	-0.139	6.233	-10.172 (0.000)	13.07 (0.000)
Panel C: Cryptocurrency									
NS	0.036	-1.825	0.039	1.393	0.357	-0.82	3.669	-10.323 (0.000)	2.498 (0.114)
BT	0.129	-8.851	0.162	10.302	1.941	-0.116	3.915	-9.363 (0.000)	0.002 (0.963)
ET	0.143	-12.257	-0.025	11.231	2.845	0.132	2.157	-8.857 (0.000)	0.553 (0.457)

<표 2 > Descriptive statistics of Log(Volume)

KS:kospi, SK:sk하이닉스, HD:hyundai, LG:lg화학, PS:posco, DW:dow, AP:apple, GG:google, AM:amazon, MS:microsoft, NS:nasdaq, BT:bitcoin, ET:etherium, Med:median, SD: standard deviation, Skw:Skweness, Kt:Kurtosis, ADF:Augmented Dickey-Fuller Test, LB:Ljung-Box test, 표의 () 안은 각 회귀 계수의 p-value를 나타냄.

	Log(Volume)								
	Mean	Min	Med	Max	SD	Sk	Kt	ADF	LB
Panel A: Korea									
KS	8.556	8.265	8.547	8.917	0.124	0.341	-0.111	-3.608 (0.032)	338.17 (0.002)
SK	6.531	6.046	6.523	7.227	0.186	0.215	-0.135	-6.073 (0.000)	156.86 (0.069)
HD	5.678	5.255	5.665	6.431	0.178	0.564	0.795	-6.67 (0.000)	88.982 (0.000)
LG	5.361	4.927	5.358	6.055	0.174	0.406	0.184	-8.670 (0.011)	0.739 (0.39)
PS	5.417	4.998	5.395	6.280	0.180	0.885	1.787	-6.805 (0.000)	102.41 (0.000)
Panel B: US									
DW	4.31	3.662	4.422	4.916	0.278	-0.398	-1.23	-3.557 (0.038)	546.41 (0.000)
AP	7.459	7.06	7.436	8.059	0.161	0.728	0.786	-5.699 (0.000)	230.32 (0.000)
GG	6.167	5.73	6.14	6.775	0.158	0.758	0.916	-7.022 (0.000)	222.95 (0.000)
AM	6.562	6.164	6.539	7.219	0.177	0.702	0.596	-5.727 (0.000)	303.61 (0.000)
MS	7.385	6.871	7.365	8.125	0.154	0.792	2.099	-6.651 (0.000)	74.994 (0.000)
Panel C: Cryptocurrency									
NS	6.285	5.885	6.28	6.645	0.073	0.353	4.728	-7.328 (0.000)	181.57 (0.000)
BT	4.322	1.408	4.389	5.285	0.503	-2.167	9.398	-4.782 (0.614)	467.16 (0.000)
ET	4.513	2.004	5.145	5.997	1.465	-0.766	-1.123	-5.324 (0.000)	140.91 (0.000)

2. 분석결과

본 연구에서는 GJR-GARCH-M모형을 이용하여 군집 파라미터를 추정하고, 해당 추정치로 평균 방정식을 보정하여 GJR-GARCH(1, 1)-M-Herding모형을 적용하여 분석하였다.

우선 한국 기업의 분석 결과는 <표 3>과 같다. <표 3>의 Panel A에 GJR-GARCH(1, 1)-M-Herding 분석 결과를 살펴보면, 현대와 SK는 위험 프리미엄 파라미터인 δ 가 양(+)
의 값을 가지며 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미하고, POSCO는 음(-)의 값을 가지며 5% 유의수준에서 통계적으로 유의미하다. LG는 양(+)
의 값을 가지나 통계적으로 유의미하지 않은 것으로 추정되었다. 즉 현대와 SK와 POSCO의 경우 통계적으로 유의미한 위험 프리미엄이 존재하지만 LG는 통계적으로 유의미한 위험 프리미엄이 존재하지 않는다. 비대칭 계수는 삼성과 현대자동차가 각각 0.217과 -0.045로 비대칭 변동성이 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 것으로 추정되었다. 비대칭변동성 파라미터인 ζ_1 를 살펴보면, SK, 현대 그리고 POSCO는 음(-)의 값으로 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미하다. 즉 이 3 기업은 긍정적인 뉴스에 더 강하게 반응하는 비대칭 변동성이 나타난다. LG의 경우 양(+)
의 값이 나타나지만 통계적으로 유의미하지 않다. Panel B의 군집 파라미터를 살펴보면, 평균값이 현대자동차, POSCO, LG, SK으로 나타나고, 군집 파라미터의 표준편차는 현대자동차가 가장 큰 것으로 나타났다. 군집 파라미터는 모두 자기 상관성이 존재한다.

<표 4>는 미국 기업의 분석 결과이다. <표 4>의 Panel A의 GJR-GARCH(1, 1)-M-Herding 분석 결과를 살펴보면, 위험 프리미엄 파라미터인 δ 는 AMAZON이 -5.487으로 음(-)의 값이나 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미하다. 그 외의 기업은 양(+)
의 값으로 추정되었고 MICROSOFT의 경우에만 10% 유의수준에서 통계적으로 유의미하였다. 즉 MICROSOFT만 기존 연구의 결과를 지지하는 결과가 추정되었다. 비대칭 변동성 계수인 ζ_1 는 AMAZON을 제외한 3개의 기업은 (+)의 값이고, 1% 혹은 5% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 것으로 추정되었다. 즉 AMAZON은 부정적인 정보에 긍정적인 정보보다 더 강하게 반응한다. APPLE, GOOGLE 그리고 MICROSOFT는 부정적인 뉴스에 더 강하게 반응하는 비대칭적인 변동성이 나타난다. Panel B의 군집 파라미터를 살펴보면, APPLE의 평균이 가장 크고, AMAZON의 평균이 가장 작다. 군집 파라미터의 최댓값은 AMAZON이 가장 크고 GOOGLE이 가장 작다. 최솟값은 AMAZON이 가장 작고, MICROSOFT가 가장 크다. 군집 파라미터의 자기 상관성이 존재하며 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 것으로 추정되었다. <표 5>는 가상화폐인 비트코인과 이더리움의 분석 결과이다. 가상화폐는 나스닥 시장에서

거래되는 것⁶⁾으로 가정하였다. <표 5>의 Panel A에 GJR-GARCH(1, 1)-M-Herding 분석 결과를 살펴보면, 위험 파라미터인 δ 는 비트코인과 이더리움 모두 양(+)의 값이 나타났으나 비트코인은 통계적으로는 유의미하지 않았다. 비대칭 변동성 계수인 ζ_1 는 비트코인만 -0.091로 5% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 것으로 도출되었고 이더리움은 음(-)의 값을 가지나 통계적으로 유의미하지 않았다. 따라서 가상화폐는 긍정적인 뉴스에 강하게 반응하는 비대칭 변동성이 나타나지만, 비트코인만 통계적으로 유의미하다는 결과도 도출되었다. Panel B의 군집 파라미터를 살펴보면, 이더리움의 평균이 5.911로 비트코인의 평균의 약 3.6배이며 최댓값은 비트코인 최댓값의 약 14배이다.

한국 기업과 미국 기업 그리고 가상화폐의 비대칭 정도를 비교해 보면 SK가 가장 큰 것으로 나타나고, 비트코인, 이더리움 순이다. 국가 간에는 한국 기업의 비대칭 정도가 미국 기업의 비대칭 정도보다 대체로 크며, 비트코인과 이더리움은 미국 개별 주식의 비대칭 정도보다 크다. 즉, 가설 2를 지지하는 결과가 도출되었다. 군집 행동 파라미터를 비교해 보면, 이더리움이 가장 크고, 아마존이 가장 작다. 미국의 군집 행동 파라미터가 한국의 군집 행동 파라미터보다 작아 미국 주식 시장이 보다 안정적임을 알 수 있다. 비트코인의 파라미터는 미국 기업의 군집 파라미터보다는 작고 한국 기업인 SK하이닉스보다는 크다. 이더리움은 한국 기업의 군집 파라미터보다 월등히 크다. 이는 가설 3을 지지하는 결과임을 확인할 수 있다.

<그림 1>과 <그림 2>는 한국 기업의 자료, <그림 3>은 가상화폐 그리고 <그림 4>과 <그림 5>는 미국 기업의 자료이다. 자산 수익률의 변동성과 군집 행동 파라미터의 관계(가설 1)를 확인해보면, 변동 크기와 속도에 차이는 있지만, 대체적인 추이는 비슷한 것으로 나타난다. 따라서 자산 수익률의 변동성과 군집 행동 파라미터는 양(+)의 관계라 할 수 있다. 따라서 본 연구의 가설 1을 지지하는 결과이다.

6) 이는 나스닥 시장에서 가상화폐의 상장을 고려하고 있는 현재 상황을 반영한 것이다.

<표 3> Korea : GJR-GARCH-M-Herding

$$r_t = \mu_0 + \mu_1 r_{t-1}^2 + \mu_2 r_{t-2}^2 + \mu_3 r_{t-3}^2 + \delta (\sqrt{h_t} / \widehat{H}_t^T) + \epsilon_t, h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \zeta_1 \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1}$$

Herding은 $H_{i,t}^T = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$ 임. $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 Kospi지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄. $H_{i,t}^v = \overline{volume}_i / volume_{i,t}$, SK:sk하이닉스, HD:hyundai, LG:lg화학, PS:posco임. LB test:Ljung-Box test, JB test:jarque-bera test를 나타냄. 비대칭 정도는 $\zeta_1 / (\alpha_1 + \zeta_1)$ 임. 표의 () 안은 각 회귀 계수의 p-value를 나타냄. 유의수준 1%, 5%, 10%는 각각 ***, **, *로 표시됨.

Panel A : GJR-GARCH-M-Herding				
	SK	HD	LG	PS
μ_0	-0.325 (0.235)	0.082*** (0.000)	-0.073 (0.870)	0.807*** (0.000)
μ_1	-0.071* (0.087)	-0.016*** (0.000)	-0.029 (0.474)	-0.072* (0.077)
μ_2	0.004 (0.915)	-0.003*** (0.000)	-0.015 (0.705)	-0.056 (0.174)
μ_3	-0.068* (0.097)	-0.032*** (0.000)	0.027 (0.520)	-0.051*** (0.000)
δ	1.459*** (0.005)	0.161*** (0.000)	0.026 (0.975)	-0.494** (0.037)
ω	0.002 (0.733)	0.005*** (0.000)	0.010** (0.035)	0.019*** (0.000)
α_1	0.031*** (0.000)	0.010*** (0.000)	0 (1.000)	0.016** (0.019)
β_1	0.981*** (0.000)	0.999*** (0.000)	0.979*** (0.000)	0.970*** (0.000)
ζ_1	-0.026*** (0.000)	-0.043*** (0.000)	0.013 (0.278)	-0.022*** (0.000)
LogLikelihood	-835.696	-693.617	-772.098	-800.400
비대칭 정도	-5.2	1.303	1	3.667
Panel B : Herding				
	SK	HD	LG	PS
Mean	1.255	1.599	1.541	1.587
Min	0.912	0.701	1.147	0.829
Median	1.239	1.571	1.539	1.575
Max	1.781	2.663	1.911	2.380
SD	0.143	0.405	0.139	0.260
LB test (p-value)	495.05*** (0.000)	585.96*** (0.000)	461.93*** (0.000)	516.33*** (0.000)
JB test (p-value)	141.48 (0.172)	5.692* (0.058)	5.260* (0.072)	9.558*** (0.008)

<표 4> US : GJR-GARCH-M-Herding

$r_t = \mu_0 + \mu_1 r_{t-1}^2 + \mu_2 r_{t-2}^2 + \mu_3 r_{t-3}^2 + \delta (\sqrt{h_t} / \widehat{H}_t^T) + \epsilon_t$, $h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \zeta_1^2 I_{t-1}$
 Herding은 $H_{i,t}^T = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$ 임. $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 Dow지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄. $H_{i,t}^v = \text{volume}_i / \text{volume}_{i,t}$, AP:apple, GG:google, AM:amazon, MS:microsoft임. LB test:Ljung-Box test, JB test:jarque-bera test를 나타냄. 비대칭정도는 $\zeta_1 / (\alpha_1 + \zeta_1)$ 임. 표의 () 안은 각 회귀 계수의 p-value를 나타냄. 유의수준 1%, 5%, 10%는 각각 ***, **, *로 표시됨.

Panel A : GJR-GARCH-M-Herding

	AP	GG	AM	MS
μ_0	-0.160 (0.357)	-0.089 (0.745)	4.309** (0.000)	-0.175 (0.178)
μ_1	0.050 (0.241)	0.081 (0.081)	1.141** (0.000)	-0.114** (0.024)
μ_2	0.013 (0.751)	0.038 (0.376)	-0.236*** (0.000)	0.010 (0.816)
μ_3	-0.081* (0.067)	0.009 (0.842)	-0.030*** (0.000)	-0.012 (0.770)
δ	0.351 (0.180)	0.163 (0.720)	-5.156*** (0.000)	0.365 (0.086)
ω	0.040*** (0.000)	0.022** (0.021)	0.036*** (0.000)	0.086*** (0.000)
α_1	0 (1)	0 (1)	0.515*** (0.000)	0.028 (0.460)
β_1	0.769*** (0.000)	0.861*** (0.000)	0.561*** (0.000)	0.480*** (0.000)
ζ_1	0.214*** (0.001)	0.101** (0.036)	-0.977*** (0.000)	0.390*** (0.002)
LogLikelihood	-504.234	-465.368	-134.787	-459.882
비대칭정도	1	1	2.115	0.933

Panel B : Herding

	AP	GG	AM	MS
Mean	1.049	1.032	0.976	1.007
Min	0.537	0.576	0	0.510
Median	0.887	0.919	0.566	0.787
Max	7.445	3.290	94.238	17.697
SD	0.540	0.340	4.389	0.918
LB test (p-value)	389.77*** (0.000)	511.49*** (0.000)	136.46*** (0.000)	173.19*** (0.000)
JB test (p-value)	51670*** (0.000)	2135.5*** (0.000)	3247470*** (0.000)	890720*** (0.000)

< 표 5 > Cryptocurrency : GJR-GARCH-M-Herding

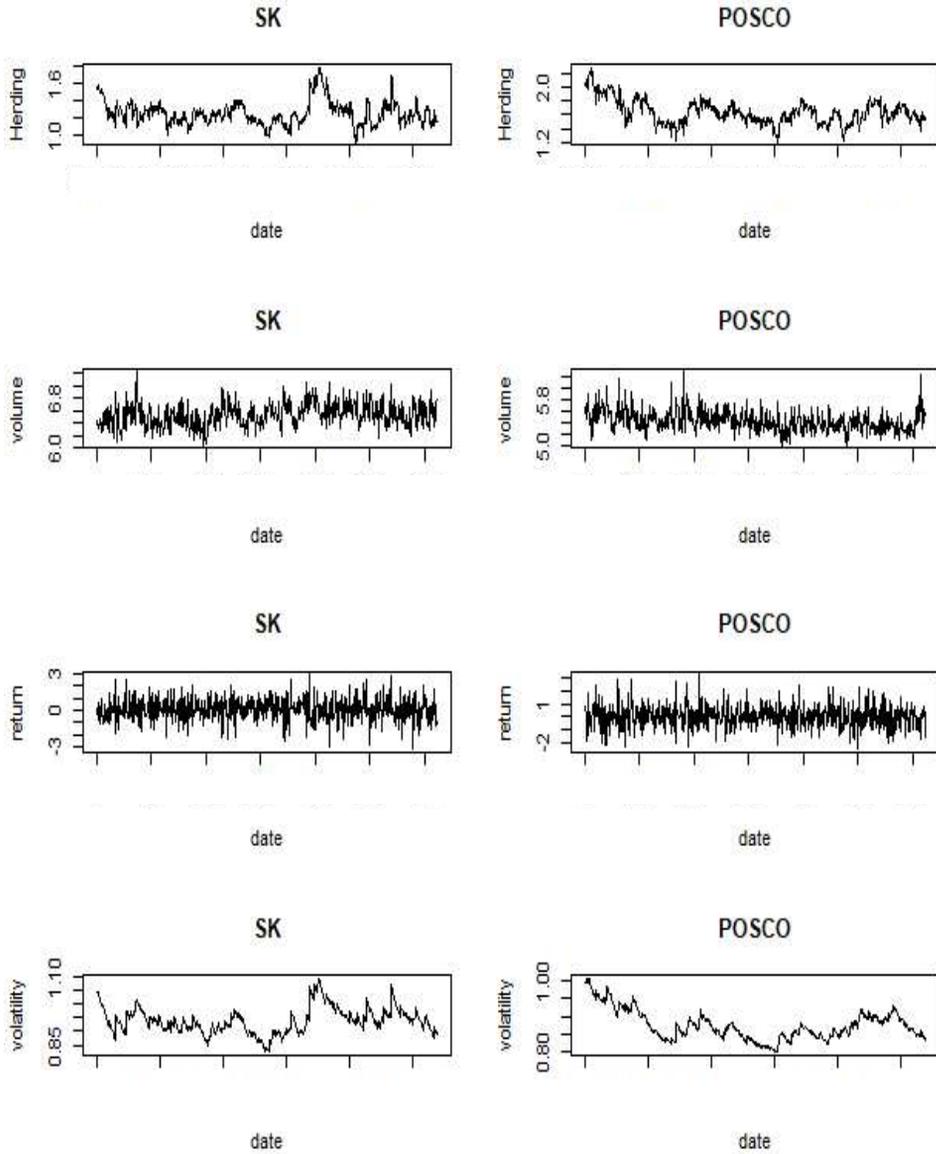
$y_t = \mu_0 + \mu_1 r_{t-1}^2 + \mu_2 r_{t-2}^2 + \mu_3 r_{t-3}^2 + \delta (\sqrt{h_t} / \widehat{H}_t^T) + \epsilon_t$, $h_t = \omega + \alpha_1 \epsilon_{t-1}^2 + \beta_1 h_{t-1} + \zeta_1 \epsilon_{t-1}^2 I_{t-1}$
 Herding은 $H_{i,t}^T = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$ 임. $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 Dow지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄. $H_{i,t}^v = \overline{volume_i} / volume_{i,t}$, BT:bitcoin, ET:ethereum임. LB test:Ljung-Box test, JB test:jarque-bera test를 나타냄. 비대칭정도는 $\zeta_1 / (\alpha_1 + \zeta_1)$ 임. 표의 () 안은 각 회귀 계수의 p-value를 나타냄. 유의수준 1%, 5%, 10%는 각각 ***, **, *로 표시됨.

Panel A : GJR-GARCH-M-Herding		
	BT	ET
μ_0	-0.010 (0.964)	-1.231** (0.011)
μ_1	0.014 (0.751)	0.019 (0.680)
μ_2	0.034 (0.452)	-0.042 (0.342)
μ_3	0.022 (0.621)	0.019 (0.666)
δ	0.017 (0.716)	0.905** (0.033)
ω	0.405 (0.024)	0.929** (0.016)
α_1	0.219*** (0.000)	0.180*** (0.000)
β_1	0.826*** (0.000)	0.726*** (0.000)
ζ_1	-0.091** (0.024)	-0.031 (0.561)
LogLikelihood	-1209.586	-1539.214
비대칭정도	-0.711	0.208
Panel B : Herding		
	BTC	ETH
Mean	1.636	5.911
Min	0.881	1.458
Median	1.624	4.151
Max	2.929	42.356
SD	0.350	5.159
LB test (p-value)	584.96*** (0.000)	285.17*** (0.000)
JB test (p-value)	91.343*** (0.000)	5266*** (0.000)

<그림 1> SK와 POSCO의 Herding, Volume, Return, Volatility

$Return = \ln(p_t/p_{t-1}) \times 100$, $Volume = \text{Log}(\text{Volume})$ 임.

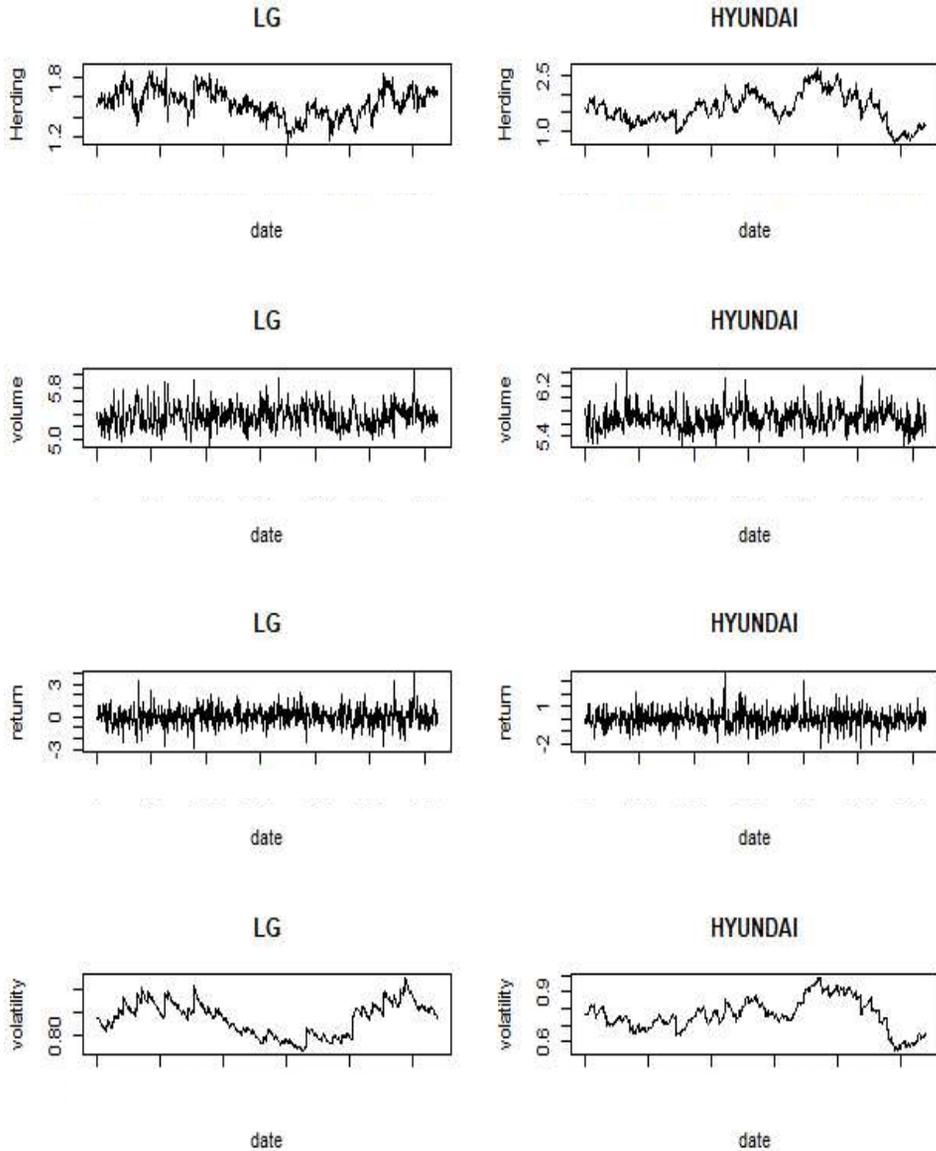
$H_{i,t}^T(\text{herding}) = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$, $H_{i,t}^v = \text{volume}_i / \text{volume}_{i,t}$, $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 kospi지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄. SK:sk하이닉스, PS:posco임.



<그림 2> LG와 Hyundai의 Herding, Volume, Return, Volatility

$Return = \ln(p_t/p_{t-1}) \times 100$, $Volume = \text{Log}(\text{Volume})$ 임.

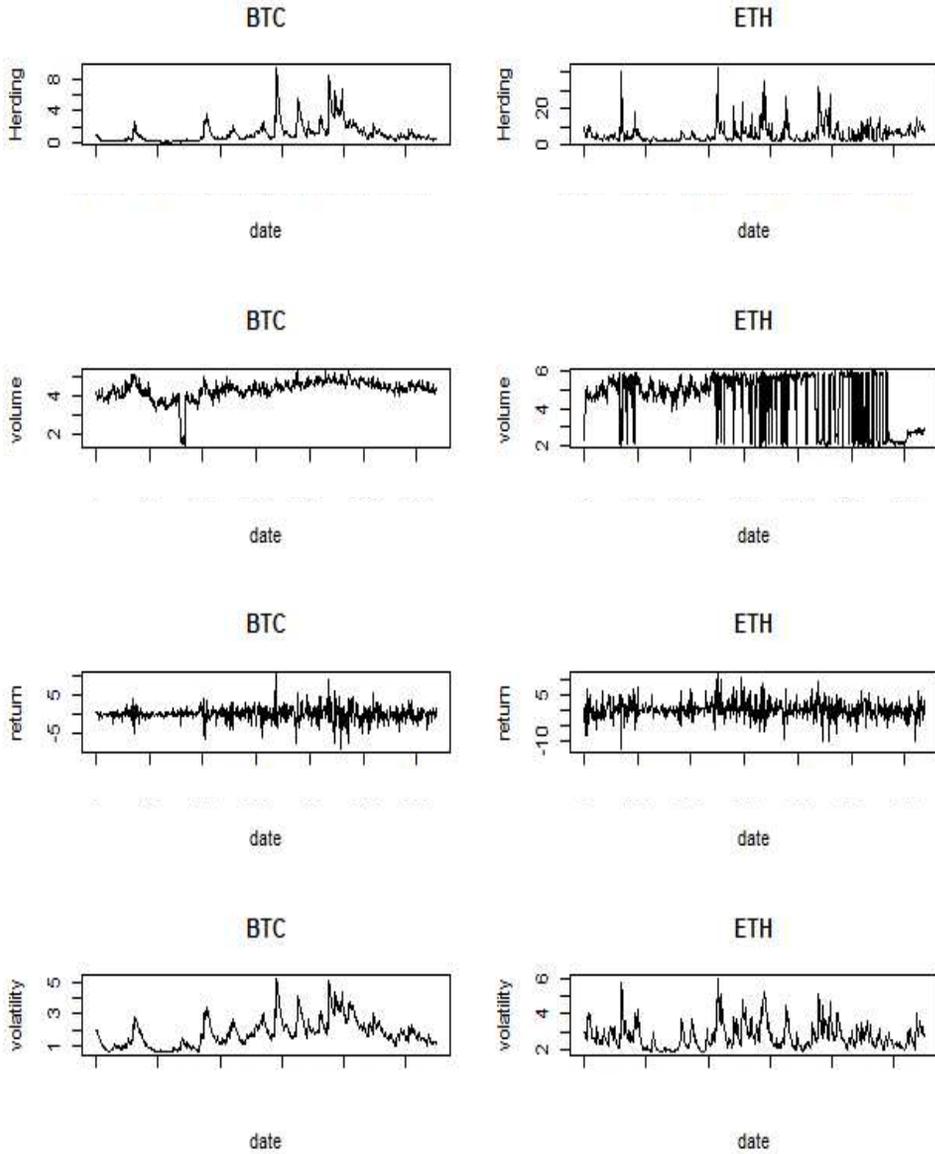
$H_{i,t}^T(\text{herding}) = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^s$, $H_{i,t}^s = \text{volume}_i / \text{volume}_{i,t}$, $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 kospi지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄. LG:lg화학, HD:hyundai자동차임.



<그림 3>BITCOIN과 ETHERIUM의 Herding, Volume, Return, Volatility

$Return = \ln(p_t/p_{t-1}) \times 100$, $Volume = \text{Log}(Volume)$ 임.

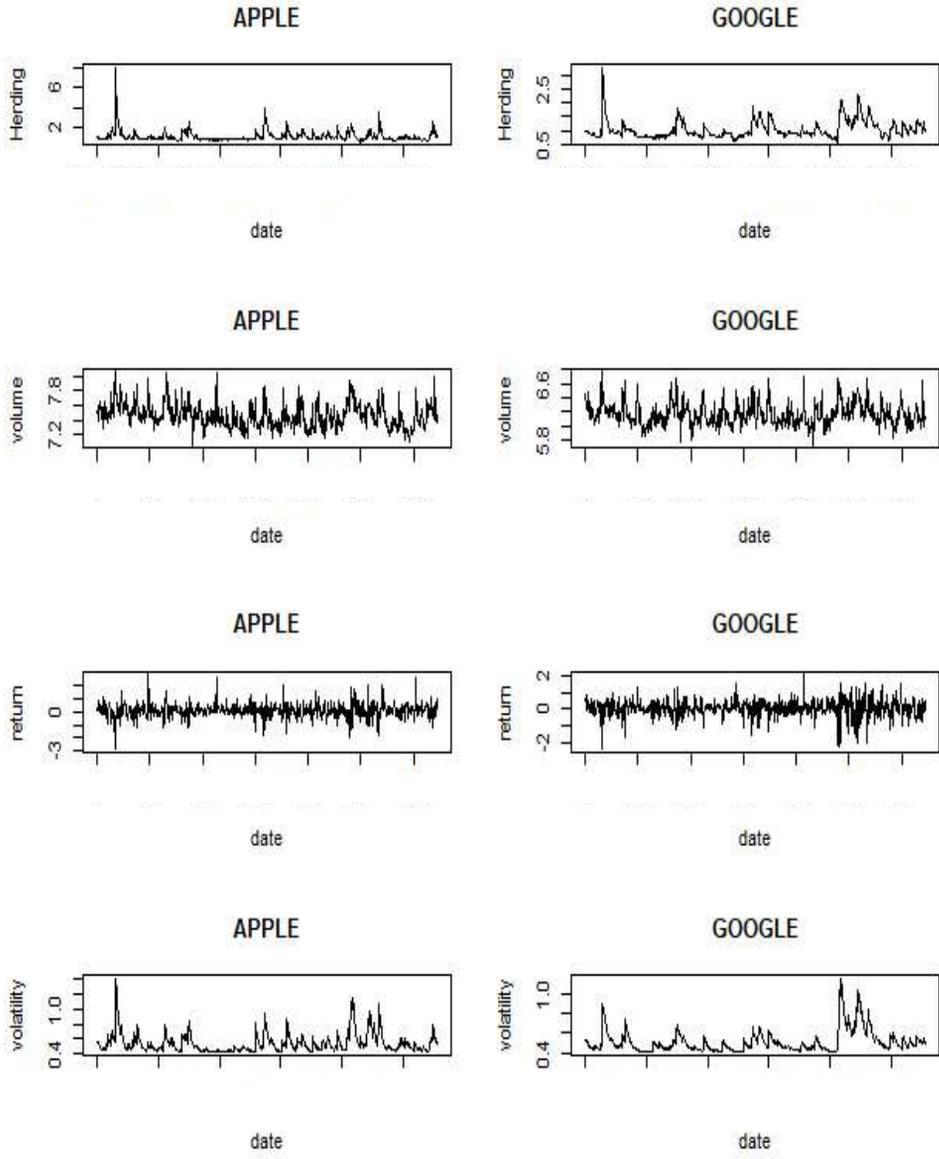
$H_{i,t}^T(\text{herding}) = H_{i,t}^c \times H_{i,t}^v$, $H_{i,t}^c = \overline{volume}_i / volume_{i,t}$, $H_{i,t}^v = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 Nasdaq지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄. BTC:Bitcoin, ETH:Etherium 임.



<그림 4> APPLE과 GOOGLE의 Herding, Volume, Return, Volatility

$Return = \ln(p_t/p_{t-1}) \times 100$, $Volume = \text{Log}(\text{Volume})$ 임.

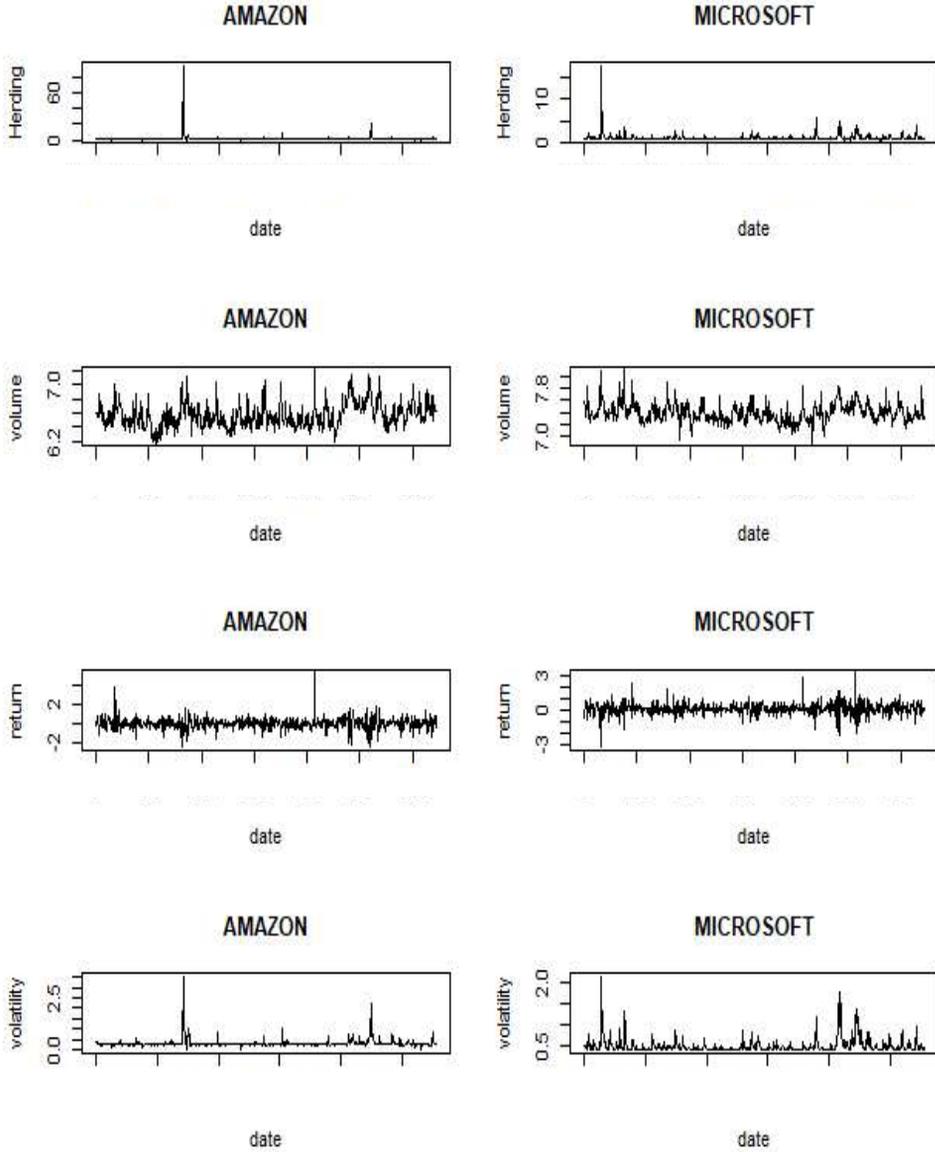
$H_{i,t}^T(\text{herding}) = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$, $H_{i,t}^v = \overline{volume_i} / volume_{i,t}$, $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 Dow지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄.



<그림 5> AMAZON과 MICROSOFT의 Herding, Volume, Return, Volatility

$Return = \ln(p_t/p_{t-1}) \times 100$, $Volume = \text{Log}(\text{Volume})$ 임.

$H_{i,t}^T(\text{herding}) = H_{i,t}^r \times H_{i,t}^v$, $H_{i,t}^v = \overline{volume_i} / volume_{i,t}$, $H_{i,t}^r = \sqrt{(h_{i,t}/h_{m,t})} \times \sqrt{(h_{i,t}/h_{i,u})}$, $h_{m,t}$ 는 Dow지수 수익률의 조건부 분산을 나타냄.



V. 결론 및 시사점

가상화폐에 관한 인식은 급격히 변화하여 현재는 자산으로 인정하는 분위기가 조성되었다. 2017년 11월에 미국 시카고 선물 거래소는 이미 가상화폐의 선물 거래를 시작하고, 한국과 일본에서는 가상화폐를 법적으로 자산으로 인정하였다. 특히 미국의 NASDAQ시장에서 주요 가상화폐를 상장하려는 움직임은 가상화폐의 가치와 자산으로써의 위상에 영향을 줄 것이다.

본 연구는 현실에서 가장 효율적 시장으로 평가받고 있는 주식 시장의 개별 주식과 가상화폐를 비교, 분석하였다. 분석을 위해 표본 기간은 2016년 3월 10일부터 2018년 9월 30일로 하였다. 단, 한국의 경우 삼성전자 주식의 거래 정지 기간인 2018년 4월 30일 ~2018년 5월 3일은 제외하였다. KOSPI지수 및 DOW지수 그리고 NASDAQ지수 한국 및 미국의 주요 기업, 비트코인과 이더리움의 가격을 사용하였다. fnguide에서 제공하는 KOSPI지수 및 DOW지수 그리고 NASDAQ지수 그리고 한국의 주요 4개 기업의 주식 가격과 거래량을 이용하였고, yahoo.finance에서 제공하는 미국의 주요 4개 기업의 주식 가격과 거래량을 이용하였다. 기업 선정 기준은 시가총액을 기준으로 하였다. 단, 2018년 4월 주식분할을 진행한 한국 주식 시장 시가총액 1위 기업인 삼성전자는 제외하였고, 2018년 2월 Kosdaq시장에서 Kospi시장으로 이전 상장한 시가총액 3위인 셀트리온 또한 제외하였다. 그리고 2016년 11월에 Kospi시장에 상장된 시가총액 4위 기업인 삼성바이오로직스도 제외하였다. 가상화폐인 비트코인과 이더리움의 가격은 www.investing.com에서 제공하는 달러화 자료를 사용하였다.

분석 결과를 종합해 보면 본 연구의 가설1, 2, 3을 모두 지지하는 결과가 도출되었다. 첫째, 군집 행동과 수익률의 변동성은 비례관계가 있다. Copeland(1976)은 군집 행동이 수익률의 변동성과 거래량에 영향을 미친다는 결과를 제시한 바 있다. 즉 기존 연구를 지지하는 결과이다. 둘째, 비대칭 정도는 가상 화폐시장, 한국 주식 시장, 미국 주식 시장 순인 것으로 나타나 안정적인 시장일수록 비대칭 정도가 작은 것을 확인하였다. 셋째, 군집 행동 파라미터를 비교해 보면, 미국 기업의 군집 행동 파라미터가 한국 기업의 군집 행동 파라미터보다 작다는 결과 도출되었다. 그리고 비트코인은 한국 기업 수준과 비슷하거나 다소 높았고, 이더리움은 한국 기업의 군집 파라미터보다 월등히 높았다. 따라서 가설 2와 가설 3을 지지하는 결과가 도출되어 군집 행동을 금융 시장의 불안 요인으로 제시한 박범조(2011)의 결과 또한 지지한다. 따라서 주식 시장보다는 가상 화폐시장에 불안 요인이 더 존재한다는 결과를 보고하다. 단 파라미터 추정치는 자산의 거래되는 시장의 수익률에

따라 변화하는 상대적인 크기⁷⁾이므로 어느 시장을 가정하느냐에 따라 다른 결과가 도출될 수 있다.

본 연구의 결과는 다음과 같은 시사점을 남긴다. 첫째, 모든 투자자를 위험회피형으로 가정하는 것은 현실에 적합하지 않다. 모든 투자자가 위험 회피형이라면 위험 파라미터는 모두 양(+)의 값으로 도출되어야 한다. 하지만 본 연구의 결과는 이를 지지하지 않는다. 둘째, 본 연구는 위험 파라미터를 추정하여 투자자의 군집 행동에 관한 실증적인 추정치를 제공하였다. 셋째, 위험 파라미터를 모형에 반영하여 분석함에 따라 증명이 모호하고 모형화할 수 없다는 행태재무학의 학문적 한계를 보완하였다는 점에 의미를 지닌다.

7) 본 논문은 비트코인과 이더리움을 NASDAQ시장에서 거래되는 것으로 가정하였으나 타 시장을 가정한다면 다른 결과가 도출될 수 있다.

참 고 문 헌

- Black K., "Asymmetric information and options," *Review of Financial Studies*, 6, (1993), 435-472.
- Black, Jensen, Scholes., "The Capital Asset Pricing : Some Empirical Tests," *Studies in the Theory of Capital Markets*, Praeger Publishers Inc., (1972).
- De Bondt, W. F. M. and R. Thaler, "Does the stock market overreact?," *Journal of Finance*, 40(3), (1985), 793-808.
- De Bondt, W. F. M. and R. Thaler, "Further evidence on investor overreaction and stock market seasonality," *Journal of Finance*, 42(3), (1987), 557-581.
- Fama, E. F., L. Fisher, M. Jensen, and R. Roll, "The Adjustment of Stock Price of new Information," *International Economic Review*, 10, (1969), 1-21.
- Fama, E. F., "Efficient capital markets: A review of theory and empirical work," *The Journal of Finance*, 25(2), (1970), 383-417.
- Fama, Fench., "The Cross-Section of Expected Stock Return," *The Journal of Finance*, 47(2), (1992), 427-465.
- Fama, Fench. "The Capital Asset Pricing Model : Theory and Evidence," *Journal of Economic Perspectives*, 18(3), (2004), 25-46.
- Fama, Macbeth., "Risk, Return and Equilibrium : An Empirical Tests," *Journal of Political Economy*, 81(3), (1971), 607-636.
- French, K. and R. Roll, "Stock return variances: The arrival of information and the reaction of traders," *Journal of Financial Economics*, 17, (1986), 5-26.
- Glosten, Jagannathan&Runkle, "On the Relation between the Expected Value and the Volatility of the Nominal Excess Return on Stocks," *The Journal of Finance*, 48(5), 1993, 1779-1801.
- Jeremy J. Siegel., "Stock for The Long Term," (2008).
- Kendall, "The Analysis of Economic Time Series. Part I: Prices," *Journal of the Royal Statistical Society*, 96, (1953), 11-25.
- Kenneth French, G. Schwert and Robert Stambaugh., "Expected stock returns and volatility," *Journal of Financial Economics*, 19(1), (1987), 3-29.
- Lintner, "The Valuation of Risk Assets and The Selection of Risky Investment in Stock Potfolios and Capital Budgets," *The Review of Economics and Statistics*, 47(1), (1965), 13-37.
- Narasimhan Jegadeesh, Sheridan Titman., "Returns to Buying Winners and Selling Losers: Implications for Stock Market Efficiency," *The Journal of Finance*, 48(1), (1993), 65-91.
- Shiller, R. J., "From Efficient Markets Theory to Behavioral Finance," *The Journal of Economic Perspectives*, 17(1), (2003), 83-104.
- Sharpe., "Capital Asset Prices : A Theory of Market Equilibrium under Condition of Risk," *The Journal of Finance*, 19(3), (1964), 425-442.
- Shiller, R. J., "Stock prices and social dynamics," *Brookings Papers on Economic Activity*, 12(2), (1984), 457-498.

- 김근수, 변진호, “투자자의 감정이 자사주 매입에 미치는 영향,” 대한경영학회지, 제23권 제2호, 2010, 2271-2288
- 문규현, “삼성전자 현선물과 KOSPI 200 현선물시장 간의 비대칭성. 산업경제연구, 제25권, 제2호, 2012, 1229-1247.
- 박범조, “연속신념시스템의 확장 모형을 이용한 주식시장의 군집 행동 분석,” 한국은행, 제17권 제2호, 2011, 27-55
- 박범조, “주식시장의 비대칭적 무리 행동과 변동성 연구,” 한국증권학회지, 제41권 제3호, 2012, 373-391
- 박범조, “단기 위험 프리미엄 퍼즐: 동적 군집 행동을 고려한 재해석,” 한국은행, 제20권 제2호, 2014, 1-26
- 최서연, 신정순, 임예진, “가상화폐의 비선형성에 관한 연구,” 한국 자료분석학회, 제20권 제2호, 2018, 791-799

The Herding and Asymmetric Volatility between Korean and US stocks and the Cryptocurrency

SEO-YUN Choi¹⁾

〈Abstract〉

This study compares asymmetric volatility and herding phenomena between Korean and US stocks and the cryptocurrency. To analysis, first of all the dynamic herding behavior parameters are defined and estimated the second, regressed by the GJR-GARCH-M-Herding model reflecting the herding parameters.

The results of the analysis are as follows. First, the herding and volatility of returns are proportional. Second, asymmetry is smaller in stable markets. Third, the herding behavior is perceived as a factor of market instability. As a result of this study, the herding parameter of cryptocurrency is higher than the cluster parameter of US individual stock.

The implications of this study are as follows. First, it is not appropriate to assume that all investors are risk averse. Second, this study implies that the empirical limit of behavioral finance is complemented by estimating the risk parameters and applying them into the analytical model.

Keywords : AsymmetricVolatility, Behavioral Finance, Cryptocurrency, Herding, Stock Market

1) Ph.D Candidate, Business Administration Finance, Ewha Womans University, Ewhayeodae-gil 52, Seodaemun-gu, Seoul 03760, Korea. E-mail: anchoi@ewha.ac.kr