

소셜 감성이 개별 기업 주식수익률에 미치는 비대칭적 영향 분석

Asymmetric Effect of Social Sentimental on an Individual Stock Price Return

김 세 완 (Sei-Wan Kim) 이화여자대학교 경제학과 교수
박 지 원 (Jee-Won Park) (주)모비젠 플랫폼연구그룹 AA연구팀 주임
김 영 민 (Young-Min Kim) 강원대학교 글로벌인재학부(지역경제 전공) 조교수, 교신저자
함 희 경 (Hee Kyung Ham) 이화여자대학교 사회적경제협동 과정

요 약

본 연구는 소셜 감성(social sentimental)을 긍정 및 부정적 의견으로 구분하여 이들 의견이 개별 기업의 주식수익률에 미치는 영향이 비대칭적인지(asymmetric) 분석하였다. 이를 위하여 한국거래소에서 활발하게 거래되고 트위터 의견도 충분한 기아차, 아모레퍼시픽, 포스코, 한국전력 등 4개 기업을 분석대상으로 하였다.

주요 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 긍정적 의견은 개인투자자의 거래 비중이 상대적으로 낮은 아모레퍼시픽의 주식수익률에는 영향을 주지 못한 반면 나머지 3개 기업의 주식수익률에는 유의한 양(+)의 영향을 주었다. 둘째, 부정적 의견은 4기업의 주식수익률에 모두 유의하게 음(-)의 영향을 주는 것으로 나타났다. 특히 부정적 의견이 긍정적 의견보다 주식수익률에 미치는 영향이 더 크게 나타났으며, 이는 투자자들이 손실회피 성향 등으로 수익보다 손실에 더 민감하기 때문으로 보인다.

본 연구는 트위터의 긍정 또는 부정적 의견이 주식수익률에 비대칭적(asymmetric)으로 영향을 미치는 것을 발견하였으며, 이는 트위터의 의견을 투자자 심리(sentiment) 대용변수(proxy)로 활용할 수 있음을 보여준다.

키워드 : 주식수익률, 소셜 감성, 비대칭, 긍정적 의견, 부정적 의견

I. 서 론

행동경제학에 따르면 ‘투자자 심리(sentiment)’는 주가에 영향을 미치는 것으로 보고되고 있다. 투자자 심리는 주식시장 참여자들이 예상하는 보편적인 기준가격에 대한 (투자자 개인의) 주관적

기대 차이로, 낙관적 투자자는 미래 가격이 기준보다 높을 것으로 기대하고 비관적인 투자자는 미래 가격이 기준보다 더 낮을 것을 기대한다(임병진, 허지훈, 2018). 특히 투자자는 손실회피(loss aversion) 성향이 있어 투자 수익보다 손실을 볼 때 고통이나 실망감이 더 커 미실현 수익 주식은 매도

하여 수익을 실현하는 반면 미실현 손실 주식은 보유하여 손실실현을 회피한다. 이러한 비대칭적 매도 성향은 특히 개인투자자에서 높게 나타난다 (Shefrin and Statman, 1985; 김승탁, 변창수, 2011; 최운열 등, 2004). 이처럼 개인투자자는 심리 등의 영향을 받는 비합리적(irrational) 투자자라고 할 수 있다.¹⁾

한편, 2010년대 이후 인터넷 보급 등으로 소셜 미디어가 사회경제적으로 미치는 영향이 커지고 있다. 특히 전 세계적으로 가장 많이 사용되는 소셜 미디어 중 하나인 트위터는 기업 등 다양한 주제에 대해 의견을 공유하는 수단으로 활용되고 있다(Matta *et al.*, 2015; 안정국 등, 2016). 이에 따라, 트위터 데이터를 이용하여 자산시장의 변화를 예측하는 연구가 활발히 진행되어 왔으며 특히 트위터 상의 의견은 기업의 주식수익률에 영향을 주는 것으로 알려져 있다(Behrendt and Schmidt, 2019; Bollen *et al.*, 2011; Chen *et al.*, 2014).

이와 같이 개인투자자가 투자 수익보다 손실에 더 민감하고 트위터 상의 의견이 투자자 심리(sentiment)의 대용변수(proxy)라면, 트위터 상의 긍정 및 부정적 의견이 주식수익률에 미치는 영향은 비대칭적(asymmetric)일 수 있다. 특히 국내 주식시장은 심리의 영향을 받는 개인투자자의 비중이 높다는 점에서(약 25%), 이러한 비대칭적 영향이 보다 명확하게 나타날 수 있다.²⁾

본 연구는 한국거래소에서 활발하게 거래되고

트위터 데이터도 풍부한 기아차, 아모레퍼시픽, 포스코, 한국전력 등 4개 기업을 대상으로 이들 기업에 대한 트위터 의견을 긍정 및 부정으로 나누어 기업의 주식수익률에 미치는 영향을 분석하였다. 분석 결과, 개인투자자의 거래 비중이 상대적으로 낮은 아모레퍼시픽을 제외하고 긍정적 의견은 기업의 주식수익률에 유의한 양(+)의 영향을 준 반면 부정적 의견은 4개 기업의 주식수익률 모두에 음(-)의 영향을 주었다. 특히 부정적 의견이 주식수익률에 미치는 영향이 긍정적 의견보다 크게 나타났으며, 이는 투자자가 손실회피 성향 등으로 수익보다 손실에 더 민감하기 때문으로 해석할 수 있다. 본 연구는 트위터의 긍정 및 부정적 의견이 비대칭적(asymmetric)으로 기업의 주식수익률에 영향을 미치는 것을 발견하였으며, 이는 트위터의 의견을 투자자 심리(sentiment)의 대용변수(proxy)로 활용할 수 있음을 보여준다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제II장에서는 트위터로부터 추출한 감성을 주식시장의 연구에 이용한 기존 연구를 살펴보고, 제III장에서는 데이터 수집방법과 처리에 대해 설명하고 추정모형에 대하여 논한다. 제IV장에서는 기업별 추정결과에 대해 분석하고 제V장에서는 결과를 요약한다.

II. 기존 연구

소셜 미디어에 게시된 글에 나타난 사람들의 감성을 ‘소셜 감성’이라 하며, 이러한 감성(sentiment)은 투자 결정 등에 영향을 줄 수 있어 소셜 감성을 파악하는 것은 사람들의 행동을 설명하거나 예측하는데 있어 유용하다(Akerlof and Shiller, 2010; Rick and Loewenstein, 2008; 김선정, 김태용, 2012; 유상이 등, 2019).

그중에서도 소셜 감성을 통해 자산시장의 변화를 예측하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다. 특히 소셜 감성과 주가는 밀접히 관련된 것으로 알려져 있으며, 초기 연구는 주로 소셜 감성과 주식시장 지수간 관계에 관한 것이었으나 점차 특정

1) 개인투자자는 일반적으로 기관투자자에 비해 위험회피적이며 정보가 부족하고 정보 탐색 및 처리 능력이 떨어지는 경향 등이 있는 것으로 알려져 있다(Barber and Odean, 2000; Hirshleifer *et al.*, 1994; Kim *et al.*, 2014; 길재욱 등, 2009; 김영민, 2018). 본 연구에서 투자자는 투자심리 등의 영향을 받는 개인투자자를 의미한다.

2) 미국 등 해외 금융선진국에서는 기관투자자 중심으로 주식시장이 발달되어 왔다. 예를 들어, 미국의 경우, 기관투자자가 49.9%의 주식을 보유하고 있는 반면 국내 기관투자자 비중은 13%에 불과하다(김영민, 김세완, 2014).

기업 및 산업 등으로 세분화되고 있다. 최근에는 투자자산으로 부상하고 있는 비트코인 에 대해서도 연구가 진행되고 있다.

Bollen *et al.*(2011)은 트위터에 나타나는 6가지 감성(calm, alert, sure, vital, kind, happy)의 증감을 측정하여 이들 감성이 다우존스 지수(Dow Jones Industrial Average) 수익률과 관련되는지 분석한 결과, Calm이 시장수익률과 유의한 관계를 갖는 것을 발견하였다. 이들 연구는 일반투자자가 공유하는 감성(Public mood)과 주식수익률간 관계에 대해 처음으로 연구하였다는 점에서 의미가 있다. 이어 Wei *et al.*(2016)은 트윗글의 양이 급증한(Twitter Volume Spikes) 이후 주가의 변동성이 더 낮아진 반면 내재변동성은 오히려 더 커지는 것을 발견하였다. Ranco *et al.*(2015)은 트위터에 사용되는 해쉬태그를 기준으로 검색한 트위터의 양과 주가간 상관관계가 존재하며, 트위터의 양이 최고치에 달한 직후에는 옵션가격이 과대평가되는 경향이 있다고 주장하였다. 또한 Qasem *et al.*(2015)은 특정 기업인 테슬라 주가에 트위터의 감성이 미치는 영향을 분석하였다. 테슬라의 주식과 관련된 트위터의 감성을 긍정적, 부정적, 중립적으로 분류하는 Machine Learning의 정확도를 평가한 결과, 전반적인 정확도가 58%에 달하며 노출빈도 수(TF)보다는 긍정비율(TF-IDF)이 정확도가 높다고 지적하였다. Teti *et al.*(2019)은 미국 테크놀로지 기업(technology industry) 주가에 트위터 상의 긍정 및 부정적 의견이 미치는 영향을 분석한 결과 부정적 의견만이 유의하게 음(-)의 영향을 주는 것을 발견하였다.

국내 연구에서는 김동영 등(2014)이 기업에 대한 소셜 미디어의 긍정지수, 빈도수 등을 주가에 측에 활용 가능하며 감성 분석 기법의 유용함을 발견하였다. 김태환 등(2014)도 기업에 대한 긍정어 수, 부정어 수, 트위터 노출빈도수의 증가율간 관계를 분석한 결과, 트위터 상 기업의 노출 빈도수와 긍정어 증가율은 주식수익률과 양(+)의 관계, 부정어 수의 증가율과는 음(-)의 관계가 있음을 주장하였다. 최근에는 유상이 등(2019)이 투자

자산으로 부각되고 있는 비트코인과 소셜 감성간 관계를 분석한 결과 비트코인 가격변동이 소셜 감성에 영향을 미치는 동시에 소셜 감성의 변화도 암호화폐 투자자의 행동에 영향을 미치는 상호 그랜저인과(Granger causality) 관계를 발견하였다.

본 연구는 다음과 같은 점에서 의의가 있다. 첫째, Teti *et al.*(2019), 김태환 등(2014)은 트위터 의견을 긍정 및 부정으로 구분하여 ‘평균’ 주식수익률에 미치는 영향을 분석하였다. 반면 본 연구는 ‘개별’ 기업 주식수익률에 미치는 영향을 분석하였으며, 이는 개인투자자의 거래 비중 등에 따라 트위터의 긍정 또는 부정적 의견이 기업별 주식수익률에 미치는 영향이 상이할 수 있기 때문이다.³⁾ 둘째, 투자자가 이익보다 손실에 더 민감한 손실 회피 성향(Tversky and Kahneman, 1992)이 있다면 부정적 의견이 주식수익률에 미치는 영향이 긍정적 의견보다 더 클 것이다. 이러한 점에서 본 연구는 트위터 상의 긍정 및 부정적 의견이 주식수익률에 미치는 영향이 비대칭적(asymmetric)인지 분석함으로써 트위터 의견이 투자자 심리의 대응 변수(proxy)로 활용가능함을 발견하였다.

III. 데이터 및 추정모형

3.1 데이터

분석대상 기업을 선정한 과정은 다음과 같다. 2014년 결산 기준 1위~150위 기업 중에서 유가증권시장(코스피시장)에 상장되어 있지 않은 52개 기업은 제외하였다. 또한 트위터 상에서 인지도가 높은 기업을 대상으로 하기 위하여 거래소에 상장된 98개 기업 중에서 트위터 API 서버에서 해당 기업명을 검색하였을 때 100개 미만의 글이 검색되는 83개 기업도 제외하였다. 그 결과 150개 기업 중 15개 기업이 남았다. 온라인에서는 기업 이름을

3) 본 연구 결과, 긍정적 의견이 개인투자자 거래 비중이 높은 기업과 낮은 다른 기업의 주가에 미치는 영향이 상이하게 나타났다.

〈표 1〉 분석 대상

대상 기업	검색어	일일 트윗글 수(평균)	일일 트윗글 수의 최저값
포스코	포스코, 포항제철, POSCO	53	26
한국전력	한국전력, 한전	65	26
아모레퍼시픽	아모레퍼시픽, 아모레, AMORE	85	21
기아차	기아차, 기아자동차	108	26

다양하게 지칭하는 경우가 있기 때문에 기업의 정확한 이름 외에 줄여서 부르는 약칭 등도 검색어로 포함하였다. 또한 경마, 도박 등의 스팸성 단어와 기업에 따라 광고 문구를 포함한 글, 같은 아이디의 사용자가 연달아 동일한 내용의 글을 쓰는 일명 도배글, 특정 정치인의 홍보형 유세글 등을 제거하는 클린징 과정을 거친 후, 하루 평균 50개 이상의 글을 확보할 수 있는 기업을 선정한 결과 15개 기업 중에서 10개 기업이 해당되었다.4) 마지막으로 이들 10개 기업 중 트윗글의 개체수가 급격하게 줄어들어 특정일에 충분한 데이터를 확보하지 못하는 상황을 방지하기 위하여 클린징 이후 20개 미만의 트윗글이 남는 6개 기업은 제외하였다. 이에 따라 포스코, 한국전력, 아모레퍼시픽, 기아차 등 4개 기업이 최종적으로 선정되었다. 이와 같이, 한국거래소에서 활발하게 거래되면서도 트위터 데이터가 풍부한 기업을 분석대상으로 하였다.

한편, 데이터 추출과정은 다음과 같다. 먼저 2016년 1월 초부터 4월 초순까지 약 60일간의 트윗글을 날짜별로 해당 기업 이름을 검색하였으며, 주식시장의 개장일에 맞추어 주말과 공휴일은 제

외하였다. 데이터는 트위터 API 서버로부터 전체 공개된 트윗글을 다운로드한 후 스팸성 글 등을 지우는 클린징 작업을 하여 각 글을 형태소 단위로 분해하였다.5) 이어 긍정어와 부정어의 목록에 해당하는 단어가 있는지 탐색하였다. 긍정어와 부정어의 목록은 KOSAC(Korean Sentiment Analysis Corpus)에서 제공하는 목록을 참조하여 빈도수 6 이상, 판정 비율 0.7 이상인 단어 중 비교적 의미가 분명한 것만 긍정어, 부정어 목록에 포함하였다(<부록> 참조).6) 즉, KOSAC의 목록을 기준으로 트윗글에 긍정어에 해당하는 단어가 있으면 긍정어 점수, 부정어에 해당하는 단어가 있으면 부정어 점수를 각각 부과하였다. 이와 같은 방식으로 기업별 및 날짜별로 트위터에서 긍정적 의견과 부정적 의견의 비율을 계산하였다. 데이터 추출과정을 나타내면 <그림 1>과 같다.

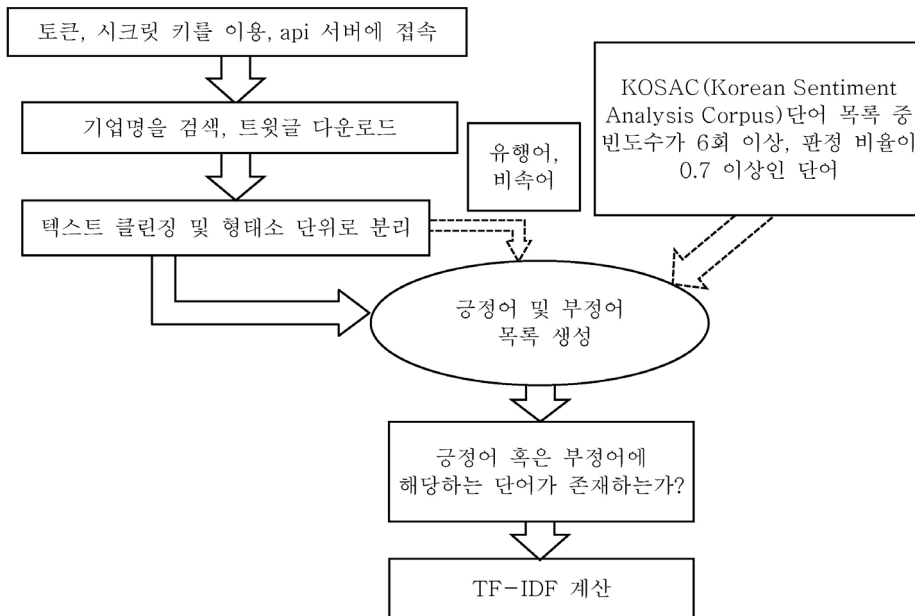
한편, 긍정어와 부정어의 비율을 계산하는 값으로는 기존 연구에서와 같이 Terms Frequency(TF)에 Inverse Document Frequency(IDF)를 곱한 TF-IDF가

4) 정치인의 유세 글 중에서는 “~좋은 지역을 만들겠습니다.”와 같이 연설문이나 공약의 내용만 담고 있는 홍보 형태의 글은 제외되었다. 이러한 내용만으로는 해당 글을 작성한 사용자가 이를 긍정적으로 생각하였는지, 부정적으로 생각하였는지 알 수 없고 글에 사용된 긍정적인 어휘로 인해 작성자의 견해와 관계 없이 긍정적인 의견의 비율이 과대평가될 우려가 있었기 때문이다. 단, “(기업 관련 공약에 대해 해당 기업이) 검토한 적 없다……거짓말도 참……” 과 같이 트윗글의 작성자가 해당 정치인 후보에게 보이는 반응이 포함되는 경우에는 배제하지 않았다.

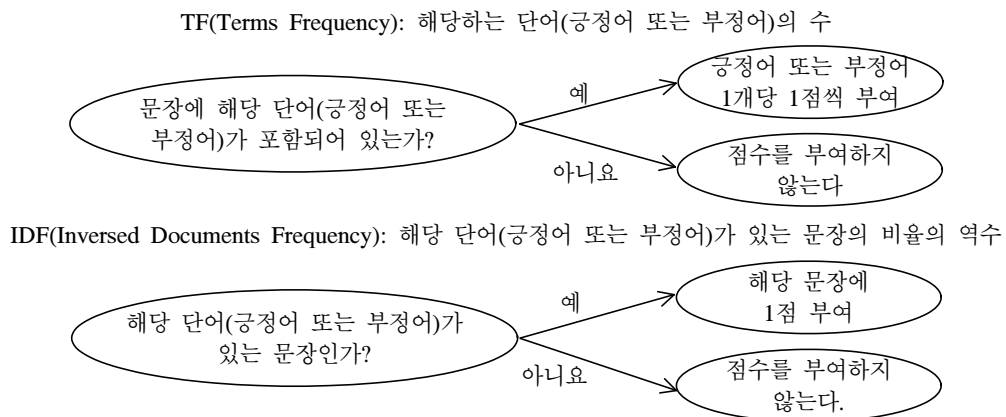
5) API(Application Programming Interface)는 웹 애플리케이션 개발에서 다른 서비스에 요청을 보내고 응답을 받기 위해 정의된 명세(소스 코드)를 가리키며 프로그래밍 언어로 제공하는 기능을 제어할 수 있게 만든 인터페이스를 뜻한다. 트위터 API는 개발자가 제공하는 형식으로 R-Code 이외에도 여러 프로그래밍 언어로 호출될 수 있다(Ravindran and Garg, 2015). 즉, 트위터 계정을 만들고 API서버에서 인증을 거친 뒤 인증된 아이디와 패스워드, 토큰을 받아 통계패키지에서 일정한 형식의 코드를 통해 전체 공개된 트윗글을 검색할 수 있다.
6) KOSAC에서 제공하는 단어는 총 16,363개에 이르지 만 “~가 나오”와 같이 다소 중립적인 것도 긍정으로 분류하였다.

사용되었다(Qasem *et al.*, 2015). Terms Frequency (TF)는 해당 단어를 찾아내는 것으로 텍스트 클라우드 등에서 현재 많이 사용되고 있다. 다만 단순히 단어의 출현 횟수만을 집계한다면 의미 없는 단어가 출현하는 경우나 특정문서의 반영 비중이 지나치게 커지는 등의 오류가 발생할 수 있다. 이를 방지하기 위하여 문서 내의 단어 출현 빈도를 모든

단어의 총 출현 회수로 나누어 정규화하였으며 긍정어와 부정어의 목록을 만들어 그들의 출현 빈도를 산정하였다. IDF(Inversed Documents Frequency)는 전체 문서 중 해당 단어(긍정어 또는 부정어)가 출현하는 문서 비율의 역수(inverse)을 의미한다. TF와 IDF의 알고리즘에는 차이가 있는데 그림으로 설명하면 <그림 2>와 같다.



<그림 1> 트윗글의 수집 및 분석과정



<그림 2> TF와 IDF의 알고리즘의 차이

3.2 사용변수 및 추정 모형

사용변수는 다음과 같다. 첫째, 기존 연구에서와 같이 개별 기업의 주식수익률 및 코스피(KOSPI) 수익률을 사용한다. 특히, 코스피(KOSPI) 수익률은 개별 기업의 주가에 주식시장이 미치는 영향을 통제하기 위하여 사용하였다(김경수, 이유, 2010; 김태환 등, 2014). 둘째, $TFIDFP(TFIDFN)$ 는 긍정어(부정어)의 수를 계산한 것으로, 날짜별 전체 단어 수에서 긍정어(부정어)가 차지하는 비율과 전체 게시글 수 대비 긍정어(부정어)를 포함한 게시글 수를 곱하였다. 이러한 산정방식은 텍스트의 정확도를 높이는 방법으로 알려져 있다(Qasem *et al.*, 2015; 이성직, 김한준, 2009). 구체적인 사용변수에

대한 설명은 <표 2>와 같다.

사용변수의 기초통계량은 다음 <표 3>과 같다. 분석기간 동안 기아차의 평균 주식수익률은 음(-0.001)인 반면 다른 기업들은 모두 양(+)이었으며 특히 한국전력의 주식수익률 표준오차는 다른 기업과 비교하여 상대적으로 낮았다. 또한, 기업별 긍정 및 부정적 의견의 평균은 대부분 비슷하였으나 기아차의 긍정적 의견 비율은 부정적 의견 대비 상대적으로 높았다. 아모레퍼시픽의 경우에는 부정적 의견의 표준오차(0.002)가 긍정적 의견(0.008)과 비교하여 상대적으로 컸다. 시장수익률의 평균(0.001)은 포스코 및 한국전력보다 낮았으며 표준오차도 개별 기업과 비교하여 상대적으로 낮은 수준(0.009)을 기록하였다.

<표 2> 사용변수

변수명	변수 산정 방식
$price_return_{i,t}$	i 기업의 전일대비 주식수익률
$kosp_{i,t}$	코스피(KOSPI)의 전일 대비 수익률
$TFIDFP_{i,t-m}$	$TFIDFP_{i,t-m} = TFP_{i,t-m} \cdot IDFP_{i,t-m}$ $TFP_{i,t-m} = \frac{\text{Number of the positive words}_{i,t-m}}{\text{Total number of the words}_{i,t-m}}, k = 1, \dots, 5$ <p>* $TFP_{i,t-m}$ (Terms Frequency Positives): 해당 일자(t)에서 m일 이전의 i 기업 관련 트윗글 내의 전체 단어 중 긍정어에 해당되는 단어가 출현하는 비율</p> $IDFP_{i,t-m} = \frac{\text{Total number of documents}_{i,t-m}}{\text{Number of the sentences which include positive words}_{i,t-m}}, m = 1, \dots, 5$ <p>* $IDFP_{i,t-m}$ (Inversed Documents Frequency Positives): 해당 일자(t)에서 m일 이전의 i 기업 관련 트윗글 중 긍정어에 해당되는 단어를 포함한 문서 비율의 역수(inverse)</p>
$TFIDFN_{i,t-m}$	$TFIDFN_{i,t-m} = TFN_{i,t-m} \cdot IDFN_{i,t-m}$ $TFN_{i,t-m} = \frac{\text{Number of negative words}_{i,t-m}}{\text{Total number of the words}_{i,t-m}}, k = 1, \dots, 5$ <p>* $TFN_{i,t-m}$ (Terms Frequency Negatives): 해당 일자(t)에서 m일 이전의 i 기업관련 트윗글 내의 전체 단어 중 부정어에 해당되는 단어가 출현하는 비율</p> $IDFN_{i,t-m} = \frac{\text{Total number of documents}_{i,t-m}}{\text{Number of the sentences which include negative words}_{i,t-m}}, m = 1, \dots, 5$ <p>* $IDFN_{i,t-m}$ (Inversed Documents Frequency Negatives): 해당 일자(t)에서 m일 이전의 i 기업 관련 트윗글 중 부정어에 해당되는 단어를 포함한 문서 비율의 역수(inverse)</p>

〈표 3〉 사용변수의 기초통계량

		기아차	아모레퍼시픽	포스코	한국전력
기업별 주식수익률	평균	-0.001	0.001	0.006	0.002
	표준오차	0.021	0.024	0.023	0.016
긍정적 의견 (TFIDFP)	평균	0.028	0.011	0.010	0.011
	표준오차	0.008	0.002	0.003	0.003
부정적 의견 (TFIDFN)	평균	0.024	0.011	0.011	0.010
	표준오차	0.009	0.008	0.004	0.003
시장수익률	평균	0.0001			
	표준오차	0.009			

한편, 사용변수의 단위근 검정(unit root tests) 결과는 <표 4>와 같으며, 모든 변수가 안정적으로 나타났다.

한편, 시차는 기존 연구(김태환 등, 2014; 유상 이 등, 2019) 등을 참고하여 적절한 시차를 실행한 결과 5일로 정하였다. 구체적인 추정 모형은 다음과 같다.

$$price_return_{i,t} = \alpha + \sum_{j=1}^5 \beta_j price_return_{i,t-j} + \sum_{k=1}^5 r_k kosp_{i,t-k} + \epsilon_{i,t} \quad \text{모형 (1)}$$

$$price_return_{i,t} = \alpha + \sum_{j=1}^5 \beta_j price_return_{i,t-j} + \sum_{k=1}^5 \gamma_k kosp_{i,t-k} + \sum_{m=1}^5 \delta_m TFIDFP_{i,t-m} + \sum_{m=1}^5 \eta_m TFIDFN_{i,t-m} + \epsilon_{i,t} \quad \text{모형 (2)}$$

여기에서

$price_return_{i,t}$: 기업 i의 전일대비 t시점 주식수

7) 개별 주식의 수익률을 다양한 설명변수를 이용하여 회귀분석(OLS)을 하는 경우 오차항(error term)이 유의한 자기상관의 특성을 갖을 수 있으나, 설명변수로 수익률의 시차변수(lagged variable)를 포함시키면 이러한 잔차항의 자기상관은 일반적으로 없어진다. 이를 검증하기 위하여 본 연구에서는 Breusch-Godfrey Autocorrelation Test를 4개 기업의 모형에 각각 시행하였으며, 검증결과 ‘모든 잔차항에 자기회귀가 없다’는 귀무가설(H₀)을 1% 유의수준에서 채택(accept)되었다.

익률, $i = 1 \sim 4$ (기업 수)

$price_return_{i,t-j}$: 기업 i의 일 전의 주가수익률,

$j = 1, \dots, 5$

$kosp_{i,t-k}$: 기업 i의 k일 전의 코스피 수익률,

$k = 1, \dots, 5$

$TFIDFP_{i,t-m}$: 기업 i에 대한 m일 전의 긍정어

TFIDF값, $m = 1, \dots, 5$

$TFIDFN_{i,t-m}$: 기업 i에 대한 m일 전의 부정어

TFIDF값, $m = 1, \dots, 5$

특히 트위터의 긍정 또는 부정적 의견이 투자자의 의사결정에 미치는 영향은 비대칭적일 수 있으므로 긍정적 의견(TFIDFP)과 부정적 의견(TFIDFN)을 모두 변수로 포함하였다. 만약 투자자가 트위터의 긍정적 의견만 중요하게 받아들인다면 모형 (2)에서 긍정적 의견(TFIDFP)의 계수(δ)만이 유의하게 나타날 것이다.

〈표 4〉 사용변수의 단위근 검정(Unit root tests)

	기아차	아모레퍼시픽	포스코	한국전력
주식수익률	-7.873***	-7.592***	-6.889***	-7.799***
긍정적 의견	-4.544***	-7.866***	-6.462***	-5.732***
부정적 의견	-6.335***	-3.724**	-6.262***	-7.479***
시장수익률	-7.930***			

주) ***, **, *는 1%, 5%, 10% 유의수준에서 통계적으로 유의함을 나타냄.

IV. 추정 결과

트위터 상의 긍정 및 부정적 의견이 기업 주가에 미치는 영향을 추정한 결과는 <표 5>와 같으며 주요 내용은 다음과 같다. 첫째, 기아차와 포스코의 경우 전날 주식수익률이 현재 주식수익률에 10% 유의수준에서 영향을 주는 것으로 나타났으며, 이는 ‘모멘텀(momentum)’ 효과로 기존 연구 결과와 일치한다(엄철준 등, 2014). 기아차의 경우 모형 (2)에서 전일의 주식수익률이 현재 주식수익률에 (-)의 영향을 준 반면 포스코의 경우에는 전일 주식수익률이 양(+)의 영향을 주어 기업별로 상이하게 나타났다. 반면 전일 코스피(KOSPI) 수익률은 기아차의 경우에만 모형 (1)에서 음(-)의 영향을 주는 것으로 나타났다.

둘째, 트위터 상의 긍정적 의견(TFIDFP)은 아모레퍼시픽을 제외한 기아차, 포스코, 한국전력에서 주식수익률에 양(+)의 영향을 주는 것으로 나타났다. 기아차는 4일 전, 포스코는 1~2일전, 한

국전력은 4일 전 긍정적 의견이 영향을 주어 기업별로 시차(lag)는 상이하게 나타났다. 반면 아모레퍼시픽의 주식수익률은 긍정적 의견의 영향을 받지 않는 것으로 나타났으며, 이는 <표 6>과 같이 다른 기업보다 상대적으로 전체 매매 중 개인투자자 거래 비중이 낮은 것과 관련되어 보인다. 기존 연구에 따르면 투자자별로 비대칭 매도 성향이 다르므로(김승탁, 변창수, 2011), 향후 개인투자자 거래 비중 등에 따라 세분화된 연구가 필요할 것으로 보인다.

셋째, 트위터 상의 부정적 의견은 4개 기업 모두에서 주식수익률에 음(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 이는 Teti *et al.*(2019) 등의 연구결과와 일치한다. 다만 기업별로 영향을 미치는 시차(lag)는 상이하였다. 기아차는 5일 전, 아모레퍼시픽은 2일~3일전, 포스코는 5일 전, 한국전력에서는 3일전 부정적 의견이 현재 주식수익률에 음(-)의 영향을 주는 것으로 나타났다.

<표 7>과 같이 주요 추정 결과를 요약하면, 기업

<표 5> 기업별 회귀분석 결과

	기아차		아모레퍼시픽		포스코		한국전력	
	모형 (1)	모형 (2)	모형 (1)	모형 (2)	모형 (1)	모형 (2)	모형 (1)	모형 (2)
α	0.002 (0.509)	-0.006 (0.796)	0.658 (0.164)	0.079 (0.221)	0.006* (0.084)	0.046 (0.159)	0.003 (0.261)	0.022 (0.290)
$price_{t-1}$	-0.104 (0.483)	-0.314* (0.075)	-0.144 (0.405)	0.038 (0.832)	0.142 (0.350)	0.320* (0.076)	-0.055 (0.726)	-0.050 (0.779)
$price_{t-2}$	0.223 (0.140)	0.079 (0.600)	-0.103 (0.850)	-0.303 (0.163)	0.059 (0.696)	-0.092 (0.637)	0.034 (0.830)	-0.016 (0.919)
$price_{t-3}$	0.082 (0.586)	0.050 (0.753)	-0.023 (0.965)	-0.029 (0.896)	-0.079 (0.634)	0.009 (0.965)	0.047 (0.769)	0.101 (0.538)
$price_{t-4}$	-0.196 (0.189)	-0.198 (0.169)	-0.122 (0.811)	-0.044 (0.834)	-0.189 (0.243)	-0.293 (0.128)	-0.098 (0.539)	-0.146 (0.367)
$price_{t-5}$	-0.051 (0.732)	-0.141 (0.330)	0.345 (0.495)	-0.078 (0.699)	0.044 (0.793)	0.254 (0.202)	0.005 (0.975)	-0.019 (0.911)
$kospit_{-1}$	-0.838** (0.030)	-0.121 (0.735)	0.083 (0.867)	0.551 (0.368)	-0.603 (0.173)	-0.544 (0.281)	-0.182 (0.609)	0.213 (0.515)
$kospit_{-2}$	0.276 (0.491)	-0.473 (0.179)	0.011 (0.988)	-0.037 (0.958)	0.362 (0.415)	0.245 (0.653)	0.064 (0.858)	0.005 (0.987)

〈표 5〉 기업별 회귀분석 결과(계속)

	기아차		아모레퍼시픽		포스코		한국전력	
	모형 (1)	모형 (2)	모형 (1)	모형 (2)	모형 (1)	모형 (2)	모형 (1)	모형 (2)
$kosp_{i,t-3}$	-0.520 (0.228)	0.073 (0.849)	0.071 (0.923)	-0.381 (0.633)	-0.567 (0.234)	-0.638 (0.252)	-0.264 (0.480)	0.049 (0.896)
$kosp_{i,t-4}$	-0.341 (0.392)	-0.111 (0.753)	0.219 (0.765)	0.644 (0.267)	0.149 (0.737)	0.253 (0.620)	0.215 (0.514)	-0.138 (0.676)
$kosp_{i,t-5}$	-0.453 (0.219)	-0.357 (0.296)	-0.260 (0.593)	-0.888 (0.113)	0.234 (0.592)	0.135 (0.783)	-0.119 (0.705)	-0.004 (0.991)
$TFIDFP_{t-1}$		-0.722 (0.103)		1.233 (0.562)		2.126* (0.085)		0.639 (0.552)
$TFIDFP_{t-2}$		0.364 (0.419)		-2.588 (0.238)		2.528** (0.043)		0.915 (0.410)
$TFIDFP_{t-3}$		0.509 (0.256)		-1.139 (0.604)		-2.021 (0.112)		0.588 (0.597)
$TFIDFP_{t-4}$		0.839* (0.098)		-1.083 (0.633)		0.071 (0.954)		2.212** (0.047)
$TFIDFP_{t-5}$		0.389 (0.507)		-1.654 (0.493)		-0.221 (0.858)		0.096 (0.933)
$TFIDFN_{t-1}$		-0.361 (0.316)		-0.756 (0.358)		0.562 (0.624)		-0.501 (0.609)
$TFIDFN_{t-2}$		-0.292 (0.424)		-1.248* (0.098)		-0.835 (0.487)		-0.769 (0.422)
$TFIDFN_{t-3}$		-0.325 (0.352)		-1.455* (0.096)		-0.510 (0.672)		-2.303** (0.032)
$TFIDFN_{t-4}$		0.242 (0.457)		-0.379 (0.618)		0.869 (0.437)		0.209 (0.845)
$TFIDFN_{t-5}$		-0.631* (0.057)		-1.034 (0.144)		-2.620** (0.041)		-0.575 (0.558)
수정 R^2	0.231	0.493	0.107	0.454	0.127	0.358	0.044	0.262

주) 괄호안은 p-값으로 ***, **, *는 1%, 5%, 10%에서 통계적으로 유의함을 나타냄.

별 주가에 트위터의 긍정 및 부정적 의견은 비대칭적(asymmetric)으로 영향을 주는 것으로 나타났다. 특히 개인투자자의 거래 비중 등에 따라 긍정적 의견이 미치는 영향은 기업별로 상이하였다. 즉, 상대적으로 개인 투자자의 거래 비중이 낮은 아모레퍼시픽에는 긍정적 의견이 영향을 주지 못하였으나 다른 3개 기업에서는 주식수익률에 유의한

양(+)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 반면 부정적 의견은 모든 기업의 주식수익률에 유의하게 음(-)의 영향을 주었다. 특히 부정적 의견의 계수(coefficients)가 긍정적 의견보다 크게 나타났으며, 이는 투자자들이 손실회피 성향으로 손실(주가하락)을 발생시킬 수 있는 소셜 네트워크의 부정적인 의견에 더 민감하기 때문으로 보인다.

〈표 6〉 기업별 개인투자자의 매매 금액 및 비중(2016.1.2.~4.1)

(단위: 십억원, %)

	매수 금액	매수 비중	매도 금액	매도 비중
기아차	2,268	38.35	2,382	40.28
아모레퍼시픽	128	9.50	200	14.78
포스코	1,057	19.56	913	16.90
한국전력	1,067	29.16	1,317	35.99

〈표 7〉 트위터 의견(긍정 및 부정)이 기업별 주식수익률에 미친 영향 요약

의견	기아차	아모레퍼시픽	포스코	한국전력
긍정	4일전 긍정적 의견이 현재 주식수익률에 양(+)의 영향을 미침	긍정적 의견은 현재 주식수익률에 영향을 미치지 않음	1~2일전 긍정적 의견이 현재 주식수익률에 양(+)의 영향을 미침	4일전 긍정적 의견이 현재 주식수익률에 양(+)의 영향을 미침
부정	5일전 부정적 의견이 현재 주식수익률에 음(-)의 영향을 미침	2~3일전 부정적 의견이 현재 주식수익률에 음(-)의 영향을 미침	5일 전 부정적 의견이 현재 주식수익률에 음(-)의 영향을 미침	3일 전 부정적 의견이 현재 주식수익률에 음(-)의 영향을 미침

V. 결 론

개인투자자는 재무제표 같은 객관적인 정보 이외에도 심리 등의 주관적 영향을 받는다. 특히, 투자자는 손실회피 성향 등으로 수익보다 손실에 더 민감하다는 점에서 해당 기업에 대한 부정적 의견이 긍정적 의견보다 주식수익률에 미치는 영향이 더 클 수 있다. 또한, 기업별로 개인투자자 거래 비중 등이 상이하므로 본 연구는 트위터 상의 긍정 또는 부정적 의견이 ‘개별’ 기업의 주식수익률에 미치는 영향이 비대칭적인지(asymmetric) 분석하였다.

본 연구의 분석대상은 한국 거래소에서 활발하게 거래되고 있고 트위터의 데이터도 충분한 기업인 기아차, 아모레퍼시픽, 포스코, 한국전력이며 분석기간은 2016년 1월부터 4월 초순(60일)까지이다.

주요 추정 결과는 다음과 같다. 첫째, 트위터상 긍정적 의견은 개인투자자 비중에 따라 개별 기업 주식수익률에 미치는 영향이 상이하였다. 개인투자자의 거래 비중이 상대적으로 낮은 아모레퍼시

픽에는 긍정적 의견이 영향을 주지 못한 반면 기아차, 포스코, 한국전력에서는 유의하게 양(+)의 영향을 주는 것으로 나타났다. 둘째, 부정적 의견은 긍정적 의견과는 달리 4개 기업 모두의 주식수익률에 유의하게 음(-)의 영향을 주는 것으로 나타났다. 특히 부정적 의견이 긍정적 의견보다 주식수익률에 미치는 영향이 더 크게 나타났으며, 이는 투자자가 손실회피 성향 등으로 수익보다 손실에 더 민감한 것과 관련되어 보인다.

본 연구는 기업에 대한 소셜 네트워크상의 긍정 및 부정 의견이 개별 기업 주식수익률에 비대칭적으로(asymmetric) 영향을 주는 것을 발견하였다. 특히 트위터의 의견이 기업 주식수익률에 유의하게 영향을 준다는 점에서 투자자 심리(sentiment)의 대용변수(proxy)로 활용될 수 있을 것이다. 이와같이 본 연구는 투자자에 대한 이해의 폭을 제고하였다는 점에서 의의가 있다.

한편, 본 연구의 한계점은 다음과 같다. 첫째, 트위터에서 발생하는 사람들의 의견을 긍정 및 부정으로만 구분하였다. Bollen *et al.*(2011)과 같이 감성 카테고리를 ‘Calm’, ‘Alert’, ‘Sure’, ‘Vital’,

‘Kind’, ‘Happy’ 등 보다 상세하게 분류하여 분석하면 보다 다양한 관계를 도출할 수 있을 것이다. 둘째, 본 연구는 코스피시장(유가증권시장)에 속한 4개 기업에 국한되었다는 점에서 코스닥 기업 등으로 확대할 필요가 있다. 특히, 아모레퍼시픽의 결과가 다른 기업과 다소 상이하게 나타났다는 점에서 개인투자자 거래 비중 등에 따라 세분화된 연구가 필요할 것으로 보인다.

참고 문헌

- [1] 길재욱, 김나영, 이은정, “투자자별 거래행태와 비대칭 변동성”, *금융연구*, 제23호, 제3권, 2009, pp. 25-49.
- [2] 김경수, 이유, “중국과 홍콩 주식시장간의 변동성의 선도지연관계에 대한 연구”, *산업경제연구*, 제23권, 제4호, 2010, pp. 1743-1768.
- [3] 김동영, 박제원, 최재현, “SNS와 뉴스기사의 감성분석과 기계학습을 이용한 주식수익률예측 모형 비교 연구”, *한국IT서비스학회지*, 제13권, 제3호, 2014, pp. 221-233.
- [4] 김선정, 김태용, “SNS 콘텐츠의 감성이 사용자의 감정상태에 미치는 영향: 페이스북 뉴스피드를 중심으로”, *사이버커뮤니케이션학보*, 제29권, 제1호, 2012, pp. 5-47.
- [5] 김승탁, 변창수, “총괄적 일별집료에서 투자자 유형별 비대칭매도성향효과에 관한 실증분석”, *한국산업경제학회 정기학술발표대회*, 2011, pp. 259-271.
- [6] 김영민, “ETF 시장에서의 순자금유입에 관한 연구”, *시장경제연구*, 제47권 제3호, 2018, pp. 43-63.
- [7] 김영민, 김세완, “직간접 투자자의 현금 유출입비교 분석”, *재무관리연구*, 제31권, 2014, pp. 141-167.
- [8] 김태환, 정우진, 이상용, “기업의 SNS 노출과 주식 가격간의 관계 분석”, *Asia Pacific Journal of Information Systems*, 제24권, 제2호, 2014, pp. 235-253.
- [9] 안정국, 김소담, 김희웅, “텍스트 마이닝 기법을 이용한 정보시스템분야 연구 동향 분석”, *Information Systems Review*, 제18권, 제3호, 2016, pp. 73-96.
- [10] 엄철준, 이우백, 박래수, 장욱, 박종원, “한국주식시장의 고유변동성 퍼즐에 대한 연구”, *한국증권학회지*, 제43권, 제4호, 2014, pp. 753-784.
- [11] 유상이, 현지연, 이상용, “소셜 감성과 암호화폐 가격 간의 관계 분석: 빅데이터를 활용한 계량경제적 분석”, *Information Systems Review*, 제21권, 제1호, 2019, pp. 91-111.
- [12] 이성직, 김한준, “TF-IDF의 변형을 이용한 전자뉴스에서의 키워드 추출 기법”, *한국전자거래학회지*, 제14권, 제4호, 2009, pp. 59-73.
- [13] 임병진, 허지훈, “현금배당공시에 따른 시장반응에 대한 실증분석: 고배당 선호 관점을 중심으로”, *기업경영연구*, 제25권, 제3호, 2018, pp. 7-50.
- [14] 최운열, 이근경, 정성훈, “인지행위적 재무론에서 개인투자자들의 처분효과에 관한 연구”, *한국증권학회지*, 제33권, 제2호, 2004, pp. 83-105.
- [15] Akerlof, G. A. and R. J. Shiller, *Animal Spirits: How Human Psychology Drives the Economy, and Why it Matters for Global Capitalism*, Princeton University Press, 2010.
- [16] Barber, B. M. and T. Odean, “Trading is hazardous to your wealth: The common stock investment performance of individual investors,” *Journal of Finance*, Vol.55, 2000, pp. 773-806.
- [17] Behrendt, S. and A. Schmidt, “The Twitter myth revisited: Intraday investor sentiment, Twitter activity and individual-level stock return volatility”, *Journal of Banking and Finance*, Vol.96, 2018, pp. 355-367.
- [18] Chen, H., P. De, Y. Hu, and B. H. Hwang, “Wisdom of crowds: The value of stock opinions

- transmitted through social media”, *Review of Financial Studies*, Vol.27, No.5, 2014, pp. 1367-1403.
- [19] Bollen, J., H. Mao, and X. J. Zeng, “Twitter mood predicts the stock market”, *Journal of Computational Science*, Vol.2, No.1, March 2011, pp. 1-8.
- [20] Hirshleifer, D., A. Subrahmanyam, and S. Titman, “Security analysis and trading patterns when some investors receive information before others”, *Journal of Finance*, Vol.49, 1994, pp. 1665-1698.
- [21] Kim, S. W., B. S. Lee, and Y. M. Kim, “Who mimics whom in the equity fund market? Evidence from the Korean equity fund market”, *Pacific Basin Finance Journal*, Vol.29, 2014, pp. 199-218.
- [22] Matta, M., I. Lunesu, and M. Marchesi, *Bitcoin Spread Prediction Using Social and Web Search Media*, UMAP Workshops, 2015.
- [23] Qasem, M., R. Thulasiram, and P. Thulasiram, “Twitter sentiment classification using machine learning techniques for stock markets”, *Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, ICACCI*, 2015, pp. 834-840.
- [24] Ranco, G., D. Aleksovski, G. Caldarelli, M. Grčar, and I. Mozetič, “Effects of twitter sentiment on stock price returns”, *PLoS ONE*, Vol.10, No. 9, September 2015, pp. 1-21.
- [25] Ravindran, S. K. and V. Garg, *Mastering Social Media Mining with R*, PACKT Publishing, 2015, pp. 21-54.
- [26] Rick, S. and G. Loewenstein, “The role of emotion in economic behavior”, *Handbook of Emotions*, Vol.3, 2008, pp. 138-158.
- [27] Shefrin, H. and M. Statman, “The disposition to sell winners too early and ride losers too long: Theory and evidence”, *Journal of Finance*, Vol.40, No.3, July 1985, pp. 777-790.
- [28] Teti, E., M. Dallocchio, and A. Aniasi, “The relationship between twitter and stock prices. Evidence from the US technology industry”, *Technological Forecasting & Social Change*, Vol.149, 2019, pp. 1-9.
- [29] Tversky, A. and D. Kahneman, “Advances in prospect theory: Cumulative representation of uncertainty”, *Journal of Risk and Uncertainty*, Vol.5, No.4, October 1992, pp. 297-323.
- [30] Wei, W., Y. Mao, and W. Bing, “Twitter volume spikes and stock options pricing”, *Computer Communications*, Vol.73, January 2016, pp. 271-281.

〈부 록〉

긍정어와 부정어의 TFIDF 집계에 사용한 긍정적인 어휘와 부정적인 어휘의 목록은 아래와 같다. 트윗글에서 추출한 형태소들을 기반으로 작성되었으며 긍정어인지 부정어인지를 판단하기 위해 KOSAC(Korean Sentiment Analysis Corpus)에서 제공하는 어휘의 목록에서 빈도수 6 이상, 판정 비율 0.7 이상인 단어 중 비교적 확실하게 긍정, 부정을 판별할 수 있는 단어들을 가져왔다. 다만 이 목록은 표준어만을 포함하고 있었기 때문에 트위터 상에서 볼 수 있는 맞춤법에 맞지 않는 단어, 유행어, 은어, 비속어 등은 해당 글로부터 직접 추출되었다.

패널 A: 긍정어

ㅎㅎ, 뛰어난것다, 선견지명, 선방, 감사, 확산, 증가, 잘하, 사세요, 행운, 연승, 호경기, 환영, 득템, 도약, 증가세, 정평, 상승세, 특수, 낙관, 충족, 편리, 사자, 진출, 매수, 기대, 늘어, 상승, 추천종목, 돌파, 일취월장, 달성, 성공, 좋아하, 추천, 권장, 깜짝실적, 오오, 최첨단, 고공행진, 대박했습니다, 돌파구, 전망있는, 투자가치 높은, 강세, 잘했어, 탄탄하게, 흥했어, 짤렸어요, 성장, 개신남, 꿀을 빨며, 꿀빠는, 꿀빨, 대박, 잘한다, 선점, 경쟁력 NC 있, 순항, 오예, 웃음, 발전, 홍주식, 두독한, 착한, 공감, 굿, 존댓, 끝판왕, 나섭니다, 잘 하는, 괜찮, 사로잡았다, 차별화, 예쁘다, 개쩌는, 찌는, 씹기, 차익, 부담을 줄일 수 있, 혜택, 행복, 웃김, 조은, 편리, 호평, 런칭, 급등, 호황, 흥해라, 투자 수익, 이득, 적절한, 착한, 개념찬, 개념 NC+있, 승리, 우월함, 하하, 공평한, 훈훈, 일거양득, 긍정적, 효과적, 찬사, 존경, 날갯짓, 부활, 나왔어, 신선, 사이다, 멋지다, 멋진, 흥해라, 흥한다, 생산적, 호의, 따듯, 잘, 최고, 호조, 혁신, 안정, 최초, 응원, 우승, 우위, 특별, 자신감, 적극적, 추천, 진심, 보람, 정성, 환상적, 당침, 할인, 열광, 파격, 완벽, 창의, 면제, 무상, 감탄, 짤어, 쩌다, 진리, 울길, 매력적, 매력, 열풍, 획기, 강추, 추천, 만족, 신개념, 빵터진, 실용, 고민해결, 스페셜, 극찬, 애정, 호감, 경제적, 효율, 친절, 상위권, 만장일치, 가치창출, 볼매, 1등급, 퍼펙트, 으뜸, 대단, 에메이징, 선두, 완승, 지름신, 사방사방, 환상의, 타결, 유혹, 협공, 공략, 수상, 뽀내, 절호, 신제품, 재미, 공평, 공정, 회복세, 웃는, 흑자, 실적호조, 최적, 꿈꾸, 탐나, 축하, 좋, 감동, 혁신적, 호제, 파격적, 일등, 톱, 탐, 주목, 추월, 천사, 낙관적, 최대, 완화, 긴장 완화, 상향, 아리가또, 조오다, ♥♥, 프리미엄, 기부, 안정적, 합리적, 독자적, 시장선점, 매진, 우승자, 창의적, 윤리적, 비용절감, 저가, 정상적, 아름다, 아름다움, 무료, 파이팅, 투혼, 원조, 흥행, 기능강화, 폭소, 최선, 자유, 탄생, 낭만, 낭만적, 성공적, 창의성, 실용적, 즐거움, 즐거운, 즐겁, 사랑, 빵터졌다, 친한경적, 기본전환, 기적, 정상, 활약, 안전, 가격인하, 체계적, 트렌디, 트렌디, 럭셔리, 성공사례, 보상, 존중, 결합할인, 알뜰, 믿음, 믿음직, 믿음직한, 무상지원, 감각적, 개방적, 해피, 정복, 대만족, 눈호강, 유명세, 성실, 고무적, 단독선두, 환호, 칭찬, 역동적, 육감적, 인기, 인기템, 획기적, 시간단축, 스고이, 유리, 유리한, 인기폭발, 쏙, fun, 거침, 화제, 인상적, 괴물, 친환경, 짬, 꿀잼, 핵꿀잼, 핵잼, 승부수, 신기술, 첨단, 소신, 무섭, 1위, 인원, 화합, 개신기행, 개신기, 장영실상, 짜릿하, 신박함, 짱신기, 새롭, 최다, 압도적, 급증, 독보적, 호못하, 호못한, 개이득, 후원, 짱짱조아, 상위, 꿩, 존예, 유쾌, 치유, 힐링, 급부상, 부럽, 개최, 끝판왕, 향상, 창출, 첫, 찬성, ↑, 개맛있어, 늘리, 활짝, 도덕적, 깜짝, 어닝서프라이즈, 봉사활동, 웃돌, 개선, 한전기부, 오르막, 바이코리아, 온실가스감축, 출시, 최고안전등급, 개선키, 해소, 장학금 지급, 무상점검, 사상최대, 깜짝배당, 육성, 우수기관, 해외사업영역확대, 우수, 활성화, 최대, 오르, 자원봉사자, 신나, 심쿵, 심쿵사

패널 B: 부정어

설상가상, 불매운동, 결렬, 악영향, 사고, 경쟁심화, 소극적, 능욕, 탈락, 폭행, 의심, 비판, 좌절, 악의, 욕설, 역관평, 발암, 먹튀, 허위, 싫어하, 투쟁, 존망, 급락, 빌붙어서, 분쟁, 암울, 숙제, 패배, 거덜난다, 폭탄, 패닉, 고소, 철폐, 무개념, 제철라, 버버버, 미끄럼, ㄱ, 붕괴, 망, 농성, 가축, 자살, 엄살, 부적절한, 만행, 유착, 타격, 노오력, 유죄, 또라이, 씨을뚨, 균열, 부진, 차별, 분란, 불황, 아쉬움, 아쉬운, 똥명충, 색희들아, 오보, 사태, 마이너스, 폭동, 매각, 작작 좀 해라, 밀돌, 어려워, 침체, 직격탄, 헬, 답답, 불공평한, 혐의, 어렵, 감소, 암울함, 고발, 줄어, 감소세, 한숨, 위험, 갑질, 하락, 개같은, 개구리다, 당한, 개같이, 못하는, 비판적, 모르쇠, 불경기, 불법, 뇌물, 해명, 논란, 부정부패, 민폐, 앓아, 우려, 막말, 고민, 악화, 비판, 무기력, 무능, 기만, 문제, 악화, 갈아마시고, 보릿고개, 까이고, 비효율, 경고, 격정, 치명, 위협, 노답, 잘못된, 개새끼, 악평, 뽀내, 잘못, 파실 인정, 하락세, 하락, 내림세, 단전, 비용증가, 어려움, 몰상식, 뽀내, 꺾이, 눈물, 못하, 불안, 짤렸음, 침해, 고압적, ↓, 어렵다, 심상치 않다, 녹록치, 분노, 욕,

해피, 횡포, 뒷걸음, 병맛, 갈등, 매도세, 난조, 멍청, 생각없는, 안되, 유해, 어려워, 실패, 꺾여, 폭망, 부실, 우려, 폭락, 사기꾼, 약세, 탈탈, 병자, 평평, 패망, 엮기, 시발, 손해, 휴지, 휴지쪼가리, 휴지주식, 시망, 돈 다 날아감, 휴짓조각, 고통, 역차별, 답답터져, 휴지조각, ㅍㅍ, 저성장, 안, 뻘뻘함, 팔자, 그컴, 지탈발광, 규탄, 잘 못한다, 울분, 분통, 개처럼, 사기, 어둠, 씨발새끼, 골머리, 휘청, 전멸, 위기, 의혹, 저따구, 불량주식, 폭삭, 망주식, 병신같은, 미치, 족벌경영, 병신, 부당, 먹구름, 패소, 최악, 무능, 좆망, 손실, 지탈, 나쁘, 개새끼, 멘붕, 비열, 강압, 쟁쟁, 뺏쳤다, 도둑질, 고민, 문제가 생겨, 무시, 죄송합니다, 사과, 불편, 으아아, ㄱㅅ, 힘들고, 힘들어, 진진 없어, 풍전등화, 위기론, 심상찮은, 비싸, 심각, 피해, 암담, ㅈㅈ, 우울, 직무유기, 거짓말, 질색, 찌질이, 추락, 탐욕, 최저, 적자, 발목 잡아, 어려울, 몰락, 실명, 해고, 징계, 친민자본주의, 뒤숭숭, 고충, 쓰레기, 악재, 충격, 긴장, 싸우자, 즐, 안습, 떨, 아래, 똑, 뻘하, 뻘뻘한, 장난치, 어영부영, 변명, 불안감, 거부, 결함, 부정적, 불량, 탄식, 반발, 실수, 유출, 충격적, 어처구니, 노어이, 노잼, 핵노잼, 낡은, 안티, 무식, 오만, 무너지, 무매너, 노매너, 개념 NC+없, 처벌, 불만, 난항, 난망, 무산, 수작, 짜르, 급감, 퇴출, 개수작, 바보, 하위, 병크, 불매, 위반, 가혹, 거절, 끔찍, 막장, 고문, 침해, 인권침해, 보복성, 슬프, 강제, 강요, 중용, 모욕, 실망, 독과점, 속타는, 늦, 짜증나, 별로, 아쉽, 호갱, 폐지, 묵묵부답, 불쾌, 원성, 허울, 생색, 개그지, 보이콧, 조까, 개갈, 빅엿, ㅁㅋ, ㅂ큐, 시벌놈들아, 부랄, 왜곡, 눈치, 세무조사, 반대, 병x갈, 강도질, 좆, ㅌㅌ, c발, 실형, 이분법, 쓸데없다, 1인시위, 말종, 국뽕기업, 호구, 땅콩항공, 악명, 억지감동, 싫, 좆같은, 미친, 씨발, 씨빨, 시벌, 헬조선, 극혐, 외면, 등신, 구속, 조까튼, 찬밥, 조작, 쓸데없이, 돈뜯으, 기가막혀, 빚, 똥칠, 꿈수, 국뽕광고, 형편, 내쫓, 폭력현장, 쓰발, 좆딱, 산재, 부도덕성, 비도덕적, 비양심, 어닝쇼크, 밀돌, 엇먹이, 끊는다, 궁하긴, 내리막, 셀코리아, 비리, 부식, 황당, 밍, 한전새기들, 개소리, 부당, 개자식, 떨어지, 방만경영, 도둑놈, 폭리, 비난, ㅅㅂ, 외면

Information Systems Review

Volume 22 Number 4

November 2020

Asymmetric Effect of Social Sentiments on an Individual Stock Price Return

Sei-Wan Kim^{*} · Jee-Won Park^{**} · Young-Min Kim^{***} · Hee Kyung Ham^{****}

Abstract

This paper investigates the asymmetric effect of social sentimental on an individual stock price return. For this purpose, four companies such as POSCO, Korean Electricity, AMORE PACIFIC, KIA Motors are chosen from KOSPI listed companies in terms of dataperspective.

The main estimation results are as follows: the positive opinions affect only the stock prices return of three companies while the negative opinions affect all of the companies. It shows that positive or negative texts give asymmetric effect on stock price return and the effect of negative opinions is bigger than that of positive opinions. The results imply that investors are more sensitive to the negatives since they have the tendency of loss aversion. Also, it indicates that subjective opinion on SNS can be used as the proxy for the investment sentiment.

Keywords: *Stock Return, Social Sentiments, Asymmetric, Positive Opinion, Negative Opinion*

* Professor, Department of Economics, Ewha Womans University

** Assistant Researcher, Advanced Analytics Team, Mobin Co., Ltd.

*** Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Regional Economics, Kangwon National University

**** Graduate School for Interdisciplinary Program of Social Economy, Ewha Womans University

○ 저 자 소 개 ○



김 세 완 (swan@ewha.ac.kr)

이화여자대학교 경제학/행동사회경제학협동과정 소속 교수로 금융경제학을 연구하고 있다. 미국 Texas A&M 대학에서 경제학 박사학위를 받았으며, 이화여자대학교에 오기 전 캘리포니아 주립대에서 교수로 근무하였다. 금융시장과 거시경제와의 관계, 금융시장에서의 투자자의 행태, 자산가격 이론 등을 연구하고 있다. 약 30여 편의 논문을 SSCI급 국제 학술지에 발표하였다.



박 지 원 (krjwpark@naver.com)

현재 빅데이터 분석 플랫폼 구축 기업 모비젠의 AI응용연구팀에서 데이터 과학자로서 재직 중이다. 주요 관심분야는 자연어 처리, Word to Vector, 클러스터링 기법, 기계학습, 딥러닝, 추천시스템 등이다.



김 영 민 (ymkim1@kangwon.ac.kr)

현재 강원대학교 글로벌인재학부(지역경제전공) 조교수로 재직 중이다. 이화여자대학교 경제학과에서 학사 및 박사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 주식 및 펀드 시장이며, 관련 연구들은 금융연구, Journal of International Money and Finance를 비롯한 다수의 저널에 관련 논문을 게재하고 있다.



함 희 경 (hamhong74@ewhain.net)

이화여자대학교 일반대학원 사회적경제협동과정에서 박사학위를 수료하였다. 주요 관심 분야는 Microfinance, Third-Sector Studies, Non-Profit Management, Financial Education 등이다.

논문접수일 : 2020년 05월 22일

게재확정일 : 2020년 08월 11일

1차 수정일 : 2020년 07월 29일