

Contents

Journal of Communication Research Vol. 58, No.1, 2021

- 5 **Exploring the Landscape of User Behaviors to Fact-Checking News : Based on Linguistic Characteristics, Cognitive and Emotional Responses, and the Emergence of Controversial Comments**
Yena Ko·Woojeong Kim·Kyungsik Han·Hwajung Hong
- 72 **Comparison of perception of the inclusion of gaming disorder to ICD-11 between millennial and old generation : Focusing on prejudice and behavioral intentions for gaming disorder**
DongHwan Lee·Hojin Choi·Jong Woo Jun
- 100 **Mediatized migrants in the era of digital journalism : Korean immigrants' homeland news consumption and their implications**
Shinhea Lee·Hojeong Lee

언론정보연구
58권 1호, 2021년, 5~71
<https://snuicr.jams.or.kr>
서울대학교 언론정보연구소
DOI: 10.22174/jcr.2021.58.1.5



팩트체크 뉴스에 대한 이용자 반응 분석*

언어적 특성, 인지·정서적 반응 및 논쟁 댓글의 출현 양상을 중심으로

고예나

서울대학교 언론정보학과 박사과정 kfree08@snu.ac.kr, 주저자

김우정

아주대학교 인공지능학과 석사과정 gks3284@ajou.ac.kr

한경식

아주대학교 인공지능학과 조교수 kyungsikhan@ajou.ac.kr

홍화정

서울대학교 언론정보학과 조교수 hwajunghong@snu.ac.kr, 교신저자

이 연구에서는 기존의 뉴스들과는 작성 목적, 형식, 내용, 구성 등에서 차별점을 가지는 팩트체크 뉴스에 대한 이용자 반응을 파악하기 위해, 포털 사이트의 뉴스 기사 댓글을 통해 이용자들의 언어적 특성, 인지·정서적 반응 및 논쟁 댓글을 통한 상호작용 양상을 관찰하고자 했다. 이를 위해 유사한 주제를 가지는 일반 뉴스의 댓글을 비교군으로 설정한 후 각 집단 당 1,215개의 기사에 대한 총 33만개의 개별 댓글에 대해 자연어처리 및 휴먼코딩 기반의 사전 구축 방법을 사용하여 언어적 특성을 밝히기 위한 어휘 기반 단어 분석, 구글 감성 분석 api를 사용한 감성 분석, 논쟁 지수 산출을 통하여

* 이 논문은 2018년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원(NRF-2018S1A5B8070398) 및 2020년도 과학기술정보통신부 재원으로 정보통신기획평가원의 지원(IITP-2019-0-01584)을 받아 수행된 연구임. 더불어 이 논문의 분석 대상인 팩트체크 뉴스 데이터를 구축하는 데 기여한 SNU팩트체크, 네이버, 서울대학교 언론정보연구소에 사의를 표함.

논쟁 댓글 출현 양상에 대한 회귀 분석을 진행했다. 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 언어적 특성으로는 팩트체크 뉴스 댓글에서 사실관계를 의심하거나 언론을 비판하는 단어들이 많이 등장했다. 둘째, 인지·정서적 반응의 특성으로는 팩트체크 뉴스 댓글에서 인지적 과정 범주에 포함되는 단어 사용이 많았고, 부정적 정서가 더 높게 나타났다. 셋째, 상호작용 특성으로는 팩트체크 뉴스 댓글란에서 상대적으로 논쟁이 지속적으로 유지되며 의견이 찬찬히 수렴되는 양상을 보였다. 이 연구는 자연스럽게 발생한 데이터를 통해 팩트체크 뉴스 이용자들의 언어적·인지적·정서적 특성을 규명하고, 논쟁 지수의 도출 및 논쟁 양상의 분석을 통하여 팩트체크 뉴스 이용자 간 상호작용의 특성을 살펴보고, 이 과정을 통하여 신뢰성 있는 한국어 어휘 사전을 구축하고자 한다는 점에서 의의를 가진다. 이 연구가 팩트체크 뉴스 이용자 반응에 대한 탐색적인 단초를 제공할 수 있기를 기대한다.

핵심어

팩트체크 · 팩트체크 뉴스 · 댓글 · 컴퓨터이서널 분석 · 자연어 처리

1. 서론

허위정보는 기실 최근에 새로이 등장한 개념은 아니다. 소소하게는 선화공주가 서동과 사랑에 빠졌다는 등의 특징인에 대한 루머로부터 아테네가 테베를 공격한다는 허위정보를 흘리는 것과 같은 국가정보활동에 이르기까지 허위정보의 유포와 확산은 시대를 막론해 등장하는 현상이었다. 하지만 최근 들어 신뢰도가 떨어지거나 진실성이 의심되는 허위정보, 또는 의도성을 지닌 허위정보인 가짜뉴스(fake news)(오세욱·박아란, 2017; 유의선, 2018)와 온라인 플랫폼이 결합하며 그 확산세는 견잡을 수 없게 되었다. 사실정보와 비교했을 때 온라인 허위정보는 더 깊고 넓고 빠르게 확산되는 양상을 보인다(Vosoughi, Roy & Aral, 2018)는 점에서 그 위력을 발한다. 실버맨(2016)의 연구에서는 2016년 미국 대선 당시 사람들은 페이스북을 통해 진짜뉴스보다 가짜뉴스에 대해 같은 기간 동안 공유, 댓글달기, '좋아요' 누르기 등과 같은 반응을 더 적극적으로 표현하여 가짜뉴스의 확산에 일조했다고 밝혔다

(Silverman, 2016). 또한 이러한 허위정보는 합리적인 뉴스 이용자가 내용의 진위 여부를 판별하기 어려울 정도로 교묘하게 제작되며, 개인의 인격권을 침해하거나 정치적 판단을 방해해 민주주의에 부정적인 영향을 미칠 수 있다(박아란·이나연·오현경, 2020).

이처럼 온라인 허위정보의 사회적 해악이 심각하고 그 전파 양상 역시 넓고 빠르게 확산되는 만큼 이에 대응하기 위한 실효성 있는 대책이 필요해졌다. 이러한 배경 속에서 최근 허위정보에 적극적으로 대응하기 위한 일환으로 '팩트체크 저널리즘' 혹은 '팩트체크 뉴스'가 하나의 뉴스 장르로서 자리 잡게 되었다(정은령, 2018). 팩트체크 저널리즘은 아무런 결론이 없는 객관주의 저널리즘의 정치보도에 문제의식을 가지고, 언론인이 직접 화자의 발언 혹은 사건에 대한 사실성 여부를 판정해야 한다는 미국 저널리즘 혁신운동에서 시작되었다(김양순 등, 2019). 즉, 화자의 말을 그대로 옮겨 적는 것이 아니라 발언과 사건에 대한 맥락과 해석 등 신뢰할 만한 정보를 언론인들이 뉴스 이용자들에게 제공하는 것이다. 팩트체크 저널리즘에 근거하여 작성된 팩트체크 뉴스는 작성 목적, 형식, 내용, 구성에서 기존의 뉴스와는 많은 차별점을 가진다. 팩트체크 뉴스는 정보에 대한 사실 여부를 판정하기 위해 여러 근거를 함께 제시하고, 많은 경우 판정 결과를 명확하게 제시한다. 최근 진행된 선행 연구에서는 팩트체크 뉴스 이용자와 일반 뉴스 이용자가 작성하는 소셜미디어 게시글의 언어적 특징에 차이가 있다고 보고한 바 있다(Jiang & Wilson, 2018; Vo & Lee, 2019). 따라서 팩트체크 뉴스가 가진 고유한 특성들을 고려했을 때, 팩트체크 뉴스를 대하는 이용자들의 방식 중에서도 언어적, 인지적, 정서적 반응 관점에서 차이가 있는지를 탐색하고, 그렇다면 팩트체크 뉴스가 어떠한 방식으로 수용되고 있는지를 알아보고자 하는 것이 이 연구의 가장 큰 목적이다.

팩트체크 뉴스가 뉴스 이용자에게 미치는 영향에 관한 연구는 다수 진행된 반면(Nyhan & Reifler, 2010; Wood & Porter, 2016; Nekmat, 2020 등), 많은 경

우 통제 가능한 실험 환경에서 진행되었기 때문에 실제 팩트체크 뉴스에 대한 사람들의 직접적인 반응을 대표한다고 보기에는 무리가 있다. 이 연구에서는 통제되지 않은 상황에서의 자연스러운 이용자 반응을 이해하기 위해서 온라인 팩트체크 뉴스에 대한 이용자 댓글에 초점을 맞추었다. 뉴스 이용자들은 온라인에서 뉴스를 소비할 때 단순한 경우 공감 또는 비공감표시 기능, 보다 심화된 경우 댓글이나 댓글에 대한 댓글(대댓글)을 통해 뉴스나 공공 이슈에 대한 자신의 의견을 표현한다. 댓글 기능은 뉴스 이용자들이 참여할 수 있는 일종의 공론장(Public Sphere)의 역할을 하여 뉴스 독자들이 서로 상호작용할 수 있는 기회를 제공한다(Manosevitch, 2009; McCluskey & Hmielowski, 2012). 즉 뉴스 이용자들은 댓글을 통해 자신의 정체성을 표현하기도 하고, 다른 이용자와 의견이나 감정을 교류하기도 한다(Ruiz, Domingo, Micó, Díaz-Noci, Meso & Masip, 2012; Springer, Engelmann & Pfaffinger, 2015). 이처럼 온라인 댓글은 뉴스 이용자의 의견을 알아볼 수 있을 뿐만 아니라 이들 간의 상호작용을 관찰할 수 있다는 점에서 중요하다. 더욱이 한국은 포털을 통한 뉴스 소비가 많기 때문에(김선호·오세욱, 2018b), 포털 사이트의 뉴스 댓글을 통하여 그 안에서 여론이 형성될 수 있다는 점에서 더욱 주목할 만하다. 여기서 팩트체크 뉴스 이용자들이 젊고 정치적 관심도가 높으며(백영민·김선호, 2017), 팩트체크 뉴스 역시 주로 정치인의 발언이나 사회적으로 논란이 있는 중요한 공적 관심사를 보다 중점적으로 검증(김수정, 2018)한다는 점 등을 고려한다면, 댓글 공간에서 뉴스 이용자 간에 이루어지는 토론과 같은 상호작용은 좀 더 활발히 이루어지고 있을 가능성이 크다.

정리하자면 팩트체크 뉴스의 고유한 특성, 즉 사실 여부를 판정하는 것, 이 과정에서 여러 근거를 제시하는 것, 사회적 이슈를 중점적으로 검증하는 것과 팩트체크 뉴스 이용자의 연령대, 정치적 관심 정도와 같은 특성들 때문에 이용자의 반응이나 상호작용 현상이 기존의 일반 뉴스와는 차이가 있을 수 있다. 이에 이 연구에서는 국내 뉴스 이용자들이 가장 많은 포털사이트 네

이버(Naver)에 게재된 뉴스 중 팩트체크 뉴스에 달린 댓글을 분석하여 팩트체크 뉴스에 대해 뉴스 이용자들이 실제로 어떻게 반응하고 있는지 탐색하고자 했다. 팩트체크 뉴스 이용자의 특성을 인구통계학적 차원에서 파악한 선행 연구(백영민·김선호, 2017)가 존재하지만, 뉴스 이용자들이 실제로 팩트체크 뉴스를 어떻게 받아들이고 있는지, 각 뉴스의 댓글 공간에서는 어떤 상호작용이 일어나고 있는지는 아직 구체적으로 탐색된 바가 없다. 이에 이 연구에서는 팩트체크 뉴스 댓글에서 드러나는 언어적 특징, 팩트체크 뉴스 이용자의 인지·정서적 반응, 및 상호 작용의 특성 중에서도 논쟁 댓글의 출현 양상에 주목했다. 언어적 특징 및 인지·정서적 반응 분석을 통해 팩트체크 뉴스를 읽고 댓글을 작성하는 개인들의 개인 내 커뮤니케이션 현상을, 논쟁 댓글의 출현 양상 분석을 통해 개인 간 커뮤니케이션 현상을 파악할 수 있다. 이를 통해 기존 포맷과는 다른 팩트체크 뉴스가 뉴스 댓글 공간에서 이루어지는 커뮤니케이션 현상에 어떤 영향을 미치고 있는지 알아보려고 했다. 이 때, 팩트체크 뉴스 댓글에서 드러나는 특징을 보다 명확히 파악하기 위해 유사한 주제를 가지는 일반 뉴스의 댓글을 대조군으로 설정한 후, 어휘 기반 단어 분석(lexical analysis), 감성 분석(sentiment analysis)의 자연어처리(natural language processing, NLP) 방법을 사용하여 2017-2019년 동안의 약 33만개의 네이버 뉴스 댓글을 분석했다. 이 연구는 현 사회에서 중요한 의제로 떠오른 팩트체크 뉴스에 대한 이용자의 언어적·인지적·정서적 특성을 규명함으로써, 향후 팩트체크 뉴스 작성 시 이용자에게 미칠 영향을 어느 정도 가늠할 수 있게 하는 단초를 제공한다. 또한, 논쟁 지수의 정의 및 도출을 통하여 뉴스 댓글 공간 내의 이용자 반응 분석 차원을 확장하고, 뉴스 댓글 공간 내 논쟁 양상을 시간의 흐름에 따라 분석하는 방법을 제시했다는 점에서 의의를 가진다. 더불어 이 연구를 통하여 팩트체크 뉴스 분석에 관련된 신뢰도 있는 한국어 어휘 사전을 구축했다는 것도 방법론적 측면에서 이 연구가 가지는 또다른 의의이다.

2. 선행 연구

1) 팩트체크 저널리즘과 팩트체크 뉴스 이용

팩트체크 저널리즘이란 “미디어 이용자에게 직접 전달되는, 정치적 주장이나 의혹 제기가 포함된 내용의 진위 여부에 대한 판단을 언론인이 내려주는 새로운 저널리즘 보도양식”(김선호·백영민, 2018)이다. 이러한 기치를 따르는 뉴스가 팩트체크 뉴스이다. 즉 팩트체크 뉴스는 사회적으로 이슈가 되는 논쟁적인 사안에 대해 언론인이 취재하고, 취재 결과에 참/거짓 여부에 대한 판단을 포함해서 보도하는 유형의 뉴스라고 할 수 있다. 이와 관련해 정성욱(2018)은 팩트체크 뉴스의 확산 원인을 세 가지로 정리한 바 있는데, 그에 따르면 사실 여부 판정, 뉴스의 중요도, 과학적 객관성이 팩트체크 뉴스가 확산 되는 주요 요인이다.

물론 어떠한 발언이나 사실, 사건에 대한 진위 여부를 즉각적으로 판단하기가 어려운 경우도 많고, 시간이 지나면서 새로운 사실이 추가돼 진위 여부가 바뀔 수도 있으며, 또한 이 진위 여부에 대한 명시가 뉴스이용자들에게 큰 영향을 끼친다는 점에서 최근의 팩트체크 뉴스에서는 진위 여부에 대한 판단을 직접적으로 제시하지 않는 경우도 있다. 그러나 팩트체크 뉴스가 어떤 사실이나 사건에 대한 심층적인 취재를 통해 시민들이 허위정보의 진위 여부를 올바르게 판별하는 데 도움이 되는 증거를 제시한다는 점(정은령·고예나, 2018)에서는 일반 뉴스와 분명히 다른 점을 가지고 있다.

팩트체크 저널리즘, 혹은 뉴스에 대한 관심은 전 세계적으로 증가하고 있는 추세인데, 특히 일반인들에게 본격적으로 주목을 받은 시기는 미국의 경우 2016년 대통령 선거, 한국의 경우 2017년 19대 대통령 선거를 거치면서이다(김형지 등, 2020). 듀크 리포터스 랩(Duke Reporters' Lab)에 따르면 2019년 기준 68개국에서 210개의 팩트체크 기관이 활동하고 있으며, 이는 2014년과 비교하여 약 5배 늘어난 수치이다(Stencel & Luther, 2019). 한국

은 지난 2012년 대선을 기점으로 오마이뉴스가 팩트체크 코너 ‘오마이팩트’를 도입한 이후 2014년 종합편성채널 JTBC가 국내 방송사 최초로 별도의 코너로 “팩트체크”를 운영하여 팩트체크 저널리즘의 대중화를 이끌었다(김양순 등, 2019). 가짜뉴스가 폭발적으로 급증했던 지난 2017년 대선 이후, 국내 언론계 전반으로 팩트체크를 진행하려는 시도가 본격화되었다(김선호·김위근, 2017). 일례로 대통령 선거 기간 네이버의 팩트체크 코너에는 약 20여 개의 언론사들의 대선 관련 후보자 발언을 검증하는 내용이 게시되었다. 이렇듯 허위정보 및 오정보의 폐해에 대응하기 위한 방안으로서 팩트체크 뉴스가 저널리즘 전반에서 주목받기 시작했다.

그러나 오랜 시간 축적되어 온 허위정보 또는 오정보 관련 연구와 비교해 보았을 때, 정보의 진위를 보도하는 양식 자체인 팩트체크 저널리즘에 대한 연구, 특히 팩트체크 뉴스 사용 행태에 대한 연구는 이제 시작 단계에 들어섰다고 볼 수 있다. 허위정보의 기제 및 정정 관련 연구는 이르게는 2000년대부터, 본격적으로는 2010년대부터 지속적으로 축적되어 왔다. 즉 허위정보가 왜 사람들을 호도하는지(Swire & Ecker, 2018; Flynn, Nyhan, & Reifler, 2017), 어떤 허위정보가 사람들을 현혹하는지(Marsh & Yang, 2018; E.-J. Lee & Shin, 2019; 염정윤·정세훈, 2018), 허위정보는 어떻게 수정해야 효과적인지(Lewandowsky, Ecker, Seifert, Schwarz & Cook, 2012; 황현정 등, 2020)에 대한 연구는 차근차근 이루어지고 있는 데 비해, 본 이론적 발견들이 실질적으로 구현되는 팩트체크 뉴스가 그 이용자들에게 어떠한 영향을 미치는지에 대한 실증적 연구는 부족한 것이 사실이다.

그럼에도 불구하고 팩트체크 뉴스의 효과를 다면적으로 탐색하는 연구가 조금씩 보고되고 있다. 한 연구에서는 피실험자들에게 허위정보를 담은 모의 뉴스 기사를 읽게 한 후 피실험자들을 두 집단으로 나누어 한 집단에게는 시정정보가 포함된 기사를 제공하고 다른 한 집단에는 기사를 제공하지 않았다(Nyhan & Reifler, 2010). 결과는 피실험자들의 정치적 성향에 따라

다르게 나타났는데, 보수적인 성향 사람들에게는 공통적으로 시정정보 제공과 관계없이 허위정보를 신뢰하는 비율이 오히려 높아지는 역효과(backfire effect)가 나타났다. 그러나 다른 연구에서는 실험에서 사용한 기사 주제를 3개에서 52개로, 피험자 수를 317명에서 10,100명으로 대폭 늘려 재실험하면서, 팩트체크는 대체로 가짜 뉴스의 영향력을 줄이며 역효과가 일어나는 경우는 매우 드물다며 나이한과 리플러의 연구를 반박했다(Wood & Porter, 2016). 또 다른 예로, 뉴스 이용자들이 해당 뉴스가 팩트체크 뉴스라는 것을 인지한 경우 가짜뉴스를 공유할 가능성이 줄어들며, 특히 이 가짜뉴스를 공유할 가능성은 비주류 미디어에서보다 신문이나 방송과 같은 주류 미디어(legacy media)에서 더 크게 줄었다(Nekmat, 2020)는 연구를 들 수 있다. 한편 팩트체크 뉴스에 노출된 사람들이 어느 정도 정치적인 지식을 묻는 질문에 더 정확하게 답하는 경향성이 보고되었고(Nyhan & Reifler, 2015), 비슷하게 뉴스 소비량, 정치 캠페인에 대한 기본 지식, 교육 수준, 정치적 성향, 인종, 나이와 같은 변수들을 통제했을 때 팩트체크 사이트에 자주 방문하는 사람들이 정치 지식이 더 많다는 연구도 있다(Gottfried, Hardy, Winneg & Jamieson, 2013). 한 국내 연구에서는 팩트체크 뉴스와 숙의 과정이 허위정보가 뉴스 이용자를 호도하는 정도에 어떠한 영향을 미치는지를 실험을 통해 규명했는데, 그 결과 허위정보에만 노출된 집단은 허위정보의 내용을 그대로 수용했지만, 가짜뉴스와 팩트체크, 숙의과정에 모두 노출된 집단은 허위정보의 내용을 수용하는 정도가 가장 약했다(정유진, 2019). 이러한 연구 결과들은 통제된 상황에서 팩트체크 뉴스의 효과 중에서도 허위정보에 대한 인식, 수용, 확산 측면을 면밀하게 분석했다. 이 연구에서는 통제 되지 않은 현실에서 팩트체크 뉴스가 소비되는 실제 환경인 인터넷 뉴스 사이트에서의 이용자 반응에 초점을 맞추어, 실제로 팩트체크 뉴스가 이용자들에게 어떤 영향을 미치고 있는지를 살펴보고자 한다.

2) 온라인 포털 뉴스 댓글 탐색의 중요성

인터넷 뉴스가 활성화된 이래 댓글은 그 상호작용성 때문에 주목받아 왔다. 이를 두고 양혜승(2008)은 댓글이야말로 인터넷 뉴스사이트에서 상호작용성이 극명하게 발현되는 현상이라고 논했고, 비슷하게 나온경·이준웅(2008)은 인터넷이 등장한 이래 뉴스 이용 패턴에서 나타난 가장 큰 변화가 바로 독자들이 뉴스에 댓글을 달아 뉴스에 대한 자신의 생각과 의견을 표현할 수 있게 된 것이라고 언급한 바 있다. 즉 이는 개인의 내적(intrapersonal)인 인지적 처리 과정과 정서적 반응이 합쳐진 하나의 의견이 글로 표현됨을 의미한다.

더 나아가 댓글은 개인의 의견을 표현하는 도구를 넘어 개인의 인식을 변화시키기도 한다. 예를 들어 뉴스 이용자들은 뉴스의 논조에 반대되는 댓글에 노출될 경우 뉴스의 품질에 대해 부정적으로 인식하는 경향을 보인다(Anderson, Brossard, Scheufele, Xenos & Ladwig, 2014; 이은주·장윤재, 2009; Feinkohl, Flemming, Cress & Kimmerle, 2016). 이와 같은 현상은 부정적인 사용자 의견의 경우 더 두드러졌다(Kümpel & Unkel, 2019). 또한 타인의 편파적인 댓글은 이용자의 편견을 강화시키기도 한다(Hsueh, Yogeewaran & Malinen, 2015). 일부 연구에서는 오히려 뉴스보다도 댓글이 개인의 태도에 더 큰 영향을 미친다고 보고한 바 있다(양혜승, 2008). 더불어 댓글은 네티즌 여론뿐만 아니라 한국 사회의 여론을 추정하는 도구로 사용되기도 한다(이은주·장윤재, 2009).

또한 사람들은 댓글을 통해 비단 자신의 의견을 일방향적으로 표출하는 것뿐만 아니라 다른 사람들이 어떻게 생각하는지 관찰할 수도 있게 되었는데, 이를 두고 나온경과 이준웅(2008)은 일종의 가상적 여론 공동체를 상정할 수도 있게 되었다고 표현했다. 사람들은 이 가상의 여론 공동체 안에서 다른 사람들과 상호작용하면서 커뮤니케이션(interpersonal)하며, 때로는 이러한 댓글들을 통해 뉴스와 사회를 해석하는 관점을 형성하기도 한다. 특히 댓글

글란에서는 뉴스 이용자의 가족, 친구, 직장동료보다 훨씬 다양한 사람들의 상이한 의견을 접할 수 있으므로, 뉴스 댓글은 숙의의 기회를 제공한다(김선호·오세욱, 2018a).

한편 뉴스를 소비하기 위해 주로 이용하는 미디어를 조사했을 때 디지털 미디어 의존도(48%)가 텔레비전 의존도(45%)를 앞지른 점(김선호·김위원·박아란·양정애, 2018)과 인터넷으로 뉴스나 시사정보를 이용할 때 주로 접속하는 사이트가 네이버(65.4%)와 다음(25.5%) 등 주요 포털 사이트인 점(김선호·오세욱, 2018b) 등 한국의 뉴스 소비 행태를 고려한다면 주목할 만한 댓글은 포털 사이트의 뉴스 댓글임을 알 수 있다. 물론 온라인 뉴스 이용자의 70.2%가 포털 사이트에서 뉴스 댓글 읽기를 했다는 응답에 비해 댓글 작성(21.1%)이나 공감 표시(30.9%)를 한 경험이 있는 이용자는 적지만, 댓글을 통해 여론이 형성될 수 있다는 여러 지적들(양혜승, 2008; 김선호·오세욱, 2018a)을 고려한다면 포털 뉴스의 댓글을 통해 보여지는 이용자 개개인의 반응과 이용자 댓글 간의 상호작용을 관찰함으로써 팩트체크 뉴스의 영향을 알아볼 수 있다.

3) 팩트체크 뉴스에 대한 이용자 반응 분석

팩트체크 저널리즘은 기존의 객관주의 저널리즘이 독자들이 판단의 근거로 삼을 수 있는 결론을 제시하지 않는다는 문제의식에서 출발했다(김양순 등, 2019). 팩트체크 뉴스는 논쟁이 가능할 여지가 없고 의심의 여지가 없는 사실을 검증하는 것이 아니라 복잡하고 집합적으로 만들어진 사실 여부를 판정함으로써 기존의 사실이나 인식에 도전한다(정은령, 2018). 따라서 팩트체크 뉴스는 일반 뉴스와는 작성 목적이 다르다고 볼 수 있다. 이 목적을 달성하기 위해 팩트체크 뉴스는 뉴스 이용자에게 사실 여부를 판정하게 된 과정을 설명하면서 여러 근거를 제시하기 때문에, 이용자들은 자연스럽게 이 근거들을 새로운 정보로 접하게 되며 나아가 이 정보를 받아들일지 타당성 여부를 따

지게 된다. 또한 이용자들은 팩트체크 뉴스에서 제시하는 검증결과가 자신의 선유신념에 부합하는지를 판단하게 되기 때문에 동기화된 추론(motivated reasoning)을 통한 편향된 정보 추리가 나타나 인지·정서적 반응에 영향을 미칠 수 있다(Ditto, Scepansky, Munro, Apanovitch, & Lockhart, 1998; Lord, Ross & Lepper, 1979; van Strien, Kammerer, Brand-Gruwel & Boshuizen, 2016). 즉 자신의 신념과 일치하지 않는 판정결과일 경우 상대적으로 더 면밀히 검토하고 덜 긍정적으로 받아들이는 것이다. 팩트체크 뉴스는 일반 뉴스와는 작성 목적이 다르기 때문에 형식과 내용 구성에 있어서 차이가 발생할 수밖에 없고, 이 차이가 개인의 인지적·정서적 반응을 자극하는 정도에 영향을 미칠 수 있다.

한편 뉴스 이용자들은 댓글 기능을 통해 단편적으로나마 공공의 이슈에 대해 자신의 의견을 표현하고 나아가 문제를 제기한다(김경희, 2020). 네이버가 2018년부터 각 개별 언론사 링크로 이어지는 아웃링크 시스템을 지원하기 시작했지만 여전히 댓글은 인링크에 몰려 있는 점, 비교적 개방적으로 토론이 이루어지는 SNS 플랫폼인 트위터는 한국에서 점유율이 높지 않다는 점 등을 고려한다면 포털 뉴스의 댓글 공간은 토론의 장으로 기능할 수 있는 가능성을 가지고 있다. 특히 팩트체크 뉴스의 검증 대상이 주로 정치인의 발언이나 사회적으로 논란이 있는 중요한 공적 관심사에 집중된다(김수정, 2018)는 것을 고려한다면, 팩트체크 뉴스의 댓글에서는 좀 더 사회적인 논의가 필요한 의제에 대해 열띤 토론이 벌어질 가능성이 크다. 또한 팩트체크 뉴스에는 판정을 내리게 된 근거가 제시되므로 자신의 주장을 뒷받침하거나 혹은 반대로 반박할 수 있는 논거로 삼을 수 있는 자료가 많아지는 셈이다. 더불어 팩트체크 뉴스를 접해 본 사람들이 더 젊고, 정치지식과 정치 참여도가 높으며, 뉴스를 더 자주 접하는 성향을 가지고 있었다는 연구 결과(백영민·김선호, 2017)를 종합한다면 팩트체크 뉴스 댓글 공간과 일반뉴스 댓글 공간에서 토론이 활성화되는 정도에 차이가 있을 가능성이 크다. 만약 팩트체크 뉴스

가 댓글 공간에서 논의를 활발하게 불러일으킨다면 그것 자체가 팩트체크 뉴스의 순기능이라고 할 수 있다.

이에 이 연구에서는 팩트체크 뉴스에 대한 이용자 반응이라는 측면을 주목해서, 기존의 뉴스들과는 작성 목적, 형식, 내용 구성 등에서 차별점을 가지는 팩트체크 뉴스에 이용자들이 실제로 어떻게 반응하는지 그 현상을 관찰하고 경향성을 도출함으로써 새로운 통찰을 얻는 것에 목표를 두었다. 특히 포털뉴스의 댓글들이 연구 환경에서 인위적으로 발생한 데이터가 아니라 '자연스럽게 발생한' 이용자 반응을 반영한 데이터임을 감안한다면 더욱 가치가 있다고 볼 수 있다(Shah, Capella & Neuman, 2015). 그럼에도 불구하고 팩트체크 뉴스와 관련된, 실제 환경에서 생성된 댓글 자체를 살핀 연구는 다소 제한적이다. 예를 들어 한 연구에서는 팩트체크 뉴스와 연결된 소셜미디어 게시물에서 사용자 댓글을 수집하고, 이 댓글들의 언어적인 패턴을 기사의 사실 검증 결과(veracity ruling)에 따라 분석했다(Jiang & Wilson, 2018). 이들은 팩트체크 기관인 스놉스(Snopes)와 폴리팩트(PolitiFact)의 기사와 연결되어 있는 소셜미디어(e.g, 페이스북, 트위터, 유튜브) 게시물 5,303 개로부터 사용자 댓글 2,614,374개를 수집하고, 기사에 달린 사실 검증 결과(거짓, 진실 등의 5단계)에 따라서 이용자의 반응이 어떤 식으로 달라지는지를 분석했다. 결과적으로 그들은 이용자 댓글의 언어가 게시물의 사실 판단 결과에 따라 달라진다는 것을 발견했다. 예를 들어 검증결과가 거짓으로 판정된 게시물에 달린 댓글은 허위정보임을 인지(misinformation-awareness)하는 단어를 더 많이 사용했고, 이모지, 욕설 역시 더 많이 사용하는 경향을 보였다. 최근 연구에서 연구자들은 정보 판단에서 불신 혹은 신뢰 정도를 모델화하고 측정하는 접근 방식을 제안했다(Jiang, Baumgartner, Ittycheriah & Yu, 2020). 해당 연구에서는 소셜미디어의 댓글을 사용하여 구축된 분류기를 1,672,687개의 페이스북 댓글, 113,687개의 트윗, 828,000개의 유튜브 댓글 데이터에 적용했고, 그 결과 게시글이 사실이 아닐수록 이용자의 불신 수준이 올라간다고 보고했다. 한편

다른 연구에서는 이와는 다른 측면에서 일반적인 이용자들의 반응이 아닌 팩트체크를 하는 이용자(fact-checker)의 댓글을 분석했다(Vo & Lee, 2019). 연구자들은 팩트체커의 언어적 특성을 보다 면밀히 탐색하기 위해, 팩트체크 URL을 포함하는 트윗 64,110개(fact-checker tweet)와 포함하지 않는 일반 트윗 73,203개, 그리고 URL 포함여부와 상관없이 무선으로 추출한 트윗 73,203개의 세 개 군집을 비교했다. 그 결과 팩트체커의 트윗에서는 일반적으로 욕설의 사용량이 적은 것으로 밝혀졌다. 또한, 팩트체커의 트윗은 과거에 일어났던 일을 강조하는 반면, 일반 트윗군과 무선 추출 트윗군의 트윗은 현재와 미래에 초점을 맞추는 결과를 보였다. 그러나 이러한 선행 연구들은 연구 대상이 공유, 대댓글, 좋아요 등의 이차적인 소비를 중심으로 하는 소셜미디어 플랫폼에 한정되어 있고, 뉴스에 직접 달린 댓글에 대한 분석을 다루는 연구는 찾아보기 어렵다. 더구나 소셜미디어는 플랫폼마다 이용자들이 뉴스에 대한 댓글을 작성하는 특징이 다르기에 플랫폼 별로 이용자 반응에 차이가 있을 수 있고(Ben-David & Soffer., 2019), 뉴스에 직접적으로 연결되어 있지 않기 때문에 직접적인 이용자의 반응을 이해하기에는 다소 한계가 있다.

이에 이 연구에서는 첫째, 팩트체크 뉴스 댓글에서 나타나는 언어적 특성을 어휘에 기반하여 살펴보고자 한다. 여기서 하나 주지할 것은 댓글은 대개 뉴스 주제와 관련된 내용으로 작성될 가능성이 크다는 점이다. 따라서 이 연구에서는 특정 사회 이슈와 관련된 것이 아닌, 뉴스와 관계없이 보편적이고 공통적으로 나타나는 반사회적인 욕설이나 추모/위로/칭찬과 같은 어휘들에 주목하고자 한다.

RQ1. 팩트체크 뉴스 댓글에서 나타나는 언어적 특성은 어떠한가?

둘째, 댓글 작성에 있어 개인의 의견이 어떻게 표현되는가, 즉 팩트체크 뉴스와 일반 뉴스에 대한 인지/정서적 반응은 어떻게 나타나는지를 살펴 보

고자 한다. 글의 내용, 정확히는 단어 사용에서 사람들의 심리적 기제를 유추할 수 있다는 연구는 줄곧 축적되어 왔다(Tausczik & Pennebaker, 2010). 펜베이커는 단어를 통한 심리 반응을 유추하기 위해 LIWC(Linguistic Inquiry and Word Count)라고 불리는 단어 사전을 구축했다. LIWC는 사람들이 사용하는 단어를 관련 목록의 비율에 따라 분석하며, 다양한 개인차를 설명할 수 있는 변수를 추출할 수 있는 장점을 가지고 있다(이창환 등, 2005). 이에 이 연구에서는 뉴스에 대한 심리적 반응을 인지적인 반응과 정서적인 반응으로 나누고 각각의 반응이 어떻게 나타나는지 살피고자 했다. 이로부터 도출한 두 번째 연구 문제는 다음과 같다.

RQ2. 팩트체크 뉴스에 대한 인지/정서적 반응은 각각 어떻게 나타나는가?

셋째, 마지막으로 이 연구에서는 댓글 작성을 통해 표현된 개인의 의견들이 상호작용하면서 어떤 결과를 가져오는지, 즉 팩트체크 뉴스에 달린 댓글들을 뉴스에 대한 일종의 토론 혹은 논의라고 본다면 이러한 논의가 어떤 양상으로 전개되는지에 대해 탐색하고자 한다. 이와 관련해 '팩트체크 뉴스가 토론을 촉진하는가?'라는 물음에 대해 직접적으로 탐색한 연구는 찾아보기 어렵지만, 팩트체크 뉴스를 이용할 수 있는 플랫폼에서 사용자들이 더 비판적인 토론을 한다는 연구 결과는 보고된 바 있다(Kim, Ko, Jung, Lee, Kim & Kim, 2015). 구체적으로 이 연구에서는 다른 사용자로부터 받는 공감수와 비공감의 수가 비슷하게 나타나는 댓글을 '논쟁 댓글'이라고 정의하고 이 논쟁 댓글의 출현 양상을 관찰하되, 단순히 논쟁 댓글 혹은 비논쟁 댓글의 양적 우세를 따지기보다는 두 종류의 댓글이 어떤 양상으로 나타나는지를 살피고자 했다. 종합하여 세 번째 연구문제를 정리하면 다음과 같다.

RQ3. 팩트체크 뉴스에서 논쟁 댓글은 어떤 양상으로 출현하는가?

3. 연구 방법

1) 데이터 수집

(1) 팩트체크 뉴스 수집

팩트체크 뉴스와 댓글을 수집하기 위해 SNU 팩트체크 플랫폼을 원천으로 삼아, 플랫폼의 뉴스 게시 시점을 기준으로 2017년 3월 25일부터 2019년 12월 31일까지의 뉴스 1,437개와 댓글 278,152개를 최종 수집했다. SNU 팩트체크는 언론사들이 검증한 공적 의제를 대중에게 알리기 위해 서울대학교 언론정보연구소가 운영하는 정보서비스로, 해당 플랫폼에 각 제휴 언론사들은 자체적으로 검증한 팩트체크 뉴스를 게시하며, 네이버 뉴스 플랫폼을 통해 동일한 뉴스가 제공된다.

이 연구에서 다루는 팩트체크 뉴스는 SNU 팩트체크 플랫폼의 제휴 언론사 뉴스만을 대상으로 했는데, 그 이유는 1) 팩트체크 뉴스가 갖추어야 할 요건이 무엇인지 국제 팩트체크 네트워크(International Fact-Checking Network, IFCN)이나 기타 연구들에서 제시하고 있지만 아직 학술적으로나 사회적으로 공히 합의된 바가 없으므로(Graves, Nyhan & Reifler, 2016) 어떤 뉴스를 팩트체크 뉴스라고 판별해야 할지 연구진이 판단하기 어렵고, 2) 따라서 현실적으로 어떤 팩트체크 뉴스를 어디에서, 어디까지 수집해야 하는지를 정하는 데 어려움이 있었기 때문이다. 이에 이 연구에서는 언론사 스스로가 팩트체크 뉴스임을 명시적으로 밝힌, 즉 SNU팩트체크 플랫폼에 게시한 뉴스만을 분석 대상으로 했다.¹

데이터 수집을 위해 SNU 팩트체크 플랫폼과 네이버 뉴스 플랫폼에 대

¹ 여기에 해당하는 언론사는 다음과 같으며, 후술할 비교군의 언론사와도 같다. JTBC, KBS, MBC, MBN, SBS, TV조선, YTN, 국민일보, 노컷뉴스, 뉴스원, 뉴시스, 동아사이언스, 동아일보, 매일경제, 머니투데이, 문화일보, 서울신문, 세계일보, 아시아경제, 아이뉴스24, 연합뉴스, 오마이뉴스, 이데일리, 조선일보, 중앙일보, 한국경제, 한국일보.

한 웹크롤러(web crawler)를 개발하여 활용했다. 크롤러는 파이썬 3.7 환경에서 개발했으며, SNU팩트체크 플랫폼이나 네이버 뉴스 페이지의 경우 정적으로 작동하지만 댓글 페이지는 동적으로 작동하기 때문에 Selenium을 통해 전체 HTML 페이지를 가져온 다음 BeautifulSoup 패키지를 이용해 가져온 페이지를 파싱했다. 한편 SNU 플랫폼과 포털사이트 네이버는 제휴 관계를 맺고 있으나 검증 뉴스로의 url 주소가 각 언론사 사이트로 연결되게끔 되어있으므로 불가피하게 SNU 플랫폼과 포털사이트 네이버를 단계적으로 거쳐 데이터를 수집했다. 먼저 크롤러를 이용해 SNU 팩트체크 플랫폼에 게시된 팩트체크 뉴스의 제목과 검증 결과 등의 데이터를 수집했다. 그리고 동일한 제목의 뉴스를 네이버 뉴스 플랫폼에 검색하여 각 뉴스의 url 주소를 확보했고, 해당 url로부터 다시금 크롤러를 이용하여 뉴스와 댓글 등에 대한 데이터를 수집했다. <표 1>은 수집된 뉴스와 댓글에 대한 구체적인 내용이다.

<표 1> 팩트체크 뉴스 및 댓글 수집 내용

항목	내용	비고
데이터 수집 기간	2017.03.25-2019.12.31	SNU팩트체크 게시 시점 기준
분석 대상 뉴스	최종 1,437개	제외된 뉴스(402개) 1) 검색되지 않는 뉴스 2) 뉴스콘텐츠제휴가 되어 있지 않은 뉴스 3) 스포츠, 엔터테인먼트 뉴스: 댓글 사용이 금지됨 4) 언론사에서 삭제한 뉴스 5) 중복 뉴스
유형	수집항목	
뉴스	섹션, 뉴스 내용, 검증 결과, 댓글수, 기사에 대한 반응 갯수(좋아요/훈훈해요/슬퍼요/화나요/후속기사원해요/추천해요)	
댓글	댓글 내용, 공감/비공감 수, 대댓글 수, 작성 시간, 작성자 아이디	

(2) 비교군 데이터 수집

팩트체크 뉴스의 댓글이 가지는 특성이 팩트체크 뉴스에 대한 고유한 반응인지, 아니면 네이버 뉴스 이용자들의 일반적인 반응인지를 알기 위해서는 일

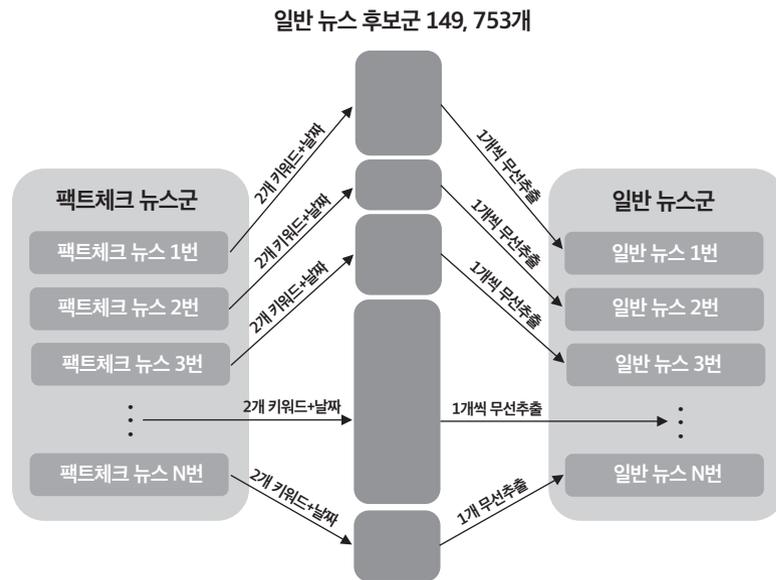
반 뉴스 댓글과 비교하는 접근이 불가결하다. 이를 위해 팩트체크 뉴스에 대응되는 일반 뉴스(비팩트체크 뉴스)를 수집했다. 일반 뉴스와 팩트체크 뉴스와의 관련성을 최대한 유지하기 위해 뉴스의 주제와 언론사, 등록일자를 통제하여 일반 뉴스들을 수집했다. 먼저 주제의 관련성을 유지하기 위해 1,437개의 팩트체크 뉴스 각각에 대해, 문서에서 중요 단어를 추출할 때 대표적으로 사용되는 TF-IDF(Term Frequency-Inverse Document Frequency) 알고리즘을 활용하여 뉴스 본문에서 주요 키워드 2개를 추출했다.² TF-IDF 알고리즘에서 TF는 특정 단어의 빈도를 나타내고 IDF는 특정 단어가 등장한 문서의 수 나타낸 값의 역수로, 두 수치를 곱하여 문서 별로 다른 문서에는 나타나지 않는 해당 문서만의 중요한 단어를 찾을 수 있다. 이때 형태소분석기는 KoNLPy³의 MeCab(Kang & Kim, 2001)을 사용했다. 한편 시일의 일관성을 유지하기 위해서 각 팩트체크 뉴스가 등록된 시점을 기준으로 + 2일의 검색 기간을 설정했다. 정리하자면 키워드 2개와 검색 기간을 설정한 후 네이버 뉴스 플랫폼에서 검색되는 뉴스들 중 SNU팩트체크 제휴언론사에서 송고한 뉴스 총 149,753건을 수집했다. 예를 들어, <표 2>의 2017년 3월 31일에 게재된 팩트체크 뉴스 "[레이더P 팩트체크] 홍준표 "도지사 보궐선거는 없도록 하겠다" 정말 그럴 수 있나?"의 경우 비교 뉴스군 후보군은 2017년 3월 29일~4월 2일 사이에 제휴언론사가 네이버에 등록한 뉴스 중에서 TF-IDF 알고리즘으로 자동 추출한 키워드 '사임', '통지서'를 검색했을 때 나오는 뉴스들이다.

2 뉴스 제목에 포함된 단어를 모두 사용해 유사도 기반으로 비교군 뉴스를 추출한 결과 추출 정확성이 매우 떨어질 뿐만 아니라 팩트체크 뉴스에 대응하는 일반 뉴스를 추출하는 것이 불가능한 경우가 매우 많았다. 따라서, 이 연구에서는 키워드 기반의 TF-IDF 알고리즘으로 각 팩트체크 뉴스 당 가장 중요한 키워드를 추출하여, 이에 대응하는 일반 뉴스를 검색하는 방법을 택했다. 한편 추출된 키워드 3개를 사용하여 검색한 경우, 각 팩트체크 뉴스에 해당하는 일반 뉴스 후보군이 일정하게 검색되지 않아(일반 기사가 0건 검색되는 경우가 많음) 추후 무선험출방식으로 일반 뉴스 표본을 선택하기 어렵다는 점 때문에 특정 주제의 팩트체크 뉴스에 대응하는 일반 뉴스의 후보군을 고루 뽑을 수 있는 최소 키워드 개수는 2개로 설정했다.

3 <https://konlpy.org/en/latest/>

그 다음 각 팩트체크 뉴스 별로 수집된 뉴스들 중 1개씩을 무선으로 추출했다(〈그림 1〉 참고). 이때 팩트체크 뉴스 수집 시와 동일하게 스포츠, 엔터테인먼트 섹션과 속보, 포토 뉴스, 또는 단신 뉴스일 가능성이 높은 300자 이하 뉴스는 제외했다. 이후 각 뉴스에 대해 뉴스 제목, 언론사, 뉴스 내용, 섹션, 댓글 개수 및 댓글을 수집했다. 1437개의 팩트체크 뉴스 중 222개에 대해서는 해당 키워드와 검색 기간에 등록된 뉴스가 없었기 때문에, 일반 뉴스와의 대응 관계를 유지하기 위해 추후 분석에서도 제외했다. 각 팩트체크 뉴스 군에 대응하는 일반 뉴스 후보군의 평균 뉴스 수는 104.91개(SD=213.89), 최대값은 1726개, 최소값은 1개이다.

〈그림 1〉 비교군 뉴스 추출 과정 개괄



〈표 2〉 수집한 비교군 뉴스 예시

팩트체크 뉴스 제목	섹션	언론사	등록일자	2개 키워드	비교군 뉴스 제목
[레이더P 팩트체크] 홍준표 "도지사 보궐선거는 없도록 하겠다" 정말 그럴 수 있나?	정치	매일경제	2017.03.31.	[사임, '통지서']	홍준표가 도지사직 사퇴를 최대한 뒤로 미루는 이유
조국 딸이 받은 부산대 의전원 장학금, 김영란 법 위반? [FACT in 뉴스]	사회	세계일보	2019.08.27.	[장학금, '김영란']	[뿐만거탑] 조국 딸 의학 논문 제1저자 의혹... 과연 어디까지?
[팩트체크] "주사 맞고 피부 괴사"...유효기한 때문?	사회	JTBC	2017.12.12.	['주사', '유효']	이비인후과 41명 집단 감염... 유효기간 임박 항생제 맞아
[팩트체크] 선거후원금 가상통화로 받을 수 있을까... '현 제도로는 어려워'	사회	아시아경제	2018.04.11.	['비트코인', '후원금']	이태우, 바른미래 송파을 출마... "암호화폐 대변인 만들어 달라"
고작 4km 나는 모기의 축지법? 영종도 '태국 덩기열' 미스터리	생활/문화	중앙일보	2019.07.18.	['모기', '비행기']	'덩기열 모기' 국내 첫 발견... "태국서 비행기 타고 온듯"

분석의 대상이 되는 최종 데이터셋은 〈표 3〉과 같다.

〈표 3〉 팩트체크/일반 뉴스와 댓글 데이터 분포

분류	뉴스 수	댓글 수
팩트체크	1,215	236,528
일반	1,215	96,162
합계	2,430	332,690

2) 분석 방법

모든 분석은 팩트체크 뉴스와 대조군 뉴스와의 비교 분석을 중심으로 진행했다. 뉴스 댓글은 기사 내용 혹은 주제의 영향을 받지 않을 수 없기 때문에, 연구자들은 분석에 앞서 분석 방향이 뉴스의 내용에 좌우되지 않게끔 주의하며

분석 도구를 설정했다. 이 연구에서 댓글의 내용을 분석한 모든 부분에서는 사전에 댓글을 형태소 단위로 쪼개는 작업을 거쳤다. TF-IDF와 마찬가지로 분석에서 사용된 형태소 분석기는 KoNLPy의 MeCab 패키지로 언어적 특성을 살펴보는 연구문제 1에서는 명사 품사를 사용했고, 인지적, 정서적 특성을 살펴보는 연구문제 2에서는 모든 품사를 이용했다.

(1) 팩트체크 뉴스 댓글의 언어적 특성 분석 방법: 어휘 사전 기반 텍스트 분석 수집한 댓글 데이터에 대한 분석을 위해 휴먼코딩과 알고리즘을 결합한 언어적 모델을 구축하여 사용했다. 언어적 모델(Linguistic Modeling)은 대량의 텍스트 말뭉치에서 문맥을 정량적으로 파악하기 위해 사용되는 어휘 사전 기반의 텍스트 분석 방식이다. 사전 기반으로 말뭉치를 분석하는 것은 비교적 단순한 방식이지만 대중적인 텍스트 분석 방식으로 많은 연구에서 활발하게 사용되고 있다(Parhankangas & Renko, 2017; Adamopoulos, Ghose, & Todri, 2018; Vo & Lee, 2019). 대표적인 영어권의 어휘 사전으로 LIWC(Tausczik & Pennebaker, 2010)와 EmoLex(Mohammad & Kiritchenko, 2015) 등을 들 수 있다. 한국어 문장 분석을 위한 한국어 어휘 사전의 대표로는 LIWC의 한국어판인 K-LIWC(이창환 등, 2005)를 들 수 있으며, 이 연구에서도 인지적 단어의 사용 정도를 보기 위해 해당 어휘 사전을 적용했다. 그러나 K-LIWC는 각 분류에 사용된 구체적인 어휘들을 공개하지 않고 있으므로, K-LIWC에 포함되지 않은 새로운 분류를 살펴보거나 문장에 사용된 구체적인 어휘를 파악할 목적으로는 적합하지 않다. 이에 이 연구에서는 뉴스 댓글에 사용가능한 어휘 목록을 새롭게 구축하여 분석에 활용했다.

전통적인 어휘 사전 구축 방식은 관련 도메인의 전문가들의 도움이 필수적이었으며 개별 단어에 대해 일일이 판단 작업을 거쳐야 했기에 시간도 많이 소요되었다. 최근 선행 연구에서는 보다 간편하고 효율적인 어휘 구축 방법을 제시했다. 예컨대 패스트 등(2016)은 현대 소설 데이터로부터 18억

개 이상의 단어를 학습하여 자동으로 어휘 사전을 구축한 뒤, 해당 사전을 크라우드소싱을 통해 검증하여 거대 어휘 사전 'Empath'를 개발했다(Fast, Chen & Bernstein, 2016). 비슷한 다른 연구에서도 팩트체크 뉴스의 검증 결과에 따른 SNS 이용자의 반응을 언어적으로 분석하기 위해 그들만의 어휘 사전 'ComLex'를 구축했고, 구축 과정에서 컴퓨터이셔널 방법과 휴먼코딩의 방법을 같이 사용했다(Jiang & Wilson, 2018). 이에 이 연구에서도 이러한 융합적인 접근 방법론을 택해, 단어 임베딩의 벡터 표현을 딥러닝 모델을 통해 학습한 다음 비지도 학습을 이용하여 단어를 군집화하여 어휘 목록을 구축하고, 휴먼코딩 작업을 거쳐 최종적으로 어휘 사전을 구축했다.

세부적인 어휘 사전 구축 과정은 다음의 3단계로 나눠 설명한다. 단어 임베딩 및 군집화의 파라미터 설정이나 구축 과정은 지앙과 윌슨의 2018년 연구(Jiang & Wilson, 2018)를 참고했다.

① 단어 임베딩 및 군집화

단어를 수치화하면 사용되는 양상이 유사한 어휘들을 벡터 상 비슷한 곳에 위치하도록 묶을 수 있다. 이때 단어를 벡터로 만드는 작업을 '단어임베딩(word embedding)'이라 하며, 단어 임베딩을 수행하기 위해 사용되는 가장 대표적인 알고리즘이 워드투벡(word2vec)이다. 워드투벡은 문장 내에서 단어가 사용되는 위치를 학습하여 단어의 의미를 벡터로 표현해주는 인공신경망 기반 임베딩 모델이다. 이 연구에서는 자체적으로 수집한 댓글 데이터 약 40만 개에 더해 이 연구의 연구진 두 명이 2018년에 공개한 180만 여개의 대량의 댓글 데이터(한재호 등, 2018)를 학습에 함께 사용했는데, 그 이유는 이 연구에서 수집한 40만개의 댓글 데이터의 크기가 워드투벡 모델을 학습하는데 충분하지 않았기 때문이다. 워드투벡 모델의 학습에 사용되는 말뭉치의 크기가 클수록, 즉 모델이 학습할 수 있는 단어들의 관계가 많을수록 군집화 및 표상이 성공적으로 수행된다. 한재호 등(2018)이 공개한 데이터는 포털사이트 다음

(Daum)에서 2017년 7월부터 총 6개월 동안 일별(daily) 랭킹 뉴스 50개를 수집한 것으로 약 180만 개에 다다른다. 데이터 수집 출처가 다르긴 하지만 이 단계의 궁극적인 목표는 특정 주제에 종속되지 않는 비슷하게 쓰이는 단어들을 추출하는 것이기 때문에 학습할 수 있는 문장이 다양하고 많을수록 단어 표상의 정확도가 향상된다고 판단했다. 워드투벡 모델학습에 사용된 데이터는 총 2,208,451개의 댓글이며, KoNLPy의 MeCab 라이브러리를 통해 형태소 분석을 거친 뒤 명사 형태소만을 활용했다. 이 중 빈도가 너무 적은 어휘는 사전의 품질을 낮추기 때문에 전체 어휘에서 등장 빈도 100회 이상의 단어만 추출했다. 최종적으로 추출한 단어의 개수는 11,222개이며 단어임베딩의 벡터 사이즈는 200으로 설정했다. 벡터화된 단어를 scikit-learn의 군집 알고리즘 MiniBatchKmeans(Sculley, 2010)⁴를 이용하여 100개의 군집으로 군집화했다.

② 토픽모델링을 통한 댓글 주제 개관 및 군집 정리

팩트체크 뉴스와 일반 뉴스의 댓글에서 나타나는 근원적인 주제들에 어떤 차이가 있는지 탐색하고, 이를 바탕으로 100개의 군집 중 주목할 만한 군집을 추리기 위해 토픽모델링(topic modeling) 알고리즘을 사용했다. 토픽모델링은 대규모의 문서에서 어떠한 주제가 나타나는지 확률적으로 분석하는 방법이다. 일반적으로 대규모의 문서에는 여러 주제들이 속해있는데, 문서의 주제를 정성적으로 탐색하는 것은 사람의 주관에 담길 수 있기에 정확하지 않을 수 있으며 작업 시간 또한 많이 소요된다. 이에 이 연구에서는 토픽 모델링 알고리즘으로 가장 대중적으로 사용되는(Jelodar et al., 2019) 잠재 디리클레 할당(Latent Dirichlet Allocation, 이하 LDA)을 사용했다. 기존 연구에서는 팩트체크를 하는 사용자(팩트체커, fact-checker)의 트위터 게시글과 일반적인 이

4 MiniBatchKmeans 알고리즘은 Kmeans보다 처리 속도가 빠르다. 이 연구에서 다루는 댓글 데이터는 용량이 크기 때문에 해당 알고리즘을 사용했다. 한편 알고리즘의 정확도에 관해서는 MiniBatchKmeans와 Kmeans의 정확도가 동등하다고 보고한 기존 연구들(Feizollah, Anuar, Salleh & Amalina, 2014; Pedregosa 등, 2011)을 참조했다.

용자들의 트위터 게시글 각각에 LDA 모델을 적용하되, 토픽 개수를 5개로 제한해 게시글들의 근원적 주제를 살폈다. 그 결과 팩트체커의 언어에서는 특징적으로 “fake”, “fact” 등의 단어가 나타나 일반 이용자들의 언어와는 차이를 보였다(Vo & Lee, 2019). 이 연구에서도 해당 연구방법을 참고하여 뉴스의 댓글에 LDA 모델을 적용한 후 토픽 개수를 5개로 제한한 다음 분석했다.

그 결과 팩트체크 뉴스와 일반 뉴스의 두 집단에서 공통적인 주제가 등장한 것을 확인했다. <표 4, 5>는 팩트체크 뉴스와 일반 뉴스의 각 댓글 집단에 대한 토픽 모델링 결과 중 상위 가중치 5개의 단어이다. 각 댓글 군집은 총 5개의 주제로 분류되었으며, 각 단어들은 해당 주제에 포함되는 하위 키워드를 의미한다. 상위에 위치한 단어일수록 주제에 미치는 영향력이 높다.⁵ 팩트체크 뉴스 댓글의 주제 1과 일반 뉴스 댓글의 주제 3은 국내와 국제 이슈를 다루고 있으며 팩트체크 뉴스 댓글의 주제 2와 4, 그리고 일반 뉴스 댓글의 주제 1과 2는 국내 정권과 관련된 내용을 다루고 있다. 비교군 수집 시에 팩트체크 뉴스와 유사한 내용의 뉴스를 수집했기에 토픽 모델링 결과에서도 이러한 결과가 등장한 것으로 보인다. 한편 두 집단 간 차이도 발견할 수 있었다. 팩트체크 댓글의 주제 3에는 ‘뉴스’, ‘기사’, ‘가짜’ 키워드와 ‘기자’, ‘기레기’ 키워드가 함께 묶여, 가짜뉴스와 기자에 대한 비판이 동일한 주제에 포함된 것을 보여준다. 여기서 ‘기레기’는 기자와 쓰레기의 합성어로 뉴스를 작성한 기사를 폄하하거나 비판할 때 사용된다. ‘기레기’와 가짜뉴스 키워드가 하나의 토픽으로 묶였다는 것을 고려했을 때 주제 3은 허위 정보를 양산하는 기자(언론사)에 대한 비판적인 내용임을 예상해 볼 수 있다. 또한 팩트체크 댓글의 주제 5에는 ‘팩트체크’, ‘방송’, ‘조사’ 등의 키워드가 등장했는데, 이 역시 뉴스의 진실성을 의심하는 내용(veracity awareness)과 관련된 것으로 보이는 반면, 상대적으로 일반 뉴스의 댓글에서는 비슷한 주제를 찾아보기 어려웠다.

5 팩트체크 뉴스 댓글과 일반 댓글의 주제 1~5는 내용 상 대응되는 군집 개념은 아니다.

다만 일반 뉴스의 댓글 주제 4에서는 ‘조작’, ‘댓글’의 단어를 통해 댓글에서 형성되는 여론에 대한 불신이 내포되었음을 예상할 수 있다.

〈표 4〉 팩트체크 뉴스의 댓글 토픽 모델링 결과

	주제1	주제2	주제3	주제4	주제5
팩트체크 댓글 k 개 주제 (가중치)	나라(0.02), 난민(0.011), 북한(0.011), 한국(0.01), 미국(0.009), 일본(0.08), 중국(0.008), 국가(0.007), 국민(0.07), 여자(0.007)	국민(0.018), 재앙(0.014), 사람(0.013), 댓글(0.012), 정권(0.012), 언론(0.011), 소리(0.01), 생각(0.009), 정부(0.009), 문재인(0.008)	뉴스(0.022), 기사(0.022), 기자(0.018), 가짜(0.017), 기레기(0.012), 적폐(0.011), 문제(0.01), 처벌(0.01), 비교(0.009), 사실(0.009)	문재인(0.019), 대통령(0.017), 거짓말(0.014), 세금(0.012), 박근혜(0.01), 정부(0.01), 청와대(0.01), 인간(0.009), 얘기(0.009), 개소리(0.008)	팩트체크(0.023), 쓰레기(0.022), 새끼(0.01), 방송(0.012), 조사(0.011), 조국(0.011), 자한당(0.011), 국회의원(0.009), 불법(0.008), 선동(0.008)

〈표 5〉 일반 뉴스의 댓글 토픽 모델링 결과

	주제1	주제2	주제3	주제4	주제5
일반 댓글 k 개 주제 (가중치)	재앙(0.036), 올림픽(0.021), 새끼(0.02), 원전(0.017), 자한당(0.015), 평양(0.01), 지랄(0.008), 집값(0.007), 평창(0.007), 감사(0.007)	문재인(0.021), 대통령(0.018), 사람(0.017), 지지(0.011), 뉴스(0.01), 안철수(0.01), 보수(0.01), 후보(0.01), 간첩(0.009), 교육감(0.009)	북한(0.024), 나라(0.02), 국민(0.014), 기자(0.01), 일본(0.009), 생각(0.008), 대한민국(0.008), 미국(0.008), 평화(0.008), 정부(0.008)	빨갱이(0.025), 쓰레기(0.019), 댓글(0.019), 탄핵(0.018), 기사(0.014), 조작(0.012), 조사(0.01), 적폐(0.01), 개돼지(0.009), 언론(0.009)	인간(0.016), 세금(0.016), 국민(0.011), 자한당(0.009), 사람(0.008), 나라(0.007), 국회의원(0.006), 종교(0.006), 정책(0.006), 정부(0.005)

정리하자면 토픽모델링을 통해 팩트체크 뉴스 댓글에서 진실성을 의심하거나 언론을 비판하는 근원적인 주제들이 나타난 것을 살필 수 있었다. 이 결과를 토대로 연구자들은 알고리즘을 통해 군집한 100개의 군집에 이름을 붙인 다음 뉴스 주제에 종속적인 단어 군집(e.g, 도시명, 역사적 사건)을 제

거하고, 최종적으로 연구자들의 주요 관심사였던 언론비판, 비난/평하, 욕, 성적 이슈/합리적 단어, 긍정적 단어, 특정시간, 의혹 제기, 인터넷 댓글, 위선/가짜 등의 이름이 포함된 28개의 군집(총 2,050단어)들을 추렸다.

③ 휴먼코딩

어휘 사전의 신뢰성을 견고히 하기 위한 본격적인 코딩을 위해 4명의 코더를 모집했다. 코더는 모두 대학생 이상의 학력을 가졌으며 코딩 작업을 위해 사전 교육을 받았다. 코딩은 크게 2단계로 이루어졌으며, 각 단계는 다시 2가지 작업으로 나눌 수 있다. 1단계 코딩은 주로 주관식으로 각각의 군집에 대한 일차 명명 작업이다. 1-1단계에서 코더들은 28개의 군집에 대해 군집에 속한 단어들을 아우를 수 있는 이름을 붙였다. 그리고 1-2단계에서는 1-1단계에서 28개의 군집들 중 유사한 의미군으로 묶을 수 있는 군집들은 상위 군집으로 재분류했다. 1단계 결과, 코더 중 3명 이상이 공통으로 분류한 군집은 위로/추모와 관련된 단어(2개 군집), 시간 혹은 특정 시기(3개 군집), 언론 비판(3개 군집), 타인에 대한 비난 및 평하(6개 군집), 젠더 이슈(2개 군집), 합리적/건설적 논의 단어(1개 군집) 등이었으며, 이와는 별개로 4명의 코더가 붙인 군집 이름만을 토대로 연구자가 주관적으로 분류했을 때도 비슷한 결과를 보여 액면 타당도를 확보했다. 1단계 분석이 끝난 후 며칠 후 2단계 작업을 진행했다. 1단계가 주관식이었다면 2단계는 주로 1단계 분석에 대한 객관적 평가 단계라고 볼 수 있다. 구체적으로 2-1단계에서는 1단계에서 코더들이 공통적으로 분류한 6개 분류에, 연구자들이 관심을 가지고 있던 개념인 진실성 의심(veracity awareness)⁶를 추가한 7개 분류, 즉 17개 군집에 대해 1단계에서 각

⁶ 어떤 의견이나 사건의 진실성에 의문을 품거나, 의심하거나 혹은 의혹을 제기하는 단어 군집들을 의미한다. 그러나 꼭 합리적인 의심/의혹만을 포함하는 개념은 아니며, 건설적이지 않은 비판도 포함된다. 즉 어떠한 사실의 진실성에 도전하는 모든 경우를 포함한다. 해당 개념은 1차 코딩시 코더들로부터 추출되지 않아, 연구자들이 워드투백 군집에서 여기에 해당한다고 판단한 군집 단어들을 추가했다.

각의 코더들이 붙인 이름과 연구자들이 붙인 이름 중 가장 포괄적이고 알맞다고 생각하는 이름을 선택하게 했다. 이 작업은 최종적으로 군집 이름을 설정할 때 보다 정확한 변수명을 찾기 위해서 진행했으며, 이를 바탕으로 군집(변수) 이름을 새롭게 설정했다. 2-2단계에서는 최종 7개 분류에 해당하는 단어들이 각각의 분류에 어울린다고 생각하는지 동의 여부를(예, 아니오)로 판단하게 했다. 코더들은 총 2,050개의 단어에 대해서 동일한 작업을 거쳤다. 절반(2명) 이상의 코더들이 해당 군집에 포함한다고 판단한 단어들을 먼저 후보군에 포함한 후, 후보군 단어들 중 2명의 연구자가 해당 군집에 적합하지 않다고 판단한 단어들을 배제했다. <표 6>은 최종 군집 별 단어 개수 및 예시이다. 각 군집에 속하는 구체적인 각 단어는 부록 I 에 기재했다.

<표 6> 최종 어휘 사전의 군집별 단어 개수 및 예시

군집	단어 개수	2명 이상 동의 (1차 후보군)	최종 선정	예시
진실성 의식 (veracity awareness)	443	242	223	진실, 잘못, 거짓, 판단, 의심, 의혹, 고발, 허위, 해명
비하, 비난, 모욕	721	419	415	새끼, 개돼지, 대가리, 개소리, 꼬라지, 색히
언론 비판	194	142	141	조작, 가짜, 선동, 구라, 왜곡, 몰타기, 프레임
친사회적 공감 단어	168	116	110	고생, 응원, 기억, 진심, 희망, 화이팅, 수고, 영웅
합리적/건설적 논의 단어	132	132	131	문제, 이유, 이해, 인정, 중요, 결과, 주장, 관계
시점	176	72	44	과거: 어제, 전날, 지난해, 당시, 시절 현재: 오늘, 평상시, 지금, 이번, 올해 미래: 담날, 다음, 이후, 내일, 담주
젠더 이슈	216	93	90	페미, 페미니스트, 동성애, 에이즈, 동성애자, 소수자, 게이, 성병
계	2050	1216	1154	

(2) 팩트체크 뉴스 댓글에 대한 인지/정서적 반응 분석 방법: K-LIWC, 감정분류 모델, 구글 감성분석 API

① 인지적 반응

뉴스 집단 간 댓글에서 드러나는 인지적 특징을 파악하고자 영어권에서 심리학 연구에 사용되는 LIWC를 한국화하여 개발한 “한국어판 언어분석 프로그램”(K-LIWC; Korean LIWC)을 사용했다(이창환·심정미·윤애선, 2005). LIWC는 사람들이 쓴 글에 포함된 단어들이 각각 72개의 하위 범주에 얼마나 속해 있는지 계산함으로써 심리학적 변인과 기제를 파악하는데 사용되며, 이를 한국어의 언어적 특성과 문화를 반영하여 개발한 것이 K-LIWC이다. 이 사전은 최근 연구들에서도 널리 이용되고 있다. 예를 들어 김영일·김영준·김영진·김경일(2019)은 영어권과 한국어권의 악성 댓글을 LIWC와 K-LIWC을 사용하여 분석하여, 악성 댓글에서 분노를 나타내는 감정 단어가 많이 등장함을 확인했다. 또한 유연재(2019)는 대학생 384명을 대상으로 광고에 대한 평가를 측정된 뒤 평가글을 K-LIWC으로 분석해, 심리사회적 변인들과 언어학적 변인들 간의 유의한 차이를 발견했다.

이 연구에서는 연구 특성 상 뉴스에 종속되는 범주는 분석에서 제외하는 것이 바람직하다고 판단해 K-LIWC가 제공하는 심리 범주 44개 중 ‘인지적 인 과정’에 속하는 하위 범주들 6개(‘원인’, ‘사고’, ‘기대’, ‘제한’, ‘추측’, ‘확신’)를 분석에 활용했다.

② 정서적 반응

댓글에서 드러나는 감정적인 반응을 분석하기 위하여 감정(Emotion)과 정서(Sentiment) 두 종류의 감정 분석 방식을 사용했다. 감정 분석을 위해서는 한재호·김우정·한경식(2018)의 연구에서 사용한 뉴스 댓글에 대한 감정 분류 모델을 활용했다. 한재호 등(2018)은 다음(Daum) 뉴스 댓글 180만 개에 대해서 에크만의 감정 분류 체계의 6가지 감정(행복, 슬픔, 혐오, 공포, 놀람, 분노)

을 구분하는 분류기를 구축했다. 모델에 적용된 감정 분류 데이터는 인터넷 댓글이라는 특수성을 고려하여 일상어 및 표준어 어휘를 종합적으로 다룬 감정 사전(홍종선·정연주, 2009)을 통해 수집되었다. 이때 텍스트에 효율적으로 작동하는 Convolutional neural network(CNN) 모델 구조(Kim, 2014)를 사용했으며 그 성능은 73%의 정확도로 6가지의 분류 개수를 고려했을 때 합리적인 수치를 보였다. 학습된 CNN모델을 사용하여 각 댓글 별로 6가지 감정 중 하나에 해당하는 감정을 추출했다.

정서 분석을 위해서는 구글 클라우드 서비스가 제공하는 자연어처리 감정 분석 API를 활용하여 각 댓글에서 -1에서 1사이의 극성을 가진 정서가 (sentiment)와 정서 규모(magnitude)를 추출했다. 여기서 정서 점수는 문서의 전반적인 정서를 의미하며 -1에 가까울 수록 부정적 정서, 1에 가까울 수록 긍정적 정서, 0에 가까울 수록 중립을 뜻하며, 정서의 규모는 문서에 얼마나 많은 감정이 담겨 있는지를 나타낸다. 한편 이렇게 추출한 정서 점수와 정서 규모는 문장에서의 주관적인 정도를 측정하기 위해서도 사용될 수 있다. 주관성 척도는 문장 내에서 감정 단어의 개수를 전체 단어의 개수로 나누는 것으로 계산할 수 있으며 선행 연구에서 활용된 바 있다(Bautin, Vijayarenu & Skiena, 2008; Namrata, Manja, & Steven, 2007; Jo, Kim & Han, 2019). 이 연구에서는 정서 규모를 문장의 형태소 개수로 정규화했으며, 이를 통해 문장이 얼마나 이성적인지 혹은 감성적인지를 판단했다.

(3) 팩트체크 뉴스의 논쟁 댓글 출현 양상 분석 방법: 회귀분석

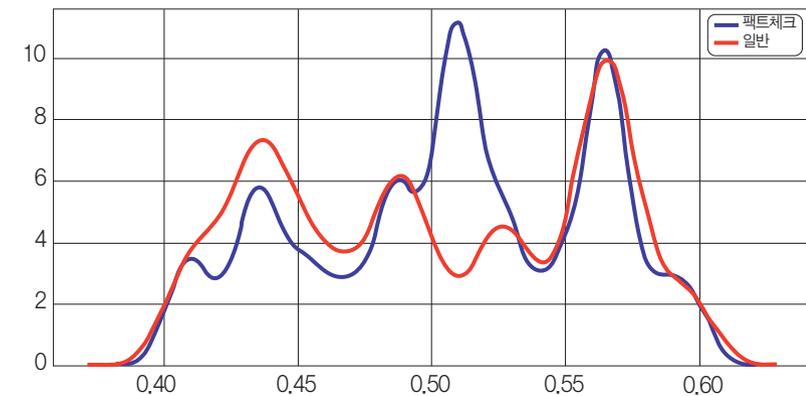
앞서 이 연구에서는 논쟁 댓글을 다른 사용자로부터 받는 공감수와 비공감의 수가 비슷하게 나타나는 댓글이라 정의내렸다. 공감과 비공감이 유사한 정도를 수치화할 때는 공감과 비공감 두 값의 차이와 합을 동시에 고려해야 하기 때문에, 극단적인 공감 혹은 비공감을 가진 댓글을 제외한다면 공감을(공감과 비공감의 비율)만을 고려할 수 있다. 사전에 공감과 비공감의 총합의 중

양값을 기준으로 합이 4 이하인 댓글은 평가수가 부족하기 때문에 논쟁 여부를 판단할 수 없다고 간주하고 제거했다. 공감을 산출에 자주 사용되는 이항 분포의 신뢰구간추정 방식 중 극단적인 공감 혹은 비공감에 강건한 윌슨의 신뢰구간(Miller, 2009)의 하한점수를 이용해 댓글의 공감을(전체 댓글에 대한 공감 및 비공감 수 대비 하나의 댓글이 가지는 공감율; 윌슨 점수가 중간에 위치할수록 공감과 비공감 비율이 비슷함)을 산출했고, 극단값인 0.1 이하와 0.9 이상의 댓글은 비논쟁 댓글, 0.4와 0.6 사이의 댓글은 논쟁 댓글로 간주했다. 이 방법론에 따르면 최종적으로는 332,690개의 댓글 중 59,271개가 논쟁 댓글에 속하게 된다. 이 연구에서는 논쟁댓글의 변화 양상을 보기 위해 회귀 분석을 통해 시간에 따른 논쟁/비논쟁 댓글의 개수 변화를 파악했다.

$$\left(\hat{p} + \frac{z_a^2/2}{2n} \pm z_a/2 \sqrt{[\hat{p}(1-\hat{p}) + z_a^2/4n]/n} \right) / (1 + z_a^2/2n)$$

수식. 논쟁 댓글 정의에 활용된 윌슨 신뢰구간 수식.
 \hat{p} 는 공감/공감+비공감, n은 공감과 비공감의 전체 개수

<그림 2> 댓글의 윌슨 신뢰구간의 하한점수 분포



4. 결과

1) 비교분석 개요: 뉴스 길이와 댓글 개수, 감정 비율 차이

팩트체크 뉴스 집단과 비교군 집단 간의 댓글 개수, 뉴스 길이에 대한 기초적인 통계 결과는 <표 7>과 같다. 뉴스 내용의 길이는 팩트체크 뉴스 집단(M=2339.94, SD=1347.85)과 비교군 집단(M=2322.67, SD=3527.26) 간 차이가 없었던 반면($t(1512.77)=.161, p=.872$)⁷, 팩트체크 뉴스 집단의 댓글 개수(M=261.77, SD=828.88)가 비교군 집단(M=79.15, SD=407.70)보다 유의하게 많았다($t(2165.64)=7.37, p=.000$). 댓글이 0인 뉴스 역시 비교군 집단에 비해 팩트체크 뉴스 집단이 유의하게 적었다($\chi^2(1)=313.45, p=.000$).

한편 뉴스에 감정을 표시하는 기능에서도 팩트체크 뉴스 집단과 비교군 간의 차이를 볼 수 있었다. 뉴스에 즉각적으로 감정이나 반응을 표시할 수 있는 기능에는 ‘좋아요’, ‘훈훈해요’, ‘슬퍼요’, ‘화나요’, ‘후속기사 원해요’ 및 ‘이 기사를 추천합니다’가 있는데, 이 중 ‘좋아요’와 ‘슬퍼요’를 제외한 나머지 기능에서는 팩트체크 뉴스 집단이 비교군 집단보다 통계적으로 유의하게 많은 표시를 얻은 것으로 나타났다(<표 8> 참고). ‘좋아요’는 집단 간 차이가 없었으며, ‘슬퍼요’는 유일하게 비교군 집단이 더 많은 표시를 얻은 기능이었다. 종합적으로는 팩트체크 뉴스가 대체로 비교군 뉴스보다 좀 더 감정 혹은 반응을 불러 일으킨다고 해석할 수 있다.

7 로그 변환해서 분석한 결과 팩트체크 뉴스 집단의 뉴스 길이(M=7.66, SD=0.433)가 비교군 집단의 뉴스 길이(M=7.38, SD=0.74)보다 유의하게 길었다($t(1881.18)=11.54, p=.000$). 이 현상은 뉴스 길이의 분포가 왼쪽에 치우쳐 있고, 뉴스 길이가 지나치게 긴(예를 들면 녹취 뉴스) 경우 때문에 발생한 것으로 보인다.

<표 7> 뉴스 감정 표시의 차이

반응	집단	M	SD	t	df	p
좋아요	팩트체크	48.44	257.77	.50	2650	.616
	비교군	41.86	412.27			
훈훈해요	팩트체크	1.53	4.93	3.66	2649.74	.000***
	비교군	.89	4.13			
슬퍼요	팩트체크	1.92	6.84	-5.50	1214.28	.000***
	비교군	94.40	586.62			
화나요	팩트체크	195.04	720.84	10.18	1437.23	.000***
	비교군	1.39	13.70			
후속기사 원해요	팩트체크	5.57	19.88	6.48	1889.16	.000***
	비교군	1.91	7.43			
이 기사를 추천합니다	팩트체크	41.60	146.87	3.60	2649.84	.000***
	비교군	22.70	123.20			

2) 연구문제 1: 팩트체크 뉴스 댓글의 언어적 특성

구축한 어휘 사전을 바탕으로 진실성 의심(veracity awareness), 비하, 비난, 또는 모욕, 언론 비판, 친사회적, 합리적/건설적, 시점(현재, 과거, 미래), 젠더 이슈의 7가지 분류에 속하는 단어들이 각각의 댓글에서 나타나는 빈도를 구한 다음 빈도를 뉴스별로 합산하고, 각 뉴스에 해당하는 빈도 값을 뉴스별 댓글의 전체 형태소 개수로 나누어 정규화했다. 총 1,131개의 팩트체크 뉴스의 댓글과 825개의 일반 뉴스의 댓글에 대해 분석⁸한 결과, 팩트체크 뉴스의 댓글(M=0.01, SD=0.01)에서 일반 뉴스 댓글(M=0.01, SD=0.01)보다 사실 관계를 의심하는 단어(veracity awareness)가 등장한 비율이 유의하게 높아($t(1950)=2.49, p<.05, d=0.114$), 일반 뉴스보다 팩트체크 뉴스 댓글에서 정보의 진위 여부에 대해 더 의심하고 신중하게 생각하는 경향이 있음을 확인했

8 댓글이 0인 뉴스가 존재하기 때문에 앞서 수집한 데이터보다 그 개수가 적다.

다(<표 8> 참조). '언론비판' 범주의 경우 팩트체크 뉴스 댓글에서 나타난 비율(M=.02, SD=0.03)이 일반 뉴스 댓글에서 나타난 비율(M=0.015, SD=0.028)보다 유의하게 높았다($t(1950)=6.63, p<.001, d=0.30$).

<표 8> 뉴스별 언어적 모델 적용 결과

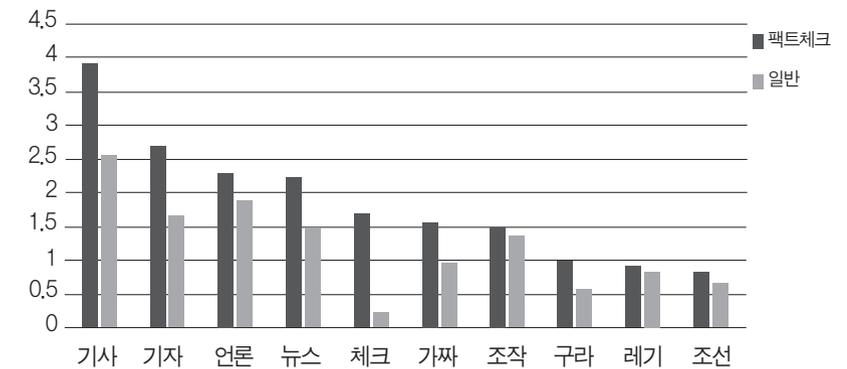
분류	팩트체크 뉴스 댓글에서의 등장 비율 평균 (표준편차)	일반 뉴스 댓글에서의 등장 비율 평균 (표준편차)	t	p	Cohen's d
진실성 의심 (veracity awareness)	0.01(0.01)	0.01(0.01)	2.49	0.013*	0.11
비난/비하/모욕	0.02(0.02)	0.02(0.02)	1.56	0.117	0.07
친사회적/공감	0.00(0.01)	0.01(0.02)	-2.05	0.040*	0.09
합리적/건설적 토론	0.01(0.01)	0.01(0.02)	2.14	0.033*	0.10
언론비판	0.02(0.03)	0.02(0.03)	6.63	0.000***	0.30
젠더이슈	0.00(0.01)	0.00(0.08)	1.54	0.124	0.07
시점 - 과거	0.00(0.00)	0.00(0.01)	-0.41	0.680	0.02
시점 - 현재	0.00(0.01)	0.00(0.01)	1.39	0.164	0.06
시점 - 미래	0.00(0.00)	0.00(0.01)	-1.66	0.096	0.08

팩트체크 뉴스수=1,131, 일반 뉴스수=825
 $p<.05$: *, $p<.01$: **, $p<.001$: ***

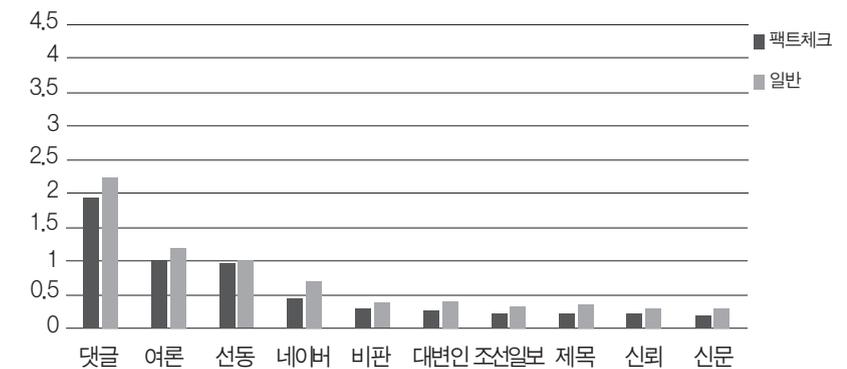
'언론비판'은 팩트체크 뉴스 댓글 내의 다른 범주의 평균 점수와 비교했을 때 가장 높은 평균 점수를 보이는 것은 물론, 일반 뉴스 댓글과의 차이도 두드러지게 나타난다. 이에 언론비판 범주에 한해 등장 빈도가 높은 단어를 추가로 확인하여 차이를 더 살펴보았다. 범주별 단어 등장 횟수를 집단별 댓글 수로 나누어 단어의 등장 비율을 산출하여 집단별로 비율 차이를 보이는 단어를 확인해 보았을 때, 팩트체크 뉴스 댓글(F)에서 일반 뉴스 댓글(N)보다 더 많이 등장한 언론비판 범주의 상위 단어는 '기사'(F: 3.91%, N: 2.56%),

'기자'(F: 2.70%, N: 1.66%), '언론'(F: 2.30%, N: 1.90%), '뉴스'(F: 2.24%, N: 1.50%), '체크'(F: 1.70%, N: 0.21%), '가짜'(F: 1.57%, N: 0.94%), '조작'(F: 1.49%, N: 1.37%), '구라'(F: 0.99%, N: 0.57%), '레기'(F: 0.91%, N: 0.83%), '조선'(F: 0.80%, N: 0.67%) 등이었으며, 일반 뉴스 댓글에서 더 많이 등장한 단어는 '댓글'(F: 1.95%, N: 2.25%), '여론'(F: 1.02%, N: 1.20%), '선동'(F: 0.95%, N: 0.98%), '네이버'(F: 0.45%, N: 0.72%), '비판'(F: 0.28%, N: 0.38%), '대변인'(F: 0.26%, N: 0.40%), '조선일보'(F: 0.23%, N: 0.30%), '제목'(F: 0.22%, N: 0.37%), '신뢰'(F: 0.20%, N: 0.28%), '신문'(F: 0.19%, N: 0.28%) 등이었다(<그림 3, 4> 참조).

<그림 3> 팩트체크 뉴스 댓글에서의 언론비판 범주 상위 단어



<그림 4> 일반 뉴스 댓글에서의 언론비판 범주 상위 단어



팩트체크 뉴스 댓글에서는 상대적으로 뉴스에 대한 진실성이나 언론을 공격하는 단어들인 많은 반면 일반 뉴스 댓글에서는 댓글, 여론, 네이버 등의 단어가 많이 등장했는데 이는 의혹의 제기 대상이 다르다는 점에서 흥미롭다. 다시 말해 팩트체크 댓글에서는 주로 뉴스의 내용이나 언론의 진실성에 의문을 제기하고 있다면 일반 뉴스 댓글 자주 나타나는 댓글, 선동, 네이버 등의 단어는 여론 자체의 진실성에 대한 의문을 제기하고 있음을 보여주고 있다.

한편 합리적 또는 건설적 토론 범주에 속하는 단어가 등장한 비율은 팩트체크 뉴스 댓글에서 더 높았고($t(1950)=2.14, p<.05, d=0.10$), 친사회적/공감에 해당하는 단어가 등장한 비율은 일반 뉴스에서 더 높았다($t(1950)=2.05, p<.05, d=0.09$). 비난/비하/모욕에 해당하는 단어들의 등장 비율은 팩트체크 뉴스 댓글과 일반 뉴스 댓글 집단 간 차이가 없는 것으로 나타났다($t(1950)=1.56, p>.05$).

3) 연구문제 2: 팩트체크 뉴스에 대한 인지/정서적 반응

(1) 댓글에서 드러나는 인지적 특성 차이 분석

K-LIWC 프로그램은 서버에 단일 텍스트 파일을 업로드한 뒤 자체 형태소 분석을 거쳐 심리학적 어휘를 파악해주는 방식으로 동작한다. 각각의 댓글에서 하위 범주에 해당하는 단어들 나타나는 빈도를 해당 댓글의 전체 형태소 개수로 나눈 다음, 뉴스별로 평균 등장 빈도를 산출했다. 분석 결과 일반 뉴스 댓글보다 팩트체크 뉴스 댓글에서 '인지적인 과정'의 하위 범주인 '사고'($t(198)=3.532, p<.001, d=0.499$), '확신'($t(198)=2.04, p<.05, d=0.288$) 관련 단어가 많이 사용되는 것을 알 수 있었다(<표 9> 참조).

<표 9> K-LIWC 적용 결과

범주	하위 범주	팩트체크 댓글에서의 등장 비율 평균 (표준편차)	일반 댓글에서의 등장 비율 평균 (표준편차)	t	p	Cohen's d
인지적인 과정	원인	0.01(0.00)	0.01(0.00)	1.55	0.122	0.22
	사고	0.02(0.01)	0.02(0.00)	3.53	0.000***	0.50
	기대	0.01(0.00)	0.01(0.00)	0.84	0.405	0.12
	제한	0.01(0.00)	0.01(0.00)	1.08	0.281	0.15
	추측	0.01(0.00)	0.01(0.00)	0.57	0.569	0.08
	확신	0.02(0.01)	0.02(0.01)	2.04	0.043*	0.29

p<.05: *, p<.01: **, p<.001: ***

(2) 댓글에서 드러나는 정서적 특성 차이 분석

사전에 학습시킨 CNN 모델을 댓글 데이터에 적용하여 각 댓글에서 6가지 감정이 차지하는 비율을 도출했다. (각 댓글에서의 감정 비율의 합은 1이다). <표 10>은 팩트체크와 일반 집단 간 댓글에서 도출한 6가지 감정의 비율을 비교한 결과이다. 다른 감정은 집단 간 차이를 보이지 않지만 팩트체크 뉴스의 댓글에서 '분노' 감정의 비율($M=.30, SD=0.17$)이 일반 뉴스의 댓글($M=.29, SD=0.22$)보다 유의하게 높았다($t(1945)=2.10, p<.05, d=0.10$).

<표 10> 6가지 감정 모델 적용 결과

감정	팩트체크 댓글에서의 비율 평균(표준편차)	일반 댓글에서의 비율 평균(표준편차)	t	p	Cohen's d
분노	0.30(0.17)	0.29(0.22)	2.10	0.036*	0.10
혐오	0.07(0.08)	0.07(0.13)	-0.76	0.450	-0.03
공포	0.04(0.08)	0.04(0.10)	-0.16	0.871	-0.01
기쁨	0.24(0.17)	0.26(0.23)	-1.90	0.057	-0.09
슬픔	0.23(0.15)	0.24(0.22)	-0.79	0.430	-0.04
놀람	0.12(0.13)	0.11(0.17)	1.43	0.154	0.07

p<.05: *, p<.01: **, p<.001: ***

한편 정서분석 결과는 <표 11>과 같다. 정서가가 -1에 가까울 수록 부정적인 정서를 의미하므로, 두 뉴스 집단의 댓글 모두 부정적인 정서가 다수 포함되어 있다고 해석할 수 있다. 그러나 팩트체크 뉴스 댓글의 정서가(M=-0.14, SD=0.14)가 일반 뉴스 댓글의 정서가(M=-0.11, SD=0.19)와 비교하여 유의하게 낮아, 부정적인 정도가 더 컸다($t(1954)=-4.07, p<0.001, d=0.19$). 이는 감정 분석에서 팩트체크 뉴스 댓글에 '분노' 감정이 더 많이 등장했다는 것과도 유사한 결과이다. 추가로 정서가와 정서 규모를 통해 문장의 주관성 점수를 계산해 비교해보았다. 집단 간 비교 결과 팩트체크 뉴스 댓글(M=0.07, SD=0.05)이 일반 뉴스 댓글(M=0.06, SD=0.04)과 비교하여 유의하게 감정적인 언어가 많이 등장했고($t(1954)=7.98, p<.001, d=0.37$), 이러한 결과를 통해 팩트체크 뉴스를 읽고 그에 대한 반응을 할 때 사람들은 좀 더 감정적인 언어 사용을 빈번하게 한다고 해석할 수 있다.

<표 11> 정서 점수 추출 결과

	팩트체크 평균(표준편차)	일반 평균(표준편차)	t	p	Cohen's d
정서가	-0.14(0.14)	-0.11(0.19)	-4.07	0.001***	0.19
주관성	0.07(0.05)	0.06(0.04)	7.98	0.001***	0.37

p<.05: *, p<.01: **, p<.001: ***

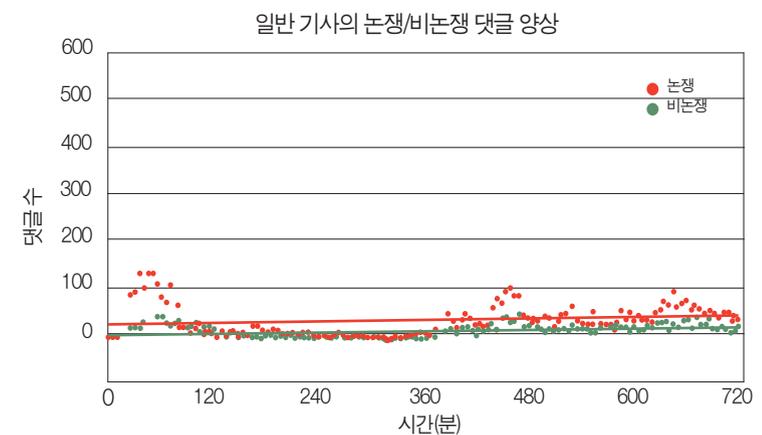
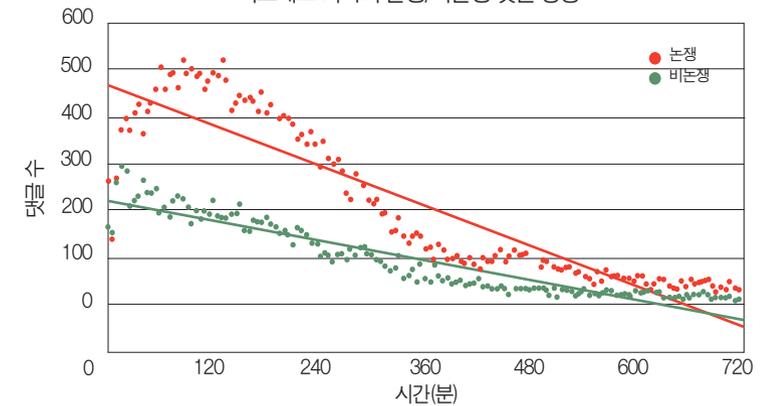
4) 연구문제 3: 논쟁 댓글의 출현 양상 분석 - 시간에 따른 회귀분석

논쟁 댓글의 출현 양상을 비교하기 위해 시간 별 논쟁 댓글의 개수 변화에 대한 회귀 분석을 실시했다. 여기에 활용한 팩트체크 논쟁, 비논쟁 댓글의 개수는 41,652개이며 일반 논쟁, 비논쟁 댓글의 개수는 17,619개이다. 뉴스에 따라서는 작성 시점보다 훨씬 뒤에 댓글이 생성되는 경우가 있기는 하지만 이러한 경우는 극히 드물기 때문에, 이 연구에서는 논쟁 댓글의 출현 양상을 파악하기 위해 뉴스의 작성 시점을 기준으로 12시간 동안 작성된 댓글만을 활

용했다. 12시간 내에 포함된 댓글 데이터를 5분 간격으로 집단화하여 시간에 따른 논쟁 댓글수와 비논쟁 댓글 수에 대한 회귀 곡선을 그렸다(<그림 5>).

두 집단 모두에서 비논쟁 댓글에 비해 논쟁 댓글이 초기에 발화하는 모습을 볼 수 있다. 그러나 팩트체크 뉴스 댓글의 경우 논쟁 댓글이 감소하는 추세가 완만하며 시간이 지나도 대체로 재발하지 않고 수렴하는 경향을 보인다. 반면 일반 뉴스 댓글에서는 상대적으로 논쟁 댓글이 급격하게 감소하는 경향을 보이며, 이후 약간의 진동을 보이며 수렴하는 것을 알 수 있다.

<그림 5> 팩트체크 뉴스와 일반 뉴스의 시간 별 논쟁/비논쟁 댓글 수 비교
팩트체크기사의 논쟁/비논쟁 댓글 양상



5. 결론

이 연구에서는 SNU팩트체크와 제휴를 맺은 언론사들이 네이버로 송고한 팩트체크 뉴스의 댓글 지형을 탐색하고자 했다. 기존 팩트체크 뉴스 관련 연구 중 실제 이용자 반응에 대한 데이터를 분석한 연구는 찾기 어려웠다. 이에 이 연구에서는 포털에 집중된 한국의 뉴스 소비 행태를 고려해, 네이버 팩트체크 뉴스의 댓글을 통해 팩트체크 뉴스에 대한 이용자 반응을 살피고자 했다. 구체적으로는 팩트체크 뉴스와 일반 뉴스의 댓글 비교를 통해 언어적 특성, 인지적/정서적 반응, 그리고 논쟁댓글의 출현 양상에 대해 알아보았다.

연구 결과는 다음과 같이 요약할 수 있다. 첫째, 팩트체크 뉴스의 전반적인 언어적 특성을 사전기반 언어모델을 통해 알아본 결과 팩트체크 뉴스 댓글에서 사실관계를 의심하거나 언론을 비판하는 단어들, 합리적 토론 시 주로 쓰이는 단어들 이 더 많이 등장함을 알 수 있었다. 반면 일반 뉴스 댓글에서는 친사회적이거나 공감을 표시하는 단어들 이 더 많이 등장했는데, 이를 종합하면 팩트체크 뉴스 댓글에서 좀 더 사실 관계에 도전하고 언론을 비판하며, 이성적인 단어들 이 많이 쓰이고, 동시에 친사회적 공감 단어들은 덜 등장한다는 것을 의미한다.

둘째, 팩트체크 뉴스 이용자의 인지적/정서적 반응을 K-LIWC를 적용해 살핀 결과 팩트체크 뉴스의 댓글이 일반 뉴스의 댓글보다 인지적 과정 범주에 포함되는 단어의 사용 빈도가 높은 것으로 드러났다. 특히 유의하게 차이가 난 하위범주는 '사고'와 '확신'으로 주로 어떤 사실이나 상황 등을 의식하거나 분석할 때 쓰는 단어들 이 이 범주에 속한다고 해석할 수 있다. 이는 사람들이 팩트체크 뉴스를 읽을 때 인지적인 단어를 더 많이 사용한다는 기존의 연구 결과와도 부합한다(Jiang & Wilson, 2018). 한편 정서의 경우 분노 감정이 팩트체크 뉴스의 댓글에서 더 많이 나타났고, 감성 분석 결과 역시 부정적 정서가 일반 뉴스의 댓글에 비해 더 높게 나타났다. 즉 팩트체크 뉴스의 댓글에서는 인

지적 처리 과정과 함께 분노와 같은 공격성을 가진 감정적 반응이 촉진되는 반면, 좀 더 긍정적 혹은 친사회적인 반응은 상대적으로 축소됨을 알 수 있다.

셋째, 마지막으로 논쟁 댓글의 출현 양상을 살핀 결과 논쟁 댓글은 팩트체크 뉴스에서는 완만하게 줄어드는 반면, 일반 뉴스에서는 초기에 급격하게 감소하며 12시간이 경과한 후에도 논쟁댓글이 일부 발생하는 것을 관찰할 수 있었다. 이는 팩트체크 뉴스의 댓글란에서는 지속적인 논쟁을 통해 의견이 서서히 수렴되는 반면, 일반 뉴스의 댓글란에서는 논쟁이 순식간에 발생하고 해소되기 때문에 의견이 제대로 수렴되지 않고, 따라서 논쟁이 재발화하는 양상을 보인다고 해석할 수 있다. 다만 이 분석의 대상이 되는 일반 뉴스의 댓글 수가 팩트체크 뉴스의 댓글 수와 크게 차이가 나기 때문에, 일반 뉴스의 경우 한 두개의 댓글로도 진동폭이 크게 나타날 수 있어 과해석을 주의해야 할 것이다.

이 중에서 특히 주목할 만한 점은 팩트체크 뉴스의 댓글 공간이 일종의 공론장으로서의 역할을 할 수 있다는 가능성을 확인했다는 것이다. 온라인 공간이 공론장으로서의 가능성을 지니고 있는지에 대해서는 2000년대 초반부터 활발한 논의가 있어 왔다. 대표적으로 파파차리시(2004)는 인터넷 게시판 분석하면서, 대부분의 메시지가 시민적이었고 면대면 커뮤니케이션이 없는 점이 오히려 토론을 가열시키기 때문에 온라인 공간이 공론장의 역할을 수행할 수 있다고 역설했다. 반면 온라인 공론장의 한계 역시 빈번하게 언급되었는데, 온라인 공간의 약점은 익명성으로 인한 비시민적 담화와 의견의 양극화 현상이었다(강지웅, 2016). 이 연구에서도 팩트체크 뉴스 댓글 집단과 일반 뉴스 댓글 집단 간의 비난/비하/모욕 관련 단어 사용 비율은 차이가 없었지만, 그럼에도 불구하고 일반 뉴스 댓글란에서보다 팩트체크 뉴스 댓글란에서 진실성을 의심하는 단어, 합리적/건설적 토론 범주에 속하는 단어가 등장하는 비율이 높고, 논쟁이 지속적으로 유지되었다는 분석 결과는 팩트체크 뉴스 댓글란이 난장으로서의 성격도 가지고 있지만 공론장으로서의 잠재력

역시 동시에 가지고 있다는 것을 의미한다(난장으로서의 공론장; 김정년·김재영, 2005). 특히 댓글 기능을 통해 사람들은 기존의 언론이 일방적으로 제공하는 정보를 비교하고 공유하며 때로는 도전하는데, 이러한 과정이 온라인 공간을 속의 민주주의가 실현될 수 있는 대안적 공론 공간으로 만든다는 점(홍원식, 2014)에서 이 연구 결과는 더욱 더 주목할 만하다. 물론 이 연구는 이용자 반응을 탐색하는 것이 목적이었기 때문에, 연구결과를 가지고 인과관계를 명확하게 언급할 수는 없다는 점을 주지한다. 즉 이 연구에서 분석한 결과를 들어 팩트체크 뉴스가 꼭 댓글에서의 논쟁을 활발하게 불러 일으킨다고 선불리 결론짓기는 어렵다.

한편 팩트체크 뉴스의 댓글에서 인지적 단어의 사용이 더 많았다는 결과는 정교화 가능성 모델(Elaboration Likelihood Model; Petty & Cacioppo, 1986)로 설명할 수 있다. 팩트체크 뉴스는 일종의 탐사보도에 가까워 정보량이 많고 주장에 대한 근거들을 제시하고 있으며, 뉴스의 목적 자체가 '사실을 검증한다'에 있으므로 이 경향이 내용에서 드러나게 된다. 따라서 팩트체크 뉴스를 읽을 때 이용자의 정보 처리 과정은 진위 여부 혹은 그 타당성을 판단하기 위해서라도 좀 더 정교화될 수 있다(정성욱, 2018). 여기서 정교화된다는 것은 메시지를 처리할 때 메시지의 주변 단어가 아니라 주장 자체에 집중해서 논리적으로 평가할 수 있는 중심통로를 좀 더 많이 이용한다는 것을 의미한다. 메시지 처리를 정교하게 할 수 있는 동기에는 개인적 관련성, 책임감, 인지 욕구가 있는데(Petty & Cacioppo, 1986), 이 중 팩트체크 뉴스는 사회에서 논란이 되고 있는 주제를 다룰 가능성이 크기 때문에 일반 뉴스보다 개인적 관련성이 높을 가능성이 크다. 이 개인적 관련성이 개인의 인지 욕구를 자극하게 되면, 팩트체크 뉴스는 주장과 관련된 각종 근거 및 진위 여부를 제시하고 있으므로 독자는 그 타당성을 판단하기 위해서라도 추론 과정에 집중하고 진위여부를 제대로 판단했는지 따져볼 가능성이 크다. 팩트체크 뉴스 댓글에서 진실성을 의심하는 단어(veracity awareness)가 일반 뉴스 댓글

보다 많이 등장했다는 사전 기반 언어적 모델링 분석 결과는 이를 뒷받침한다. 물론 메시지 처리를 정교하게 했다고 해서 이것이 객관적 시각을 담보하는 것은 아니다. 정교화는 선유신념을 강화하는 방향으로 일어날 수 있다(Young, Jamieson, Poulsen & Goldring, 2018).

마지막으로 일반 뉴스의 댓글보다 팩트체크 뉴스의 댓글에서 언론 비판/불신 단어들도 많이 등장한 것도 흥미로운 지점이다. 사전 기반 언어적 모델링 결과 언론 비판 단어들도 팩트체크 뉴스 댓글에서 많이 등장했는데, 그 중에서도 팩트체크 뉴스 댓글에서는 '기사', '기자', '언론', '뉴스' 등의 단어가, 일반 뉴스 댓글에서는 '댓글', '여론', '선동', '프레임' 등의 단어가 상대적으로 더 많이 등장했다. 언론 비판 단어들도 팩트체크 뉴스 댓글에서는 기사나 언론사와 주로 같이 쓰인 반면, 일반 뉴스 댓글에서는 댓글이나 여론 조작 이슈와 같이 등장했다. 이러한 결과는 상대적으로 팩트체크 뉴스 댓글에, 특히 팩트체크 뉴스의 검증 대상이 언론사의 오보인 경우 허위정보를 보도한 뉴스나 해당 언론사나 허위정보를 보도하는 언론 행태 전반에 대한 비판적인 시각이 담겨있다고 해석할 수도 있다.

그러나 이러한 관찰 결과를 마냥 긍정적으로 보기는 어렵다. 팩트체크 뉴스의 판정 결과를 독자들이 그대로 수용하는 것이 아니라 지적이 계속되어 왔으며, 이와 같은 경향은 특히 판정 결과가 자신의 생각이나 의견과 다를 때 강화되어 역효과를 낳는다고 보고 되었다(Nyhan & Reifler, 2010 등). 따라서, 판정 결과에 대한 반발이 해당 사안에 의문을 제기한 언론을 비난하는 것으로 표현되었을 것이라 예상할 수 있다.

팩트체크 뉴스 댓글을 대상으로 검증결과의 명료성과 사실 여부에 따라 구축한 사전을 바탕으로 어휘등장빈도의 차이를 추가 분석한 결과는 이를 방증한다.⁹ 추가 분석 1에서는 검증결과가 명료한 '사실'과 '전혀 사실 아님' 뉴스

⁹ 추가분석 결과는 부록Ⅲ에 기재했다.

들을 비교적 검증결과가 불명료한 다른 뉴스들과 비교했는데, 검증결과가 명료할 때 사실 관계를 의심하는 단어, 언론 비판단어와 비난/비하/모욕 단어가 더 많이 등장했다. 또한 추가분석 2에서는 검증결과가 명료한 경우 중에서도 '사실'로 판정된 뉴스와 '전혀 사실 아님'으로 판정된 뉴스만을 대상으로 사전 기반 분석을 실시했는데, 기존의 믿음에 반박하는 '전혀 사실 아님' 뉴스에서 사실 관계를 의심하는 단어, 언론 비판 단어, 비난/비하/모욕 단어가 더 많이 등장했다. 이는 뉴스 내용과는 상관 없이 뉴스의 판정결과가 본인의 선유 신념과 일치하지 않으면 뉴스나 언론사를 비난하는 경향을 보였을 가능성이 있다는 것을 의미한다. 이 연구에서는 본래 팩트체크 뉴스에서 기대하는 바인 오정보 및 허위정보의 교정이 효과적으로 이루어지고 있는지, 그 과정에서 보여지는 뉴스 이용자의 언어적, 인지적, 정서적 반응을 살펴봄으로써 언론인에게는 팩트체크 뉴스 작성 시 이용자에게 미칠 영향을 어느 정도 가늠할 수 있게 하는 단초를 제공한다.

또한, 이 연구는 방법론적인 부분에서 다음과 같은 의의를 가진다. 첫째, 이 연구에서는 양적으로 거대한 수십만 개의 뉴스 댓글을 수집하고, 이러한 댓글 집단 전체를 다양한 알고리즘을 통해 분석하여 대량의 한국어 텍스트 분석에 대한 방법론적 아이디어를 제시했다. 특히 뉴스 댓글은 비문이나 은어 등의 파괴적인 문장이 지배적인 정형화되지 않은 데이터이기에, 이 연구는 현 시점에서 적용가능한 방법론을 분석에 적용하고 합리적인 결과를 보였다는 점에서 그 의의가 있다. 또한, 이 연구에서는 논쟁 지수의 정의 및 도출을 통하여 뉴스 댓글 공간 내의 이용자 반응 분석 차원을 확장하고, 뉴스 댓글 공간 내 논쟁 양상을 시간의 흐름에 따라 분석하는 방법을 제시했다. 이 연구에서 도출한 논쟁 지수는 본래 소비자 리뷰를 기반으로 한 상품 정렬 알고리즘(월슨의 신뢰 구간 계산 방식)을 차용한 것이며, 통계적으로 타당한 방식임이 입증되었다. 따라서, 뉴스의 논쟁 정도 및 논쟁의 전개 양상을 언론인에게 제공한다면 작성한 기사가 어떠한 반응을 일으키는지를 거시적으로 살펴

볼 수 있게 할 수 있을 것이라 기대하는 한편, 이를 이용자들에게 제공한다면 새로운 방식의 뉴스 소비 활동(예: 논쟁이 활발한 기사부터 보기, 가장 뜨거운 논쟁 댓글 보기)을 이끌어 낼 수 있을 것이라 기대한다.

둘째, 이 연구에서는 알고리즘과 엄격한 검증을 거친 휴먼코딩을 동시에 적용한 혼합 방법(hybrid approach)을 통해 신뢰성 있는 어휘 사전을 구축하고자 했다. 이는 알고리즘의 불투명성과 불확실성 그리고 휴먼코딩의 주관성을 극복한 방식으로 연구 결과의 타당도와 신뢰도를 높이는 데 기여했을 것이라 예상된다. 한국어는 영어권과 비교하여 자연어처리 분석에 활용할 수 있는 어휘사전 등의 참고자료가 적기에, 향후 저널리즘 영역의 연구 성과에 이바지할 수 있기를 기대하며 사전을 공개한다.

이 연구의 가장 큰 한계는 팩트체크 뉴스에 대한 비교 뉴스로 정확하게 일대일 대응이 되는 일반 뉴스가 아닌, 언론사와 키워드 관련성 등의 주요 변인을 통제하여 일반 뉴스를 수집했다는 점이다. 그러나 팩트체크 뉴스가 다루는 허위정보를 다른 언론사가 다루었다는 것이 보장되지 않으며 그렇기에 팩트체크 뉴스에 정확히 대응되는 허위내용을 기재한 뉴스는 존재하지 않을 수 있다. 또한 대응되는 뉴스가 존재한다고 해도 많게는 수만 건의 뉴스에서 관련 뉴스를 찾기엔 쉽지 않고, 뉴스를 찾는 과정에서 사람의 주관성이 반드시 개입될 수밖에 없기 때문에 대응 정확성이 담보되지 않는다. 그러므로 이 연구에서는 가능한 선에서 날짜와 언론사와 같은 변인을 통제하고 비교 뉴스를 수집했다. 이 때문에 필연적으로 SNU팩트체크의 제휴언론사만을 일반 뉴스의 언론사로 한정지는 점, 그리고 팩트체크 뉴스가 시의적으로 당시 이슈되는 허위정보에 대한 내용을 다룬다는 가정 하에 등록일자를 전후 2일로 한정하여 팩트체크 뉴스가 과거의 화제에 대해 다룰 경우는 미처 고려하지 못한 점이 한계로 남는다. 이러한 한계점은 향후 연구에서 개선해서 접근할 필요가 있다.

또한 이 연구의 가장 큰 목적 중 하나가 대량의 댓글 데이터를 대상으로

뉴스 댓글 지형을 컴퓨터이셔널 방법론을 통해 개괄적으로 살펴보는 것에 있었기 때문에, 팩트체크 뉴스의 내용, 시의성, 검증 결과의 명시성 여부 등 팩트체크 뉴스 자체의 특성이나 댓글의 내용적 특성에 대해서 정성적인 접근은 하지 못했다. 특히 앞서도 언급했듯 팩트체크 뉴스는 일종의 탐사보도적 성격을 가지고 있기 때문에, 팩트체크 뉴스만이 가지고 있는 고유한 특성이 어떤 이용자 반응을 초래하는지는 팩트체크 뉴스와 탐사보도뉴스를 연구대상으로 삼아야 정확한 비교가 가능할 것이다. 더불어 댓글의 내용을 질적으로 들여다보지 않았기 때문에 댓글에서 등장하는 어휘들을 분석했다고 해도, 그 어휘들이 가리키는 대상이 무엇인지에 대해서 이 연구에서 택한 방법론만으로는 특정하기 어렵다. 즉 댓글이 팩트체크 뉴스가 다룬 사건이나 상황, 허위정보에 대한 것인지, 아니면 팩트체크 자체 혹은 뉴스에 대한 것인지는 구분되어 있지 않다.

상기한 뉴스나 댓글의 내용적 특성들은 현재 존재하는 알고리즘으로는 특정하기 어렵기 때문에, 추후 연구에서 이러한 부분을 휴먼코딩을 통해 보충하여 분석한다면 어떤 뉴스의 특징이 논쟁적인 댓글이나 관련성 있는 댓글을 유도하는지, 혹은 건강한 공론장 형성을 촉진하는지 깊이 있게 탐색할 수 있을 것으로 기대한다. 이러한 연구들이 축적된다면 댓글의 논쟁 양상이나 반응 등을 기자들에게 전달하는 시각화 방식을 연구하거나 플랫폼을 구축해서 언론과 시민 간의 커뮤니케이션을 증폭할 수 있는 계기를 만들 수도 있을 것이다.

팩트체크에 대한 관심은 지속적으로 증가하고 있으나 이용자의 실제 댓글 반응을 다룬 연구는 부족한 실정이다. 이 연구에서는 기존의 뉴스 문법과는 다른 방식을 채택하고 있는 팩트체크 뉴스의 댓글 지형의 특성을 개략적으로 파악하고, 사전 기반 분석을 통해 뉴스 이용자들의 인지적/정서적 반응의 차이를 살펴 보았다. 또한 댓글의 공감과 비공감 기능을 단순히 찬반에 대한 양 극단으로 해석하기보다는 그들의 유사한 정도를 논쟁성이라고 정의내리

고, 논쟁댓글의 양상을 통해 온라인 뉴스 댓글 공간이 건전한 공론장의 역할을 할 수 있는지 그 가능성을 재고해보았다. 후속 연구에서는 이러한 논쟁댓글이 어떠한 성격의 뉴스에서 주로 발생하는지 뉴스의 관점에서 제시하고, 또한 논쟁 댓글의 발화에 어떤 요인이 가장 영향을 끼치는지 살펴보고자 한다.

참고문헌

- 강지용. (2016). 온라인 공론장의 분화와 네트워크 개인주의 공론장 형성에 관한 연구. 연세대학교 박사학위 논문.
- 김경년·김재영. (2005). 『오마이뉴스』 독자의견 분석. 한국방송학보, 19(3), 7-41.
- 김경희. (2020). 한국 사회에서의 인터넷 뉴스 생태계의 진화: 역사적인 주요 사건을 중심으로 한 탐색적 접근. 커뮤니케이션 이론, 16(1), 49-106.
- 김선호·백영민. (2018). 19대 대선 기간 후보자 간 의혹제기에 대한 팩트체크 뉴스의 설득효과. 언론정보연구, 55(1), 161-194.
- 김선호·김위근. (2017). 팩트체크를 체크한다(미디어이슈 3권 7호). 한국언론진흥재단: <https://bit.ly/2XLZbPN>에서 검색
- 김선호·김위근·박아란·양정애(2018). 디지털 뉴스 리포트 2018 한국. 한국언론진흥재단: <http://www2.kpf.or.kr/site/kpf/research/selectMediaPdsView.do?seq=574923>에서 검색
- 김선호·오세욱(2018a). 뉴스 댓글 운영 현황과 개선방향. 한국언론진흥재단: <http://www2.kpf.or.kr/site/kpf/research/selectMediaPdsView.do?seq=574912>에서 검색
- 김선호·오세욱(2018b). 포털 뉴스서비스 및 댓글에 대한 인터넷 이용자 인식 조사(미디어이슈 4권 5호). 한국언론진흥재단: <https://bit.ly/3qtqk6d>에서 검색
- 김수정. (2018). 팩트체크 방송뉴스의 대상, 검증방법, 결과제시에 대한 내용분석 연구. 한국방송학회 학술대회 논문집, 295-303.
- 김양순·박아란·오대영·오세욱·정은령·정재철. (2019). 팩트체크 저널리즘. 파주: 나남.
- 김영일·김영준·김영진·김경일. (2019). 악성 댓글의 특성: 한국어와 영어의 인터넷 뉴스 댓글 비교. 한국콘텐츠학회논문지, 19(1), 548-558.

김형지·정은령·김은미·양소은·이재우·강민지. (2020). 가짜뉴스와 팩트체크 뉴스 노출 집단의 미디어 이용과 뉴스 인식, 그리고 리터러시 관계. *한국언론정보학보*, 101, 231-267.

나은경·이준웅. (2008). 댓글 문화 연구: 온라인 뉴스 이용 양태의 변화와 담론 공중의 의미(연구서 2008-04). 한국언론진흥재단: <http://download.kpf.or.kr/MediaPds/DUDJTTFLMHCWYEW.pdf>에서 검색

박아란. (2017). 가짜 뉴스에 대한 법률적 쟁점과 대책. Fake News(가짜 뉴스) 개념과 대응방안 세미나. 2월 14일. 서울: 프레스센터. <https://bit.ly/3qo5GEs>에서 검색.

백영민·김선호(2017). 팩트체크 뉴스 노출, 영향력 인식, 공유 행동에 대한 탐색적 연구. *한국언론학보*, 61(6), 117-146.

박아란·이나연·오현경. (2020). 온라인 허위정보와 뉴스 미디어. *한국언론진흥재단*: <https://bit.ly/2M3fwNz>에서 검색.

양혜승. (2008). 인터넷 뉴스 댓글의 견해와 품질이 독자들의 이슈에 대한 태도에 미치는 영향. *한국언론학보*, 52(2), 254-281.

염정윤·정세훈(2018). 가짜뉴스에 대한 인식과 팩트체크 효과 연구: 기존 신념과의 일치 여부를 중심으로. <*한국언론학보*>, 62권 2호, 41-80. doi: 10.20879/kjics.2018.62.2.002

오세욱·박아란. (2017). 일반국민들의 '가짜뉴스'에 대한 인식(미디어이슈 3권 3호). 한국언론진흥재단: <https://bit.ly/38T34IZ>에서 검색

유연재. (2019). 언어분석을 이용한 광고효과 탐색연구: KLIWC를 중심으로. *디지털융복합연구*, 17(9), 407-420.

유의선. (2018). 가짜뉴스의 법적 규제: 사회적 법익 보호를 중심으로. *언론과법*, 17(2), 39-68.

이은주·장윤재. (2009). 인터넷 뉴스 댓글이 여론 및 기사의 사회적 영향력에 대한 지각과 수용자의 의견에 미치는 효과. *한국언론학보*, 53(4), 50-71.

이창환·심정미·윤애선. (2005). 언어적 특성을 이용한 '심리학적 한국어 글분석 프로그램(KLIWC)'개발 과정에 대한 고찰. *인지과학*, 16(2), 93-121.

정성욱. (2018). 팩트체크 뉴스를 접한 수용자의 '역효과'나 '태도 변화'는 어떤 상황에서 나타나는가?: 정교화 가능성 모델을 바탕으로 한 메커니즘 연구. *한국방송학보*, 32(4), 103-145.

정유진. (2019). 가짜뉴스와 팩트체크 그리고 속의 효과에 관한 연구: 미세먼지 이슈 관련 가짜뉴스를 중심으로. *한국방송학회 학술대회 논문집*, 83-83.

정은령. (2018). 한국 팩트체크 저널리즘의 특징. *언론정보연구*, 55(4), 5-53.

정은령·고예나. (2018). 인터넷 신뢰도 기반 조성을 위한 정책방안연구(방통융합정책연구 KCC-2018-26). 방송통신위원회: <https://bit.ly/2XLsOAE>에서 검색.

한재호·김우정·한경식. (2018). 인터넷 뉴스 댓글 기반의 다중 감정 분석 모델 개발 및 적용. *한국 HCI 학회 학술대회*, 893-897.

홍종선·정연주. (2009). 감정동사의 범주 규정과 유형 분류. *한국어학*, 45, 387-420.

황현정·김장원·이효은·서유지·고예나·양소은·김현석. (2020). 오정보(misinformation), 왜 믿는가? 어떻게 정정할 것인가?: 오정보와 그 정정에 대한 이론적 검토. *언론정보연구*, 57(4), 5-55.

Adamopoulos, P., Ghose, A., & Todri, V. (2018). The impact of user personality traits on word of mouth: Text-mining social media platforms. *Information Systems Research*, 29(3), 612-640.

Anderson, A. A., Brossard, D., Scheufele, D. A., Xenos, M. A., & Ladwig, P. (2014). The "nasty effect:" Online incivility and risk perceptions of emerging technologies. *Journal of Computer-Mediated Communication*, 19(3), 373-387.

Bautin, M., Vijayarenu, L., & Skiena, S. (2008, April). International sentiment analysis for news and blogs. Paper presented at International AAAI Conference on Web and Social Media, Washington.

Ben-David, A., & Soffer, O. (2019). User comments across platforms and journalistic genres. *Information, Communication & Society*, 22(12), 1810-1829.

Ditto, P. H., Scepansky, J. A., Munro, G. D., Apanovitch, A. M., & Lockhart, L. K. (1998). Motivated sensitivity to preference-inconsistent information. *Journal of Personality and Social Psychology*, 75(1), 53.

Fast, E., Chen, B., & Bernstein, M. S. (2016, May). Empath: Understanding topic signals in large-scale text. In *Proceedings of the 2016 CHI Conference*

on Human Factors in Computing Systems(pp. 4647-4657).

Feinkohl, I., Flemming, D., Cress, U., & Kimmerle, J.(2016). The impact of personality factors and preceding user comments on the processing of research findings on deep brain stimulation: a randomized controlled experiment in a simulated online forum. *Journal of medical Internet research*, 18(3), e59.

Feizollah, A., Anuar, N. B., Salleh, R., & Amalina, F.(2014, August). Comparative study of k-means and mini batch k-means clustering algorithms in android malware detection using network traffic analysis. In *2014 International Symposium on Biometrics and Security Technologies(ISBAST)*(pp. 193-197). IEEE.

Flynn, D. J., Nyhan, B., & Reifler, J.(2017). The nature and origins of misperceptions: Understanding false and unsupported beliefs about politics. *Political Psychology*, 38, 127-150. doi:10.1111/pops.12394.

Godbole, N., Srinivasaiah, M., & Skiena, S.(2007). Large-Scale Sentiment Analysis for News and Blogs. *Icwsm*, 7(21), 219-222.

Gottfried, J. A., Hardy, B. W., Winneg, K. M., & Jamieson, K. H.(2013). Did fact checking matter in the 2012 presidential campaign?. *American Behavioral Scientist*, 57(11), 1558-1567.

Graves, L., Nyhan, B., & Reifler, J.(2016). Understanding innovations in journalistic practice: A field experiment examining motivations for fact-checking. *Journal of Communication*, 66(1), 102-138.

Hsueh, M., Yogeewaran, K., & Malinen, S.(2015). "Leave your comment below": Can biased online comments influence our own prejudicial attitudes and behaviors?. *Human communication research*, 41(4), 557-576.

Jelodar, H., Wang, Y., Yuan, C., Feng, X., Jiang, X., Li, Y., & Zhao, L.(2019). Latent Dirichlet Allocation(LDA) and Topic modeling: models, applications, a survey. *Multimedia Tools and Applications*, 78(11), 15169-15211.

Jiang, S., & Wilson, C.(2018). Linguistic signals under misinformation and fact-

checking: Evidence from user comments on social media. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 2(CSCW), 1-23.

Jiang, S., Baumgartner, S., Ittycheriah, A., & Yu, C.(2020, April). Factoring fact-checks: Structured information extraction from fact-checking articles. In *Proceedings of The Web Conference 2020*(pp. 1592-1603).

Jo, Y., Kim, M., & Han, K.(2019, May). How Do Humans Assess the Credibility on Web Blogs: Qualifying and Verifying Human Factors with Machine Learning. In *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*(pp. 1-12).

Kang, B. M., & Kim, H. G.(2001, Seoul). 21st Century Sejong Project-Compiling Korean Corpora. In *Proceedings of the 19th International Conference on Computer Processing of Oriental Languages(ICCPOL 2001)*(pp. 180-183).

Kim, Y.(2014). Convolutional neural networks for sentence classification. *arXiv preprint arXiv:1408.5882*.

Kim, J., Ko, E. Y., Jung, J., Lee, C. W., Kim, N. W., & Kim, J.(2015, April). Factful: Engaging taxpayers in the public discussion of a government budget. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*(pp. 2843-2852).

Kümpel, A. S., & Unkel, J.(2019). Negativity wins at last: How presentation order and valence of user comments affect perceptions of journalistic quality. *Journal of Media Psychology: Theories, Methods, and Applications*.

Le, Q., & Mikolov, T.(2014, January). Distributed representations of sentences and documents. In *International conference on machine learning*(pp. 1188-1196).

Lee, E.-J., & Shin, S. Y.(2019). Mediated misinformation: Questions answered, more questions to ask. *American Behavioral Scientist*, 1-18. doi:10.1177/0002764219869403

Lewandowsky, S., Ecker, U. K. H., Seifert, C. M., Schwarz, N., & Cook, J.(2012). Misinformation and its correction: Continued influence and

- successful debiasing. *Psychological Science in the Public Interest*, 13, 106-131. doi:10.1177/1529100612451018
- Lord, C. G., Ross, L., & Lepper, M. R. (1979). Biased assimilation and attitude polarization: The effects of prior theories on subsequently considered evidence. *Journal of Personality and Social Psychology*, 37(11), 2098-2109.
- Manosevitch, E., & Walker, D. (2009, April). Reader comments to online opinion journalism: A space of public deliberation. In *International Symposium on Online Journalism* (Vol. 10, pp. 1-30).
- Marsh, E. J., & Yang, B. W. (2018). Believing things that are not true: A cognitive science perspective on misinformation. In B. G. Southwell, E. A. Thorson, & L. Sheble (Eds.), *Misinformation and mass audiences* (pp. 15-34). Austin, TX: University of Texas Press.
- McCluskey, M., & Hmielowski, J. (2012). Opinion expression during social conflict: Comparing online reader comments and letters to the editor. *Journalism*, 13(3), 303-319.
- Miller, E. (2009). How Not To Sort By Average Rating. Retrieved from: <https://www.evanmiller.org/how-not-to-sort-by-average-rating.html>
- Mohammad, S. M., & Kiritchenko, S. (2015). Using hashtags to capture fine emotion categories from tweets. *Computational Intelligence*, 31(2), 301-326.
- Nekmat, E. (2020). Nudge Effect of Fact-Check Alerts: Source Influence and Media Skepticism on Sharing of News Misinformation in Social Media. *Social Media+ Society*, 6(1), 2056305119897322.
- Nyhan, B., & Reifler, J. (2010). When corrections fail: The persistence of political misperceptions. *Political Behavior*, 32(2), 303-330.
- Nyhan, B., & Reifler, J. (2015). *Estimating fact-checking's effects*. Arlington, VA: American Press Institute
- Papacharissi, Z. (2004). Democracy online: Civility, politeness, and the democratic potential of online political discussion groups. *New media & society*, 6(2), 259-283.

- Parhankangas, A., & Renko, M. (2017). Linguistic style and crowdfunding success among social and commercial entrepreneurs. *Journal of Business Venturing*, 32(2), 215-236.
- Parks, M. R. (2014). Big data in communication research: Its contents and discontents. *Journal of Communication*, 64, 355-360.
- Petty, R. E., & Cacioppo, J. T. (1986). The elaboration likelihood model of persuasion. In *Communication and persuasion* (pp. 1-24). Springer New York.
- Pedregosa, F., Varoquaux, G., Gramfort, A., Michel, V., Thirion, B., Grisel, O., Blondel, M., Prettenhofer, P., Weiss, R., Dubourg, V., Vanderplas, J., Passos, A., Cournapeau, D., Brucher, M., Perrot, M., & Duchesnay, E. (2011). Scikit-learn: Machine Learning in Python. *Journal of Machine Learning Research*, 12, 2825-2830. Retrieved from: https://scikit-learn.org/stable/auto_examples/cluster/plot_mini_batch_kmeans.html
- Ruiz, C., Domingo, D., Micó, J. L., Díaz-Noci, J., Meso, K., & Masip, P. (2011). Public sphere 2.0? The democratic qualities of citizen debates in online newspapers. *The International journal of press/politics*, 16(4), 463-487.
- Sculley, D. (2010, April). Web-scale k-means clustering. In *Proceedings of the 19th international conference on World wide web* (pp. 1177-1178).
- Shah, D. V., Cappella, J. N., & Neuman, W. R. (2015). Big data, digital media, and computational social science: Possibilities and perils. *ANNALS, AAPSS*, 659, 6-13.
- Silverman, C. (2016). This analysis shows how viral fake election news stories outperformed real news on Facebook. Retrieved from: <https://www.buzzfeednews.com/article/craigsilverman/viral-fake-election-news-outperformed-real-news-on-facebook>
- Springer, N., Engelmann, I., & Pfaffinger, C. (2015). User comments: Motives and inhibitors to write and read. *Information, Communication & Society*, 18(7), 798-815.
- Stencel, M., & Luther, J. (2019). Reporters' Lab fact-checking tally tops 200. Retrieved from: <https://reporterslab.org/category/fact->

checking/#article-2551

Swire, B., & Ecker, U. (2018). Misinformation and its correction: Cognitive mechanisms and recommendations for mass communication. In B. G. Southwell, E. A. Thorson, & L. Sheble (Eds.), *Misinformation and mass audiences* (pp. 195-211). Austin, TX: University of Texas Press.

Tausczik, Y. R., & Pennebaker, J. W. (2010). The psychological meaning of words: LIWC and computerized text analysis methods. *Journal of language and social psychology*, 29(1), 24-54.

van Strien, J. L., Kammerer, Y., Brand-Gruwel, S., & Boshuizen, H. P. (2016). How attitude strength biases information processing and evaluation on the web. *Computers in Human Behavior*, 60, 245-252.

Vo, N., & Lee, K. (2019, July). Learning from Fact-checkers: Analysis and Generation of Fact-checking Language. In *Proceedings of the 42nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (pp. 335-344).

Vosoughi, S., Roy, D., & Aral, S. (2018). The spread of true and false news online. *Science*, 359(6380), 1146-1151.

Wood, T., & Porter, E. (2019). The elusive backfire effect: Mass attitudes' steadfast factual adherence. *Political Behavior*, 41(1), 135-163.

Young, D. G., Jamieson, K. H., Poulsen, S., & Goldring, A. (2018). Fact-checking effectiveness as a function of format and tone: Evaluating FactCheck.org and FlackCheck.org. *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 95(1), 49-75.

최초투고일 2020. 12. 01
 논문수정일 2021. 01. 18
 게재확정일 2021. 01. 25

부록 1. 단어사전 목록

진실성 의심(Veracity awareness)

[진실, 잘못, 거짓, 판단, 의심, 의혹, 고발, 허위, 해명, 증언, 진술, 마녀, 고의, 은폐, 추정, 재수사, 위조, 입증, 정황, 확산, 제보, 추측, 타살, 누명, 모르쇠, 자백, 고백, 발뺌, 폭로, 가담, 명예훼손, 무마, 인멸, 허위사실유포, 루머, 심증, 위증, 진위, 잘잘못, 입막음, 묵살, 시시비비, 추궁, 진범, 불충분, 심문, 사기, 거짓말, 우롱, 기만, 위선, 민낯, 공갈, 농락, 본색, 사기극, 표절, 속내, 모함, 농간, 속아, 위선자, 가면, 사기질, 반칙, 본모습, 사기꾼, 모략, 속임수, 양치기, 사탕발림, 아침, 쇼쇼쇼, 탄로, 진면목, 이중인격자, 거짓부렁, 감언이설, 거짓말, 우롱, 기만, 잔머리, 위선, 민낯, 공갈, 농락, 본색, 사기극, 속내, 모함, 농간, 위선자, 가면, 사기질, 술수, 본모습, 사기꾼, 모략, 속임수, 양치기, 사탕발림, 허물, 아침, 쇼쇼쇼, 탄로, 진면목, 이중인격자, 거짓부렁, 감언이설, 사실, 증거, 고소, 제기, 재조사, 면죄부, 성립, 연루, 여지, 녹취, 강압, 의뢰, 물증, 회유, 부검, 다툼, 번복, 변론, 실토, 판명, 무혐, 내막, 결백, 생사람, 증거물, 단서, 공방, 맞고소, 확증, 개연, 혼선, 아부, 파렴치, 잔머리, 작태, 놀음, 첩판, 변신, 미끼, 정치가, 술수, 협잡, 허물, 호박씨, 능구렁이, 간교, 아부, 파렴치, 작태, 놀음, 속지, 첩판, 표절, 토사구팽, 속아, 여우, 변신, 반칙, 영합, 협잡, 속물, 호박씨, 간사, 과언, 능구렁이, 본인, 유포, 혐의, 여부, 양쪽, 일관, 증거인, 미필, 양심선언, 자의, 지목, 면피, 상식선, 대자보, 누설, 탐욕, 후안무치, 속지, 여우, 파렴치한, 얼치기, 영합, 인기몰이, 속물, 부끄럼, 간사, 모사, 과언, 굴종, 저질, 탐욕, 후안무치, 달인, 난무, 하이에나, 미끼, 정치가, 무지한, 궁지, 파렴치한, 교만, 인기몰이, 자승자박, 부끄럼, 광대, 모사, 수렁, 간교, 굴종]

비하, 비난, 모욕

[새끼, 개돼지, 대가리, 개소리, 꼬라지, 색히, 정신병자, 세끼, 지랄, 염병, 색기, 개새, 등신, 지롤, 시바, 돌대가리, 호로, 병신, 대갈뺨, 개새, 육갑, 빙신, 시발, 썬리, 개새끼, 병진, 잡소리, 문둥이, 돌머리, 개짓거리, 이색, 식충, 대갈뺨, 개새, 새대가리, 밥버러지, 빙시, 거지새끼, 병시, 식충이, 개병, 세키, 쓰레기, 버러지, 년놈, 아가리, 쓰래, 똥개, 잡것, 뜰마니, 주둥아리, 주둥, 모가지, 미친개, 잡종, 저능아, 미친놈, 연놈, 엠병, 간나, 아구창, 개자식, 닭대가리, 종놈, 싸가지, 촌놈, 촌년, 개망나니, 어린놈, 개소리, 헛소리, 타령, 핑계, 지랄, 염병, 지롤, 드립, 잡소리, 씨알, 개뿔, 개수작, 엠병, 개나발, 바보, 구라, 새기, 충이, 노무, 따구, 머저리, 모지리, 개똥, 멍청이, 개수작, 쓰레, 시키, 개떡, 골통, 쪼다, 손모가지, 미치, 어병이, 찌따, 문디, 이눔, 개짓, 노마, 이새, 세리, 색이, 천치, 썬이, 개저, 개새, 돼지, 거지, 벌레, 걸레, 면상, 눈갈, 따까리, 꼴값, 찌질이, 그지, 똥통, 디질, 늑다리, 주디, 얼라, 언놈, 기년, 마뺨, 얼간이, 가시나, 개새, 쓰레기, 꼴통, 쥐새끼, 맹박, 주둥이, 쌍관, 병자, 할망구, 사기꾼, 양아치, 애비, 개망신, 망나니, 개차반, 꼴불견, 객기, 귀싸대기, 노미, 욕지거리, 패륜아, 썬팽이, 개돼지, 바보, 호구, 눈치, 폭탄, 운운, 충이, 짹소리, 트집, 등신, 멍청이, 탄지, 방구, 탄소리, 시발, 벌짓, 생떼, 시전, 부르스, 개소, 병어리, 쥐뿔, 게거품, 신물, 깡깡이, 얼척, 코웃음, 진절머리, 콧방귀, 생난리, 범석, 욕해, 깃소리, 수준, 거지, 꼬라지, 주제, 제정신, 머저리, 모지리, 시바, 장난질, 돌대가리, 병신, 개떡, 멍멍이, 찌질이, 그지, 빙신, 쪼다, 태클, 손모가지, 미친놈, 찌따, 상전, 쪼가리, 열폭, 개지, 개짓, 열불, 얼라, 돌머리, 식충, 아무썽, 소리야, 대갈뺨, 말귀, 새대가리, 천치, 얼간, 거지새끼, 방구, 장난, 헛소리, 주제, 제정신, 작자, 발광, 꺼리, 가지가지, 삼질, 장난질, 나부랭이, 멍멍이, 방구, 문어, 쌍도, 개종자, 시다, 새리, 개풀, 깡깡이, 방새, 틀니, 얼척, 모질, 코웃음, 조슬, 모지, 에라, 라이들, 얼간, 쌍구, 시과, 돌대, 신년, 빙구, 정신, 짓거리, 종자, 찌질, 늑은이, 구녕, 노친, 어이, 정신줄, 땡이,

똥구멍, 물정, 개밥, 아치, 벼룩, 꼬락서니, 주집, 썬통, 괴똥, 꼴뚜기, 머리통, 버러, 아무썽, 턱주거리, 개작, 무식한, 겁대가리, 구테기, 도야지, 짱돌, 좀벌레, 송장, 시커, 벌놈, 따귀, 인마, 깡이, 기생충, 족속, 환장, 왜구, 바퀴벌레, 떨거지, 똥물, 시궁창, 교활, 줄개, 밥맛, 똥칠, 상종, 잼이, 구더기, 똥파리, 내시, 악취, 오물, 나불, 눈꼽, 똥오줌, 칠푼이, 천배, 쥐약, 들쥐, 쥐새, 집합, 꼬레기, 설치류, 백해무익, 조동아리, 마왕, 닭똥, 주리, 쥐새, 잡탕, 토나, 배설, 쥐똥, 제비, 생쥐, 가년, 똥내, 쥐구멍, 조폭, 노릇, 깡패, 망신, 가관, 천박, 버릇, 자업자득, 짹소리, 창피, 행세, 성질, 창피, 오지마, 배짱, 상도, 비굴, 감투, 맛짱, 소인배, 시늬, 가소, 추태, 쓸개, 철부지, 기고만장, 버르장머리, 건달, 겁쟁이, 대꾸, 큰소리, 시정잡배, 존심, 잡배, 철딱서니, 문제야, 꼬장, 건방, 아양, 입방정, 낫술, 뺨땡이, 고집불통, 점마, 깃소리, 난리, 발광, 안달, 꺼리, 풍년, 판국, 병진, 고만, 야단, 핏대, 엄포, 암말, 나발, 따구, 라이, 쓸모, 미치, 밀밥, 개풀, 탁상, 방새, 배알, 빙시, 라이들, 병시

언론 비판

[조작, 가짜, 선동, 구라, 왜곡, 몰타기, 프레임, 실드, 플레이, 편파, 편향, 날조, 어용, 현혹, 악의, 비방, 주작, 카더라, 오보, 언론통제, 침소봉대, 낚시질, 선전, 이간질, 음해, 수작질, 재탕, 꾸꾸이, 체크, 조중동, 신뢰, 자극, 폐간, 도배, 꼬투리, 흙집, 헛발, 빙신, 실드, 선동이, 괴담, 대문짝, 광고주, 까네, 짜집기, 비판, 몰이, 떡밥, 좌편, 여론전, 기사, 기자, 언론, 댓글, 뉴스, 레기, 여론, 보도, 제목, 조선일보, 연합, 신문, 네이버, 소셜, 중앙, 언론사, 일보, 취재, 대변인, 이슈, 대변, 중앙일보, 동아, 호도, 나팔수, 경향, 연합뉴스, 한겨레, 동질, 오마이, 동아일보, 매체, 신문사, 뉴시스, 설레발, 외신, 타이틀, 메인, 데일리, 투데이, 한국일보, 세계일보, 리얼미터, 속보, 논조, 기관지, 답글, 저의, 제이티, 실검, 경향신문, 뉴스거리, 뉴앙스, 매경, 지면, 총출동, 신뢰도, 일색, 노컷뉴스, 뉴스타파, 조중, 레기네, 데스크, 방새, 나팔, 콜라보, 헤드라인, 어그, 웬일, 대

서특필, 이기자, 기삿거리, 데일리안, 한경, 외곡, 득달, 사절, 갤럽, 포스트, 소식통, 조선일, 용비어천가, 트래픽, 조선, 역쉬, 오타, 죽이기, 프레시안, 침묵, 네티즌, 포털

친사회적 공감 단어

[고생, 응원, 기억, 진심, 희망, 화이팅, 수고, 영웅, 덕분, 회복, 기원, 위로, 편안, 추억, 기적, 영면, 격려, 안녕, 추모, 쾌유, 노고, 위안, 평안, 아쉬움, 쾌차, 꽃길, 평온, 고난, 완쾌, 시련, 마음, 명복, 고인, 가슴, 눈물, 미안, 기도, 아픔, 슬픔, 우울, 생전, 애도, 하늘나라, 이별, 맘고생, 마음고생, 울음, 조의, 안식, 고비, 근심, 감사, 사랑, 행복, 다행, 존경, 마지막, 박수, 최선, 열정, 의인, 영광, 축복, 은혜, 바램, 정성, 기운, 파이팅, 소망, 기쁨, 경의, 손길, 귀감, 간직, 존경심, 소원, 천사, 사연, 치유, 허무, 생애, 극락왕생, 부탁, 말씀, 축하, 감동, 용기, 칭찬, 진정, 소식, 헌신, 초심, 아버님, 보답, 인내, 보람, 행운, 승승장구, 번창, 미담, 마음속, 찬사, 고마움, 은총, 다짐, 당부, 귀환, 은인, 만수무강, 효자]

합리적/건설적 단어

[문제, 이유, 이해, 인정, 중요, 결과, 주장, 관계, 부정, 일부, 목적, 의도, 과정, 근거, 합리, 유리, 방식, 사례, 핵심, 본질, 다수, 갈등, 우려, 특정, 발상, 시각, 접근, 직접, 연관, 기반, 취지, 강조, 문제점, 반영, 다양, 주요, 모순, 긍정, 용인, 구체, 거론, 별개, 원리, 논쟁, 관점, 간접, 근원, 바탕, 영향력, 반증, 작용, 대립, 구도, 부합, 설득력, 채택, 의구심, 논점, 수궁, 우위, 이해관계, 양자, 공통, 유무, 간과, 반감, 요지, 나열, 초점, 토대, 입각, 괴리, 기인, 일부분, 후자, 헛점, 편중, 정반대, 수렴, 논란거리, 역설, 수반, 심도, 디테일, 공정성, 광범위, 맹점, 중점, 단편, 방증, 국한, 통념, 쟁점, 도출, 포커스, 범주, 빈약, 밀접, 관심사, 여타, 자체, 상식, 부분, 활동, 대다수, 한쪽, 분쟁, 공개념, 반발, 구성, 형성, 배제, 확산, 비상식, 부각, 단일, 착오, 편승, 획득, 일환, 무의미, 특징인, 증

폭, 공감대, 비약, 경직, 시기상조, 조장, 논란, 형태, 실생활

시점 - 과거

[어제, 전날, 지난주, 당시, 시절, 예전, 작년, 저번, 지난번, 지난해, 엇그제, 지난달, 수년전, 일전, 그때, 초기, 직전, 초반, 연초, 그날, 첫날, 처음, 최근]

시점 - 현재

[오늘, 평상시, 지금, 이번, 올해, 평소, 하루, 종일, 당일, 요번, 매일, 최근, 이때]

시점 - 미래

[담날, 다음, 이후, 내일, 담주, 며칠, 몇일, 후속]

젠더 이슈

[페미, 페미니스트, 동성애, 에이즈, 동성애자, 소수자, 게이, 성병, 퀴어, 여시, 암컷, 호모, 레즈비언, 레즈, 젠더, 강간, 성추행, 성매매, 성범죄, 거세, 몰카, 변태, 성폭력, 강간범, 추행, 도촬중, 성향, 운동가, 한남, 여혐, 여성부, 여경, 페미니즘, 메갈이, 남충, 성폭행, 마약, 성범죄자, 성희롱, 데이트, 야동, 매춘, 음란, 중독자, 소아, 폭력범, 노리개, 외설, 바바리, 숭배, 폄하, 열폭, 낙태, 동성, 여교사, 여초, 낙태죄, 조혼, 수컷, 여선생, 조신, 폭력, 모텔, 연애, 제자, 충동, 포르노, 스토커, 채팅, 음지, 수치심, 스토킹, 필로폰, 음란물, 근친, 대마초, 관음증]

부록 II. 사전구축 프로토콜(휴먼코딩)

안녕하세요.

이 연구는 팩트체크 뉴스 댓글과 일반 뉴스 댓글의 차이를 분석하는 데 주목적을 두고 있습니다.

이 코딩 작업은 팩트체크 뉴스 댓글과 일반 뉴스 댓글에서 각각 어떤 단어들 이 주로 많이 사용됐는지를 보기 위해 실시합니다.

예를 들어 어떤 단어가 '욕설'이라는 집합으로 묶인다면, '욕설' 집합에 속하는 단어가 팩트체크 뉴스 댓글에서 많이 등장하는지, 아니면 일반 뉴스 댓글에서 많이 등장하는지를 볼 수 있습니다.

이를 위해서 알고리즘을 이용해 단어들 간의 거리를 측정해 단어들을 몇 개의 집합으로 묶었습니다. 각 집합에 속하는 단어들의 개수는 다양합니다. 하지만 알고리즘이 이 집합이 무엇을 의미하는지 알려주지는 못하기 때문에, 이 집합에 속하는 단어가 어떤 이름 아래에 하나로 묶일 수 있을지 그 이름을 붙이는 작업이 필수적이고 또 아주 중요합니다.

코딩 작업은 총 2번에 걸쳐 실시됩니다. 처음에는 Task 1과 Task 2를, 그 다음에는 Task 3과 Task 4를 실시합니다. 1과 2는 주관식, 3과 4는 주로 객관식 이라고 보시면 됩니다.

Task 1

다음은 네이버 포털 뉴스의 기사 댓글들을 형태소 단위로 자른 후, 단어들의 거리에 따라 단어들을 묶은 것(집합)입니다. 26개의 군집에 속한 단어들을 살펴 보시고, 각각의 집합이 어떤 주제를 의미하는 것 같은지 생각해 보신 후 집합에 이름을 붙여 주시기 바랍니다.

이름을 붙이실 때에는 다음과 같은 사항을 고려해 주십시오.

- 앞의 몇 단어만 읽지 마시고, 반드시 단어들을 전부 다 읽은 후 이름을 붙여 주세요.
- 모든 단어들을 아우르는 주제가 없을 수도 있습니다. 이 때에는 가능

한 한 많은 단어들을 아우를 수 있는 주제를 생각해 주세요. 집합 안에 있는 단어들을 활용해서도 좋습니다.

- 모르는 단어가 나오면 사전을 이용해 찾아 보셔도 괜찮습니다.
- 명확하게 떠오르는 주제가 없으실 경우, 이런 단어들은 주로 어떤 댓글에서 보일지를 생각해 보시는 것도 한 가지 방법입니다.
- 집합 이름이 꼭 단어일 필요는 없습니다. 구절로 붙여 주셔도 괜찮습니다. 예시: 누군가를 폄하할 때 쓰는 욕설
- 이름을 붙이시면서 왜 그렇게 이름을 붙이셨는지, 그리고 혹시 마음에 걸리는 단어나 부분이 있다면 그 부분은 무엇인지 작성해 주세요.

예시는 다음과 같습니다.

A : [마우스, 모니터, 키보드, 램, CPU, GPU, USB, 케이블, 인터넷, 프로그램, 램, 컴퓨터] > 컴퓨터 주변기기

B : [진돗개, 요크셔테리어, 푸들, 골든리트리버, 사모예드, 시츨] > 강아지 품종

C : [페르시안, 코리안숏헤어, 스팅크스, 렉돌, 러시안블루, 스코티쉬폴드, 노르웨이숲, 메인쿤] > 고양이 품종

<실제 코딩 시트 예시>

집합	이름 붙이기	이름을 붙인 이유	붙인 집합에 어울리지 않는다고 생각한 단어 나 고민했던 부분
A	권력자의 비리부패, 횡령, 세금 낭비에 대한 분노	사학, 특활, 사학재단, 담양군 등 다양한 영역이 드러나며, '탐관오리, 전경련' 등의 단어로 주로 권력자를 향하고 있고 '갈취, 횡령, 강탈, 이권, 호화, 수탈' 등의 권력자의부패함이 드러나며, '곳간, 국세, 공공' 등 세금을 직접적으로 일컫는 경우가 많았으며, '도둑, 도적' 등 수 많은 분노에 찬 단어 및 비유	주로 과거에 사용되었던, 무소 조선시대 소설에 나올 거 같은 단어들 이 주로 나오는 게 특이한 부분

Task 2

Task 1에서 이름을 붙이신 집합들을 보시고, 이 집합들을 다시 분류해 주시기 바랍니다. 예시는 다음과 같습니다.

A ▷ 컴퓨터 주변기기

B+C ▷ 동물 품종

<실제 코딩 시트 예시>

번호	집합 류기	묶은 집합들에 이름 붙이기	묶은 이유	묶음에 잘 어울리지 않는 집합이나 고민했던 부분
예시	C, O, T	집에서 키울 수 있는 동물		
1	A, D	정치인 및 권력자 비난	대상이 동일함	
2	B, H	토론 상황		
3	G, R	생활/일상		

Task 3-1

아래 16개의 집합에 속한 단어들을 살펴 보시고, 각각의 집합에 가장 포괄적이고 알맞다고 생각하는 주제를 1에서 5까지 하나만 골라 '선택' 열에 해당 숫자를 기입해 주십시오. 기타 의견이나 제안이 있으신 경우 자유롭게 기술해 주세요.

<실제 코딩시트 예시>

집합	단어	1	2	3	4	5	선택 (1-5)	기타 의견	
E	['소리', '새끼', '개돼지', '비보', '대가리', '개소리', '장난', '꼬리치', '구라', '헛소리', '타령', '색하', '주제', '정신병자', '새끼', '제정신', '새기', '구만', '지랄', '총이', '염병', '니들', '색기', '개한', '작자', '발광', '진짜', '노무', '꺼리', '가지가지', '따구', '에이', '보소', '가리', '머저리', '개새', '삽질', '총어', '라이', '모저리', '개똥', '동글', '하네', '등신', '명칭이', '지들', '개수작', '사바', '드랍', '쓰레', '장난질', '돌대가리', '시카', '도라', '호로', '병신', '나부랭이', '개떡', '개그', '개보', '개구', '명명이', '대갈통', '물랑', '방구', '윤어', '개새', '보네', '골통', '육갑', '빙신', '개박', '인야', '바라', '개이', '지라', '생도', '쪼다', '개중자', '어의', '손모가지', '미치', '어병이', '사발', '웨리', '미나', '가리', '개새끼', '병진', '헛따', '문다', '개호', '이라니', '주마', '시전', '이놈', '개지', '개짓', '개상', '노마', '새이', '모하', '사다', '새리', '리들', '계거품', '잡소리', '나으리', '문둥이', '개굴', '인도', '열불', '후장', '정아', '돌머리', '개짓거리', '이새', '이새', '신야', '식충', '아오', '도그', '파이터', '새리', '색이', '소리야', '깡깡이', '구개', '해대', '대갈똥', '저서', '방새', '아네', '이천', '조오', '침말', '개담', '틀나', '인거', '얼척', '정말', '모질', '아이', '이노', '하다', '라라', '코웃음', '개색', '울화통', '조술', '거리', '새대가리', '개거', '천치', '모지', '발버러지', '새말', '기시', '하노', '에이', '민자', '응신', '에라', '개진', '병사', '라이들', '얼간', '가지새끼', '기네', '간당', '개아', '개나리', '천불', '짱구', '보리', '병사', '호랑', '개중', '시파', '개개', '개저', '애끼', '식충이', '우기', '여라', '교우', '말다', '이제', '돌대', '신년', '래나', '비알', '개병', '지이', '시라', '리가', '방구', '겉이', '가이', '까지', '알이', '새키', '개새']		안행과 관련된 비하적인 단어	남을 비난 하는 욕설	누군가의 발언을 불신하고 무시하는 표현	현사람에 대한 모욕	비하/모욕/무시하는 욕설		

Task 3-2

다음은 단어 집합을 1차 코딩 결과를 종합하여 대집합으로 다시 묶고, 이에 이름을 붙인 것입니다. D열의 이름을 보시고, 그 이름이 해당 집합들에 속한 단어들을 포괄하는데 얼마나 적절하다고 생각하시는지 '선택' 열에서 선택해 주시기 바랍니다(셀을 클릭하시면 드롭다운 리스트가 나옵니다. <주> '전혀 적절하지 않다' ~ '매우 적절하다'까지 5점 리커트 척도). 기타 의견이나 제안이 있으신 경우 자유롭게 기술해 주세요.

Task 4

이제 단어들을 하나씩 살펴 보시고, 각각의 단어가 제시되는 개념에 어울리거나 묶일 수 있다고 생각하시면 '해당한다'에, 어울리지 않는다고 생각하시면 '해당하지 않는다'에 표시해 주세요. 즉 예를 들어 제시되는 개념이 A일 경우, 각각의 단어들이 A라는 이름을 가진 집합에 잘 어울리는지 판단해 주시면 됩니다.

일부 개념의 경우 보기가 세분화되어 있을 수 있습니다.

<실제 코딩 시트 예시>

제시하는 개념: Veracity awareness

- 어떤 의견이나 사건의 진실성에 의문을 품거나, 의심하거나 혹은 의혹을 제기하는 것을 의미합니다.
- 그러나 꼭 합리적인 의심/의혹만을 포함하는 개념은 아닙니다. 건설적이지 않은 비판도 포함합니다.
- 즉 어떠한 사실의 진실성에 도전하는 모든 경우를 포함합니다.

1. 다음 단어가 위의 개념, 즉 'Veracity awareness'에 해당한다고 생각하시나요?

	해당한다	해당하지 않는다
'사건'	○	○
'사실'	○	○
'본인'	○	○
'진실'	○	○
'잘못'	○	○
'증거'	○	○
'거짓'	○	○
'판단'	○	○
'의심'	○	○
'실수'	○	○

부록 III. 팩트체크 뉴스 댓글 내 검증결과와 명료성 및 사실 여부에 따른 비교

1. 검증결과와 명료성에 따른 비교(명료: 전혀 사실 아님, 사실 / 불명료 : 그 외(판단유보 제외))

팩트체크 검증 결과에 따라 이용자 반응이 달라지는지 동일한 언어적 모델을 적용해 살펴보았다. SNU팩트체크 플랫폼에서 권고하는 팩트체크 검증 과정에 따르면 국내 팩트체크 뉴스의 검증 결과는 [사실, 대체로 사실, '절반의 사실', '대체로 사실 아님', '전혀 사실 아님', 판단 유보]의 6가지 결과 중 하나로 보도된다. 먼저 명료한 검증 결과(사실, '전혀 사실 아님')와 비교적 명료하지 않은 검증 결과(대체로 사실, '절반의 사실', '대체로 사실 아님')를 각각 묶어 차이를 살펴보았다. 검증 결과가 '판단 유보'인 경우 다른 검증 결과와는 달리 판단의 결과가 나오지 않고 유보한 기사이기에 이 분석에서는 포함하지 않았다.

분석 결과 검증결과가 명료한 결과와 불명료한 결과를 서로 비교했을 때, 사람들은 팩트체크 뉴스의 검증 결과가 명료할 때 진실성 의심 범주(veracity awareness)의 단어($t(1127)=2.54, p<.05, d=0.16$)와 비난/비하/모욕 범주의 단어($t(1127)=1.97, p<.05, d=0.12$)를 많이 사용하는 경향을 보였다(<표 13> 참조).

<표 13> 팩트체크 뉴스 내 검증결과별 언어 모델 적용 결과

분류	검증결과 명료 등장 비율 평균 (표준편차)	검증결과 불명료 등장 비율 평균 (표준편차)	t	p	Cohen's d
진실성 의심	0.01(0.01)	0.01(0.02)	2.54	0.011*	0.16
비난/비하/모욕	0.02(0.02)	0.02(0.02)	1.97	0.049*	0.12
친사회적/공감	0.01(0.02)	0.00(0.01)	1.93	0.054	0.12
합리적/건설적 토론	0.01(0.01)	0.01(0.01)	1.23	0.220	0.08

언론비판	0.03(0.04)	0.03(0.04)	1.73	0.084	0.11
젠더이슈	0.00(0.01)	0.00(0.01)	-0.72	0.471	0.04
시점 - 과거	0.00(0.01)	0.00(0.01)	0.12	0.908	0.01
시점 - 현재	0.00(0.01)	0.00(0.01)	-1.04	0.2980	0.06
시점 - 미래	0.00(0.00)	0.00(0.00)	0.94	0.349	0.06

명료: 사실, 전혀사실아님=421, 불명료=710

p<.05: *, p<.01: **, p<.001: ***

2. 검증결과와 사실 여부에 따른 비교(사실 아님 / 사실)

이러 판정 결과가 명료한 경우 중 '사실'과 '전혀 사실 아님'과 같이 가장 명확하게 사실 여부가 판정된 경우에 한해 언어적 모델을 적용해보았다. 팩트체크의 검증 결과가 '사실'과 '전혀 사실 아님'으로 판단된 기사를 서로 비교한 결과, 검증 결과가 '전혀 사실 아님'인 기사(M=0.01, SD=0.01)가 '사실'의 결과로 보고된 경우(M=0.01, SD=0.01)와 비교하여 진실성 의심(veracity awareness) 범주 단어가 유의하게 많이 등장했다($t(419)=-2.10, p<.05, d=0.27$). 또한 언론비판 범주의 단어 역시 '전혀 사실 아님'으로 판단된 기사에서 유의하게 많이 등장했다($t(419)=-3.45, p<.001, d=0.44$). 한편 비난/비하/모욕 범주의 단어는 '전혀 사실 아님'으로 판단된 기사에서 많이 등장한 반면($t(419)=-2.3, p<.05, d=0.29$), 친사회적/공감 범주의 단어는 '사실'로 판단된 기사에서 많이 등장한 것으로 나타났다($t(419)=2.37, p<.05, d=0.31$). 결과적으로 사람들은 '전혀 사실 아님'으로 판단된 기사에 대해서 언론비판적인 단어와 사실 관계를 의심하는 단어, 그리고 비난 등의 욕설 사용을 '사실'로 판단된 기사보다 많이 사용하는 것으로 보인다. 이는 팩트체크 뉴스 이용자들이 대체로 사실이 아닐 가능성이 높은 내용에 민감한 반응을 보이는 것으로 해석할 수 있다(<표 14> 참조).

<표 14> 팩트체크 뉴스 내 검증결과별 언어 모델 적용 결과

분류	검증결과 사실 등장 비율 평균 (표준편차)	검증결과 사실아님 등장 비율 평균 (표준편차)	t	p	Cohen's d
진실성 의심	0.01(0.01)	0.011(0.01)	-2.10	0.036*	0.27
비난/비하/모욕	0.02(0.02)	0.021(0.02)	-2.22	0.027*	0.29
친사회적/공감	0.01(0.03)	0.01(0.02)	2.38	0.018*	0.31
합리적/건설적 토론	0.01(0.02)	0.01(0.01)	1.38	0.168	0.18
언론비판	0.02(0.02)	0.03(0.04)	-3.45	0.000***	0.44
젠더이슈	0.00(0.01)	0.00(0.01)	0.49	0.624	0.06
시점 - 과거	0.00(0.00)	0.00(0.01)	-0.49	0.623	0.06
시점 - 현재	0.00(0.01)	0.00(0.00)	0.67	0.506	0.09
시점 - 미래	0.00(0.01)	0.00(0.00)	1.28	0.202	0.16

사실=73, 사실아님=348

p<.05: *, p<.01: **, p<.001: ***

추가 분석 결과, 판정 결과가 명료할 때 진실성 의심 범주에 속한 단어와 비난/비하/모욕 범주에 속한 단어가 많이 쓰이는 것으로 나타났다. 그 중에서도 판정 결과가 명료하게 '전혀 사실 아님'일 때 진실성 의심 범주와 더불어 언론 비판 범주에 속한 단어들이 유의하게 많이 등장했다. 이는 뉴스 이용자들이 팩트체크 뉴스의 판정결과가 명확할수록 기사나 언론을 의심하며, 이러한 경향은 기존의 현상이나 사실 관계에 도전하는 기사일수록 강해져 언론을 비판하는 경향까지 가해진다는 것을 의미한다.

Abstract

Exploring the Landscape of User Behaviors to Fact-Checking News Based on Linguistic Characteristics, Cognitive and Emotional Responses, and the Emergence of Controversial Comments

Yena Ko

Doctoral Student, Department of Communication, Seoul National University

Woojeong Kim

Master Student, Department of Artificial Intelligence, Ajou University

Kyungsik Han

Assistant Professor, Department of Artificial Intelligence, Ajou University

Hwajung Hong

Assistant Professor, Department of Communication, Seoul National University

This study focuses on online news user comments to identify users' linguistic characteristics, cognitive and emotional responses and interactions between users toward fact-checking news that differed from the existing news in writing purpose, format, content, and composition. After collecting the user comments of general news with similar themes as a comparison group, we conducted lexicon-based analysis for linguistic characteristics, emotional analysis using Google Emotional Analysis API, and argument index calculation for identifying the emergence of controversial comments. First, words that question the facts or criticize the media were more observed in the user comments to fact-checking news. Second, more words related to cognitive and emotional processes appeared in the user comments to fact-checking news. Third, controversial comments corresponding to fact-checking news were likely to last longer than those to general news. Overall, this study has significance for investigating linguistic, cognitive and emotional characteristics of fact-checking news users, examining

fact-checking news users' interactions by calculating argument index and analyzing emergence of controversial comments and constructing a reliable Korean vocabulary dictionary through a hybrid method of computation and communication. We hope this study provides exploratory clues on the characteristics of fact check news comments and users.

KEYWORDS

Fact-checking • Fact-checking news • User comments • Computational linguistic analysis • Natural Language Processing