

# 유튜브를 활용한 전기 자동차 결함에 대한 구전 확산 연구: 네트워크 통계분석을 중심으로<sup>+</sup>

(A Study on Word-of-Mouth of an Electric Automobile  
using YouTube: A Focus on Statistical Network Analysis)

정의범<sup>1)</sup>, 오건택<sup>2)\*</sup>  
(EuiBeom Jeong and Keontaek Oh)

**요약** 최근 정보통신 기술의 발전으로 인해 유튜브는 이용자 자신의 관심사와 경험을 담은 콘텐츠를 만들어 공유함으로써 새로운 문화 현상을 창출하고 확산시키는 강력한 온라인 공간이 되었다. 특히, 제조 분야는 소비자의 직접적인 접촉도가 상대적으로 거의 없었다는 이유로 소셜 미디어에 대한 연구가 거의 없었다. 기업에 있어 유튜브는 자사 제품 및 브랜드의 홍보와 같이 경영에 있어 긍정적인 효과를 가질 수 있지만, 그와 반대로 루머나 잘못된 정보로 인해 생산 단절과 같은 제조 리스크가 발생할 수 있다. 그렇기 때문에 기업은 유튜브 동영상의 특징에 따라 구전 확산에 따른 특징을 살펴볼 필요가 있다. 이에 본 연구는 유튜브에서 전기 자동차의 결함을 다루고 있는 동영상을 추출하여 구독자 수 및 조회 수에 따라 어떤 확산 네트워크 구조를 갖고 있는지를 네트워크 통계 분석을 통해서 사시점을 규명하고자 한다.

**핵심주제어:** 전기 자동차, 소셜 미디어, 네트워크 통계분석, 구전효과

**Abstract** With recent advances in information and communication technology, YouTube has become a powerful online space for users to create and share content about their interests and experiences, creating new cultural phenomena. In particular, there needs to be more research on social media in the manufacturing sector because, unlike distribution and retail, there has been relatively little direct contact with consumers. YouTube can positively affect firms' performance by promoting products and brands. On the other hand, it can also cause risks, such as production disruption due to rumors or misinformation. Thus, it is necessary for firms to examine how information about an electric automobile defects spreads on YouTube according to the number of subscribers and views through statistical network analysis.

**Keywords:** Electric automobile, Social media, Statistical network analysis, Word of mouth

\* Corresponding Author: keontaek@kaist.ac.kr

+ “이 논문(작품)은 한신대학교 학술연구비 지원에 의하여 연구(창작)되었음”.

Manuscript received October 23, 2023 / revised November 28, 2023 / accepted December 04, 2023

1) 한신대학교 경영학과, 제1저자

2) 한국과학기술원 기술경영학부, 교신저자

## 1. 서론

최근 들어 웹 2.0 기술의 발전으로 인해 인터넷 이용자가 직접 콘텐츠를 만들고 이용자들 간에 쌍방향 소통이 가능하게 됨에 따라 기존 오프라인과는 다른 형태로 문화 현상이 확산하고

있는 양상을 보인다. 즉, 온라인 이용자들 간에 쌍방향 소통으로 인해 기존 중앙에서 집중적으로 이루어지던 문화 확산이 온라인상에서 이용자들 간의 개인적인 경험을 공유하고 참여하여 확산하는 형태로 변화하였다. 이 같은 사회적 현상에서 특히 소셜 미디어의 발전은 개인들 간의 경험과 공통된 관심사를 시간과 공간에 구애받지 않고 공유할 수 있게 함으로써 이전과 달리 문화적 확산이 더욱 빠르고 광범위할 수 있게 기여했다(Jeong and Yoo, 2021; Han, 2019).

유튜브는 대표적인 소셜 미디어 중 하나로 2005년 처음 만들어진 이후에 세계 최대의 비디오 동영상 플랫폼으로 자리 잡았다(Jeong, 2022). 2018년 기준 유튜브에 대한 통계에 따르면, 매월 15억 7,000명의 사용자들이 전 세계에서 유튜브를 시청하고 있으며, 유튜브에 대한 하루 방문이 3천만 명을 넘고 있다. 이에 따라 이용자들 간에 공유된 동영상 수는 약 50억 개 이상으로 밀레니엄 세대의 경우 TV보다 유튜브의 시청을 더 선호하는 경향을 보인다(Pew Research Center, 2023). 기업은 유튜브 상에서 이용자들 간의 공유된 경험과 인식이 짧은 기간 동안 광범위하게 확산하는 특징을 활용하여 자사의 제품 및 서비스를 홍보하는 도구로 이용하고 있다(YTN, 2018). 대표적으로 2017년 기준으로 포춘(Fortune) 500대 기업 중에서 상위 10대 기업의 경우 1개 기업을 제외하고 모두 자사 콘텐츠를 다루는 유튜브를 운영하고 있다. 또한, 전체 포춘 500대 기업 중 약 75%가 유튜브를 자사 브랜드 및 제품 홍보에 활용하고 있으며, 이는 전년도 대비 약 67%가 증가하였다(Marketing Charts, 2019).

하지만 이처럼 유튜브는 일반 사용자들 간의 특정 문화 형성에서부터 기업의 홍보에 이르기까지 현대사회에 큰 영향을 미치고 있지만 유튜브에 대한 연구는 아직 부족한 상태이며, 최근 들어 관련이 있는 연구가 보고되고 있는 추세이다(Lee et al., 2020; Yu and Choi, 2020). 특히, 제조 분야는 소비자의 직접적인 접촉도가 상대적으로 거의 없었다는 이유로 소셜 미디어에 대한 연구가 거의 없었다(Majumdar and Bose, 2019). 그러나 오늘날 제조 분야에서도 소셜 미

디어를 이용하여 소비자와의 쌍방향 소통과 더불어 이를 기반으로 한 소비자의 니즈를 파악할 필요가 있다(Dong et al., 2021). 즉, 최근 정보통신 기술이 발전으로 인해 오프라인 매장과 물류시스템을 포괄하여 제품과 서비스를 소비자에게 제공하는 ‘신유통(New Retail)’ 방식이 비즈니스 전 영역으로 확장됨에 따라 제조 분야에서도 소비자와의 소통이 강조되고 있다(Dong et al., 2021). 신유통과 관련하여 알리바바 마윈 회장은 윈치(云栖) 대회(The Apsara Conference)에서 “미래 제조업의 핵심은 데이터”라고 강조하였다. 그러므로 제조 분야에서도 소비자와 직/간접적인 소통을 통해 빠르게 보다 정확한 수요를 파악하여 소비자의 니즈에 대한 고객화를 제품 생산과 유통 과정에서 반영할 필요가 있다(Majumdar and Bose, 2019; Jeong, 2022). 이에 오늘날 제조 분야에서도 소셜 미디어에 대한 연구가 필요함에도 불구하고 아직까지 활발히 연구되지 않았다. 특히, 유튜브는 이용자들이 관심이 있는 콘텐츠를 직접 만들어 자신 경험과 인식을 공유하고 확대하기 때문에 특정 유튜브 콘텐츠의 확산을 통해서 제품의 소비자 니즈를 직/간접적으로 파악할 수 있다. 그렇기 때문에 제조와 관련된 유튜브 동영상이 어떤 확산 네트워크 구조를 가지고 있는 살펴볼 필요가 있다. 보다 구체적으로, 특정한 제품과 서비스에 대해 소비자 니즈를 직/간접적으로 반영하고 있는 유튜브 동영상의 특징(조회 수)에 따라 어떤 확산 네트워크 구조를 가지고 있고 그에 따른 차이점이 무엇인지를 살펴볼 필요가 있다. 이 같은 확산 형태를 살펴봄으로써 소비자의 니즈가 높은 제품의 생산 능력을 사전에 향상시킬 수 있을 뿐만 아니라 루머나 잘못된 정보에 대한 리스크 역시 적절한 대응을 통해서 완화시킬 수 있다.

이를 위해, 본 연구는 유튜브 영상을 추출하여 구독자 수 및 조회 수에 따라 어떤 확산 네트워크 구조를 가졌는지를 통계적으로 분석하고자 하며, 특별히 제조 분야의 대표 산업인 자동차 산업 중 전기 자동차 분야의 영상을 바탕으로 진행하려고 한다. 최근에 많은 유튜브 영상들은 전기 자동차에 대한 리뷰, 비교, 토론, 분석 등 다양한 콘텐츠를 전파하였는데, 본 연구

에서는 소비자들에게 부정적인 영향을 미치는 결합 영상에 중점을 두고자 한다. 이를 통해서 유튜브 내 전기 자동차 결합으로 인해 잠재적인 제조 리스크 대응에 초점을 두고자 한다. 구체적으로, 본 연구는 유튜브에서 전기 자동차 결합을 다루고 있는 동영상을 추출하여 조회 수에 따라 어떤 확산 네트워크 특징을 가졌는지를 복잡계 관점에서 통계적으로 분석하고자 한다. 이를 위해 본 연구는 다음과 같은 연구 목표를 설정하였다.

1. 전기 자동차 결합 동영상은 어떤 확산 네트워크 특징(속성 및 내재적 구조)을 가지고 있는가?
2. 조회 수에 따라 전기 자동차 결합 동영상은 어떤 확산 네트워크 특징(속성 및 내재적 구조)을 가지고 있는가?

본 연구의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 본 연구에 대한 이론적 배경을 설명하였고, 3장에서는 연구 설계에 관해서 기술하고, 4장에서는 본 연구 설계에 따른 분석 결과에 관해 설명하였다. 마지막으로 5장에서는 연구의 결론 및 그에 따른 시사점을 서술하였다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 소셜 미디어와 유튜브

최근 정보통신 기술의 발전으로 인해 소셜 미디어는 단순히 개인 이용자를 넘어서 기업에서도 그 중요성이 강조되고 있다. 특히, 기업에 있어 소셜 미디어는 조직 내 구성원들 간의 원활한 상호작용을 통해 협업과 소통, 제품 판매, 신제품 아이디어를 활성화할 수 있으며, 나아가 운영 효율성과 혁신에 있어 소셜 미디어를 활용하고 있다(Goh et., 2013; Thomas and Akdere, 2013; Chae, 2015; Kumar et al., 2016; Lam et., 2016; Wang et al., 2016; Wu, 2016; Bashir et., 2017). 하지만 소셜 미디어의 활용은 이처럼 단

순히 기업 내부의 운영적인 측면뿐만 아니라 고객과의 상호작용으로 인해 마케팅, 고객 서비스 및 관리에 있어 중요한 역할을 하고 있으며(Kim and Jeon, 2019; Yoo, 2012), 이는 기업 성과의 향상으로 이어지고 있다(Tajvidi and Karami, 2017). 또한, 제조 분야에서는 소셜 미디어를 통해서 소비자와 직/간접적인 소통을 통해 빠르게 보다 정확한 수요를 파악하여 제조와 유통 과정에 반영할 수 있으며, 나아가 결합과 같이 제품의 부정적인 측면에 대한 적절한 대응을 통해서 잠재적인 리스크를 완화시킬 수 있다. 이처럼 다양한 경영학 분야에서 소셜 미디어의 중요성이 높아지고 있다.

특히, 최근 들어 유튜브는 영상 제작에 있어서 이용자의 관심이 높은 콘텐츠를 만들고 소통하는 대표적인 소셜 미디어로 인식되고 있다(Chang and Jung, 2019). 그 예로, 미국의 여론조사 기구 중 하나라 할 수 있는 퓨 리서치 센터(Pew Research Center)의 발표를 보면, 유튜브는 미국의 성인들이 많이 시청하고 있으며, 국내도 전체 연령대에서 가장 많은 시청을 하고 있었다(Pew Research Center, 2023). 이처럼 유튜브는 개인 이용자들뿐만 아니라 기업 경영에 있어서도 그 중요성이 높아지고 있다. 이에 경영학 분야에서도 유튜브에 대한 다양한 관점에서 연구가 진행되고 있다. 기존 유튜브에 대한 연구는 크게 세 가지 흐름으로 구분할 수 있다. 첫째, 기업 경영에 있어 유튜브 동영상의 콘텐츠에 집중한 연구이다. 특히, 이는 관광 경영학 분야 중심으로 이루어졌는데, 주로 유튜브를 통한 여행 콘텐츠의 특성과 그에 따른 경영성과와의 관계를 연구하였다(Choi, 2019; Han, 2020; Park, 2021). 둘째, 유튜브 동영상 제작자와 시청자들의 상호작용을 연구한 것이다. 즉, 유튜브에서의 성공 요인으로 시청자와의 상호작용을 연구하였으며, 나아가 이를 통해 경영성과와의 관계를 연구하였다(Choi et al., 2020; Go, 2022). 셋째로 유튜브 채널이 가지고 있는 특성을 연구한 것이다. 유튜브는 동영상 제작자가 자신의 채널에 동영상을 게시하면, 이를 본 시청자들의 평가를 바탕으로 해당 채널을 구독을 할 수 있다. 이렇게 시청자들이 특정 채널을 구독하면

해당 채널에 대한 업데이트 된 정보를 수신할 수 있어, 보다 적극적으로 해당 채널에 대한 동영상 수를 수용할 수 있게 된다. 그렇기 때문에 유튜브 채널의 구독자 수는 유튜브에서 영향력을 나타내고 있다. 이에 기존 연구에서는 유튜브 채널의 구독자 수와 콘텐츠의 조회 수와의 관계를 주로 연구하였다(Lee and Kim, 2022).

하지만, 경영학 분야에서 위와 같은 유튜브에 대한 연구가 다양한 관점에서 진행되었지만, 제조 분야를 대상으로 한 유튜브 연구는 거의 없었다(Jeong, 2022). 특히, 정보통신 기술의 발전으로 제조 분야에서도 소비자와의 직/간접적인 소통을 통해서 제품에 대한 고객화를 달성하고, 이를 제품 생산과 유통 과정에 반영할 필요가 있다(Dong et al., 2021). 이에 유튜브는 대표적인 소셜 미디어로 특정 제품 콘텐츠의 확산을 통해서 제품의 소비자 니즈를 직/간접적으로 파악할 수 있다(Lee and Jeong, 2023). 이로 인해 제조 분야에서 소비자의 니즈가 높은 제품의 생산 능력을 사전에 향상시킬 수 있을 뿐만 아니라 루머나 잘못된 정보에 대한 리스크 역시 적절한 대응을 통해서 완화시킬 수 있다. 하지만, 기존 유튜브에 대한 연구에서는 동영상 콘텐츠, 시청자와의 상호작용 및 채널 특징과 같은 관점에서 주로 연구가 진행되었지만, 유튜브 동영상에 대한 확산을 대상으로 한 연구는 상대적으로 미흡했다.

## 2.2 복잡계(Complex Adaptive System: CAS)

복잡계(Complex Adaptive System: CAS)는 시간에 따라 특정한 모형으로 새롭게 발전하여 환경에 따라 자기 조직화(Self-organization)하는 시스템이다. 자기 조직화는 임계치에 대한 변화가 일정 부분 이상 발생할 때 타 성격의 자기 조직화가 발생한다(Park and Kang, 2020). 이 같은 관계적 특징은 온라인 내 소셜 미디어 사용자들 관계에서도 그 형태를 발견할 수 있다. 즉, 소셜 미디어 내 이용자들의 커뮤니티 네트워크는 하나의 복잡계 형태의 네트워크로 인식함에 따라 커뮤니티 네트워크에 대한 이해와 기존 방법들의 문제점과 한계점을 인지할 수 있

고, 나아가 새로운 방향을 제시할 수 있다. 하지만, 기존까지 소셜 미디어 내 이용자들의 관계를 복잡계 관점에서 살펴본 연구가 드물었다.

## 2.3 자동차 산업에서 네트워크 역할

자동차 산업은 제조 분야 대표산업으로서 국내에서 자동차 산업이 차지하는 비중은 전체 수출에서 2019년 기준 430억 달러로 전체 수출금액 대비 7.9%(e-나라지표)로 반도체에 이어 2위에 있다. 자동차 산업의 중요성은 단순히 경제적인 규모가 커서일 뿐만 아니라 다양한 산업과 밀접하고 유기적으로 연관되어 있어 그 중요성 더욱 크다고 할 수 있다. 특히, 자동차 산업 중 전기자동차는 최근 자동차 산업에 가장 급격하게 성장하고 있는 분야로, 2017년 전 세계 전기자동차의 보급은 310만대로 전년보다 57%나 증가한 것을 알 수 있다(Korea Petroleum Association, 2018).

제조 분야에서 자동차 산업의 중요성만큼 자동차를 대상으로 한 다양한 연구가 진행되었다. 특히, 자동차 산업은 다수의 공급사와 구매사가 관계를 형성하고 있어 공급망 연구가 활발했다(Wi and Kim, 2018; Jeong and Kim, 2023; Oh et al., 2023). 하지만 기존 자동차를 대상으로 한 공급망 연구는 주로 공급망 내 협력사 간의 물적 흐름을 중심으로만 연구되었다. 비록 이 같은 연구들은 유기적으로 연결된 자동차 공급망의 위상을 네트워크 관점에서 살펴봄으로써 공급망 내 운영 및 관리에 큰 공헌을 했지만, 자동차에 대한 소비자의 니즈와 그 같은 소비자의 경험과 인식이 온라인으로 어떤 네트워크 위상을 가졌는지를 살펴보진 못했다. 즉, 기존 물적 흐름 중심의 네트워크 연구와 달리 자동차를 대상으로 구전 네트워크를 살펴본 연구는 거의 없었다. 특히, 유튜브와 같은 소셜 미디어는 이용자의 관심을 바탕으로 콘텐츠를 만들어 확산하기 때문에 자동차 동영상에 대한 확산 네트워크를 이해함으로써 운영에 활용할 수 있고, 나아가 해당 제품의 부정적인 측면을 보다 빠르게 파악하여 리스크 관리에 적용할 수 있다(Haryanto and Budiman, 2016). 이 같은 이유로

소비자의 경험과 인식을 잘 반영하고 있는 유튜브를 살펴볼 필요가 있으나, 아직 유튜브를 대상으로 한 연구는 드물었다(Jeong, 2022).

### 3. 통계적 네트워크 분석

#### 3.1 네트워크 분석 절차

본 연구는 제조 분야의 대표적인 산업인 자동차를 대상으로 특정 콘텐츠가 어떻게 확산하고 그 특징이 무엇인지 규명하고자 한다. 구체적으로, 전기 자동차의 결함을 다룬 유튜브 동영상의 어떤 확산 네트워크 특징을 가지고 있는지 통계적으로 분석했으며, 그 과정에서 유튜브 동영상의 주요 특징 중 하나인 동영상 조회 수를 바탕으로 확산 네트워크 특징과 속성의 차이를 규명하였다. 본 연구의 유튜브 확산 네트워크의 통계적 분석 과정은 Table 1에서 보여주고 있다.

#### 3.2 표본 및 데이터

본 연구는 대표 제조업 중 하나인 자동차 산업을 대상으로 유튜브 내 자동차 관련 동영상에 대한 구전효과를 규명하고자 하였다. 이를 위해 MCMC(Markov Chain Monte Carlo)와 EGRM(Exponential Random Graph Models)과 같은 통계적 네트워크 분석을 적용했다. Table 2는 2022년 2월부터 11월까지 대표적인 국내 뉴스 채널을 대상으로 조회 수가 높은 상위 다섯 개의 전기 자동차 결함 동영상을 수집한 결과가

다. 이를 위해서 동영상 검색어로 ‘전기차’, ‘전기 자동차’, ‘결함’, ‘화재’, ‘리콜’, ‘폭팔’을 사용하여 전기 자동차 결함에 대한 동영상을 수집하였다. 이렇게 수집된 자동차 결함 동영상을 댓글과 그 댓글의 댓글에 대한 이용자의 유튜브 고유 아이디를 노드(Node)로 특정 이용자의 동영상, 댓글, 댓글에 대한 다른 이용자의 댓글 혹은 댓글을 링크(Link)로 하여 특정 유튜브 동영상의 확산 네트워크 형성하였다. 즉, 유튜브는 특정 동영상 뿐만아니라 해당 동영상을 시청한 이용자의 직접적인 의견인 댓글과 해당 댓글에 대한 다른 이용자들의 의견인 댓글로 구성되어 있다. 그렇기 때문에 특정 동영상에는 해당 콘텐츠에 대한 많은 이용자들의 의견과 정보가 네트워크처럼 연결되어 있다. 이와 같이 동영상 - 댓글 - 댓글을 작성한 고유 유튜브 아이디를 이용하여 전기 자동차 결함에 대한 확산 네트워크를 구성하였다. 또한, 해당 동영상에 대한 다른 이용자들의 댓글과 댓글과 충분히 반영되어 확산 네트워크가 구성될 수 있도록 해당 동영상에 대한 댓글과 댓글이 더 이상 늘어나지 않는 시점(조회 수 정체 시기)까지 데이터 수집하여, 성숙한 형태의 확산 네트워크를 구성하였다. 본 연구에서는 특정 유튜브 동영상에 대한 콘텐츠는 이용자들의 댓글과 댓글을 통해서 내용이 확산된다는 가정을 했다. 이를 위해서 데이터 수집과 분석을 위해서 NetMiner 4.0 프로그램을 사용하였다.

#### 3.3 Markov Chain Monte Carlo(MCMC)

Table 1 Statistical Network Analysis Process of YouTube Diffusion Network

	Analysis process	The details	
		1	Data collection
2	Build a network	YouTube word-of-mouth network configuration	Form a network with comments and comments on videos
3	Statistical network analysis	Markov Chain Monte Carlo(MCMC)	Statistical analysis of average degree of connectivity, clustering coefficient, and average distance
		Exponential Random Graph Models(ERGM)	Statistical analysis of network properties

앞선 절에서 본 연구에서 분석에 사용될 데이터와 확산 네트워크를 기술하였다. 이를 바탕으로 본 연구는 조회 수에 따라 확산 네트워크가 어떤 특징을 가지고 있는지 네트워크 통계 분석을 활용하여 분석하고자 한다.

먼저, 본 연구는 전기 자동차 결합 동영상의 확산 네트워크의 특징을 통계적으로 규명하고자 한다. 기존 연구에서 네트워크 속성은 정보의 과급력과 확산에 있어 중요한 요인으로 제시되고 있다. 특히, 군집화 계수(Clustering Coefficient), 평균 연결 거리(Average Distance), 밀도(Density) 및 연결 정도(Degree)와 같은 네트워크 속성은 통상적인 물적 네트워크뿐만 아니라 소셜 미디어와 같은 네트워크에서도 정보, 지식 및 구전 확산에 있어 중요하다고 할 수 있다 (Kwak, 2017).

본 연구에서 이 같은 유튜브 동영상의 확산에 있어 중요한 네트워크 속성의 통계적 유의성을 검증하기 위해서 MCMC 분석을 실시하였다. MCMC 검증은 네트워크의 기대치와 관찰치에 대한 차이의 통계적 유의성을 검증하는 방법으로, 분석에 있어서 편향되지 않는 결과를 얻을 수 있는 방법이다(Krause et al., 2009; Kwak, 2017). 또한, 본 연구에서 MCMC 검증에서 확산 네트워크에 중요한 네트워크 속성들(링크, 연결정도, 밀도, 평균 연결 거리, 군집화 계수)의 유의성을 검증하기 위해서 무작위 랜덤 네트워크를 생성하여 네트워크 속성에 대한 지표값이 통계적으로 유의미한 결과인지를 검증하였다.

이를 위해서 약 10만 회를 반복하여 무작위 랜덤 네트워크를 생성하여 유의성 검증 분석 결과를 도출하였다.

### 3.4 Exponential Random Graph Models(ERGM)

소셜 미디어의 네트워크는 단순히 두 명의 이용자들의 관계로만 형성되어 있지 않다. 특히, 유튜브 동영상은 적게는 수십 명에서 많게는 수천만에 이르는 이용자들이 네트워크가 구성되어 있다. 그렇기 때문에, 전기 자동차 결합에 대한 유튜브 동영상이 어떻게 확산되는지를 규명하기 위해서는 해당 네트워크의 구조를 이해할 필요가 있다. 이를 위해서 본 연구는 전기 자동차 결합에 대한 확산 네트워크 구조에 대한 통계적 검증을 위해서 Exponential Random Graph Models(이하 ERGM)을 사용하였다. ERGM은 네트워크에서 연결 관계가 어떤 구조를 가지고 있는 추론할 수 있는 통계 모형(Stochastic Modeling)이다(Robins, 2007; Park, 2019). 하지만, ERGM은 네트워크에 속한 노드 속성과 관련하여 종속변수를 예측하는 것이 아니라, 노드 속성이 노드 연결 관계 형성과 그 형성 과정에 대한 추론을 할 수 있는 연결 관계 패턴을 도출하는 것이다(Lusher et al., 2013). 기존 연구에서는 네트워크 속성에 대한 유의성을 검증하기 위해서 주로 회귀분석을 사용했지만, 복잡한 관계를 가지고 있는 네트워크의 구조를 추론하는데 있어서는 그 한계가 명확하다(Park and Kang, 2020). 따라서 본 연구는 전기 자동차 결

Table 2 Electric Vehicle Defect Videos (Based on Number of Views)

	News channel	Video title	Views	Creation year
1	Y○○	Electric car suddenly exploded after 50 minutes of battery charging... 'Shock'	1,992,825	2022.02.09
2	M○○	Pop! An electric car that exploded!?	1,165,525	2022.02.10
3	M○○ (1)	[Intensive Coverage M] While charging, "Boom!" Electric car thermal runaway occurs underground.	658,967	2022.10.10
4	M○○ (2)	A fire broke out in an IONIQ electric car that was being charged and lasted for 4 hours.	282,139	2022.08.08
5	A○○	Fire in an electric car that was two days old.. Mysterious explosion after charging	72,573	2022.02.09

합 동영상의 확산 네트워크 속성 중 구조적 특징을 통계적으로 규명하기 위해서 ERGM을 활용하였다.

본 연구모형의 종속변수는 네트워크의 인접 행렬을 의미하며 네트워크 관계가 발생하는 확률을 나타낸다. 독립변수는 네트워크 지표(군집화 계수 및 평균 연결 거리)를 나타내며 독립변수와 종속변수의 관계를 바탕으로 전기 자동차 결함의 확산 네트워크가 어떤 구조적 특징을 가지고 있는지를 살펴볼 수 있다(Jeong, 2022).

$$pr(X = x) = \left(\frac{1}{k}\right) \exp\left[\sum_A \eta_A z_A(x)\right]$$

A는 모든 구조구성요인(Configuration)의 합

$\eta_A$ 는 특정 구조구성요인 A의 파라미터

$z_A(x) = \prod_{ij \in A} x_{ij}$ 는 해당 구조구성요인 A가 관찰될 때 네트워크 통계량

k는 표준화를 위한 상숫값

#### 4. 연구 결과

##### 4.1 전기 자동차 결함에 대한 확산 네트워크 속성 분석 결과

본 연구는 연구 목표 1에 대한 구체적인 내용을 살펴보기 위해서 Markov Chain Monte Carlo (MCMC)과 ERGM 분석을 실시하였다. Table 3은 MCMC를 활용한 네트워크 속성들의 유의성 검정 결과값을 나타내고 있다.

Table 3에서 볼 수 있듯이 평균 거리(Mean

Distance)를 제외하고 모든 네트워크 구조의 측정치가 통계적으로 유의미했다. 예를 들어, 군집 계수(Clustering Coefficient)의 네트워크상 재배열된 평균값인 0.222가 관측된 평균값 0.222보다 같게 나타날 확률(p=Obs)이 1.000이므로 평균값이 통계적으로 유의미한 결과를 나타내고 있지 않다. 하지만, Table 3의 결과값은 전기 자동차 결함에 대한 조회 수가 높은 상위 다섯 개의 동영상 전체를 대상으로 한 분석 결과이다. 따라서 유튜브 동영상의 주요 특징은 조회 수로 인해서 다른 결과가 도출될 수 있는 가능성을 배제할 수 없다. 이에 본 연구는 상위 다섯 개의 전기 자동차 결함 동영상으로 구분하여 MCMC 분석을 실시하고, Table 4는 그 결과값을 보여준다. Table 4는 각 뉴스 동영상에 대한 네트워크 구조를 통계적으로 분석한 결과이다. 모든 뉴스의 네트워크 구조 측정치에 대한 평균값이 기댓값과 같을 확률(p=Obs)과 높은 확률(p>Obs)이 높기 때문에 해당 평균값이 유의미한 결과를 가지고 있지 않음을 보여주고 있다. 결과적으로 조회 수가 각기 다른 확산 네트워크 별로 통계적으로 네트워크 속성을 검정했을 때,  $p < 0.05$ 를 기준으로 모두 유의한 결과값을 보여주고 있지 않았다.

Table 3과 Table 4를 통해서 대략적으로 확산 네트워크 속성에 대한 특징을 살펴볼 수 있었다. 하지만 그 결과는 출처에 상관없이 네트워크 속성이 동영상 확산은 유의미한 결과를 보여주고 있지 않았다( $p < 0.05$  기준). 이에 본 연구는 추가로 조회 수를 바탕으로 동영상 확산에 차이가 있는지를 추가로 분석하였다.

Table 3 Statistical analysis results for diffusion network properties of electric vehicle defects

	Classification	Observed	Expected	p>Obs	p=Obs	P<Obs	Std. Dev
Total	Links	3,418	3,418	0.000	1.000	0.000	0.000
	Density	0.000	0.000	0.000	1.000	0.000	0.000
	Average Degree	1.106	1.106	0.000	1.000	0.000	0.000
	Clustering Coefficient	0.222	0.222	0.000	1.000	0.000	0.000
	Mean Distance	1.289	1.289	0.000	1.000	0.000	0.000

Notes: \*p<0.1, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01

Table 4 Statistical analysis results for diffusion network properties for each video

	Classification	Observed	Expected	p>Obs	p=Obs	P<Obs	Std. Dev
Y○○	Links	1122	1122	0,000	1,000	0,000	0,000
	Density	0,001	0,001	0,000	1,000	0,000	0,000
	Average Degree	1,108	1,108	0,000	1,000	0,000	0,000
	Clustering Coefficient	0,159	0,239	<b><u>0,988</u></b>	0,012	<b><u>0,000</u></b>	0,037
	Mean Distance	1,358	1,509	0,870	0,130	0,000	0,131
M○○	Links	520	520	0,000	1,000	0,000	0,000
	Density	0,002	0,002	0,000	1,000	0,000	0,000
	Average Degree	1,038	1,038	0,000	1,000	0,000	0,000
	Clustering Coefficient	0,298	0,330	<b><u>0,918</u></b>	0,082	<b><u>0,000</u></b>	0,021
	Mean Distance	1,122	1,133	0,513	0,487	0,000	0,012
M○○(1)	Links	804	804	0,000	1,000	0,000	0,000
	Density	0,002	0,002	0,000	1,000	0,000	0,000
	Average Degree	1,106	1,106	0,000	1,000	0,000	0,000
	Clustering Coefficient	0,324	0,344	0,766	0,111	0,123	0,016
	Mean Distance	1,239	1,266	<b><u>0,904</u></b>	0,096	<b><u>0,000</u></b>	0,014
M○○(2)	Links	763	763	0,000	1,000	0,000	0,000
	Density	0,002	0,002	0,000	1,000	0,000	0,000
	Average Degree	1,088	1,088	0,000	1,000	0,000	0,000
	Clustering Coefficient	0,186	0,267	<b><u>0,901</u></b>	0,004	<b><u>0,095</u></b>	0,048
	Mean Distance	1,223	1,223	<b><u>0,911</u></b>	0,089	0,000	0,007
A○○	Links	227	227	0,000	1,000	0,000	0,000
	Density	0,005	0,005	0,000	1,000	0,000	0,000
	Average Degree	1,046	1,046	0,000	1,000	0,000	0,000
	Clustering Coefficient	0,315	0,396	<b><u>0,987</u></b>	0,013	<b><u>0,000</u></b>	0,036
	Mean Distance	1,137	1,174	<b><u>0,918</u></b>	0,082	<b><u>0,000</u></b>	0,029

Notes: \*p<0.1, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01

#### 4.2 전기 자동차 결함에 대한 확산 네트워크의 구조 분석 결과

앞선 절에서는 MCMC 분석을 통해서 전기 자동차 결함에 있어 통계적으로 유의미한 속성을 살펴봤다. 이번 절에서는 확산 네트워크에 있어서 주요 네트워크 속성뿐만 아니라 어떤 내재적 구조적 특징을 가지고 있는지를 ERGM 분석을 통해서 살펴보고자 한다. 이를 위해 ERGM 모형의 적합도를 검정 및 검토하였다. 하지만 먼저 ERGM 모형을 살펴보기에 앞서, ERGM을 통해 살펴볼 수 있는 네트워크 프로세스는 다음 Fig. 1과 같은 내재적인 구조로 구분할 수 있다(Lusher et al., 2013).

본 연구에서는 유튜브 확산과 관련된 (1) 아크(Arc), (2) 활동성(Activity), (3) 인기도

(Popularity), (4) 단순 2-경로(Two-path)를 대상으로만 분석을 했다. Table 5은 적합도 검정에 대한 결과값을 보여주고 있는데, 로그우도 값은 766.778이고 적합도(Good of Fit)는 5,334로 나타났다. 기본 모형(아크)의 모델 2(아크, 활동성), 모델 3(아크, 활동성, 인기도), 모델4(아크, 활동성, 인기도, 단순 2-경로)와 같이 네트워크 내재적 속성이 추가로 포함될 때 적합도의 수치가 낮아지는 것을 통해 타당성이 있다고 판단하였다. 80개 노드를 바탕으로 ERGM을 이용한 기존 연구에서 연구 적합도가 146.331이었던 상황을 고려했을 때, 약 100배의 노드를 바탕으로 분석한 본 연구는 타당성이 더 높다고 볼 수 있다.



Table 5 Fitness Analysis Results (Simulation Results)

	Classification	Predicted=0	Predicted=1	Total
Total	Observed = 0	9,990	9	9,999
	Observed = 1	101	0	101
	Total	10,091	9	10,100
	-2*LOGLIKELIHOOD			766.778
	GOODNESS OF FIT			5,334
	MODEL CHI-SQUARED			13,234

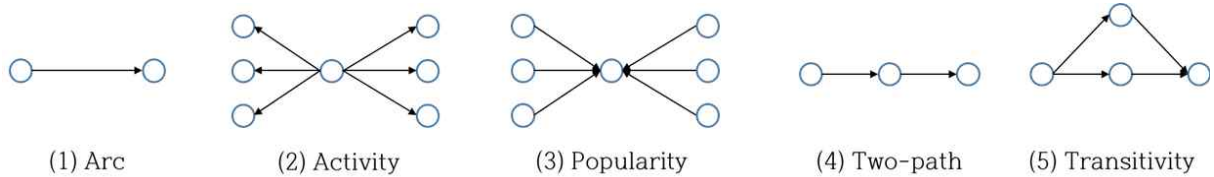


Fig. 1 Intrinsic Structure of Supply Network

Table 6 Statistical analysis results of social media network (negative word-of-mouth network) intrinsic properties

	Classification	Basic		Model 1		Model 2		Model 4	
		Estimated	S.E	Estimated	S.E	Estimated	S.E	Estimated	S.E
Total	Arc	-4.595***	0.100	-5.599***	0.157	-5.847***	0.188	-5.731***	0.191
	Activity			0.076***	0.004	0.077***	0.000	0.076***	0.004
	Popularity					0.076***	0.026	0.074***	0.026
	Simple							-1.198**	0.605
	2-path								

Notes: \*p<0.1, \*\*p<0.05, \*\*\*p<0.01

Table 6은 본 연구의 네트워크 내재적 속성에 대한 결과를 보여주고 있다. Table 6을 살펴보면, 인기도와 동성에 대한 네트워크 내재적 속성은 튜브 뉴스 구전에 있어 양(+)의 유의미한 결과를 보여줬으며, 반대로 아크와 2-경로는 음(-)의 유의미한 결과를 나타내고 있다. 먼저 ‘아크’와 ‘2-경로’의 계수 각각은 -4.595(p < 0.01)과 -1.198(p < 0.05)로 음(-)의 결과를 나타낸다. 이는 부정적 구전 네트워크에 있어 ‘아크’와 ‘2-경로’는 다른 요인들이 같다는 전제하에 ‘아크’와 ‘2-경로’가 크게 나타나지 않음을 의미한다. 반면에 ‘인기도’와 ‘활동성’의 계수 각각은 0.076(p < 0.01)과 0.076(p < 0.01)으로 양(+)의 결과를 가지고 있어, 이는 다른 구조 요인들보다 ‘인기도’와 ‘활동성’ 구조가 유튜브의 구전에 있어 유의미한 영향을 주고 있음을 알 수 있다.

### 5. 결론

본 연구는 앞에서 나타난 네트워크 속성의 통계적 검증과 내재적 구조 결과를 통해 다음과 같은 결론을 제시한다.

Proposition 1 (P1). 전기 자동차 결함에 대한 동영상 네트워크의 확산은 특정한 네트워크 속성에 영향을 받지 않는다.

P1은 전기 자동차 결함에 대한 유튜브 뉴스의 네트워크 속성을 MCMC 분석을 통해 도출한 명제이다. 즉, Table 3을 살펴보면 일반적으로 네트워크의 주요 속성을 나타내는 ‘밀집(Density),’ ‘평균 연결 정도(Average Degree),’ ‘군집화 계수(Clustering Coefficient),’ ‘평균 연결 거리(Mean Distance)’에 대한 결과가 유의미한

통계치 값을 나타내고 있지 않았다( $p < 0.05$  기준). 하지만 다른 정보 출처에 따라서 조회 수 혹은 구독자 수와 같은 부분에 영향을 보다 구체적으로 살펴보기 위해서 Table 4와 같이 유튜브 뉴스 출처별로 네트워크 속성을 분석하였다. 그 결과 Table 4와 같이 출처에 따라 유튜브 뉴스 동영상으로 구분해 봤을 때 역시 동일한 결과가 도출되었다. 이는 유튜브에서 특정한 정보가 확산되는 데 있어서 네트워크 자체가 가지고 있는 전반적인 속성이 크게 영향을 주지 않는다.

Proposition 2 (P2). 전기 자동차 결합에 대한 유튜브 뉴스의 확산은 특정 이용자를 중심으로 확산한다.

P2는 전기 자동차 결합에 대한 전체 구전 네트워크에 대한 네트워크 내재적 구조를 분석한 결과를 바탕으로 도출한 명제이다. 즉, ERGM을 통해서 전기 자동차 결합에 대한 확산 네트워크 분석 결과에서 ‘활동성’과 ‘인기도’의 계수가 양(+)이고 통계적으로 유의했기 때문에 P2는 같은 명제를 도출하였다. 이는 ‘전기 자동차 결합’과 같은 유튜브 뉴스에 대한 구전은 다수의 사용자 복잡한 관계를 통해 개개인별로 정보를 확산하기보다는 다수로부터 다양한 정보를 받는 소수와 그 소수가 다수의 이용자에게 정보를 확산함으로써 파급력 높은 구전이 달성된다고 볼 수 있다. 이 같은 결과를 기존 연구와 비교했을 때, 일반적으로 구전과 관련된 기존 연구에서 구전과 관련된 파급력은 소셜 미디어의 팔로워와 팔로잉을 통해 영향을 주고받았는데, 본 연구의 결과도 기존 선행연구와 같은 결과를 나타내고 있다.

Proposition 3 (P3). 전기 자동차 결합에 대한 유튜브 뉴스의 구전은 중개자를 공유하지 않는다.

P3는 ERGM 분석에 대한 결과에서 이용자 간의 양(+)의 ‘인기도’와 ‘활동성’의 계수와 음(-)의 ‘2-경로’의 계수 결과와 더불어 네트워크

구조 분석에서 ‘이행성,’ ‘군집화 계수’와 같은 결과를 바탕으로 도출한 명제이다. 즉, ‘전기 자동차 결합’에 대한 구전에서 음(-)의 ‘2-경로’의 계수는 구전 네트워크에서 ‘2-경로’가 없다는 의미가 아니라 상대적으로 드물다는 것을 의미한다. 그렇기 때문에 일반적으로 친밀한 관계 혹은 서로의 공통 관심사를 통해 네트워크가 형성되어 있어 ‘인기도’와 ‘활동성’과 같은 네트워크 속성이 대다수인 구전 네트워크에서는 특정 사용자들 둘 사이를 중개를 통한 확산보다는 소수 영향력 있는 이용자에게 의한 직접적인 구전 확산이 활발하다고 할 수 있다.

본 연구는 최근 이용자 수가 급격하게 증가하는 전기 자동차를 대상으로 한 유튜브 구전 연구를 진행하였다. 구체적으로 유튜브를 대상으로 2022년도 가장 조회 수가 높은 ‘전기 자동차 결합’ 뉴스를 선정하여 해당 뉴스에 대한 댓글과 댓글을 이용하여 구전 네트워크 형성하였다. 이를 바탕으로 네트워크 통계 분석을 이용하여 구전 네트워크 구조적 특징과 속성 특징을 통계적으로 분석하였다. 이를 통한 학문적 실무적 시사점은 다음과 같다.

본 연구를 통해 다음과 같이 이론적 시사점을 나타낼 수 있다. 첫째, 본 연구는 지금까지 활발하지 않은 제조 기업을 대상으로 한 유튜브 연구를 진행하였다. 유통 및 소매 분야와는 달리 고객과의 접촉이 적은 제조 분야는 소셜 미디어를 바탕으로 한 연구가 상대적으로 부족하였다. 그러나 온라인 / 오프라인 유통이 중요시되는 상황에서 제조 분야에서의 소셜 미디어는 매우 중요하다고 할 수 있는데 현재까지 연구는 미흡하였다. 따라서 본 연구는 선행연구의 한계를 극복하는 의미 있는 연구라고 할 수 있다.

둘째, 기존 구전을 대상으로 한 연구에서는 유튜브에 대한 연구가 상대적으로 부족했으며, 나아가 그 연구에도 설문조사를 바탕으로 한 연구가 대부분이었다. 하지만, 실제 특정 정보의 구전 특성을 파악하기 위해서는 실제 구전이 확산하는 네트워크의 형성이 필요한데, 정보를 구하기 어려워 상대적으로 연구가 쉽지 않았다. 이에 본 연구는 빅데이터 분석을 활용하여 유튜브 뉴스 동영상에 대한 댓글과 댓글 정보를 추

출하여 그 한계점을 보완하였다. 또한, 기존 연구에서 네트워크를 분석하는 데 있어서 기존 연구에서는 단순히 네트워크 특성치를 제시하여 저자의 주관적 해석을 바탕으로 시사점을 제시하였으나, 본 연구에서는 네트워크 통계 분석을 활용하여 이를 보완하고자 노력하였다.

본 연구를 통해 실무적 시사점을 제안할 수 있는데, 첫째, 최근 이용자 수가 급격히 증가하는 ‘전기 자동차’에 대한 구전 네트워크 특징을 살펴봤다. 그 결과를 살펴보면 ‘전기 자동차’의 확산에 있어서 네트워크가 가지고 있는 속성이 크게 영향을 주지 못 하였다. 이는 출처별로 구분을 했을 때 역시 동일한 결과를 보여주고 있어, 네트워크 자체가 가지고 있는 속성(밀집, 평균 연결 정도, 군집화 계수, 평균연결거리)은 동영상 확산에 있어 유의미한 결과를 주지 못 했다. 즉, 특정 동영상에 대한 확산에 따른 과급력은 해당 동영상이 포함된 네트워크 속성에 크게 영향을 받지 않는다. 비록 본 연구에서는 그 특징이 명확하게 드러나지 않았지만, 네트워크가 가지고 있는 특성보다는 오히려 노드(동영상)가 가지고 있는 속성에 따라 더 높은 과급력을 가질 것이다. 하지만 이 부분은 향후 연구가 필요한 부분이다.

둘째, ‘전기 자동차 결합’에 대한 구전은 소수의 사용자 중심으로 확산한다는 것을 도출할 수 있었다. 즉, 다수의 사용자와 연결된 소수의 사용자에 의해 ‘전기 자동차 결합’에 대한 구전이 확산하기 때문에 제조기업에 있어 이 같은 구전을 활성화하고 혹은 그 피해를 줄이기 위해서는 다수의 관계를 맺고 있는 이용자를 집중적으로 관리할 필요가 있다.

학문적 실무적 시사점을 제시함에도 불구하고, 본 연구는 다음과 같은 한계점을 가지고 있다. 본 연구는 비록 조회 수와 구독자 수를 기준으로 상위 다섯 개의 ‘전기 자동차 결합’ 동영상을 추출하여 분석했지만, 보다 많은 데이터를 활용하여 결과값을 일반화할 필요가 있다. 이를 바탕으로 향후 연구에서는 더 많고 광범위한 네트워크 데이터를 활용할 필요가 있다. 나아가 본 연구에서는 네트워크 속성에 집중했지만, 향후 연구에서는 노드(동영상 제작자) 속성을 반

영하여 노드의 속성에 따른 동영상 과급력에 대한 연구가 필요하다. 마지막으로 추후 연구에는 데이터 수집 기간을 고려해서 분석할 필요가 있다. 즉, 특정 사건을 기반으로 기간을 고려하여 동영상 과급력에 대한 차이점을 분석하거나 기간을 늘려 분석 결과에 대한 일반화에 대한 고려가 필요하다.

## References

- Aswani, R., Kar. A. K. and Ilavarasan, P. V. (2020). Experience: Managing Misinformation in Social Media—Insights for Policymakers from Twitter Analytics, *Journal of Data and Information Quality*, 12(1), 1–18.
- Bambauer-Sachse, S. and Mangold, S. (2011). Brand Equity Dilution Through Negative Online Word-of-mouth Communication, *Journal of Retailing and Consumer Services*, 18(1), 38–45.
- Bashir, N., Papamichail, K. N. and Malik, K. (2017). Use of Social Media Applications for Supporting New Product Development Processes in Multinational Corporations, *Technological Forecasting and Social Change*, 120, 176–183.
- Burgess, J. and Green, J. (2013). *YouTube: Online Video and Participatory Culture*, Medford, John Wiley & Sons.
- Chae, B. K. (2015). Insights From Hashtag# Supply Chain and Twitter Analytics: Considering Twitter and Twitter Data for Supply Chain Practice and Research, *International Journal of Production Economics*, 165, 247–259.
- Chang, Y. I. and Jung, Y. S. (2019). A Study on YouTube Product Review Channel Subscribers’ Product Attitude Formation Process, *The e-Business Studies*, 20(2), 77–97.
- Chen, S., Mao, J., Li, G., Ma, C. and Cao, Y.

- (2020). Uncovering Sentiment and Retweet Patterns of Disaster-related Tweets from a Spatiotemporal Perspective - A Case Study of Hurricane Harvey, *Telematics and Informatics*, 47, 1-18.
- Cheng, J. J., Liu, Y., Shen, B. and Yuan, W. G. (2013). An Epidemic Model of Rumor Diffusion in Online Social Networks, *The European Physical Journal B*, 86(29), 1-7.
- Choi, J. Y., Han, C. H. and Kim, B. S. (2020). The Influence of YouTube Creator's Attraction and Communication on Relationship Building and Supporting Intention: Relationship Marketing Strategy Approach, *The e-Business Studies*, 21(1), 131-151
- Choi, J. W. (2019). The Effect of YouTube Travel Contents Features on Flow and Satisfaction, *Journal of Tourism Management Research*, 23(2), 193-211.
- Dong, W. Y., Park, S. W. and Lee, D. H. (2021). Demand Chain Operational Solutions in the Manufacturing Industry: A New Retail Perspective, *Korean Production and Operations Management Society*, 32(4), 335-355.
- Fan, C., Jiang, Y., Yang, Y., Zhang, C. and Mostafavi, A. (2020). Crowd or Hubs: Information Diffusion Patterns in Online Social Networks in Disasters, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 46, 1-10.
- Ferrara, E. and Yang, Z. (2015). Quantifying the Effect of Sentiment on Information Diffusion in Social Media, *Computer Science*, 1(51), 1-15.
- Go, S. R. (2022). The Effect of Characteristics of Information Sources and Content on the Purchase Intention of YouTube Viewers: Differences on the Level of Self-Control of Viewers, *Korean Journal of Business Administration*, 35(1), 53-70.
- Goh, K. Y., Heng, C. S. and Lin, Z. (2013). Social Media Brand Community and Consumer Behavior: Quantifying the Relative Impact of User-and Marketer-generated Content, *Information Systems Research*, 24(1), 88-107.
- Grover, P., Kar, A. K. and Ilavarasan, P. V. (2019). Impact of Corporate Social Responsibility on Reputation-Insights from Tweets on Sustainable Development Goals by CEOs, *International Journal of Information Management*, 48, 39-52.
- Han, M. C. (2019). Social Media Commerce: Next Frontier in Online Shopping Focused on Chinese Consumers, *Global Business & Finance Review*, 24(1), 80-93.
- Han, S. J. (2020). The Effect of Characteristics of YouTube Tourism Contents on Use Satisfaction, Continuous Use Intention and Information Sharing Intention, *Journal of Corporation and Innovation*, 43(3), 155-175.
- Haryanto, B. and Budiman, S. (2016). The Green Brand Marketing Strategies that Utilize Word of Mouth: Survey on Green Electronic Products in Indonesia, *Global Business & Finance Review*, 21(2), 20-33.
- Jeong, E. B. (2022). A Study on Negative Word-of-mouth Virality of Social Media Using Big Data Analysis: From the Supply Chain Risk's Perspective, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 27(2), 163-176.
- Jeong, E. B., and Kim, D. S. (2023). Supply Network Risk Analysis from Social and Bayesian Network Perspectives, *Korean Production and Operations Management Society*, 34(1), 1-17.
- Jeong, E. B. and Yoo, H. N. (2021). Spread of Negative Word-of-mouth of Manufacturing Companies Via Twitter: From the Supply Chain Risk's Perspective. *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 26(5), 79-94.
- Kim, J., Bae, J. and Hastak, M. (2018).

- Emergency Information Diffusion on online social media during storm Cindy in U.S., *International Journal of Information Management*, 40, 153 - 165.
- Kim, M. R. and Jeon, J. E. (2019). The Effects of Video-sharing Platform Activities on Brand Equity : Focusing on YouTube Channel, *Journal of Distribution and Management Research*, 22(2), 25-33.
- Korea Petroleum Association (2018). *Global Electric Vehicle Distribution Trends*. <https://www.petroleum.or.kr/information/report>.
- Krause, S., Mattner, L., James, R., Guttridge, T., Corcoran, M. J., Gruber, S., H. and Krause, J. (2009). Social Network Analysis and Valid Markov Chain Monte Carlo Tests of Null Models, *Behavioral Ecology and Sociobiology*, 63(7), 1089-1096.
- Kwak, K., Y. (2017). *Social Network Analysis*, Seoul, Cheongram.
- Lam, H. K., Yeung, A. C. and Cheng, T. E. (2016). The Impact of Firms' Social Media Initiatives on Operational Efficiency and Innovativeness, *Journal of Operations Management*, 47, 28-43.
- Lee, D. H. and Jeong, E. B. (2023). Analysis of Trends of Critical Issues and Topics in the Service Sector: Comparing YouTube Videos and Research Publications, *Journal of the Korea Industrial Information Systems Research*, 28(4), 59-76.
- Lee, H. J. and Kim, Y. H. (2022). A Study on the Advertising Effect According to the Level of Awareness on Influencers and the Type of Advertisement: Focusing on Youtube, *The e-Business Studies*, 23(6), 115-129.
- Lee, M. T., Yi, J. Y. and Shim, S. W. (2020), An Exploratory Study on the Effect of YouTube Beauty Influencer Attributes on Contents Attitude, Product Attitude, Word of Mouth Intention, and Purchase Intention, *The Korean Journal of Advertising*, 31(5), 117-142.
- Lee, S. and Kim, S. (2019). The Boomerang Effect of Influencer Marketing: How the Interaction between Influencer Type and Social Distance Affects Negative Word of Mouth Intentions, *Korean Journal of Business Administration*, 32(11), 2005-2028.
- Li, L., Tian, J., Zhang, Q. and Zhou, J. (2021). Influence of Content and Creator Characteristics on Sharing Disaster-related Information on Social Media, *Information & Management*, 58(5), 1-18.
- Lusher, D., Koskinen, J., and Robins, G. (2013). *Exponential Random Graph Models for Social Networks: Theory, Methods, and Applications*, Cambridge, Cambridge University Press.
- Majumdar, A. and Bose, I. (2019). Do Tweets Create Value? A Multi-Period Analysis of Twitter Use and Content of Tweets for Manufacturing Firms, *International Journal of Production Economics*, 216(October), 1-11.
- Marketing Chart (2017). The Fortune 500 increasingly embraces YouTube & Instagram. Available at <https://www.marketingcharts.com/digital/social-media-81061>.
- OECD (2008). *Productivity Growth in Services*. OECD Facebook
- Oh, K. T., Jeong, E. B. and Yoo, H. N. (2023). Effects of Working Capital Management on Small and Medium-sized Enterprises' Profitability from the Continuity of Supply Chain Relationships, *Global Business & Finance Review*, 28(5), 51-66.
- Oh, O., Kwon, K. H. and Rao, H. R. (2010). An Exploration of Social Media Inextreme Events: Rumor Theory and Twitter during

- the Haiti Earthquake 2010, *Proceedings of the Thirty First International Conference on Information Systems*, 1-13.
- Park, C. S. and Kang, Ah. R. (2020). Exploring Endogeneous Processes in Automobile Supply Network: An Exponential Random Graph Model Analysis, *Korean Management Review*, 49(1), 129-153.
- Park, E. K. (2021). Relationships among Characteristics of Tourism Contents on YouTube, User Satisfaction and Travel Intention: Additional test of Differences among the Variables by User Characteristics, *Journal of Tourism Management Research*, 25(2), 183-207.
- Park, H. H. (2019). Using ERGM (Exponential Random Graph Model) in Exploring Network Effects: A Case Study of Policy Networks, *Modern Society and Public Administration*, 29(1), 35-61.
- Park, S. J., Yon, S. L. and Park, H. W. (2015). Comparing Twitter and YouTube Networks in Information Diffusion: The Case of the 'Occupy Wall Street' Movement, *Technological Forecasting and Social Change*, 95, 208-217.
- Pew Research Center (2023). <https://www.pewresearch.org/short-reads/2023/04/24/teens-and-social-media-key-findings-from-pew-research-center-surveys/>.
- Prell, C. (2012). *Social Network Analysis: History, Theory, and Methodology*, California, SAGE Publications Inc.
- Robins, G. (2007). Advances in Exponential Random Graph (p\*) Models, *Social Networks*, 29(2), 169-172.
- Robins, G., Pattison, P., Kalish, Y. and Lusher, D. (2007a). An Introduction to Exponential Random Graph (p\*) Models for Social Networks, *Social Networks*, 29(2), 173-191.
- Robins, G., Snijders, T. A. B. Wang, P., Handcock, M. and Pattison, P. (2007b). Recent Developments in Exponential Random Graph (p\*) Models for Social Networks, *Social Networks*, 29(2), 192-215.
- Shin, J., Jian, L., Driscoll, K. and Bar, F. (2018). The Diffusion of Misinformation on Social Media: Temporal Pattern, Message, and Source, *Computers in Human Behavior*, 83(6), 278 - 287.
- Snijders, T. A. (2017). Stochastic Actor-oriented Models for Network Dynamics, *Annual Review of Statistics and Its Application*, 4, 343-363.
- Son, J., Lee, J., Larsen, K., R. and Woo, J. (2020). Understanding the Uncertainty of Disaster Tweets and its Effect on retweeting: The Perspectives of Uncertainty Reduction Theory and Information Entropy, *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 71(10), 1145-1161.
- Stieglitz, S. and Dang-Xuan, L. (2013). Emotions and Information Diffusion in Social Media—Sentiment of Microblogs and Sharing Behavior, *Journal of Management Information Systems*, 29(4), 217 - 248.
- Tajvidi, R. and Karami, A. (2017). The Effect of Social Media on Firm Performance, *Computers in Human Behavior*, 115, 1 - 10.
- Thomas, K. J. and Akdere, M. (2013). Social Media as Collaborative Media in Workplace Learning, *Human Resource Development Review*, 12(3), 329-344.
- Verhagen, T., Nauta, A. and Feldberg, F. (2013). Negative Online Word-of-mouth: Behavioral indicator or emotional release? *Computers in Human Behavior*, 29(4), 1430-1440.
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W. and Papadopoulos, T. (2016). Big Data Analytics in Logistics and Supply Chain Management: Certain Investigations for Research and Applications, *International Journal of*

- Production Economics*, 176, 98-110
- Watts, D. J. and Strogatz, S. H. (1998). Collective Dynamics of 'Small-world' Networks, *Nature*, 393, 440-44.
- Wi, J., N. and Kim, Y., J. (2018). A Study on the Vendor Evaluation of the Automotive Industry Using Social Network Analysis, *Korean Journal of Logistics*, 26(2), 41-53.
- Wu, T., Blackhurst, J. and Chidambaram, V. (2006). A Model for Inbound Supply Risk Analysis, *Computers in Industry*, 57(4), 350-365.
- Yoo, J. M. (2012). A Study on the Promotional Activities Employing SNS (Social Network Service), *CJU Journal of Business and Economics*, 35(2), 101-123.
- YTN (2018), <http://www.sedaily.com/NewsView/1RZJJ60AYG>.
- Yu, E. A. and Choi, J. E. (2020). Effect of Influencer Characteristics and Consumer Persuasion Knowledge on Consumer WOM Intention, *The Korean Journal of Advertising and Public Relations*, 22(4), 36-61.



**정 의 범 (EuiBeom Jeong)**

- 정회원
  - 고려대학교 LSOM 전공 경영학 석사
  - 고려대학교 LSOM 전공 경영학 박사
- (현재) 한신대학교 글로벌협력대학 경영학과 조교수
- 관심분야: 공급사슬 리스크, 공급망 관리



**오 건 택 (Keontaek Oh)**

- 고려대학교 LSOM 전공 경영학 박사
- (현재) 한국과학기술원 기술경영학부 연구조교수
- 관심분야: 재고관리, R&D 전략