

국내 TV 드라마 디지털 불법복제, TV 시청률, 온라인 입소문 간의 동태적 분석*

김동연

가톨릭대학교 경영학과
(dykim88@catholic.ac.kr)

박규홍

인하대학교 경영학과
(khpark@inha.ac.kr)

방영석

연세대학교 경영대학
(yb@yonsei.ac.kr)

본 연구는 패널 벡터자기회귀 모형을 활용하여 국내 TV 드라마에 대한 디지털 불법복제, 시청률, 온라인 입소문 간의 동태적 관계를 종합적으로 분석하였다. 주요 분석결과는 다음과 같다. 첫째, 시청률은 디지털 불법복제에 부정적 영향을 받지만 구글 버즈에는 긍정적 영향을 받는다. 둘째, 디지털 불법복제는 시청률과 소셜 버즈에 부정적인 영향을 받는다. 셋째, 소셜 버즈와 구글 버즈는 서로 긍정적 영향을 받는다. 영화나 음악에 대한 불법복제 효과 연구는 많이 이루어졌으나 TV 드라마에 대한 연구는 상대적으로 제한적이다. 본 연구는 TV 드라마의 디지털 불법복제 영향을 실증 분석하였으며, 특히 디지털 불법복제가 시청률에 미치는 직접효과 뿐만 아니라 온라인 입소문을 통한 간접효과가 존재함을 실증적으로 밝혔다는 점에서 의의가 있다. 또한 온라인 입소문을 소셜 버즈와 구글 트렌드 지표로 다양화하여 그 효과를 검증함으로써 중요한 실무적 시사점을 제공한다.

주제어 : TV 드라마, 디지털 불법복제, 시청률, 온라인 입소문, 패널 벡터자기회귀 모형

논문접수일 : 2022년 6월 13일 논문수정일 : 2022년 8월 5일 게재확정일 : 2022년 8월 21일
원고유형 : Regular Track 교신저자 : 방영석

1. 서론

IT 기술의 발달과 함께 영화, 드라마, 음악과 같은 디지털 콘텐츠 시장이 급격하게 성장하고 있다. Transparency Market Research (2019)에 따르면 세계 디지털 콘텐츠 시장은 매년 17%의 성장이 이루어질 것으로 예상되며, Korea Creative Content Agency (2021)에 따르면 2021년 국내 콘텐츠산업 매출액은 118조 1천억 원에서 130조 2천억 원 사이로 추정된다. 기존의 아날로그 콘텐

츠를 이용하기 위해서는 실제로 음반을 구매하거나 TV 수신료를 납부해야 콘텐츠를 이용할 수 있었지만, BitTorrent와 같은 P2P(Peer-to-Peer) 통신 기술이 발달하면서 아날로그 콘텐츠를 디지털 콘텐츠로 쉽게 변환, 배포, 공유할 수 있게 되었다. 이는 콘텐츠를 이용하려는 잠재 고객들이 실제 매장을 찾아가거나 가입한 서비스 승인을 기다리지 않아도 빠르게 디지털 콘텐츠를 이용할 수 있게 하였고, 디지털 콘텐츠 산업의 발전에 큰 기여를 한 것이 사실이다. 하지만 배포와

* 이 논문은 2020년 대한민국 교육부와 한국연구재단(NRF-2020S1A5B5A16082770), 2022년도 인하대학교, 2022년도 '4단계 두뇌한국21 사업(4단계 BK21 사업)', 2022년도 연세 시그니처 연구클러스터 사업(2022-22-0007) 및 연세대학교 경영연구소의 연구비 지원을 받아 수행된 것임.

공유가 용이하다는 특징으로 인해 사람들이 비용을 지불하지 않고 쉽게 디지털 콘텐츠를 이용할 수 있게 되면서 디지털 불법복제와 같은 부작용도 동시에 큰 이슈가 되어오고 있다. 디지털 콘텐츠를 불법으로 이용할 수 있는 사이트에 대한 접속차단은 2017년 72건에서 2020년 6809건으로 급격하게 증가하였으며, 특히 2017년 1월부터 2018년 8월까지 웹툰 불법복제로 인한 피해액은 1조 8621억 원으로 알려졌다(Jeon, 2021).

이러한 이슈를 바탕으로 기업과 정부는 디지털 불법복제를 근절하고자 노력하고 있으며, 과거 여러 연구들도 영화(Hennig-Thurau et al., 2007; Liu, 2018; Ma et al., 2014; Smith & Telang, 2009), 음악(Kretschmer & Peukert, 2020; Liebowitz, 2008), 드라마(Kim et al., 2022; Ray, 2014)와 같은 다양한 환경에서 디지털 불법복제의 효과를 측정하고자 노력하였다. 대부분의 디지털 불법복제 관련 연구는 불법복제를 하게 되는 행동학적 요소를 도출하거나 불법복제의 양이 잠재 고객들의 수요 또는 구매에 미치는 부정적인 영향을 실증적으로 규명하고자 하였다. 예를 들어, Choi (2018)는 계획된 행위이론(theory of planned behavior)을 바탕으로 설문을 통해 디지털 콘텐츠 불법복제 행동에 대한 요인을 찾고자 하였으며, Ma et al. (2014)는 개봉 전과 후의 영화 불법복제가 박스오피스에 미치는 부정적 영향을 실증적으로 규명하였다.

하지만 많은 디지털 불법복제에도 불구하고 수요에 긍정적인 영향을 줄 수 있다는 관점이 등장하기 시작하였다. 미국 유명 드라마 ‘왕좌의 게임(Game of Thrones)’의 경우 시즌7 첫 번째 에피소드가 약 9천만 회 불법으로 다운로드 되었지만(MUSO, 2017), 해당 드라마를 방영한 HBO의 소유자 Jeff Bewkes는 그 해 최고의 드라

마에 수상하는 Emmy Prize보다 많은 디지털 불법복제가 더 좋다는 언급을 하였다(Tassi, 2014; The Conversation, 2019). 비슷하게, 감독인 David Petrarca는 디지털 불법복제를 통해 문화적인 버즈(온라인 입소문)를 생성할 수 있기 때문에 오히려 시청률에 긍정적인 영향을 주며 그로 인해 디지털 불법복제는 큰 문제가 되지 않는다는 의견을 피력하였다(Sottek, 2013). 이렇게 디지털 불법복제가 수요에 긍정적인 영향은 준다는 의견은 온라인 입소문을 통한 간접효과가 발생하기 때문에 디지털 불법복제가 수요에 미치는 부정적인 직접효과를 상쇄시키고 긍정적인 총효과가 발생한다는 것이다.

과거 디지털 불법복제에 관한 실증적 연구는 대부분 영화, 음악, 혹은 물리적 제품에 한정되어 있으며, TV 드라마에 관한 연구는 제한적이다. Kim et al. (2022)의 연구에서 미국 TV 드라마를 대상으로 온라인 입소문을 통해 디지털 불법복제가 시청률에 미치는 영향을 검증하였지만, TV 드라마는 일정 기간 동안 여러 에피소드가 지속적으로 방영되기 때문에, 디지털 불법복제와 수요 간의 직접효과, 온라인 입소문을 통한 간접(매개)효과와 더불어 역방향의 효과가 존재할 수 있다. 예를 들어, 이번 주차의 시청률이 다음 주차의 디지털 불법복제와 온라인 입소문에 영향을 줄 수 있고, 그렇게 형성된 불법복제 정도와 입소문이 다시 시청률에 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 연구는 디지털 불법복제, TV 시청률, 온라인 입소문 간에 다양하게 존재할 수 있는 영향을 동태적으로 분석하여 검증하고자 한다. 이를 위해 국내 26개 드라마에 대한 불법복제 정도, 시청률, 온라인 입소문 데이터를 수집하였으며, 패널 벡터자기회귀모형(Vector Autoregression, VAR)을 통해 분석하고자 한다.

2. 문헌연구

인터넷 기술이 발전함에 따라 디지털 불법복제가 활발히 발생하게 되면서 그 효과를 측정하기 위한 다양한 연구들이 진행되고 있다. 과거 대부분의 연구는 디지털 불법복제가 정품 제품의 수요 또는 판매량에 미치는 영향을 규명하고자 하였는데, 일반적인 인식과 같이 불법복제가 정품 제품의 수요에 부정적인 영향을 준다는 연구가 진행되었다.

디지털 불법복제가 수요에 부정적인 영향을 준다는 연구는 대부분 불법복제의 직접적인 영향(direct effect)을 측정하고, 그 원인을 밝혀내고자 하였다. Henning-Thurau et al. (2007)은 소비자가 직접 극장을 방문하거나 합법적인 DVD 대여 및 구매 대신 불법적인 파일 공유를 선호하며, 이는 결과적으로 영화 산업의 전체 매출을 9.4% 감소시킨다고 밝혔다. Godinho de Matos et al. (2018)은 구독하여 VOD를 시청할 수 있는 서비스를 이용할 경우 TV를 통한 시청을 증가시키는 동시에 인터넷을 통한 동영상 다운로드와 업로드를 감소시키는 효과가 있다고 밝혔다. 가구 단위 레벨에서 5개월 동안의 VOD 서비스 이용 추이와 디지털 불법복제 다운로드 및 업로드 트래픽을 분석한 결과, VOD 서비스가 이용자가 원하는 (높은 적합성을 갖는) 영상을 제공하였을 때, 불법 다운로드 서비스를 이용할 가능성이 18% 줄어들고 업로드하는 트래픽의 양은 45%가 줄어들음을 발견하였다. Liebowitz (2008)은 미국 내에서 발생하는 디지털 음반 파일 공유가 실제 (물리적인) 음반 판매량을 크게 감소시켰음을 밝혔다. 또한, Ma et al. (2014)는 영화 산업에서의 개봉 전 불법복제는 박스오피스 수익을 크게 감소시키고, 이러한 영향은 영화의 수명주기 후반

부보다는 전반부에 더 강하게 나타난다고 주장하였다. 개봉 전에 영화를 접하는 것은 잠재적인 관객들이 극장에 방문하는 것을 꺼리게 만들고, 심지어 불법 복제된 파일이 영화 개봉 전에 유출되는 것은 개봉 후에 유출되는 것에 비해 박스오피스 수익을 19% 더 감소시킨다는 것을 밝혔다. Liu (2018)는 영화 산업에서 불법복제가 영화 수요의 2.71%를 감소시킨다는 것을 밝혔지만, 온라인 입소문 효과를 통해 어느정도 부정적인 효과가 감소되었음을 언급하였다.

이처럼 불법복제가 정품 제품의 수요에 부정적인 영향을 준다는 연구는 불법복제가 발생하기 이전 시점과 이후 시점의 매출을 비교하여 그 효과를 규명하고자 하였다. 그러나 입소문 효과 등으로 인해 발생할 수 있는 긍정적인 간접효과(indirect effect)를 반영하고 있지 못하다는 점에서 한계를 지니고 있음을 알 수 있다.

한편 디지털 불법복제가 수요에 유의미한 영향을 주지 않는다는 연구 또한 진행되었다. Smith and Telang (2009)은 2005년부터 2006년까지 아마존에서 판매된 영화 DVD와 그에 대한 불법복제 정도를 분석한 결과, TV에서 해당 영화를 방송하는 것은 DVD 판매를 촉진시킬 수 있으나 불법복제 정도는 DVD 판매에 유의미한 영향을 주지 않음을 밝혔다. Danaher et al. (2010) 또한 디지털 불법복제 정도와 아마존에서 판매된 DVD 순위 간의 관계를 밝히고자 하였다. 그 결과, 일시적으로 합법적인 디지털 공급 채널이 사라진 상황은 불법복제를 증가시킨다는 것을 밝혔지만 정작 아마존에서의 DVD 판매 순위는 큰 변화가 없음을 발견하였다.

최근에는 역설적이게도 불법복제가 수요에 긍정적인 영향을 줄 수도 있다는 연구가 활발히 진행되고 있다. 이러한 연구는 온라인 입소문과 같

은 간접효과를 바탕으로 직접효과와 더불어 전체적인 효과를 측정하고자 하였다. Zhang (2018)은 디지털 음원 산업에서 DRM(Digital Rights Management)를 제거하였을 때, 오히려 디지털 음원 판매가 10% 증가하였음을 발견하였다. 1992년부터 2012년까지 판매된 음원 데이터를 분석한 결과, 불법으로 다운로드 된 음원이 오히려 무료 샘플로써 홍보 역할을 하게 되고 이는 사람들에게 더 빠르게 전파되며 제품(음원)에 대한 인식을 증가시킬 수 있다고 밝혔다. 다만 인기 있는 상위 앨범에게는 그 효과가 크게 나타나지 않으며, 롱테일(long-tail)에 해당하는 인기가 없는 앨범에게는 그 효과가 더 크게 나타났다. 즉, 인기 없는 앨범에 대한 입소문 효과를 불법복제를 통해 증폭시킬 수 있는 것이다. Lu et al. (2020) 또한 영화 산업에서 디지털 불법복제 정도, 영화 전문 사이트에서의 입소문 정도, 박스 오피스를 분석한 결과, 개봉 후에 불법복제가 이루어지는 영화는 3% 정도 매출을 증가시키는 효과가 있다고 밝혔다. 또한, Kim et al. (2022)은 TV 드라마 산업에서 디지털 불법복제는 시청률에 부정적인 직접효과를 갖는다고 밝혔지만, 구글, 유튜브, 트위터와 같은 입소문 효과를 통해 디지털 불법복제가 오히려 시청률에 긍정적인 간접효과를 나타낸다고 밝혔다. 특히 초반 에피소드에서는 디지털 불법복제의 총 효과가 시청률에 부정적인 영향을 주지만 초기에 형성된 입소문 효과가 후반 에피소드에서는 더욱 증폭되어 디지털 불법복제의 총 효과가 결과적으로 시청률에 긍정적인 영향을 나타낸다고 밝혔다.

이처럼 디지털 불법복제가 수요에 긍정적인 혹은 미미한 영향을 준다는 기존의 연구는 온라인 입소문을 통한 간접효과를 측정하고자 하였으며, 그 영향은 산업 또는 제품의 성격에 따라

다르게 나타남을 보였다. 그러나 디지털 불법복제, 수요, 온라인 입소문 간의 동태적 관계를 고려하지 못한다는 한계가 있다. 디지털 불법복제가 수요에 미치는 영향에 관한 연구는 활발하게 진행되었지만 반대로 증가된 혹은 감소된 수요가 디지털 불법복제와 온라인 입소문에 미치는 영향에 관한 연구는 찾아보기 힘들다. Park and Kim (2020)의 연구에서 온라인 입소문은 디지털 불법복제 다운로드 수에 큰 영향을 미치지만 TV 시청률에는 영향을 미치지 않는다는 것을 발견하여 디지털 불법복제와 온라인 입소문 간의 역방향 영향을 검증하였지만, 수요와의 영향을 검증하지는 않았다. 이에 본 연구에서는 디지털 불법복제, 온라인 입소문, 수요(TV 시청률) 간의 방향성을 동시에 고려하여 개별 TV 드라마의 주간 단위 데이터를 패널 VAR 모형으로 분석하고자 한다. 패널 VAR 모형은 과거부터 온라인 입소문 효과가 시장에 미치는 영향의 방향성을 확인하는데 활발히 사용되어 왔다(Dewan & Ramaprasad, 2014; Feng et al., 2020; Frino et al., 2022). 본 연구에서 다루고자 하는 디지털 불법복제, 온라인 입소문, TV 시청률 간의 관계는 아직 검증되지 않은 부분이 존재하기 때문에, 변수 간의 동태적 분석이 가능한 패널 VAR 모형이 분석에 적합하다. 또한, 충격반응분석을 통해 한 변수의 변화가 다른 변수에 미치는 영향을 자세히 살펴볼 수 있기 때문에 패널 VAR 모형을 활용하고자 한다.

이러한 본 연구는 과거 연구와 비교하여 다음과 같은 차별성을 갖는다. 첫째, 앞서 언급한 바와 같이 디지털 불법복제의 영향이 긍정적 혹은 부정적으로 유의미하거나 아예 유의미하지 않는 등 다양화되고 있음에 따라 그 방향성과 효과를 검증하는 것은 향후 연구에서 정확한 효과 검증

에 도움을 줄 수 있을 것이다. 예를 들어 Feng et al. (2020)은 온라인 뉴스와 SNS 게시물과 같은 미디어 변수와 고객의 참여활동 그리고 영화의 매출 간의 관계를 확인하였지만, 미디어 변수, 고객 활동, 매출에 모두 영향을 미칠 수 있는 불법복제의 영향은 고려되지 않았다. Dewan and Ramaprasad (2014) 또한 블로그를 통한 온라인 입소문, 음악 판매량, 라디오 방송 간의 방향성과 효과를 검증하였으나, 음악의 무료 공유와 입소문 효과가 동시에 발생하는 블로그 채널의 특성을 반영하기 위해 노래와 앨범에 미치는 영향을 나누어 분석할 수밖에 없었다. 반면 본 연구는 불법복제, 입소문, 시청률을 동태적 모형을 통해 양방향 영향을 고려하여 효과를 분석한다.

둘째, 과거 연구에서 온라인 입소문은 검색량, 댓글 수, 소셜미디어 언급량 등 다양한 변수를 통합하여 검증하였다. SNS 상에서의 좋아요, 댓글, 공유 수 등을 활용해 온라인 입소문이 매출에 미치는 영향을 확인하기도 하였으며(Lee & Park, 2019; Liu & Lim 2019), 유튜브와 같은 새로운 미디어 환경에서도 댓글과 좋아요 등의 변수는 시청의도에 유의미한 영향을 미침을 확인할 수 있었다(Chae & Son, 2020). 해당 변수들은 미디어 외에도 다양한 연구분야에서 활용되었는데 트위터에 대한 토픽 분석을 통해 정부 프로젝트와의 연관과 IT트렌드를 확인하기도 하였으며(Yi et al., 2015), 구글 트렌드를 활용해 주가나 펀드의 변동성 등을 예측하기도 하였다(Cho et al., 2021; Da et al., 2015). 또한 Philippas et al. (2019)는 비트코인 가격에 미치는 영향과 변수별 인과관계에 있어서, 구글 트렌드와 트위터가 다른 형태로 작동함을 확인했다. 더 많은 사람들이 생성에 참여하는 구글 트렌드의 경우 트위터

에 비해 비트코인 가격에 미치는 유의미한 영향을 확인할 수 있었다. 트위터의 경우 즉각적인 모멘텀 요인으로 부분적으로 영향을 미쳤는데 이를 통해 구글 트렌드와 같이 투자 시 참고하는 정보의 직접적인 수요로 작용하는 것이 아닌 당시 현 상황에 대한 사용자의 논쟁을 나타내는 변수로 역할을 수행함을 확인할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 블로그, 트위터 등에 게재된 관련 글의 수와 구글과 같은 포털을 통해 검색된 검색량으로 온라인 입소문을 구분하여 디지털 불법복제의 영향을 검증하고자 한다. 소셜 활동과 포털 검색량 모두 입소문과 관련된 변수이나, 포털을 통해 검색된 검색량은 현재 관심도에 대한 지표적 성격이 강하고, 직접적인 팔로워가 있는 소셜 활동에 비해 시청률이나 불법복제 활동에 미치는 효과가 다를 것이라 판단된다. 이에 본 연구에서는 온라인 입소문을 다양화하여 그 영향을 검증함으로써 세분화된 간접효과를 제공한다.

셋째, 디지털 불법복제의 영향을 TV 드라마 컨텍스트에서 검증함으로써 새로운 시사점을 제공할 수 있을 것이다. 기존의 연구는 대부분 음악, 영화, 혹은 실물 제품을 대상으로 이루어졌다. 예를 들어, Smith and Telang (2009)와 Koschmann and Bowman (2017)는 P2P의 다운로드 지표를 활용해 일괄적으로 영화 판매에 미치는 영향을 확인하였다. 이에 반해 TV 드라마는 주 단위로 계속하여 방영이 되어 디지털 불법복제와 온라인 입소문 등이 지속적으로 발생하게 된다. 본 연구에서는 주간 단위의 패널 자료를 활용함으로써 보다 정확하게 서로 간의 영향을 검증하고자 하였다.

3. 분석자료 및 분석결과

3.1. 데이터

디지털 불법복제, TV 시청률, 온라인 입소문 간의 동태적 특성을 분석하기 위해 26개의 한국

드라마 데이터를 분석하였다. 2019년 6월 2일부터 2019년 9월 9일까지의 기간 동안 지상파 3사(KBS, MBC, SBS)와 5개의 주요 케이블 채널(TVN, 채널A, JTBC, OCN, MBN)에서 1회 이상 방영된 드라마가 분석 대상이 되었으며, <Table 1>은 이에 해당하는 드라마의 제목, 방영 채널,

(Table 1) Program List

Title	Channel	Broadcasting Date
60 Days, Designated Survivor	TVN	7/9, 7/15, 7/22, 7/29, 8/5, 8/12, 8/19
A Lover of 3:00 PM on Weekdays	Channel A	7/5, 7/12, 7/19, 7/26, 8/2, 8/9, 8/16
Abys	TVN	6/3, 6/10, 6/17, 6/24
Angel's Last Mission: Love	KBS2	6/5, 6/12, 6/19, 6/26, 7/3, 7/10
Arthdal Chronicles	TVN	6/1, 6/8, 6/15, 6/22, 6/29, 7/6
Be Melodramatic	JTBC	8/16, 8/23, 8/30, 9/6
Class of Lies	OCN	7/17, 7/24, 7/31, 8/7, 8/14, 8/21, 8/28, 9/4
Different Dreams	MBC	6/8, 6/15, 6/22, 6/29, 7/6, 7/13
Elegant House	MBN	8/21, 8/28
Hotel Del Luna	TVN	7/13, 7/20, 7/27, 8/3, 8/10, 8/17, 8/24, 8/31
Justice	KBS2	7/17, 7/24, 7/31, 8/7, 8/14
Let Me Hear Your Song	KBS2	8/5, 8/12, 8/19, 8/26, 9/2
Level Up	MBN	7/10, 7/17, 7/24, 7/31, 8/7, 8/14
Mother of Mine	KBS2	6/1, 6/8, 6/15, 6/22, 6/29, 7/6, 7/13, 7/20, 7/27, 8/3, 8/10, 8/17, 8/24, 8/31
My Absolute Boyfriend	SBS	6/5, 6/12, 6/19, 6/26, 7/3, 7/10
No Work	KBS2	6/11, 6/18, 7/2
One Spring Night	MBC	6/5, 6/12, 6/19, 6/26, 7/3, 7/10
Partners for Justice 2	MBC	6/3, 6/10, 6/17, 6/24, 7/1, 7/8, 7/15, 7/22
Perfume	KBS2	6/3, 6/10, 6/17, 6/24, 7/1, 7/8, 7/15, 7/22
Save Me 2	OCN	6/5, 6/12, 6/19, 6/26
The Secret Life of My Secretary	SBS	6/10, 6/17, 6/24
The Wind Blows	JTBC	6/3, 6/10, 6/17, 6/24, 7/1, 7/8, 7/15
Voice 3	OCN	6/1, 6/8, 6/15, 6/22, 6/29
Watcher	OCN	7/6, 7/13, 7/20, 7/27, 8/3, 8/10, 8/17, 8/24
Welcome 2 Life	MBC	8/5, 8/12, 8/19, 8/26, 9/2
WWW	TVN	6/5, 6/12, 6/19, 6/26, 7/3, 7/10, 7/17, 7/24

방영일을 나타낸다.

먼저 디지털 불법복제를 측정하기 위해 BitTorrent에서 발생하는 드라마 불법공유 정도를 측정하고자 하였다. BitTorrent를 통해 특정 자료를 다운로드할 경우 시드(seed)와 리치(leech)의 수를 확인할 수 있는데, 시드는 다운로드하고자 하는 파일의 전부를 가지고 있는 사람을 의미한다. 온전한 파일을 공유하고 있는 시드가 한 명이라도 존재한다면 다른 이용자들이 모두 해당 파일을 다운로드할 수 있다. 리치는 파일을 다운로드하고 있는 사람을 의미한다. BitTorrent에서는 다운로드가 진행중인 불완전한 파일도 동시에 공유가 이루어지기 때문에, 다른 이용자들은 리치를 통해 원하는 파일의 일부를 다운로드할 수 있다. 본 연구에서는 Python으로 제작된 스크래핑 프로그램을 통해 26개의 드라마에서 발생하는 시드와 리치의 수를 회차별 일 단위로 수집하였다.

TV 시청률은 닐슨코리아(Nielsen Korea)에서 제공하는 자료를 통해 수집하였다. 모든 드라마 회차에 대해 방영 다음날 시청률 수치를 공개하고 있기 때문에, 본 연구에서는 26개의 드라마에서 진행된 모든 회차의 시청률을 수집할 수 있었다. 다만 드라마는 주 1회 혹은 2회 방영되는 것에 반해 드라마 회차에 대한 불법복제는 방영 이후에도 지속적으로 발생하기 때문에, 데이터를 분석함에 있어 변수 간 시간 단위에 차이가 발생한다. 그러한 문제를 해결하고자 본 연구에서는 모든 변수의 시간 단위를 주간 단위로 변경하였다. 예를 들어 7월 9일에 방영된 “60일, 지정생존자”는 시청률이 4.3%로 나타났으며, 방영일로부터 한 주간 평균 시드의 수는 1152.6개이며 평균 리치의 수는 159.8개로 나타났다. 주 2회 방영되는

드라마에 대해서는 두 에피소드 간의 시청률과 불법복제 값의 상관관계수가 매우 높기 때문에 해당 주차에 첫 번째로 방영된 에피소드의 시청률과 불법복제를 주별 대표치로 설정하고 분석하였다.¹⁾

온라인 입소문은 크게 2가지로 나눠 수집하였다. 먼저 소셜 버즈 데이터는 닐슨코리아클릭(Nielsen Korean Click)을 통해 수집하였다. 본 연구의 대상이 된 26개의 드라마에 대해 블로그, 게시판, 클럽, 전문사이트, 지식검색, 트위터, 페이스북, 인스타그램, 동영상 제공 사이트에 게재된 프로그램 관련 글을 전수 수집하여 그 수치를 계산한다. 드라마 제목, 등장 배우 등의 관련 키워드를 바탕으로 각 드라마의 방영일로부터 한 주간 게재된 글의 수를 제공받았다. 한편 구글(Google) 버즈 데이터는 구글 트렌드에서 제공하는 값을 분석에 활용하였다. 구글 트렌드는 구글에서 해당 드라마 제목이 검색된 수를 표준화된 값으로 제공하는데, 26개의 드라마 중 가장 낮은 값을 갖는 회차의 값과 가장 높은 값을 갖는 회차의 값을 기준으로 표준화가 이루어진다. 구글 버즈 데이터는 시드와 리치 값과 마찬가지로 일 단위로 제공되기 때문에, 본 연구에서는 주간 단위로 변환하기 위해 평균값을 활용하였다. 앞서 언급한 예인 7월 9일에 방영된 “60일, 지정생존자”의 경우 소셜 버즈는 1873개로 나타났으며, 구글 버즈는 평균 19의 값을 나타냈다. 즉, 시청률과 불법복제와는 달리 온라인 입소문은 회차별로 구분하는 것이 불가능하기 때문에 일간 데이터를 주별 평균치로 변환하여 분석에 활용한다.

정리하자면 본 연구의 패널데이터는 각 드라

1) 주 2회 방영되는 드라마에 대한 주별 첫번째 회차와 두번째 회차 간 시청률의 상관 계수는 0.995, 불법복제의 상관 계수는 0.945이다.

〈Table 2〉 Descriptive Statistics

Variable	Mean	S.D.	Min	Max
<i>Rating</i> (log)	1.384	0.745	-0.223	3.325
<i>Seed</i> (log)	5.738	1.042	2.773	7.661
<i>Leech</i> (log)	3.751	0.959	0.916	5.505
<i>Social</i> (log)	7.108	0.831	5.342	9.463
<i>Google</i> (log)	2.855	1.221	-0.616	6.214

〈Table 3〉 Correlations

Variable	<i>Rating</i>	<i>Seed</i>	<i>Leech</i>	<i>Social</i>
<i>Rating</i>	-			
<i>Seed</i>	0.224	-		
<i>Leech</i>	0.181	0.949	-	
<i>Social</i>	0.353	0.537	0.414	-
<i>Google</i>	0.137	0.663	0.628	0.570

마 이름이 패널 아이디로, 각 드라마 회차가 패널 시간으로 설정된다. 예를 들어, 7월 13일에 방영된 “호텔 델루나”는 7월 13일부터 7월 19일까지의 평균 디지털 불법복제, 시청률, 온라인 입소문 값을 갖으며, 7월 17일에 방영된 “레벨업”은 마찬가지로 7월 17일부터 7월 23일까지의 값을 갖는다. <Table 2>는 각 변수의 기술통계량을 나타낸다. 모든 변수는 스케일링 효과 (scaling effects)를 제거하는 동시에 이분산성 (heteroscedasticity)에 대한 우려를 제거하기 위해 로그 변환되었다(Feng et al., 2020).

<Table 3>은 변수들 간의 상관계수 값을 나타낸다. 상관분석 결과 시드와 리치가 0.9 이상의 매우 높은 상관계수 값을 갖는 것으로 나타났다. 즉, 온전한 파일을 공유하는 사람의 수와 파일을 실시간으로 다운로드 하는 사람의 수는 매우 밀접한 관련이 있음을 알 수 있다. 본 연구에서는

높은 상관계수 값으로 인해 이후 분석에서 나타날 수 있는 불필요한 효과를 최소화하기 위해 디지털 불법복제를 나타내는 변수는 시드 값만 활용하도록 한다.

3.2. 패널 단위근 검정

패널 단위근 검정을 통해 시계열 자료의 안정성(stationary)을 검증할 수 있다. 불안정한 변수를 활용하여 분석을 진행할 경우 변수 간에 아무런 관련이 없음에도 유의미한 값이 도출될 수 있기에, 본 연구에서는 ADF-Fisher 검정방법을 활용하여 시계열 자료의 안정성을 검증하였다. ADF-Fisher 검정방법은 패널 그룹에 존재하는 모든 횡단면들에 대해 단위근 검정을 실시하고, 여기서 도출된 통계량들의 *p*-값을 결합하는 방식으로 다른 단위근 검정방법에 비해 탁월한 검

<Table 4> Panel Unit Root Test

Variable	Before Helmert Transformation		After Helmert Transformation	
	Chi-square	p-value	Chi-square	p-value
<i>Rating</i>	25.476	0.999	286.528	0.000
<i>Seed</i>	147.040	0.000	141.483	0.000
<i>Social</i>	145.504	0.000	146.778	0.000
<i>Google</i>	177.938	0.000	178.436	0.000

정력을 갖고 있는 것으로 알려져 있다(Maddala & Wu, 1999).

<Table 4>는 패널 단위근 검정결과를 나타낸다. 검정결과 시드, 소셜, 구글 버즈 변수는 0.01% 수준에서 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하였지만, 시청률 변수는 유의미하지 않은 것으로 나타났다. 따라서 본 연구에서는 패널 VAR 분석에 활용하기 위한 모든 변수가 더욱 안정적인 시계열 형태를 나타내기 위해 미래관 측치의 평균을 차감하는 헬름트 변환(Helmert transformation)을 수행하였다. 이렇게 변환된 변수들과 시차가 적용된 변수들 간에는 직교조건이 성립하게 되어 시차가 적용된 변수들을 도구 변수로 활용하여 시스템 일반화적률법(system generalized method of moments) 추정에 활용할 수 있으며 패널고정효과를 제거하는데도 유용하다(Love & Zicchino, 2006). 결과적으로 헬름트 변환을 적용한 변수들은 0.01% 수준에서 단위근이 존재한다는 귀무가설을 기각하여 안정적인 시계열 형태를 나타내는 것으로 확인되었다.

3.3. 패널 그랜저 인과관계 분석

패널 VAR 분석을 수행하기 전 디지털 불법복제, TV 시청률, 온라인 입소문 간의 인과관계 방향을 살펴보기 위해 패널 그랜저 인과관계 분석

을 수행하였다. 패널 그랜저 인과관계 분석은 Wald 검정을 통해 두 변수 간의 인과관계를 확인하는 것으로 귀무가설이 기각되면 해당 인과관계가 존재한다고 판단한다. 패널 그랜저 인과관계 검정의 모형은 시차가 포함된 회귀식을 활용한다. 예를 들어, 시드와 시청률의 인과관계를 검정함에 있어 시차가 1인 모형을 활용한다면, 이전 주차 드라마의 시드와 이번 주차 드라마의 시청률 간의 인과관계를 확인할 수 있다. 반대로 이전 주차 드라마의 시청률과 이번 주차 드라마의 시드 간의 인과관계도 확인할 수 있다. 본 연구에서는 회귀식의 시차가 1일 때와 2일 때를 모두 검정하였으며, 그 결과는 <Table 5>와 같다.

검정 결과 시차 1의 시드와 소셜 버즈, 시차 2의 소셜 버즈가 시청률에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 종속변수가 시드인 경우에는 시차 1의 시청률, 소셜 버즈, 구글 버즈가 모두 영향을 미치는 것으로 나타났으며, 시차 2의 소셜 버즈 또한 영향을 준다. 앞선 결과를 종합해보았을 때, 시드와 시청률은 양방향으로 인과관계가 존재함을 알 수 있다. 종속변수가 소셜 버즈인 경우에는 시차 1의 다른 모든 변수와 시차 2의 구글 버즈가 영향을 주는 것으로 나타났으며, 종속변수가 구글 버즈인 경우에는 시차 1과 시차 2의 시청률과 시드가 영향을 주는 것으로 나타났다.

전체적으로 패널 그랜저 인과관계 결과를 살

〈Table 5〉 Panel Granger Causality

Causality	Lag 1	Lag 2
<i>Seed</i> → <i>Rating</i>	6.904**	2.394
<i>Social</i> → <i>Rating</i>	4.754*	9.164**
<i>Google</i> → <i>Rating</i>	0.005	2.157
<i>Rating</i> → <i>Seed</i>	36.027***	0.344
<i>Social</i> → <i>Seed</i>	7.867**	15.273***
<i>Google</i> → <i>Seed</i>	4.726*	0.721
<i>Rating</i> → <i>Social</i>	0.022	2.796
<i>Seed</i> → <i>Social</i>	15.840***	4.632
<i>Google</i> → <i>Social</i>	18.449***	11.754***
<i>Rating</i> → <i>Google</i>	45.199***	8.053*
<i>Seed</i> → <i>Google</i>	36.702***	6.542*
<i>Social</i> → <i>Google</i>	0.508	0.914

Note: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$.

펴보았을 때, 시차가 2인 경우보다 시차가 1일 때 변수 간의 인과관계가 존재하는 경우가 많음을 알 수 있다. 과거 다양한 연구 결과와 같이 디지털 불법복제와 온라인 입소문이 TV 시청률에 영향을 준다는 것이 밝혀졌지만, 반대로 TV 시청률 또한 디지털 불법복제와 온라인 입소문에 영향을 미치는 것으로 나타나 본 연구에서 서로 간의 동태적 관계를 분석하여 그 영향을 제대로 살펴보는 것이 의미가 있다고 할 수 있다.

3.4. 패널 VAR 분석

패널 그랜저 인과관계 분석결과에서 알 수 있듯이 디지털 불법복제, TV 시청률, 온라인 입소문 간 영향이 서로 얽혀 있기 때문에 일반적인 패널회귀모형을 통한 추정은 내생성이 발생할 수 있다. 그에 반해 VAR 모형을 통한 추정은 변수 서로 간의 상호작용을 고려하여 한 변수가 다

른 변수에 미치는 영향을 더욱 강건하게 추정할 수 있다는 장점이 있다(Hill et al., 2018). 본 연구에서는 각 드라마의 주차별 정보를 패널 데이터 형식으로 구성하였으므로, 패널 VAR 모형을 구성하여 서로 간의 영향력을 추정하도록 한다. 따라서 디지털 불법복제, TV 시청률, 온라인 입소문은 독립변수이자 동시에 종속변수가 될 수 있다. 본 연구에서 활용한 패널 VAR 모형은 다음 식과 같다.

$$\begin{bmatrix} Rating_{it} \\ Seed_{it} \\ Social_{it} \\ Google_{it} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_1^i \\ \alpha_2^i \\ \alpha_3^i \\ \alpha_4^i \end{bmatrix} + \sum_{j=1}^J \begin{bmatrix} \beta_{1,1}^{ij} & \dots & \beta_{1,4}^{ij} \\ \beta_{2,1}^{ij} & \dots & \beta_{2,4}^{ij} \\ \beta_{3,1}^{ij} & \dots & \beta_{3,4}^{ij} \\ \beta_{4,1}^{ij} & \dots & \beta_{4,4}^{ij} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} Rating_{i,t-j} \\ Seed_{i,t-j} \\ Social_{i,t-j} \\ Google_{i,t-j} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{1t}^i \\ \varepsilon_{2t}^i \\ \varepsilon_{3t}^i \\ \varepsilon_{4t}^i \end{bmatrix}$$

여기서 $Rating_{it}$, $Seed_{it}$, $Social_{it}$, $Google_{it}$ 는 드라마 i 의 회차 t 에서의 시청률, 평균 시드, 소셜 버즈량, 구글 버즈량을 나타낸다. β 값들은 드

〈Table 6〉 Optimal Lag Selection

Lag	CD	J	J p -value	MBIC	MAIC	MQIC
1	0.999	57.397	0.166	-151.106	-38.603	-83.603
2	0.999	31.195	0.507	-107.807	-32.805	-62.805
3	0.999	13.491	0.637	-56.010	-18.509	-33.509

〈Table 7〉 Panel VAR Analysis

Variable	<i>Rating</i>	<i>Seed</i>	<i>Social</i>	<i>Google</i>
<i>Rating</i> (-1)	0.964*** (0.186)	-4.134*** (0.689)	-0.038 (0.256)	-3.120*** (0.464)
<i>Seed</i> (-1)	-0.152** (0.058)	1.052*** (0.242)	0.164*** (0.041)	-0.731*** (0.121)
<i>Social</i> (-1)	0.346* (0.158)	-1.808** (0.645)	0.740*** (0.110)	0.391 (0.549)
<i>Google</i> (-1)	-0.006 (0.087)	-1.057* (0.486)	0.341*** (0.079)	-1.586*** (0.357)

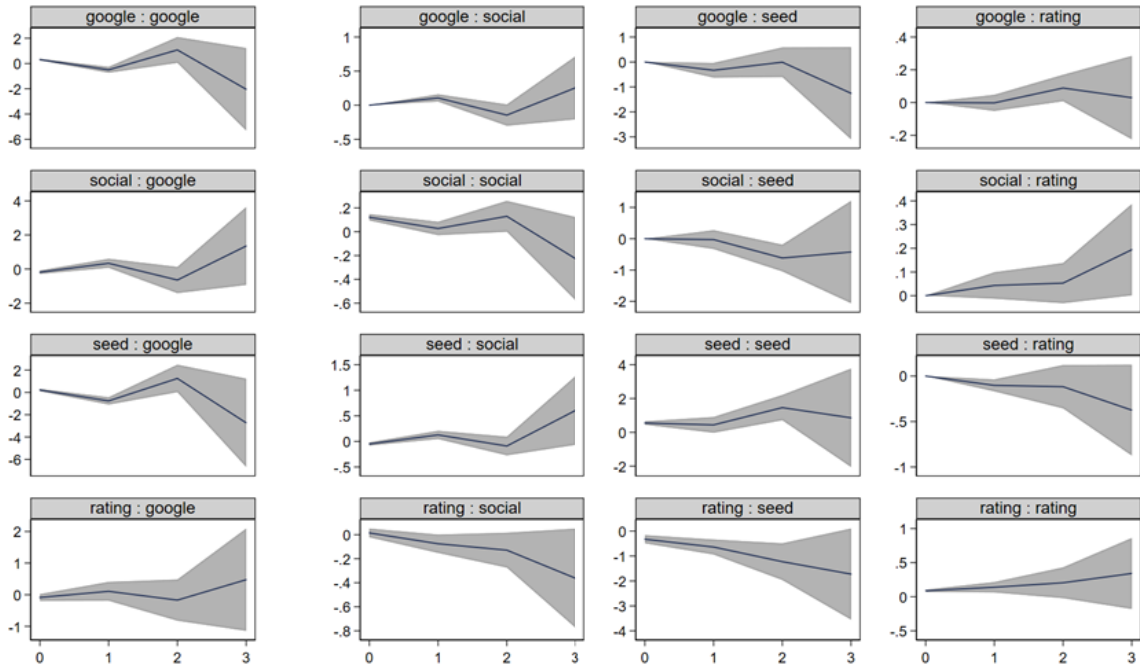
Note: * $p < 0.05$, ** $p < 0.01$, *** $p < 0.001$; Standard errors are in parentheses.

라마 i 의 주차 $t-j$ 에서의 추정계수를 나타내며, α 값들은 패널고정효과를 나타내는 상수들이다. ε 값들은 특이(idiosyncratic) 에러를 나타내며, j 는 패널 VAR 모형의 최적시차를 나타낸다. 즉 패널 VAR 모형은 각 변수들의 상호작용을 고려하여 회귀식을 동시에 추정함으로써 서로 간의 효과를 측정할 수 있다.

패널 VAR 모형에서의 최적 시차를 추정하기 위해 <Table 6>과 같이 모형의 정보 기준을 도출하였다. 기준을 도출하는 데는 모델 추정을 개선하기 위해 GMM-style 도구변수를 활용하였으며(Holtz-Eakin et al., 1988), 시차 4까지 활용하였다. 먼저 J -statistics 값을 통해 시차가 1일 때 과잉 식별된 제한이 유효하다는 귀무가설을 5% 수준에서 기각할 수 없음을 보여준다. 또한 MBIC(Modified Bayesian Information Criterion),

MAIC(Modified Akaike Information Criterion), MQIC(Modified Quinn Information Criterion) 값을 도출하였다. 일반적으로 MBIC, MAIC, MQIC 값들이 최소가 되는 시차를 최적 시차로 결정하는데(Andrews & Lu, 2001), 본 연구에서는 <Table 6>과 같이 시차 1부터 시차 3까지 해당 값들을 도출한 결과 적정 시차가 1인 것으로 나타나 해당 시차를 적용하여 패널 VAR 분석을 수행하였다.

패널 VAR 분석결과는 <Table 7>과 같다. 시청률에 대해 전기 시청률과 소셜 버즈량이 유의한 정(+)의 영향, 시드량은 유의한 부(-)의 영향을 미치는 것으로 나타났다. 시드량은 전기 시드량이 정(+)의 영향, 나머지 변수들이 모두 유의한 부(-)의 영향을 나타냈다. 소셜 버즈량은 전기 시드량, 소셜 버즈, 구글 버즈가 유의미한 정(+)의



〈Figure 1〉 Impulse Response Graph

영향을 나타냈으며, 구글 버즈량은 전기 시청률, 시드량, 구글 버즈가 유의미한 부(-)의 영향을 나타냈다.

〈Table 7〉의 분석결과는 다른 변수가 고정되어 있을 때 독립변인의 변화에 따른 종속변인의 변화를 나타내나, 변인 간 동시적 내생성을 허용하는 VAR 모형에서의 실제 효과를 의미하지는 않는다. 따라서 본 연구에서는 각 변인의 변화에 따른 효과를 파악하기 위하여 충격반응함수를 도출하였다. 충격반응함수에서는 충격변수 값이 1 표준편차 증가했을 경우 다른 내생 변수의 변화를 여러 기에 걸쳐 살펴본다.

〈Figure 1〉은 충격반응함수 그래프이며 〈Table 8〉은 충격반응함수 분석결과이다. 〈Figure 1〉 내의 각 그래프는 ‘충격변수:반응변수’로 x 축은 시점(기), y 축은 충격량을 의미한다. 또한 회색으로

표현된 부분은 95% 신뢰구간으로 구간 내의 y 값이 0을 포함하지 않을 경우 충격이 통계적으로 유의함을 의미한다. 〈Table 8〉에서의 밑줄은 통계적으로 유의한 충격량을 나타낸다.

충격반응함수 분석결과 첫째, 전기 시청률의 충격으로 1기의 시청률이 증가하고 전기 시드량의 충격으로 1기의 시청률이 감소하는 것으로 나타났다. 또한 전기 구글 버즈의 충격으로 2기 시청률이 증가하는 것으로 나타났다. 드라마의 특성상 내용이 연속해서 이어지기 때문에 높은 시청률이 그대로 이어질 가능성이 높으며, 온라인 버즈 또한 사람들의 시청을 야기하는 요소가 될 수 있다(Luo & Zhang, 2013; Ray, 2014). 한편 시드의 수가 많다는 것은 불법으로 드라마를 소비하는 사람들이 많다는 뜻으로, 그만큼 불법복제가 용이하다면 사람들이 제시간에 맞춰 드라

〈Table 8〉 Impulse Response Analysis

Response Variable and ForecastHorizon	Impulse Variable			
	<i>Rating</i>	<i>Seed</i>	<i>Social</i>	<i>Google</i>
<i>Rating</i>				
0	<u>0.087</u>	0.000	0.000	0.000
1	<u>0.139</u>	<u>-0.102</u>	0.043	-0.002
2	0.205	-0.117	0.053	<u>0.089</u>
3	0.341	-0.375	0.194	0.030
<i>Seed</i>				
0	<u>-0.325</u>	0.550	0.000	0.000
1	<u>-0.638</u>	0.441	-0.027	-0.331
2	<u>-1.226</u>	<u>1.462</u>	<u>-0.615</u>	-0.009
3	-1.724	0.859	-0.424	-1.252
<i>Social</i>				
0	0.015	<u>-0.049</u>	<u>0.122</u>	0.000
1	-0.075	<u>0.127</u>	0.028	<u>0.107</u>
2	-0.128	-0.089	0.130	-0.145
3	-0.362	0.607	-0.226	0.256
<i>Google</i>				
0	-0.086	<u>0.214</u>	<u>-0.184</u>	<u>0.313</u>
1	0.109	<u>-0.762</u>	<u>0.339</u>	<u>-0.497</u>
2	-0.170	<u>1.254</u>	-0.642	<u>1.078</u>
3	0.476	-2.727	1.353	-2.036

Note: Underlined impulses are statistically significant.

마를 시청(소비)해야 할 동기가 약해지게 된다 (Geng & Lee, 2013).

둘째, 전기 시청률의 충격으로 시드는 2기까지 감소하는 반면 전기 시드값의 충격으로 1기와 3기의 시드 값은 증가하는 것으로 나타났다. 또한 전기 소셜 버즈의 충격은 2기의 시드에 부정적인 영향을 나타냈다. 즉 불법 다운로드가 많이 발생하게 되면 이 후 주차에 대한 불법 다운로드 또한 증폭된다고 할 수 있다. 하지만 드라

마 유명도의 지표라고 할 수 있는 시청률은 그 값이 증가할수록 오히려 불법 다운로드가 감소하는 효과를 나타냈는데, 불법 다운로드는 실시간 방영에 비해 해당 드라마 내용을 늦게 관람할 수밖에 없어 그만큼 유명도가 높은 드라마는 사람들을 다시 실시간 관람으로 유도할 수 있게 된다. 이는 영화 산업 내에서 개봉 후의 불법복제가 박스오피스를 증가시킨다는 과거 연구와 결을 같이한다(Lu et al., 2020). 불법 다운로드가 많

이 발생할수록 시청률에 부정적인 영향을 준다는 것은 과거 연구의 결과와 동일하지만, 높은 시청률 또한 불법 다운로드에 부정적인 영향을 준다는 것은 과거 연구에서 찾아보기 힘든 결과로 향후 그 이유에 대한 자세한 검증이 필요할 것으로 보인다. 온라인 버즈 중 소셜 버즈는 시드 값을 감소시키는데, 앞선 결과와 종합하여 볼 때 온라인 입소문은 이미 드라마를 시청하고 있는 시청자 뿐만 아니라 잠재적인 시청자들이 드라마에 갖는 기대감을 높여 빠르게 내용을 확인할 수 있는 실시간 방송에 긍정적인 영향을 주고 그보다 늦게 공급되는 디지털 불법복제에는 부정적인 영향을 주는 것으로 보인다. Xiong and Bharadwaj (2014)는 서비스 출시 이전의 사전 온라인 버즈는 이후에 출시되는 제품에 대한 소비자들의 흥미도를 반영한다고 밝혔으며, Penny (1971)은 긍정적 강화(예. 흥미)가 행동의 신속성에 영향을 미친다고 밝혔다. 즉 온라인 버즈는 시청자들의 흥미도를 계속해서 증가시킬 수 있으며, 이를 통해 불법복제 보다는 신속한 실시간 시청에 더 큰 영향을 줄 수 있다. 다만 구글 버즈는 시청률에 긍정적인 영향, 소셜 버즈는 시드에 부정적인 영향으로 서로 다른 영향을 준다는 점에서 온라인 입소문의 세분화된 영향에 대한 검증이 필요할 것으로 보인다.

셋째, 전기 시드의 충격은 0기 소셜 버즈에 부정적인 영향을 주는 반면 뒤이은 1기 소셜 버즈에는 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다. Kim et al. (2022)의 연구에서도 인기가 많은 드라마의 초기에는 디지털 불법복제가 온라인 입소문에 부정적인 영향을 주며, 드라마의 후기에는 긍정적인 영향을 준다고 밝혔다. 즉, 초기에는 불법복제를 통한 온라인 입소문이 제대로 형성되지 않지만 시간이 지날수록 입소문이 긍정

적으로 강화되는 것이다. 또한 전기 소셜 버즈의 충격은 1기 소셜 버즈, 전기 구글 버즈의 충격은 1기 소셜 버즈에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다. 마찬가지로 불법 다운로드 시장과 온라인에서의 해당 드라마에 대한 관심이 많을수록 소셜미디어의 버즈가 계속해서 증폭되는 것이라 해석할 수 있다. 결국 온라인 입소문의 충격은 시청률을 증가시키기 때문에 시청률에 대한 시드의 부정적인 직접효과와 온라인 입소문을 통한 긍정적인 간접효과를 모두 확인할 수 있다. 이는 드라마 시청 환경에서 디지털 불법복제의 직접효과와 온라인 입소문을 통한 간접효과를 검증한 Kim et al. (2022)의 연구와 결을 같이 한다.

넷째, 전기 시드의 충격은 구글 버즈에 2기까지 점차 긍정적인 영향을 나타냈으며, 전기 소셜 버즈의 충격은 1기까지 구글 버즈에 점차 긍정적인 영향, 전기 구글 버즈의 충격은 2기까지 구글 버즈에 점차 긍정적인 영향을 나타냈다. 앞선 결과들과 종합해 보면 시드는 온라인 입소문을 발생시키는데 온라인 입소문 내에서도 소셜 버즈와 구글 버즈는 긍정적인 선순환 효과가 발생한다. 또한 소셜 버즈는 시드에 부정적인 영향을 주지만, 구글 버즈는 시청률에 긍정적인 영향을 미친다. 본 분석결과는 시청률에 대한 시드의 직접효과, 간접효과 뿐 아니라 시청률이 다시 시드에 미치는 동태적 영향을 보여준다.

한편 변수간 추정된 계수의 방향성으로 인해 내생 변수의 충격에 대해 시스템이 강한 회귀성을 갖게 될 경우 충격반응은 종종 정과 부의 효과가 진동하는 패턴(oscillatory pattern)을 보일 수 있다(Barnichon & Matthes 2018, Chen & Patel 1998, Den Haan et al. 2011, Koop et al. 1996). 또한 시스템내 변수간 관계에 따라 이러한 진동 패

턴이 지속적일 수도 있고 아니면 단기에 사라질 수도 있다. 본 연구에서 추정된 시청률, 불법복제, 버즈 활동 간 시스템의 경우 일부충격 효과가 진동함을 보여주나 2기 이후에는 그 충격효과가 사라짐을 확인하였다. 이러한 일시적 진동 충격 효과를 고려할 때 시스템 내 내생변수에 충격을 통해 시스템을 변화시키고자 할 경우, 일시적 충격을 가하기 보다는 충격 효과의 시차와 방향성을 고려하여 지속적인 충격을 하는 것이 필요하다.

4. 결론 및 토의

4.1. 결론

디지털 불법복제는 오래전부터 사회적 이슈가 되어왔다. 합법적으로 제품 또는 서비스를 구매해야 할 잠재고객들이 불법복제를 통해 무료로 이용하기 때문에, 기업 입장에서는 직접적인 손해를 받는 것이라 여겨져 왔다. 과거 연구 또한 대체로 디지털 불법복제가 소비에 미치는 부정적인 직접효과를 탐구하였으나, 최근 디지털 불법복제가 온라인 입소문을 발생시키고 증가된 입소문이 다시 소비에 긍정적인 간접효과를 준다는 관점이 등장하게 되었다. 하지만 한 번 개봉하는 영화, 일회성으로 구매하는 제품 또는 서비스와 달리 TV 드라마의 경우 에피소드가 일정 시간을 두고 지속적으로 방영되기 때문에 디지털 불법복제, 온라인 입소문, 시청률 간에 더욱 복잡한 관계가 형성된다. 예를 들어 이전 주차의 시청률이 디지털 불법복제와 온라인 입소문을 발생시키고 그것이 다시 시청률에 영향을 미치는 다양한 효과가 발생할 수 있다. 따라서 본 연

구에서는 이러한 디지털 불법복제, 온라인 입소문, TV 시청률 간의 동태적 특성을 분석하기 위해 패널 VAR 모형을 활용하였다.

실증 분석 결과를 통하여 시청률은 디지털 불법복제에 부정적인 영향을 받지만 구글 버즈에는 긍정적인 영향을 받음을 확인하였다. 이는 디지털 불법복제가 시청률, 소비, 수요 등에 부정적인 영향을 준다는 과거 연구를 뒷받침하는 동시에 온라인 입소문의 간접적인 영향 또한 존재한다는 것을 의미한다. 특히 디지털 불법복제(시드)는 소셜 버즈와 구글 버즈 모두에 긍정적인 영향을 주고 구글 버즈가 다시 시청률에 긍정적인 영향을 줄 수 있다는 점에서 디지털 불법복제의 직접효과와 간접효과가 실제함을 확인하였다.

한편 디지털 불법복제는 시청률과 소셜 버즈에 모두 부정적인 영향을 받는 것으로 분석되었다. 앞선 결과와 종합해보면 디지털 불법복제가 시청률에 직접적으로 부정적인 영향을 주긴 하지만, 온라인 입소문을 통한 간접효과를 통해 시청률이 증가하게 되면 디지털 불법복제는 다시 감소할 것으로 예상할 수 있다. 이러한 결과는 온라인 입소문의 간접효과를 검증한 Zhang (2018), Lu et al. (2020), Kim et al. (2022) 등의 주장과 일치한다. 하지만 반대로 소셜미디어 입소문 효과가 크지 않다면 디지털 불법복제가 증가하는 동시에 시청률은 감소할 수 있기에 향후 디지털 불법복제가 시청률에 미치는 직접효과와 간접효과를 시간의 흐름에 따라 정확하게 측정하는 것이 중요하다.

마지막으로 같은 온라인 입소문이라고 하더라도 그 성격에 따라 시스템에 미치는 영향이 다를 수 있음을 확인하였다. 구글 버즈는 포털을 통해 검색된 검색량으로 현재 관심도에 대한 지표적 성격이

강한 반면, 소셜 버즈는 소셜미디어에서의 콘텐츠 작성을 통해 직접적인 프로모션 효과를 가져올 수 있다. 구글 버즈와 소셜 버즈는 서로 긍정적인 영향을 주지만, 구글 버즈는 시청률에 긍정적인 영향을 미치고 소셜 버즈는 시드에 부정적인 영향을 미침을 확인하였다.

4.2. 시사점

분석결과에 따른 본 연구의 이론적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 동적 모형을 통한 본 연구의 실증 분석 결과는 디지털 불법복제가 시청률에 미치는 직접효과 뿐만 아니라 온라인 입소문을 통한 간접효과가 존재함을 보여준다. 따라서 디지털 불법복제에 대한 총 효과를 측정하기 위해서는 불법복제가 합법적 소비에 미치는 직접 효과 뿐만 아니라 입소문 등을 통한 간접효과를 적극적으로 고려해야 한다.

둘째, 온라인 입소문을 소셜 버즈와 구글 버즈로 다양화하여 그 효과를 검증하였다는 점에서 의미가 있다. 기존의 연구는 블로그, 트위터, 혹은 리뷰 등 하나의 서비스에 집중하여 온라인 입소문의 효과를 검증하여 왔다. 하지만 본 연구에서는 포털 사이트의 검색량과 소셜 버즈량은 서로 영향을 주지만 디지털 불법복제와 시청률에는 다른 영향을 준다는 것을 발견하여 향후 온라인 입소문의 세분화된 검증에 대한 필요성을 제시한다.

마지막으로 기존 연구가 많이 이루어진 영화, 음악 등의 산업이 아닌 TV 드라마에서 디지털 불법복제의 효과를 검증하였다는 점에서 의미가 있다. TV 드라마는 긴 기간 동안 일정 간격을 두고 방영이 되기 때문에, 온라인 입소문과 디지털 불법복제가 계속해서 변화하여 나타날 수 있다.

Kim et al. (2022)이 연구에서 TV 드라마를 대상으로 디지털 불법복제가 시청률에 미치는 영향을 드라마의 종류와 방영 기간에 따라 세분화하여 검증하였지만, 본 연구에서는 시청률의 디지털 불법복제로의 영향 등 다양한 방향성에 대해 검증하였다.

본 연구 결과는 흥미로운 실무적 시사점을 제공한다. 첫째, 디지털 불법복제가 시청률에 미치는 간접효과는 불법복제 대응 전략과 관련한 중요한 의미를 갖는다. 서론의 불법복제에 적극적 대응을 하지 않은 ‘왕좌의 게임’의 사례처럼 불법복제의 입소문에 대한 긍정효과가 크게 기대될 경우, 상황에 따라 홍보 목적으로 불법복제를 묵인하는 것도 홍보전략이 될 것이다. 또한 본 연구에 의하면 증가된 시청률은 다시 디지털 불법복제를 억제하는 효과를 불러올 수 있으므로 홍보가 필요한 방영 초기의 불법복제가 장기적으로 반드시 나쁘다고 볼 수는 없을 것이다.

둘째, 소셜 버즈와 구글 트렌드 지표 모두 입소문과 관련된 변수이나, 구글은 직접적으로 시청률에 정의 영향을 미치는 반면 소셜 버즈는 영향이 없는 것으로 나타났다. 즉, 많은 실무자들이 소셜미디어를 적극적으로 관리하고 있으나 그보다는 소극적인 이용자들의 입소문도 포괄할 수 있는 포털사이트 지표를 통한 프로모션이 유의미한 것으로 보인다. 이에 홍보를 위해서는 팔로워 등을 통한 소셜미디어에서의 활동 장려와 더불어 포털사이트 내에서의 순위 등의 지표를 관리하는 것이 필요하다.

셋째, 본 연구에서 추정된 시스템의 충격반응에 따르면 대부분의 충격 효과가 시차를 두고 발생하며 일부 충격효과는 정의 효과와 부의 효과가 반복되는 진동하는 패턴을 보여준다. 또한 대부분의 충격은 2주 이후 그 효과가 사라짐을 확

인하였다. 이러한 결과는 시청률, 불법복제, 버즈 활동 간 시스템이 회귀성을 갖고 있음을 의미한다. 이에 시청률 관리를 위해 실무자들은 일시적 충격(예. 단기의 집중적 프로모션)에 집중하기보다는 시스템의 충격 효과의 시차와 순환 효과를 고려하여 반복적 충격을 가하는 것이 더 효과적일 수 있다.

4.3. 한계점과 향후 연구제언

본 연구는 스트리밍 서비스 이용에 대한 영향이 고려되어 있지 않다는 한계점을 가진다. 많은 시청자들이 스트리밍 서비스를 통해 콘텐츠를 소비하기 때문에 스트리밍 서비스에 대한 디지털 불법복제의 효과를 측정하는 연구의 필요성이 제기된다. 또한 드라마 종류와 방영 기간 등에 따라 변수간 관계가 달라질 수 있으므로 향후 보다 세분화된 분석을 통해 드라마 종류와 방영 기간에 따른 시사점을 제공할 수 있을 것이다. 마지막으로 본 연구에서는 입소문 채널을 구글과 일반 소셜미디어에서의 활동 두 가지로 나누어 살펴봤을 뿐 소셜미디어를 구분하여 분석하지 않았다. 소셜미디어 별로 특징이 있다는 점에서 주요 소셜미디어 채널에서의 온라인 입소문 종류에 따른 디지털 불법복제의 간접효과를 살펴보는 것은 실무적으로 큰 의미를 가질 것이다.

참고문헌(References)

- Andrews, D. W., & Lu, B. (2001). Consistent model and moment selection procedures for GMM estimation with application to dynamic panel data models. *Journal of Econometrics*, 101(1), 123-164.
- Barnichon, R., & Matthes, C. (2018). Functional approximation of impulse responses. *Journal of Monetary Economics*, 99, 41-55
- Chae, J., & Son, J. Y. (2020). The Effect of Heuristic Cues on the Intention to Watch Contents in Searching Information on YouTube. *Information Systems Review*, 22(3), 119-142.
- Chen, M. C., & Patel, K. (1998). House price dynamics and Granger causality: an analysis of Taipei new dwelling market. *Journal of the Asian Real Estate Society*, 1(1), 101-126
- Cho, Y., Sohn, K., & Kwon, O. (2021) Comparison of Models for Stock Price Prediction Based on Keyword Search Volume According to the Social Acceptance of Artificial Intelligence. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 27(1), 103-128.
- Choi, B. (2018). Integrative Analysis on Digital Piracy: Focused on Attitude, Personal Norm, and Habit, *The Journal of Society for e-Business Studies*, 23(3), 85-109.
- Da, Z., Engelberg, J., & Gao, P. (2015). The sum of all FEARS investor sentiment and asset prices. *The Review of Financial Studies*, 28(1), 1-32.
- Danaher, B., Dhanasobhon, S., Smith, M. D., & Telang, R. (2010). Converting pirates without cannibalizing purchasers: The impact of digital distribution on physical sales and internet piracy. *Marketing Science*, 29(6), 1138-1151.
- Den Haan, W. J., Sumner, S. W., & Yamashiro, G. M. (2011). Bank loan components and the time varying effects of monetary policy shocks. *Economica*, 78(312), 593-617
- Dewan, S., & Ramaprasad, J. (2014). Social media, traditional media, and music sales. *MIS Quarterly*, 38(1), 101-122

- Feng, N., Feng, H., Li, D., & Li, M. (2020). Online media coverage, consumer engagement and movie sales: A PVAR approach. *Decision Support Systems, 131*, 113267.
- Frino, A., Xu, C., & Zhou, Z. I. (2022). Are option traders more informed than Twitter users? A PVAR analysis. *Journal of Futures Markets, 42*, 1755-1771.
- Geng, X., & Lee, Y. J. (2013). Competing with piracy: A multichannel sequential search approach. *Journal of Management Information Systems, 30*(2), 159-184.
- Godinho de Matos, M., Ferreira, P., & Smith, M. D. (2018). The effect of subscription video-on-demand on piracy: Evidence from a household-level randomized experiment. *Management Science, 64*(12), 5610-5630.
- Hennig-Thurau, T., Henning, V., & Sattler, H. (2007). Consumer file sharing of motion pictures. *Journal of Marketing, 71*(4), 1-18.
- Hill, R. C., Griffiths, W. E., & Lim, G. C. (2018). *Principles of Econometrics*. John Wiley & Sons.
- Holtz-Eakin, D., Newey, W., & Rosen, H. S. (1988). Estimating vector autoregressions with panel data. *Econometrica, 56*(6), 1371-1395.
- Jeon, S. (2021). Increased piracy... Online content copyright protection becomes more important. *Aju Business Daily*, Available at: <https://www.ajunews.com/view/20210120170939479>
- Kim, D., Park, K., & Bang, Y. (2022). The effect of TV drama piracy: An analysis of digital piracy users, internet buzz, and TV drama viewership. *Information & Management, 59*(2), 103599.
- Koop, G., Pesaran, M.H., & Potter, S.M. (1996). Impulse response analysis in nonlinear multivariate models. *Journal of Econometrics, 74*(1), 119-147.
- Korea Creative Content Agency (2021). Contents Industry 2021 Prospect Report. Available at: https://www.kocca.kr/kocca/bbs/view/B0000180/1843756.do?searchCnd=&searchWrd=&cateTp1=&cateTp2=&useAt=&menuNo=204164&categorys=0&subcate=0&cateCode=&type=&instNo=0&questionTp=&uf_Setting=&recovery=&option1=&option2=&year=&categoryCOM062=&categoryCOM063=&categoryCOM208=&categoryInst=&morePage=&delCode=0&qtp=&pageIndex=1
- Koschmann, A., & Bowman, D. (2017). Simultaneous estimation of legal and illegal supply and demand: the case of motion pictures. *International Economic Journal, 31*(4), 555-577.
- Kretschmer, T., & Peukert, C. (2020). Video killed the radio star? Online music videos and recorded music sales. *Information Systems Research, 31*(3), 776-800.
- Lee, J., & Park, C. (2019). The Effect of Online Word of Mouth on Movie Sales: Moderating Roles of Types of Social Media. *Information Systems Review, 21*(1), 29-50
- Liebowitz, S. J. (2008). Testing file sharing's impact on music album sales in cities. *Management Science, 54*(4), 852-859.
- Liu, M., & Lim, G. (2019) Word-of-Mouth Effect for Online Sales of K-Beauty Products: Centered on China SINA Weibo and Meipai. *Journal of Intelligence and Information Systems, 25*(1), 197-218.
- Liu, Z. (2018). Quantifying the heterogeneous effects of piracy on the demand for movies,

- Working Paper.
- Love, I., & Zicchino, L. (2006). Financial development and dynamic investment behavior: Evidence from panel VAR. *The Quarterly Review of Economics and Finance*, 46(2), 190-210.
- Lu, S., Wang, X., & Bendle, N. (2020). Does piracy create online word of mouth? An empirical analysis in the movie industry. *Management Science*, 66(5), 2140-2162.
- Luo, X., & Zhang, J. (2013). How do consumer buzz and traffic in social media marketing predict the value of the firm?. *Journal of Management Information Systems*, 30(2), 213-238.
- Ma, L., Montgomery, A. L., Singh, P. V., & Smith, M. D. (2014). An empirical analysis of the impact of pre-release movie piracy on box office revenue. *Information Systems Research*, 25(3), 590-603.
- Maddala, G. S., & Wu, S. (1999). A comparative study of unit root tests with panel data and a new simple test. *Oxford Bulletin of Economics and Statistics*, 61(S1), 631-652.
- MUSO (2017). Game of Thrones season 7 opener pirated 91.74 million times. Available at: www.muso.com/magazine/game-of-thrones-season-7-opener-pirated-91-74-million-times
- Park, K., & Kim, D. (2020). Can TV ratings reflect hidden viewers regarding digital piracy? An analysis of TV ratings, online buzz, and digital piracy. *The Journal of Internet Electronic Commerce Research*, 20(2), 21-34.
- Penny, H. A. (1971). The effects of three levels of positive reinforcement on promptness behavior. *School Applications of Learning Theory*, 3(2), 13-18.
- Philippas, D., Rjiba, H., Guesmi, K., & Goutte, S. (2019). Media attention and Bitcoin prices. *Finance Research Letters*, 30, 37-43.
- Ray, S. (2014). Can buzz on Twitter predict TV ratings and viewers?: A study of US TV shows premiering in fall 2013 (Doctoral dissertation, Massachusetts Institute of Technology).
- Smith, M. D., & Telang, R. (2009). Competing with free: The impact of movie broadcasts on DVD sales and Internet piracy. *MIS Quarterly*, 33(2), 321-338.
- Sottek, T. C. (2013). ‘Game of Thrones’ director David Petrarca shrugs off piracy, says it doesn’t hurt the show. *The Verge*, Available at: www.theverge.com/2013/2/27/4035390/game-of-thrones-director-piracy
- Tassi, P. (2014). ‘Game of Thrones’ sets piracy world record, but does HBO care?. *Forbes*, Available at: www.forbes.com/sites/insertcoin/2014/04/15/game-of-thrones-sets-piracy-world-record-but-does-hbo-care/?sh=2333b1df4196
- The Conversation (2019). Game of Thrones: for HBO, piracy is ‘better than an Emmy’ as it battles Netflix. Available at: theconversation.com/game-of-thrones-for-hbo-piracy-is-better-than-an-emmy-as-it-battles-netflix-115384
- Transparency Market Research (2019). Digital content creation market. Available at: www.transparencymarketresearch.com/digital-content-creation-market.html
- Xiong, G., & Bharadwaj, S. (2014). Prerelease buzz evolution patterns and new product performance. *Marketing Science*, 33(3), 401-421.
- Yi, J., Lee, C., & Cha, K. (2015) An analysis of IT trends using Tweet data. *Journal of Intelligence and Information Systems*, 21(1),

- 143-159.
- Zhang, L. (2018). Intellectual property strategy and the long tail: Evidence from the recorded music industry. *Management Science*, 64(1), 24-42.

Abstract

A Dynamic Analysis of Digital Piracy, Ratings, and Online Buzz for Korean TV Dramas

Dongyeon Kim* · Kyuhong Park** · Youngsok Bang***

We investigate the dynamic relationships among digital piracy activities, TV ratings, and online buzz for Korean TV dramas using a panel vector autoregression model. Our main findings include 1) TV ratings are negatively affected by digital piracy activities but positively affected by google buzz, 2) digital piracy activities are negatively affected by TV ratings and social buzz, and 3) social buzz and google buzz are positively influenced by each other. While many empirical studies were conducted to reveal the effects of music or movie piracy, our understanding of drama piracy is limited. We provide empirical evidence of the dynamic relationships between drama piracy, TV ratings, and online buzz. Our findings show the presence of indirect piracy effects on TV ratings through online buzz. Further, we reveal that social buzz and google trends play different roles in promoting TV ratings and piracy activities. We discuss the implications of our findings for theory and practitioners.

Key Words : TV dramas, digital piracy, TV ratings, online buzz, panel vector autoregression model

Received : June 13, 2022 Revised : August 5, 2022 Accepted : August 21, 2022

Corresponding Author : Youngsok Bang

* Department of Business Administration, Catholic University of Korea

** Department of Business Administration, Inha University

*** Corresponding author: Youngsok Bang

School of Business, Yonsei University

50 Yonsei-ro, Seodaemun-gu, Seoul 03722, Republic of Korea

Tel: +82-2-2123-2515, E-mail: yb@yonsei.ac.kr

저자 소개



김 동 연

KAIST에서 경영공학 박사학위를 취득하고, 동아대학교 경영정보학과 조교수를 거쳐 현재 가톨릭대학교 경영학과 조교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 데이터 사이언스, 비즈니스 분석, 소비자 행동 등이다. *Information & Management, International Journal of Electronic Commerce, Technological Forecasting and Social Change, Expert Systems with Applications* 등 국내외 저널에 다수의 논문을 게재하였다.



박 규 홍

KAIST에서 경영공학 박사학위를 취득하고, 현재 인하대학교 경영학과 조교수로 재직 중이다. 주요 관심 분야는 데이터 사이언스, 사물인터넷, 프라이버시 등이다. *International Journal of Electronic Commerce, Information & Management, Telematics and Informatics* 등 국내외 저널에 다수의 논문을 게재하였다.



방 영 석

현재 연세대학교 경영대학에서 부교수로 재직 중이다. KAIST 경영대학에서 경영공학 학사, 석사 및 박사 학위, McGill 경영대학에서 경영학 박사 학위(세부전공: 정보시스템)를 취득하였으며, 이후 홍콩중문대학교 경영대학과 연세대학교 경영대학에서 조교수로 근무하였다. 주요 연구 관심사는 이차데이터 분석을 통한 비즈니스 가치 창출로, 특히 전자상거래, 헬스케어, 핀테크, 불법복제, 프라이버시, 정보보안 분야에서 연구를 진행하였다. *Communications of the Association for Information Systems, Decision Support Systems, Information & Management, Information Systems Research, International Journal of Information Management, Journal of Management Information Systems, Management Information Systems Quarterly* 등을 비롯한 국내외 학술지에 논문을 발표하였다.