

COVID-19가 신상품 확산에 미친 영향: 한국 영화 시장의 사례

The Impact of COVID-19 on New Product Diffusion:
Evidence from the Korean Movie Market

이유석 • Lee, Youseok, 김종대 • Kim, Jongdae

본 연구는 한국 영화 시장에서 팬데믹 이전과 이후의 신상품 확산 패턴을 비교함으로써 팬데믹이 어떠한 영향을 미쳤는지를 실증하려는 목적을 가진다. 또한, 팬데믹 이전에 영화의 확산 패턴을 모형화하던 접근법이 팬데믹 이후에도 여전히 유효할 것인지를 진단하고자 한다. 팬데믹 이전과 이후에 개봉한 영화 중 흥행 성적을 기준으로 상위 50편씩을 대상으로 선정하고, 주별 관객수를 지수 분포의 일반형인 감마 분포와 와이불 분포에 적합시켜 모수를 추정했다. 그 결과, 감마 분포와 와이불 분포 모두 형태 모수에서는 차이가 나타나지 않았지만, 비율 모수와 척도 모수에서 추정값이 유의하게 감소하는 결과나 나타났다. 이는 팬데믹 이후 초기 관객수의 감소 속도가 빨라지고, 시장 포화치에 다다른 시점이 빨라졌음을 의미한다. 즉, 코로나바이러스-19로 인해 한국 영화 시장에서의 신상품 확산 속도가 증가하였다고 이해할 수 있다. 또한, 감마 분포와 와이불 분포 모두에서 추정된 확산 패턴과 실제 확산 패턴의 오차가 큰 폭으로 증가하였는데, 이는 시장의 역학이 변화하여 기존의 확산 모형으로는 팬데믹 이후의 신상품 확산을 예측하기 어려워졌음을 의미한다.

핵심주제어: 신상품 확산, 팬데믹, 코로나바이러스-19, 영화 마케팅, 감마 분포, 와이불 분포

이 유 석 | 명지대학교 경영대학 경영학과 부교수(yslee@mju.ac.kr), 제1저자
김 종 대 | 전남대학교 경영대학 경영학과 조교수(kim915@jnu.ac.kr), 교신저자

ABSTRACT

This study aims to empirically ascertain the impact of the pandemic on the diffusion patterns of new films in the South Korean movie market by comparing patterns before and after the pandemic onset. Furthermore, it seeks to evaluate whether the methodologies used to model film diffusion patterns prior to the pandemic remain valid after the pandemic outbreak. For the study, 50 top-performing films released before and after the pandemic were selected based on their box office performance. Weekly audience counts were then fitted to the generalized exponential distributions, namely the gamma and Weibull distributions, to estimate parameters. The results revealed that while no significant differences were observed in the shape parameters for both distributions, there was a notable decrease in the rate and scale parameters. This implies an accelerated decline in the initial audience counts after the pandemic and a hastened approach to market saturation. In essence, it can be interpreted that the diffusion speed of new products in the South Korean movie market has increased due to the effects of COVID-19. Moreover, the discrepancies between the actual diffusion patterns and those estimated using both the gamma and Weibull distributions widened significantly, indicating that the market dynamics have shifted, rendering traditional diffusion models less effective in predicting post-pandemic product diffusion patterns.

Keywords: New product Diffusion, Pandemic, COVID-19, Movie Marketing, Gamma Distribution, Weibull Distribution

Youseok Lee | Myongji University, College of Business Administration, Department of Business Administration, First Author
Jongdae Kim | Chonnam National University, College of Business Administration, Corresponding Author

1. 서론

코로나바이러스-19로 인한 팬데믹은 인류의 생활방식에 큰 변화를 야기하였다. 코로나바이러스-19의 강력한 전파력으로 인해 사람들간의 접촉을 최소화할 필요가 있었고, 이는 사회적 거리두기(social distancing)라는 조치로 이어졌다. 일부 국가에서는 확진자가 급증한 기간에 일시적으로 특정 도시의 출입이 봉쇄되고 시민들은 자택에 머물러야 하는 강력한 통제가 행해지기도 하였다. 팬데믹에 뛰어난 대처능력을 보여준 것으로 평가받는 우리나라에서도 확진자의 자가격리, 직장이나 학교와 같은 다중이용시설의 운영중단 등으로 인해 사람들의 물리적 이동과 접촉이 큰 폭으로 제한되었다. 이와 같은 사회적 거리두기로 인해 사람들의 소비 방식에도 혁명적인 변화가 찾아왔다. 오프라인에서의 소비가 온라인으로, 공공장소에서의 소비가 사적장소로 전환되었다. 시장과 마트에서 장을 보던 주부가 팬데믹 이후에는 모바일앱으로 장을 보게 되었고, 식당에서 여럿이 외식을 하던 일상의 모습은 각자 자신의 집에서 혼밥을 하는 모습으로 바뀌었다. 2023년 현재, 팬데믹은 엔데믹으로 전환되고 더 이상의 사회적 거리두기는 시행되지 않고 있지만, 코로나가 바꾸어 놓은 사람들의 소비 방식은 여전히 이어지고 있다.

영화 시장도 팬데믹으로 인해 큰 변화를 맞이한 대표적인 예시라 할 수 있다. 사회적 거리두기로 영화관에서 띄어 앉기와 마스크 착용이 의무화된 것이 시작이었다. 가족, 연인, 친구와 함께 영화관을 찾던 소비자들은 일행과 떨어져 앉아서 두 시간 동안 호흡의 답답함을 견뎌야 하는 상황에서 굳이 영화를 봐야 할 효용을 느끼지 못했다. 여러 명의 배우와 제작진들이 한 공간에서 오랜 시간 촬영을 해야 하는 제작 환경으로 인해 많은 영화들이 제작을 중단 혹은 연기하기도 하였다. 영화관을 찾는

관객들의 발길이 잦아들자 이미 촬영을 마친 영화들도 개봉을 연기하는 사례가 이어졌고, 불편함을 무릅쓰고서라도 불만한 영화들이 좀처럼 개봉을 하지 않자 더 많은 관객이 감소하는 악순환이 이어졌다. 한편, 사회적 거리두기로 자택에서 가족과 함께 혹은 혼자서 보내야 하는 여가시간이 많아지자 OTT(over-the-top) 미디어를 통해 영화를 감상하는 소비자들이 급증하였고, 팬데믹이 예상보다 길어지자 개봉을 연기했던 일부 영화들은 새로운 유통채널로 OTT를 찾게 되었다. OTT 미디어는 소비자들에게는 영화 티켓 한 장 값도 되지 않는 돈으로 한 달 동안 시간과 장소에 구애받지 않고 마음껏 영상 콘텐츠를 시청할 수 있는 기회를 제공하였고, 영화 제작사 및 배급사에게는 상영권 개봉 후 실적에 전전공공하지 않아도 쉽게 제작비를 회수하고 이윤도 창출할 수 있는 기회를 제공하였다. 즉, 팬데믹으로 인해 우리나라를 비롯한 대부분의 국가에서 영화 시장의 헤게모니가 상영관에서 OTT 서비스로 이전되는 새로운 시장 질서의 형성을 맞이하게 되었다.

본 연구는 이처럼 팬데믹으로 인해 영화 시장이 전환기를 맞이한 시점에서 코로나바이러스-19가 국내 영화 시장에서 영화라는 상품의 확산에 어떠한 영향을 미쳤는지를 탐색적으로 실증하고자 한다. OTT 미디어로 영화 산업의 주도권이 넘어가고 있기는 하지만, 여전히 상영관은 영화 유통채널 중 일차 시장으로 그 위치를 공고히 하고 있으며, 우리나라에서는 삼대 상영권 브랜드인 CJ CGV, 롯데시네마, 메가박스 모두 영화 투자 및 배급업을 하고 있는 계열사(CJ ENM, 롯데엔터테인먼트, 플러스엔터테인먼트)가 존재하기 때문에 상영관 중심의 시장 구조는 당분간 계속될 것으로 보인다. 따라서, 본 연구에서는 영화 신상품의 확산을 일차 시장인 상영관 시장을 중심으로 논하고자 한다. 전술한 바와 같이, 극장에서 영화를 관람하는 것의 기회비용이 증가함에 따라

팬데믹 이후 상영관 시장은 고관여 소비자 중심의 시장 구조로 전환되고, 관객들은 기회비용을 넘어서는 확실한 효용을 예상할 수 있는 영화에만 구매의사를 형성하게 될 것이다. 즉, 팬데믹으로 인해 상영관 시장의 잠재규모는 축소되고, 소비자 간의 동질성이 높아져 신상품의 확산이 빨라질 것으로 예상할 수 있다. 반면, 블록버스터 영화의 일부가 상영관을 거치지 않고 곧바로 이차 시장인 OTT 서비스를 통해 개봉하는 추세가 이어짐에 따라 매주 새롭게 개봉하는 신작 영화들로 인한 대체효과가 약해지게 될 것이다. 즉, 팬데믹 이후에는 확산이 포화상태에 다다른 기간이 팬데믹 이전보다 길어질 것으로 예상할 수 있다. 이처럼 팬데믹으로 인한 시장 구조의 변화는 영화 신상품의 확산을 빠르게 할 가능성과 느리게 할 가능성을 동시에 내포하고 있으므로 본 연구에서는 실제 데이터를 분석함으로써 어떠한 영향력이 더 강하게 나타났는지를 탐색적으로 확인하고자 한다.

본 연구는 한국 영화 시장의 신상품 확산을 모형화하기 위해 감마(gamma) 분포와 와이불(Weibull) 분포를 활용하고자 한다. 두 분포 모두 지수(exponential) 분포를 일반화한 것으로 이해할 수 있는데, 개봉 직후 높은 관객수를 기록하고 매주 신상품이 등장하면서 관객 유입이 빠르게 감소하는 현상을 포착하는 데에 적합하다. 다수의 선행 연구에서도 영화 시장의 확산을 모형화하기 위해 지수 분포(안성아, 김태준 2003; 이유석, 김상훈 2013; Jedidi, Krider, & Weinberg 1998; Krider & Weinberg 1998; Radas & Shugan 1998)나 감마 분포(Sawhney & Eliashberg 1996; Lehmann & Weinberg 2000; Ainslie, Drèze, & Zufryden

2005) 등을 적용한 바 있다. 영화 시장에서의 기하급수적으로 감소하는 형태의 확산패턴은 2000년대 이후에 보편화되었다. 90년대 후반 하나의 극장에서 여러 개의 스크린을 운영하는 멀티플렉스가 도입되기 이전에는 스크린 수와 좌석 수의 부족으로 한 영화가 수개월 동안 극장 상영을 이어가는 경우도 많았다. 그러나 멀티플렉스 시스템이 도입되면서 상업성이 높은 영화는 충분한 상영 기회를 확보하게 되었고, 확산이 포화상태에 도달하는 기간이 점차 짧아지게 되었다.¹⁾ 2010년대에 들어 디지털 배급이 도입된 것은 이러한 현상을 더 가속화하였다. 필름을 한 벌 복제할 때마다 수백만 원의 비용이 들었던 아날로그 배급 시대에는 아무리 상영 기회를 늘릴 수 있다 하여도 비용 대비 효과를 따져봐야 했다. 그러나 디지털 파일을 복제하는 데에는 비용이 들지 않기 때문에 블록버스터 영화들은 얼마든지 스크린을 늘려나갈 수 있게 되었다. 즉, 멀티플렉스 시스템과 디지털 배급의 도입은 영화 시장의 집약적 유통을 보편화시킴으로써 영화의 수명 주기를 크게 단축시켰다. 영화의 수명 주기가 단축되자 상영관 시장은 더 많은 영화의 공급을 야기하였고, 개봉 편수도 급증하였다.²⁾ 매주 새롭게 개봉하는 영화들이 줄을 잇자 영화 배급사들은 신상품으로서의 가치가 높은 개봉 초기에 가급적 많은 관객을 유입하려는 동기가 강해졌고, 이는 신상품의 시장 출시 전후에 마케팅 활동을 집중하게 되는 관행으로 이어졌다. 그 결과, 개봉 일, 이주차에 누적 관객의 절반 이상이 유입되고 빠르게 관객수가 감소하여 개봉 후 두 달 정도가 지나면 상영관 시장에서 자취를 감추는 확산 패턴이 정착되었다.

1. 영화진흥위원회(kofic.or.kr)에서 매년 발표하는 한국 영화산업 결산 보고서에 따르면, 전국 스크린 수는 2001년 818개, 2006년 1,880개, 2011년 1,974개, 2016년 2,575개로 15년 동안 세 배 이상 증가함.
 2. 영화진흥위원회 영화산업 결산 보고서에 따르면, 연간 개봉 편수는 2001년 280편, 2006년 345편, 2011년 439편, 2016년 1,520편으로 15년 동안 다섯 배 이상 증가함.

본 연구는 한국 영화 시장에서 팬데믹 이전과 이후의 신상품 확산 패턴을 비교함으로써 팬데믹이 어떠한 영향을 미쳤는지를 실증하려는 목적을 가진다. 또한, 팬데믹 이전에 영화의 확산 패턴을 모형화하던 접근법이 팬데믹 이후에도 여전히 유효할 것인지를 진단하고자 한다. 이를 통해, 팬데믹 이후 한국 영화 시장의 변화 양상을 예측하고, 새로운 시장 질서 하에서 요구되는 학문적, 실무적 접근법을 논의하고자 한다.

II. 이론적 배경

1. 영화 시장에서의 신상품 확산

영화 시장을 대상으로 한 마케팅 분야의 연구는 크게 박스오피스 성과의 선행요인을 찾는 연구와 박스오피스 성과를 예측하는 연구로 양분되어 이어졌다. 박스오피스 성과를 예측한다는 것은 최종 누적 관객수, 즉 개별 영화의 잠재 시장 규모를 추정하는 것이기 때문에 시계열 데이터의 변동성을 설명할 수 있는 수리적 모형을 찾는 노력과 동일하다. 여기에 대부분의 소비자는 영화관에서 특정 영화를 반복해서 관람하지 않는다는 전제가 더해지면, 영화 시장에서 주별 혹은 일별 데이터의 변화를 모형화하는 것은 곧 영화라는 신상품의 확산을 모형화하는 것과 같은 의미를 갖는다. 지금까지 영화 신상품의 확산을 모형화한 연구는 크게 이론적 모형 기반 연구와 확률 모형 기반 연구로 구분할 수 있다. 이론적 모형 기반 연구란, 신상품의 확산을 설명하기 위해 개발된 특정 모형을 응용하여 영화의 확산을 설명하는 연구라 할 수 있다. 반면, 확률 모형 기반 연구란, 기존에 존재하는 확률 분포의 특성을 활용하여 경험적으로 관측된 영화의 확산 패턴을 설명하는 연구라 할 수 있다. 영화 신상품의 확산

을 모형화한 기존 연구 중 대표적인 연구들을 <표 1>에 정리하였다.

영화를 포함한 신상품의 확산을 설명하기 위해 개발된 이론적 모형(theoretical model)으로는 Bass 모형이 가장 대표적이라 할 수 있다. Bass(1969)에서 최초로 제안한 이 확산 모형은 시장에 존재하는 소비자를 크게 혁신자(innovator) 그룹과 모방자(imitator) 그룹으로 양분하였다. 전자는 광고, 홍보와 같은 외부적 요인에 영향을 받아 신상품의 채택(adoption) 여부를 결정하게 되는 반면, 후자는 이미 해당 신상품을 채택한 다른 소비자들의 구전에 영향을 받아 신상품 채택 여부를 결정하게 된다. 아직까지 신상품을 채택하지 않은 소비자가 채택을 결정하게 될 확률은 혁신 효과(innovation effect)와 모방 효과(imitation effect)의 선형 결합으로 나타낼 수 있다. 그리고 시장 수준에서의 신상품 확산은 이러한 확률의 총합에 의존하게 된다. Bass 모형을 기반으로 영화 신상품의 확산을 모형화한 연구로는 차경천, 천정빈, 윤성욱(2014), 이유석, 차경천, 김상훈(2017), Dellarocas, Zhang, & Awad(2007), Wang, Zhang, Li, & Zhu(2010), Lee, Kim, & Cha(2012), Marshall, Dockendorff, & Ibáñez(2013), Zhang, Yuan, & Song(2020), Kang(2021), Lee, Kim, & Cha(2021), Lee, Kim, & Cha(2022) 등이 있다.

이들 선행연구는 크게 모형의 적합도나 예측력을 향상시키려는 목적의 연구와 Bass 모형의 세 가지 모수인 혁신계수(p), 모방계수(q), 잠재 시장 규모(m)의 결정요인을 찾으려는 목적의 연구로 나누어 이해할 수 있다. 차경천, 천정빈, 윤성욱(2014)은 일반화된(generalized) Bass 모형에 구전자산을 고려할 경우 그렇지 않은 경우에 비해 모형 적합도가 개선될 수 있음을 보였다. Lee, Kim, & Cha(2012)에서는 일반화된 Bass 모형에 군집행동(herding behavior)을 반영할 경우 모형 적합도

〈표 1〉 영화 신상품의 확산을 모형화 한 연구

분류	저자	모형	주요 결과
이론적 모형 기반 연구	Dellarocas, Zhang, & Awad (2007)	Bass	추정된 모수의 결정요인을 확인함
	Wang, Zhang, Li, & Zhu (2010)	Bass	추정된 모수의 결정요인을 확인함
	Lee, Kim, & Cha(2012)	Bass , 지수 분포	군집행동 포함 시 모형 적합도와 예측력이 개선됨
	Marshall, Dockendorff, & Ibáñez(2013)	Bass , BOXMOD-I	Bass 모형의 예측력이 우수함
	차경천, 천정빈, 윤성욱(2014)	Bass	구전자산 포함 시 모형 적합도가 개선됨
	이유석, 차경천, 김상훈(2017)	Bass	추정된 모수의 결정요인을 확인함
	Zhang, Yuan, & Song(2020)	Bass	혁신 그룹과 모방 그룹 규모의 결정요인을 확인함
	Kang(2021)	Bass	검색 트렌드 데이터 포함 시 예측력이 개선됨
	Lee, Kim, & Cha(2021)	Bass	추정된 모수의 결정요인을 국가 간 비교 분석함
	Lee, Kim, & Cha(2022)	Bass	추정된 모수의 연도별 변화 양상을 확인함
확률 모형 기반 연구	Krider & Weinberg(1998)	지수 분포	경쟁을 고려한 최적 개봉 시점에 대한 시사점을 도출함
	Radas & Shugan(1998)	Bass, 지수 분포	계절적 변동을 고려한 최적 개봉 시점에 대한 시사점을 도출함
	Jedidi, Krider, & Weinberg (1998)	지수 분포	시장 점유율 또한 지수 분포에 근사함을 확인함
	안성아, 김태준(2003)	지수 분포	추정된 모수의 결정요인을 확인함
	이유석, 김상훈(2013)	지수 분포	추정된 모수를 변수화하여 경로 모형을 추정함
	Lehmann & Weinberg(2000)	지수 분포, 감마 분포	감마 분포의 모형 적합도가 우수함
	Sawhney & Eliashberg(1996)	Bass, BOXMOD-I , Nonlinear Screens	BOXMOD-I의 예측력이 우수함
	Ainslie, Drèze, & Zufryden (2005)	Bass, 감마 분포 , BOXMOD-I	감마 분포의 적합도와 예측력이 우수함

* 모형 중 볼드체로 처리된 모형이 적합도 혹은 예측력 면에서 가장 우수함.

와 예측력이 모두 향상될 수 있음을 실증하였다. Kang (2021)에서는 일반화된 Bass 모형에 검색 트렌드 데이터를 포함함으로써 예측력이 증가될 수 있다는 결론을 제시하였다. 한편, 이유석, 차경천, 김상훈(2017)에서는 국내에서 개봉한 50편 영화의 일별 관객수를 Bass 모형에 적합시킨 후, 개봉 전 시사회 규모가 증가할수록 혁신계수가 감소하고, 개봉 전 기대수준이 높을수록 모방계수가 증가하며, 개봉 스크린 규모가 클수록 잠재 수요가 증가하는 결과를 도출하였다. Dellarocas, Zhang, & Awad(2007)에서는 미국 영화 시장에서 개봉 전 마케팅 비용이 혁신계수에 유의한 양의 영향력을 가지고, 온라인 리뷰 작성자의 성별이 고르게 분포할수록 모방계수를 증가시키는 영향력을 가지며, 개봉 첫 주 스크린 수가 잠재 수요에 양의 영향력을 가짐을 보였다. Wang et

al.(2010)에서는 중국 영화 시장의 데이터를 바탕으로 개봉 전 언론보도가 혁신계수를 증가시키며, 개봉 전 구전의 양이 모방 계수를 증가시키는 선행요인임을 밝혔다. Zhang, Yuan, & Song(2020)에서는 Bass 모형에서 추정된 계수를 바탕으로 전체 관객을 혁신 그룹과 모방 그룹으로 나누어 각 그룹의 규모를 결정하는 요인들을 탐색하였다. Lee, Kim, & Cha(2021)에서는 미국 영화 시장과 한국 영화 시장을 비교하여 Bass 모형의 각 계수들의 결정요인에 어떠한 차이가 있는지를 비교분석하였다. Marshall, Dockendorff, & Ibáñez(2013)에서는 칠레 박스오피스 데이터를 바탕으로 Bass 모형의 우수한 모형 적합도와 예측력을 보였을 뿐만 아니라, 혁신계수(p)와 혁신계수와 모방계수의 합($p+q$)을 종속변수로 한 회귀분석을 통해 각각의 결정요인도 탐색하였

다. 마지막으로 Lee, Kim, & Cha(2022)에서는 한국 영화 시장에서 15년 동안 연도별 Bass 모형 계수들이 어떻게 변화해 왔는지를 탐구하였다.

확률 모형(probability model)에 기반하여 영화의 확산을 탐구한 연구들은 주로 지수(exponential) 분포와 지수 분포를 일반화한 감마(gamma) 분포를 응용하였다. 서론에서 서술한 바와 같이, 멀티플렉스 시스템과 디지털 배급의 도입으로 인해 영화의 수명 주기가 단축되고 개봉 편수가 급증하면서, 개봉 초기에 대부분의 관객이 유입되고 시간이 지남에 따라 관객 유입이 빠르게 감소하는 확산 패턴이 일반화되었기 때문이다. Krider & Weinberg(1998)와 Radas & Shugan(1998)에서는 할리우드 개봉작들의 매출액이 개봉 직후 최대치를 기록하고 주별로 기하급수적인 감소를 보이는 경우가 일반적임에 착안하여 지수 분포를 변형함으로써 영화의 매출액을 모형화하였다. Jedidi, Krider, & Weinberg(1998)에서는 영화의 주별 시장점유율 역시 유사한 감소 패턴을 보인다고 전제하고 지수 분포에 데이터를 적합하여 절편값을 개봉 점유율, 기울기를 감소율(decay rate)로 해석하였다. 안성아, 김태준(2003)에서는 동일한 모형을 한국 영화 데이터에 적용하여 개봉 점유율과 관객 감소율을 추정하고, 각 추정값을 결정하는 요인들을 추가적으로 탐구하였다. 이유석, 김상훈(2013)에서는 동일한 모형으로 시장점유율 감소율을 추정하고 개봉 후 영화에 대한 기대불일치가 시장점유율 감소율을 높여 최종적으로 투자수익률(ROI)에 부정적인 영향을 미칠 수 있음을 보였다.

지수 분포는 단순하고 모수의 해석이 직관적이라는 장점이 있었지만, 개봉 첫 주 이외의 기간에 주별 최고 흥행을 기록하는 영화의 확산 패턴을 모형화하는 데에는 한계가 있었다. 따라서, 일부 연구에서는 지수 분포를 일반화하여 보다 유연성이 높은 감마 분포를 바탕으로

영화의 확산을 모형화하는 시도를 하였다. Lehmann & Weinberg(2000)에서는 직접적으로 영화 시장에서 지수 분포와 감마 분포의 모형 적합도를 비교하여 감마 분포의 우수성을 밝혔다. Sawhney & Eliashberg(1996)에서는 지수 분포, 감마 분포, Erlang-2 분포를 포괄하는 이른바 BOXMOD-1을 제안하고, 이 모형이 Bass 모형에 비해 영화의 확산을 예측하는 능력이 우수함을 증명하였다. Ainslie, Drèze, & Zufryden(2005)에서는 감마 분포를 응용한 수요 예측 모형과 시장점유율 예측 모형을 제시하고, 두 가지 모형 모두 BOXMOD와 Bass 모형에 비해 뛰어난 적합도와 예측력을 보임을 주장하였다. 한편, 영화 시장은 아니지만 Moe & Fader(2002)에서는 음악 CD의 판매량 역시 일반적으로 출시 직후 가장 높은 수준을 기록하고 주별로 급격히 감소한다는 점에 착안하여 혼합 와이불(mixed-Weibull) 모형을 제안하였다. 저자들은 경험재의 확산 패턴이 출시 이후에 기하급수적인 감소를 보이는 경우가 많기는 하지만, 출시 이후 서서히 수요가 증가하는 'sleeper' 형태의 패턴도 빈번히 관측되기 때문에 보다 다양한 패턴을 포착할 수 있는 유연한 모형이 필요하다고 주장했다. 저자들이 제안한 혼합 와이불 모형은 벤치마크 모형인 Bass 모형과 와이불-감마 혼합 모형에 비해 적합도와 예측력이 우수한 것으로 나타났다.

이상의 논의를 바탕으로 본 연구에서는 감마 분포와 와이불 분포를 활용하여 한국 영화 시장의 신상품 확산을 모형화하고자 한다. Bass 모형은 이론에 기반하였기 때문에 모수의 해석이 용이하고 추정 결과에서 직접적으로 시사점을 도출할 수 있지만, 다수의 선행연구에서 모형 적합도 및 예측력이 감마 분포나 와이불 분포에 미치지 못하는 것으로 나타났다(Sawhney & Eliashberg 1996; Moe & Fader 2002; Ainslie, Drèze, & Zufryden 2005). 또한, 지수 분포는 감마 분포와 와이

불 분포의 특수한 형태로 이해할 수 있기 때문에 보다 일반화된 형태의 분포를 적용하는 것이 바람직하다고 판단하였다. 와이블 분포를 활용하여 영화 시장의 신상품 확산을 모형화한 경우는 찾기 어렵지만, Moe & Fader (2002)의 주장처럼 보다 다양한 확산 패턴을 포괄적으로 포착할 수 있다는 장점 때문에 차용이 필요하다고 판단하였다.

2. 팬데믹 이후의 신상품 확산

코로나바이러스-19는 그 명명에서도 알 수 있듯이 2019년 말 최초로 발견되었고, 2020년부터 2022년 말까지 전 인류에게 건강에 대한 불안과 사회적 거리두기로 인한 불편함을 안겨주었다. 약 3년이라는 시간 동안 코로나바이러스-19는 사람들의 소비 방식에도 강력한 영향을 미쳤다. 사회적 거리두기 정책과 타인과의 접촉으로 인한 전염 위험은 오프라인에서 이루어지던 소비 활동을 온라인으로, 공공장소에서 이루어지던 소비 활동을 사적 장소로 이전시켰다. 대부분의 산업이 팬데믹으로 인한 불황에 어려움을 겪었지만 온라인 상거래나 헬스케어 산업은 성장 모멘텀을 맞이하게 되었고 새로운 제품과 서비스가 다양하게 소개되었다. 그럼에도 불구하고, 팬데믹 이후 신상품의 확산을 체계적으로 탐구한 학술적 결과물은 찾아보기 어렵다. 코로나바이러스-19가 창궐한 이후 학계의 관심은 바이러스 자체의 확산이나 팬데믹을 완화시킬 백신 접종의 확산에 보다 집중되었다. 경제·경영 분야에서도 팬데믹이 경제 전반이나 기업 생태계에 어떠한 부정적 영향을 미칠 것이며, 이를 어떻게 대응해 나갈 것인지에 논의의 초점이 맞춰져 왔다. 엔데믹으로 전환된 2023년 현재도 가치 중립적으로 팬데믹 이전과 이후의 특정 현상을 비교하는 연구는 많지 않다. 팬데믹이 신상품의 확산 패턴에 어떠한 영향을 미쳤는지를 탐

구한 연구도 찾아보기 힘든 것은 마찬가지이다. 확산 연구의 주요 대상이었던 내구재(durable good)는 일반적으로 수 년에서 수 십년의 수명주기를 보이기 때문에 삼년이라는 시간은 확산의 패턴을 시계열적으로 실증하기에는 충분하지 않기 때문이라 볼 수 있다.

팬데믹 이후 발표된 선행연구들은 크게 개인 수준에서 신상품에 대한 채택(adoption)을 탐구한 연구(Wang, Kim, Holguín-Veras, & Schmid 2021; Caboni & Pizzichini 2022; Fu & Mishra 2022; Yang et al. 2022)와 시장 수준에서 특정 상품 카테고리의 수요가 크게 증가했음을 기술적으로 논의한 연구(Kim 2020; Umair, Cheema, Cheema, Li, & Lu 2021; Liu & Miguel-Cruz 2022)에 머무르고 있다. 또한, 이러한 선행연구들은 대부분 사회적 거리두기로 인해 효용이 크게 증가한 일부 제품이나 서비스에 국한되어 있다. Yang et al.(2022)에서는 팬데믹 이후 원격진료 앱의 수용 및 이용이 크게 증가한 현실 상황에서 이러한 소비자 행동의 선행요인을 찾기 위해 대규모 설문조사 연구를 시도하였다. Wang, Kim, Holguín-Veras, & Schmid (2021)에서는 배달 산업을 식료품, 음식, 생활용품, 기타 소비재로 분류하고, 소비자의 채택을 최초 채택과 지속 사용의도로 구분하여 각각의 결정요인을 실증하였다. 그러나, 두 연구 모두 팬데믹 이전과 이후를 직접 비교한 것은 아니라는 점에서 직접적으로 팬데믹의 영향력을 실증한 것으로 보기 어렵다. Caboni & Pizzichini(2022)에서는 팬데믹 기간 동안 소비자들이 증강현실(augmented reality) 기반 쇼핑 앱의 채택 및 이를 통한 실제 구매가 증가하였음을 확인하였지만, 소수의 밀레니얼(millennial) 세대 소비자를 대상으로 한 심층면접법(in-depth interviews)을 사용하였기 때문에 결과의 일반화에 한계가 있다. Fu & Mishra(2022)에서는 팬데믹 기간 동안 총 71개 국가에서 금융 관련 모바일 앱의 일별 다운로드 데이터

를 활용하여 확진자 수와 봉쇄(lockdown) 기간이 증가할수록 핀테크 앱의 다운로드 역시 증가함을 보였다. Liu & Miguel-Cruz(2022)에서는 사회적 거리두기로 인해 의료시설 방문이 제한되고 자가격리로 인한 가족 및 친지의 건강상태를 확인할 필요성이 생기면서 원격 모니터링 기술을 중심으로 한 헬스케어 기술의 채택과 확산이 급증했음을 논의하고 있다. 일부 기술 통계량을 제시하고는 있지만, 실증이 아닌 정책 제언에 목적을 두고 있는 연구이다. Kim(2020) 역시 팬데믹 기간 동안 오프라인 소매 시장은 큰 폭으로 감소한 반면 온라인 소매가 급성장했다는 통계치를 제시하며, 기존에 온라인 상거래를 이용하지 않던 중장년층의 채택을 원인으로 진단하고 있다. 그러나 역시 체계적인 상관성을 분석하기 보다는 관련 산업계에 대한 제언에 방점을 두고 있다. 마지막으로, Umair et al.(2021)에서도 다양한 분야에서 팬데믹 이후 사물인터넷(Internet of Things) 기술의 채택과 확산이 가속화되었다고 주장하고 있으나, 문헌연구 및 관련 업계 전문가와의 인터뷰에 기반한 정성적인 연구일 뿐 실증 결과를 제시하지는 않고 있다.

팬데믹이 영화 시장에 미친 영향력을 실증분석한 연구 역시 찾아보기 어렵다. Kim(2021)에서는 팬데믹 초기라 할 수 있는 2020년 1분기의 한국 영화 시장 데이터를 바탕으로 사회적 거리두기로 인한 영화 시장의 매출 손실을 추정하였다. 홍진우, 하지황, 조지형(2021)에서는 팬데믹 기간 동안 확진자 수가 증가할수록 영화 VOD의 시청 건수가 유의하게 증가함을 실증하였다. 두 연구 결과를 종합하면, 사회적 거리두기와 건강에의 염려로 인해 1차 시장인 상영관 시장의 수요는 감소하고 이것이 2차 시장으로 이동하였음을 알 수 있다. 이러한 실증 결과와 유사하게, Ryu & Cho(2022)에서는 다양한 산업 통계를 바탕으로 상영관 시장은 부정적인 상황이 지속되는 반면, 온라인 스트리밍 시장은 긍정적인 상황이 지속

될 것으로 예측하였다. 정민아(2020)에서는 팬데믹으로 인해 자발적 고립으로 인한 새로운 관람방식으로 OTT 서비스가 부상하고 있으며, 영화의 제작 역시 OTT 서비스를 표적으로 하는 경우가 많아지고 있다고 서술하고 있다. 정인숙(2021)에서는 관계자 심층면접을 통해 넷플릭스를 위시한 OTT 서비스들의 위상이 높아지면서 국내 이차 시장의 유통 구조가 급변하고 있으며, 이로 인해 다양한 이해관계자들 간의 갈등 또한 증가하고 있다는 결론을 도출하였다.

COVID-19가 영화 시장에 미친 영향에 대한 관련 기관의 보고서 역시 다양하지는 않지만 나름의 방식으로 신상품 확산에 대한 시사점을 제공하고 있다. 영화진흥위원회의 <영화산업의 가치사슬과 구조 변화(2023)>에 따르면, COVID-19로 인해 사회적 거리두기 정책이 시행되고 오프라인 활동이 제약을 받으면서 영화 시장 역시 극장에서의 소비가 축소되고 OTT를 통한 소비가 부상하였다. 이로 인해, 극장, IPTV(TVOD), OTT(SVOD), 유료케이블, 무료방송사 순으로 이어지는 전통적인 홀드백 시스템이 붕괴되고 다양한 홀드백이 공존하는 상황이 되었다. 새롭게 등장하는 홀드백 유형은 OTT를 중심으로 하고 있는데, 극장 개봉 이후 OTT 출시를 우선적으로 고려하는 OTT 지향형, 극장과 OTT에 동시에 개봉하는 OTT 동시 개봉형, OTT에서만 개봉하거나 OTT 개봉 이후 극장에 개봉하는 OTT 독점 개봉형 등으로 구분할 수 있다. 또한, 홀드백 유형과 상관없이 전체 홀드백 기간이 점차 단축되고 있다는 특징도 확인되고 있다. 이와 더불어, 영화진흥위원회의 <2020-2021년 영화소비자 행태조사>에서는 설문조사를 바탕으로 이러한 COVID-19 이후의 변화한 시장 상황을 확인하고 있다. 팬데믹 이전에는 영화를 관람하는 경로가 극장 50.9%, 극장 외 49.1%로 거의 비슷한 수준이었으나, 팬데믹 이후에는 극장 30.4%, 극장 외 69.6%로 극명한 차이를 보였다. 월평균 영화 관

람 지출 비용 측면에서도 팬데믹 이전에는 극장 25,485 원, 극장 외 10,990원 수준이었으나, 팬데믹 이후에는 극장 10,930원, 극장 외 14,722원으로 큰 차이가 났다. 게다가, 팬데믹 이후 극장 관람을 활성화하기 위한 조치로는 응답자의 절반에 가까운 49.5%가 '영화 티켓 가격 인하'를 선택하여 OTT의 확산으로 인해 영화 관람에 대한 가격 민감도가 증가하였음을 방증하였다. 이상의 내용을 토대로 할 때, COVID-19의 확산으로 인해 다수의 소비자가 극장이 아닌 OTT를 위시한 다른 채널을 통해 영화를 관람하는 행태가 보편화되었고, 그 결과 영화가 극장 개봉 후 부가 시장으로 이전되는 시기가 앞당겨져 극장에서의 수명주기가 단축될 수 있음을 예상할 수 있다. 또한, COVID-19 이후에는 상대적으로 가격 민감도가 낮은 고관여 소비자들만 지속적으로 극장을 찾고, 가격 민감도가 높은 저관여 소비자들은 OTT 채널로 이탈하여 소비자 구성의 동질성이 증가할 수 있음을 짐작할 수 있다.

본 연구는 이처럼 팬데믹이 신상품 확산에 미친 영향을 실증한 연구와 팬데믹으로 인한 영화 시장의 변화를 실증한 연구가 부족한 상황에서 팬데믹으로 이후 한국 영화 시장의 신상품 확산 패턴이 어떻게 달라졌는지를 실증함으로써 그 부족함을 해소한다는 목적을 갖는다.

III. 연구방법

1. 표본과 자료수집

본 연구는 한국 영화 시장을 대상으로 팬데믹 이후 신상품 확산 과정을 분석하고자 한다. 이를 위해 팬데믹 이전 기간과 팬데믹 발발 이후 기간의 국내 영화 박스오피스 데이터를 수집하였다. 구체적으로, 영화진흥위원회

영화관입장권통합전산망(<http://www.kobis.or.kr>)으로부터 팬데믹 이전 기간으로서 2017년 7월부터 2019년 6월까지 2년 간 국내 개봉 영화 중 흥행 성적 상위 50편에 대한 주간 박스오피스 데이터를, 팬데믹 발발 이후 기간으로서 2020년 7월부터 2022년 6월 국내 개봉 영화 중 흥행 성적 상위 50편에 대한 주간 박스오피스 데이터를 수집하였다. 이때 2020년 상반기는 팬데믹 초기이자 전환기이기 때문에 분석에서 제외하였고, 2022년 하반기부터는 이른바 '엔데믹'으로 전환된 시기이므로 분석에서 제외하였다. 계절적 변동을 반영하여 모형화하기 위해 동일한 월(month)을 기준으로 각각 이년 간의 데이터를 수집하였다.

영화관입장권통합전산망에서는 영화별 주간 박스오피스 데이터를 제공하는데, 상위 50편씩 총 100편의 영화의 주간 박스오피스 데이터를 수집한 후 개봉일 전 시사회 데이터를 제외하고 정식 개봉일로부터 6주 간의 주별 관객 수를 활용하여 확산 과정을 분석하였다. 분석 대상이 되는 전체 영화 목록과 최종 누적 관객 수, 첫 6주 간 누적 관객 수 등에 대한 정보는 <부록>에 제시하였다. 한편, 모형 파라미터 추정값 해석의 용이성을 위해 관객 수를 200,000명으로 나누는 척도를 사용하였다.

2. 분석 모형

본 연구에서는 한국 영화 시장에서의 신상품 확산을 분석하기 위해 감마 분포와 와이불 분포를 사용하였다. 감마 분포는 지수 분포의 일반형 중 하나로 사건과 사건이 발생하는 데 걸리는 시간을 모형화할 수 있으며(Hogg, McKean, and Craig, 2018), 마케팅 분야에서는 영화 등의 신상품 확산을 모형화하는 데 자주 활용되었다(Sawhney and Eliashberg 1996; Lehmann and Weinberg 2000; Ainslie, Drèze, and Zufryden

2005). 감마 분포는 형태 모수(shape parameter; α)와 비율 모수(rate parameter; β)로 구성되며, 수식은 식 (1)과 같이 표현된다. 감마 분포의 평균은 α/β , 분산은 α/β^2 이다. 즉, 형태 모수의 값이 클수록 분포의 평균과 분산 값이 커지고, 비율 모수의 값이 클수록 분포의 평균과 분산 값이 작아진다. 또한, 비율 모수는 분포의 형태가 얼마나 넓게 퍼지는가와 연관되어 있다 (Hogg, McKean, and Craig, 2018).

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1} e^{-\beta x} \beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} \text{ for } x > 0$$

$$\text{and } \alpha, \beta > 0 \quad (1)$$

와이블 분포 역시 지수 분포의 일반형의 하나로서 사건이 발생(failure)할 때까지 걸리는 시간과 확률을 모형화하는 확률 분포이며, 형태 모수(k)와 척도 모수(scale parameter; λ)로 구성된다(식 (2)). 와이블 분포의 평균은 $\lambda\Gamma(1+1/k)$ 분산은 $\lambda^2\left[\Gamma\left(1+\frac{2}{k}\right) - \left(\Gamma\left(1+\frac{1}{k}\right)\right)^2\right]$ 으로, 형태 모수의 값이 커질수록 분포의 평균이 작아지고 분산은 커지며, 척도 모수의 값이 커질수록 분포의 평균과 분산 값이 커진다. 형태 모수 값이 1보다 작은 경우, 시간이 지날수록 실패율(failure rate)이 감소하는 분포가 나타나며, 형태 모수 값이 1보다 큰 경우에는 시간이 지날수록 실패율이 증가한다. 형태 모수 값이 1이면 실패율은 일정하며, 지수 분포와 같은 형태가 된다 (Jiang and Murthy, 2011).

$$f(x; \lambda, k) = \begin{cases} \frac{1}{\lambda} \left(\frac{x}{\lambda}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{x}{\lambda}\right)^k}, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases}$$

$$\text{and } k < 0, \lambda > 0 \quad (2)$$

IV. 분석결과

1. 감마 분포(Gamma Distribution) 추정 결과

팬데믹 전후 한국 영화시장에서의 신상품 확산을 감마 분포를 통해 비교 분석한 결과는 <표 2>와 같다. 형태 모수의 추정값은 팬데믹 이전보다 이후에 증가하였으나 통계적으로 그 차이가 유의하지 않았다($p = .474$). 비율 모수가 일정할 때, 형태 모수의 값이 작을 때에는 오른쪽 꼬리가 긴(right-skewed) 형태를 갖다가 모수값이 커짐에 따라 어느 지점에서 대칭을 이루고 그 이상 커지면 점차 왼쪽으로 꼬리가 긴(left-skewed) 형태를 갖게 된다. 만약 형태 모수 추정값의 차이가 통계적으로 유의하였다면 팬데믹 이후에 주별 관객수가 상대적으로 완만하게 감소하는 확산 패턴을 갖게 되었다고 해석할 수 있다. 비율 모수의 경우, 팬데믹 이전보다 이후에 추정값이 유의하게 증가하는 것으로 나타났다($p < .05$). 감마 분포에서 비율 모수의 값이 증가한다는 것은 분포의 평균과 분산 모두 감소한다는 것을 의미하는데, 팬데믹 이후 새로운 영화의 박스오피스 성적이 평균적으로 감소하였고 영화별 편차 역시 줄어들었다는 것을 시사한다. 또한, 비율 모수 값이 증가하였다는 것은 팬데믹 이후에 영화의 확산 패턴이 더욱 가파르게 감소하는 패턴으로 변화하였다는 사실을 보여준다(<그림 1의 PDF>). 또한, 팬데믹 이후 시장 포화치에 다다른 시점이 보다 앞당겨졌음을 확인할 수 있다(<그림 1의 CDF>). 이러한 분석 결과는 팬데믹 이후 전체 흥행 성적에서 초기 흥행 비중이 크게 높아졌다는 사실을 보여주며, 신상품의 확산 속도가 빨라지면서 수명 주기가 단축되었다고 해석할 수 있다.

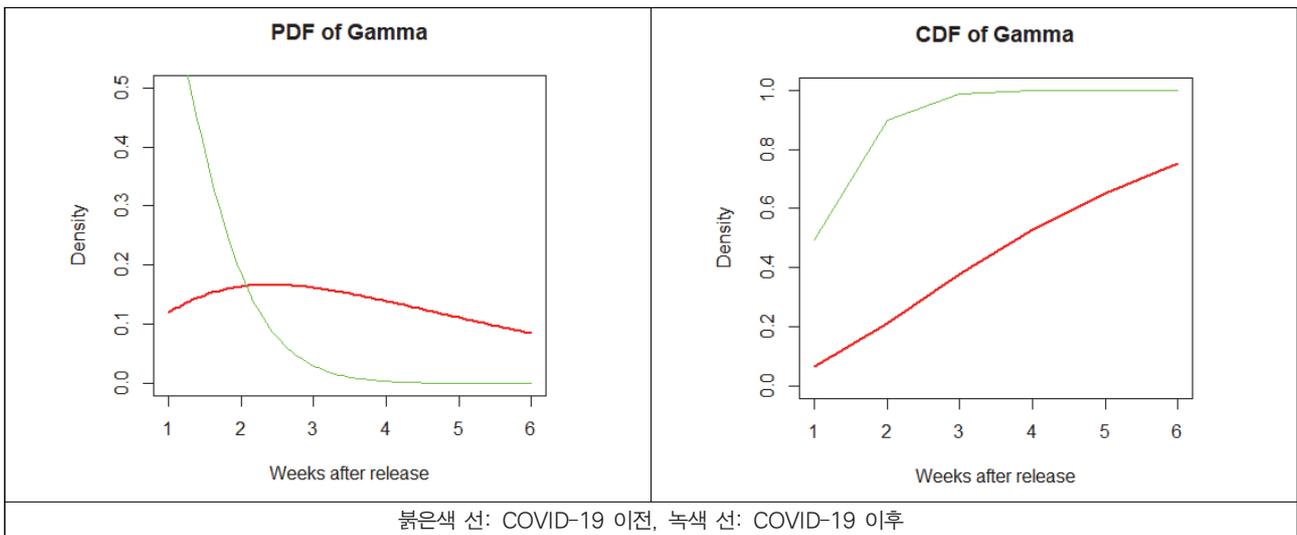
나아가, 본 연구에서는 팬데믹 이전과 이후의 추정된

〈표 2〉 추정된 감마 분포 모수의 팬데믹 이전과 이후 비교

	Shape Parameter	Rate Parameter	Sum of Squared Error in Percentage	AIC
Mean (이전)	2.159	0.483	18.757	31.891
Mean (이후)	2.991	2.639	77.869	16.982
SD (이전)	4.421	0.683	49.082	6.029
SD (이후)	6.878	5.742	130.453	8.936
t-test 결과	$p = .474$	$p < .05$	$p < .01$	

* Sum of Squared Error in Percentage의 경우, 이상치(1,000 이상)를 제외한 결과를 보고하였다.

〈그림 1〉 추정된 감마 분포 모수에 기반한 신상품 확산의 팬데믹 이전과 이후 비교



확률분포의 오차를 비교하기 위해 비율(percentage) 단위의 오차의 제곱합(sum of squared errors), 즉, 모형 예측치 대비 오차의 제곱합을 측정하였다. 모형의 오차를 측정하는 데 있어 오차의 제곱합이 널리 사용되는 개념이기는 하지만, 팬데믹 전후 박스오피스 성적 규모가 크게 다르기 때문에(팬데믹 이전 박스오피스 상위 50편 평균 최종 관객 수: 5,814,695명, 팬데믹 이후 박스오피스 상위 50편 평균 최종 관객 수: 2,170,130명) 모형으로부터 발생하는 오차를 유의미하게 비교하기 어렵다고 판단하여 비율 단위의 오차를 측정하고자 하였다. 〈표 2〉에 제시한 바와 같이, 팬데믹 이전에 비해 팬데믹 이후 실제 확산 패턴과 추정된 확률분포의 예측 패턴의

오차가 큰 폭으로 증가한다는 것을 알 수 있다. 이는 COVID-19라는 전례 없는 현상을 기점으로 시장의 불확실성이 증가함에 따라 모형 적합도와 예측력이 감소하였다는 사실을 시사한다.

2. 와이불 분포(Weibull Distribution) 추정 결과

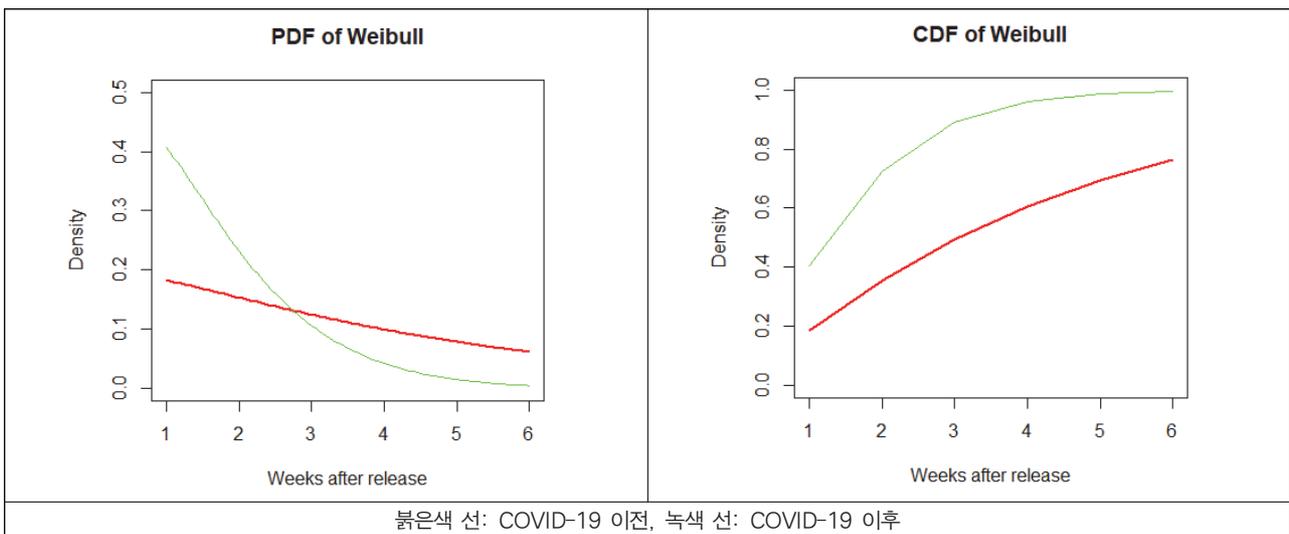
감마 분포에 더해 팬데믹 전후 한국 영화시장에서의 신상품 확산을 와이불 분포를 통해 비교 분석하였으며, 그 결과는 〈표 3〉과 같다. 감마 분포 추정 결과와 마찬가지로, 형태 모수의 추정값은 팬데믹 이전보다 이후에 증가

〈표 3〉 추정된 와이불 분포 모수의 팬데믹 이전과 이후 비교

	Shape Parameter	Scale Parameter	Sum of Squared Error in Percentage	AIC
Mean (이전)	1.083	4.275	13.386	30.765
Mean (이후)	1.310	1.641	39.586	16.594
SD (이전)	1.065	3.075	21.993	6.477
SD (이후)	1.156	1.887	114.883	8.925
t-test 결과	$p = .312$	$p < .01$	$p < .01$	

* Sum of Squared Error in Percentage의 경우, 이상치(1,000 이상)를 제외한 결과를 보고하였다.

〈그림 2〉 추정된 와이불 분포 모수에 기반한 신상품 확산의 팬데믹 이전과 이후 비교



하였으나 통계적으로 그 차이가 유의하지 않았다($p = .312$). 감마 분포와 마찬가지로 척도 모수가 일정할 때, 형태 모수의 값이 작을 때에는 오른쪽 꼬리가 긴(right-skewed) 형태를 갖다가 모수값이 커짐에 따라 어느 지점에서 대칭을 이루고 그 이상 커지면 점차 왼쪽으로 꼬리가 긴(left-skewed) 형태를 갖게 된다. 반면, 척도 모수는 팬데믹 이후에 추정값이 유의하게 감소하는 것으로 나타났다($p < .01$). 와이불 분포에서 척도 모수의 값이 감소한다는 것은 분포의 평균과 분산 모두 감소한다는 것을 의미하며, 이러한 결과는 감마 분포의 추정 결과와 궤를 같이 한다. 팬데믹 이후 박스오피스 성적의 평균과 영화별 편차가 모두 감소하였고, 팬데믹 이전에 비

해 흥행 성적이 더욱 급격하게 감소하는 패턴으로 변화하였다(〈그림 2의 PDF〉). 팬데믹 이후 시장 포화치에 다다른 시점이 보다 앞당겨지는 현상 역시 반복적으로 확인할 수 있다(〈그림 2의 CDF〉). 팬데믹 전후 추정된 확률분포의 오차를 비교한 결과 역시, 팬데믹 이전에 비해 팬데믹 이후 실제 확산 패턴과 추정된 확률분포의 예측 패턴의 오차가 큰 폭으로 증가한다는 사실을 확인하였다.

V. 결론 및 시사점

본 연구에서는 코로나바이러스-19가 신상품 확산에 어떠한 영향을 미쳤는지를 확인하기 위해 한국 영화 시장의 데이터를 바탕으로 팬데믹 이전과 이후의 신상품 확산 패턴을 비교 분석하였다. 팬데믹 이전과 이후에 개봉한 영화 중 흥행 성적을 기준으로 상위 50편씩을 대상으로 선정하고, 개봉일을 기준으로 6주간 주별 관객수를 수집하였다. 주별 관객수를 지수 분포의 일반형인 감마 분포와 와이불 분포에 적합시켜 모수를 추정하고, 팬데믹 이전과 이후의 모수값에 통계적으로 유의한 차이가 있는지 검증하였다. 그 결과, 감마 분포와 와이불 분포 모두 형태 모수에서는 차이가 나타나지 않았지만, 비율 모수와 척도 모수에서 추정값이 유의하게 감소하는 결과나 나타났다. 이는 팬데믹 이후 초기 관객수의 감소 속도가 빨라지고, 시장 포화치에 다다른 시점이 빨라졌음을 의미한다. 즉, 코로나바이러스-19로 인해 한국 영화 시장에서의 신상품 확산 속도가 증가하였다고 이해할 수 있다. 또한, 감마 분포와 와이불 분포 모두에서 추정된 확산 패턴과 실제 확산 패턴의 오차가 큰 폭으로 증가하였는데, 이는 시장의 역학이 변화하여 기존의 확산 모형으로는 팬데믹 이후의 신상품 확산을 예측하기 어려워졌음을 의미한다.

본 연구의 가장 중요한 발견은 팬데믹 이후 한국 영화 시장의 신상품 확산 속도가 증가했다는 것이다. 확산 모형을 제시한 가장 대표적인 연구인 Bass(1969)와 Rogers(1995) 모두 시장에 존재하는 소비자들을 신상품(혹은 혁신)을 채택하는 순서에 따라 각 두 그룹과 다섯 그룹으로 구분하였다. 여기서 가장 중요한 전제는 같은 그룹 내에서는 소비자들의 동질성으로 인해 확산이 빠르게 이

루어지지만, 그룹과 그룹 간에는 소비자들의 이질성으로 인해 확산이 더디어진다는 것이다. 즉, 팬데믹 이후 영화 시장에서의 확산이 빨라졌다는 것은 시장을 구성하는 소비자들의 동질성이 높아졌다고 볼 수 있다. 팬데믹 이후 개봉 초기 흥행 성적이 누적 성적에서 차지하는 비율이 증가했다는 것에 비추어보면, Bass(1969)에서 제시한 혁신자(innovator) 성향의 관객들 중심으로 시장 구조가 재편되었다고 이해할 수 있다. 그리고, 팬데믹 이전 영화 시장에 존재하던 모방자(imitator) 성향의 관객들은 상당 부분 OTT 서비스와 같은 이차 시장으로 이전되었을 수 있다.

또한, 본 연구에서는 팬데믹 이후 다수의 대작 영화들이 극장 개봉을 하지 않고 OTT 서비스를 통해 최초 혹은 독점적으로 공개되는 사례가 많아지고 있기 때문에, 신작 개봉 영화들로 인한 대체효과가 팬데믹 이전보다 감소하여 확산이 포화상태에 이르는 시점이 보다 늦춰질 가능성도 예상한 바 있다.³⁾ 그러나, 분석 결과는 오히려 팬데믹 이후에 포화상태에 다다른 시점이 앞당겨졌다. 이것은 일부 영화들이 극장을 건너뛰고 OTT를 선택한 것은 맞지만, 시장 전체적으로는 팬데믹 기간 동안 개봉 편수가 크게 줄지는 않았기 때문으로 볼 수 있다. 한국 영화진흥위원회의 2022년 한국 영화산업 결산(2023)에 따르면, 2019년 실질개봉 편수는 한국영화 199편, 외국영화 448편이었는데, 팬데믹 기간인 2020년에는 각 165편과 413편, 2021년에는 각 224편과 480편, 2022년에는 각 226편과 397편으로 집계되었다. 팬데믹 발발 직후인 2020에는 상당한 감소가 있었지만 점차 회복세를 보였으며, 전체적으로 팬데믹 이전에 비해서 큰 폭의 감소는 확인되지 않았다. 이러한 현상의 이유로는, 팬데믹으로 인해 일시적으로 개봉을 연기했던 영화

3. OTT 서비스 단독 개봉 영화로는 넷플릭스의 사냥의 시간(2020), 콜(2020), 승리호(2021), 차인표(2021), 야차(2022), 디즈니플러스의 물란(2020) 등이 있음. OTT 서비스와 극장 동시 개봉 영화로는 티빙의 서북(2021), 미드나이트(2021), 디즈니플러스의 블랙위도우(2021) 등이 있음.

들이 팬데믹이 예상보다 길어지자 결국 극장 개봉을 선택하게 되었고, 이차 시장을 핵심 표적시장으로 결정한 영화들도 블록버스터 영화로 포지셔닝하기 위해 짧게나마 극장에서 상영을 했기 때문으로 볼 수 있다.

이와 더불어, 본 연구의 실증분석 결과는 팬데믹 이후 감마 분포와 와이불 분포 모두에서 확산 예측력이 큰 쪽으로 감소함을 밝혔는데, 이는 팬데믹 이후의 새로운 시장 환경에서는 새로운 확산 모형의 개발이 요구됨을 방증한다. 본 연구에서는 모형 적합도와 예측력의 열위로 Bass 모형을 분석 대상에서 제외하였는데, 팬데믹 이후의 초기 시장 중심의 시장구조에서는 Bass 모형이 갖는 실효성도 낮아질 것으로 예상할 수 있다. Bass 모형은 시장의 구성을 초기시장(혁신자)과 주류시장(모방자)으로 나누었는데, 시장의 전반적인 동질성이 높아진 상황에서는 이러한 전제를 가진 모형의 설명력은 낮아질 수밖에 없다. 팬데믹 이후 기존 확산 모형의 예측력이 감소한 것은 개별 영화마다의 확산 패턴이 이전에 비해 다채로워졌기 때문이므로 보다 유연하고 포괄적인 확산 모형을 개발할 필요가 있다.

본 연구의 학문적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구는 코로나바이러스-19가 시장에 미친 영향력을 실증하고, 팬데믹 이전과 이후를 비교 분석한 초기의 시도 중 하나이다. 전술한 바와 같이, 팬데믹 이후 발표된 신상품 확산과 관련한 연구들은 팬데믹이라는 특수한 상황과 관련성이 높은 일부 상품 카테고리에 관심을 두었고, 대부분 시장 수준에서의 확산보다는 소비자 개인 수준에서의 채택을 탐구하였다. 본 연구는 팬데믹이 영화 신상품 확산에 어떠한 영향을 미쳤는지를 확인함으로써 팬데믹 관련 연구는 물론이고 영화 관련 연구의 폭을 확대할 수 있을 것이다. 둘째, 본 연구는 선행 연구나 관련 업계의 예상처럼 팬데믹으로 인해 영화 상영관 시장이 크게 축소했음을 밝힌 데에 이어, 시장의 소비자 구성에도 큰

변화가 발생했을 가능성 또한 진단하고 있다. 팬데믹 이후에는 극장에서의 영화 관람에 수반되는 기회비용이 크게 높아진 상황에서도 극장을 찾고 있는 상대적 고관여 소비자이면서, 개봉 직후 구전의 영향력이 미미한 상황에서도 스스로의 판단으로 극장을 찾는 혁신 성향의 소비자가 시장의 대부분을 차지한다고 볼 수 있다(김종대, 이유석 2020). 이러한 현상이 얼마나 지속될지 단언하기는 어렵지만, 앞으로의 연구는 변화한 시장 구조를 감안한 접근법을 모색해야 할 것이다. 셋째, 본 연구는 기존에 영화 시장에서 상대적으로 관심이 저조했던 와이불 분포를 활용하여 신상품 확산을 모형화하였고, 와이불 분포의 유연성을 확인하였다. <표 2>와 <표 3>의 AIC값을 비교하면, 팬데믹 이전과 이후 모두에서 감마 분포에 비해 와이불 분포의 적합도가 더 우수한 것을 확인할 수 있다(이전: 31.891 vs. 30.765 / 이후: 16.982 vs. 16.594). 이는 한국 영화 시장의 확산 패턴을 설명하는데 감마 분포에 비해 와이불 분포가 더 우수함을 의미한다. 향후에는 영화의 확산 및 흥행 성적을 예측하는데 와이불 분포에 더 많은 관심을 가져야 할 것이다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 팬데믹 이후에는 영화의 기획 단계에서부터 상영관 표적의 영화와 이차 시장 표적의 영화를 명확히 구분할 필요성이 높아질 것이다. 팬데믹으로 인해 극장에서 영화를 관람하는 것의 기회비용은 상당히 높아졌다. 여기에 더해, 극장 체인들이 일제히 티켓값을 인상하면서 OTT 서비스들과의 가격 차이는 더욱 커졌다. 즉, 앞으로는 화려한 특수효과나 음향효과, 독특한 촬영방식 등 극장에서 관람할 때 분명한 효용이 있는 영화만이 관객들에게 환영받을 가능성이 높다. 둘째, 영화의 수명주기가 짧아졌기 때문에 어느 시점에 이차 시장으로 채널을 전환할 것인지의 의사결정이 보다 중요해졌다. 홀드백 기간이 짧을수록 이차 시장에서의 가치도 높아지기 때문에 일차 시

장에 머무르는 기간이 점차 짧아지고 나아가 극장 상영 중에 이차 시장에 동시 출시되는 사례도 찾아질 것이다. 더불어, 커뮤니케이션은 개봉 이후보다는 개봉 이전에 더 집중할 필요가 있다. 혁신 성향 소비자는 구전보다는 광고, 홍보, 유통 장악력 등을 통한 고품질을 시그널링 하는 것에 영향을 받기 때문이다. 특히, 시사화와 같은 촉진활동은 혁신 소비자를 무료 관객으로 전환할 뿐 모방 소비자를 유인하는 구전 효과는 미미하기 때문에 예산 축소가 바람직하다(이유석, 차경천, 김상훈 2017). 셋째, 상영관 운영 기업들은 OTT 서비스들이 제공하지 못하는 차별화된 효용을 제공할 수 있도록 혁신을 모색해야 한다. 특수상영관의 비중을 높이고, 배급사와 협력하여 관객들에게 영화 관련 머천다이즈를 무료 증정하는 판매촉진책도 강화해야 한다. 음악 시장에서도 온라인 스트리밍이 확산되면서 CD 판매량이 급감하자, 소장품으로서의 효용을 강화하기 위해 친필사인이나 한정판 포토카드 등을 증정하면서 생존의 길을 마련하였다. 또한, 팬데믹 이후의 극장 방문객들은 대체로 영화 관람에 대한 관여도가 높다고 볼 수 있기 때문에 관람 경험에 대한 관리도 강화되어야 할 것이다. 다른 관객의 경험을 방해하는 불량 고객에 대한 적극적인 개입도 중요한 의제가 될 것이다. 넷째, 상영관 시장은 충분한 효용이 있는 블록버스터 영화 중심으로 재편될 것이므로, 제작비가 적은 중소규모 한국영화들은 과감한 생존전략이 요구될 것이다. 과감히 OTT와 같은 이차 시장을 표적으로 삼거나, 상영관과 협력하여 가격 정책의 혁신을 도모해야 할 것이다. OTT 서비스의 부흥은 편의성이나 독점 콘텐츠 보다는 티켓 한 장 가격으로 한 달 동안 무제한으로 영상 콘텐츠를 감상할 수 있다는 가격 경쟁력의 영

향이 크다.⁴⁾ 영화 상영관 시장은 상품의 품질과 상관없이 동일한 가격에 판매되고 있는 예외적인 시장 중 하나이다. 하지만 OTT 서비스로 인해 가격 민감도가 높아진 소비자들에게 수 천 억원 제작비의 할리우드 블록버스터와 수 십 억원 제작비의 한국 영화를 같은 가격에 구매해야 하는 상황은 한국 영화에게 불리하게 작용할 뿐이다. 제작비를 회수하고 이윤을 창출하는 것이 목적이 되어야지, 다른 영화들과 동등한 대우를 받는 것 자체가 목적이 되어서는 안 된다. 소비자들의 효용 함수에 기반하여 영화별로 적절한 가격을 책정하는 대안에 대해서도 학계와 업계의 논의가 필요하다. 실제로 일각에서는 구독제 서비스인 OTT 서비스에 대항하기 위해 상영관 시장도 무제한 관람카드를 도입할 필요가 있다고 주장한다(노철환 2021). 무제한 관람카드는 영화별로 상이한 가격을 책정할 필요도 없고, 그 자체로 수요를 진작하는 효과도 기대할 수 있기 때문이다. 프랑스의 일부 상영관 체인에서는 무제한 관람카드를 도입하여 성공적으로 운영하고 있기는 하지만, 이를 곧바로 한국 시장에 도입하기에는 배급사와 상영관 사이의 수익 배분 문제나, 적절한 가격 책정 등 복잡한 해결과제들도 남아있다.

본 연구의 한계점은 다음과 같다. 첫째, 본 연구에서는 감마 분포와 와이불 분포 각각의 모수를 추정하고 비교했지만, 모수의 결정요인을 탐구하지는 않았다. 즉, 신상품 확산을 가속화한 원인을 직접적으로 밝히지 못했기 때문에 시사점과 제언의 설득력이 다소 낮아질 수 있다. 후속 연구에서는 모수의 결정요인도 함께 실증함으로써 확산 패턴의 변화를 야기한 원인도 진단할 필요가 있다. 둘째, 본 연구의 분석 대상이 모두 흥행에 성공한 영화들이기 때문에 결과를 일반화하는 데에 신중이 필요하다

4. 2023년 10월 현재, 넷플릭스의 스탠드 요금제는 월 13,500원으로 광고 없이 등록된 영화, 시리즈, 모바일 게임을 무제한 이용 가능하며, 디즈니플러스는 월 9,900원으로 등록된 모든 콘텐츠를 무제한 이용할 수 있음. 국내 OTT 서비스인 티빙의 경우 스탠드 요금제가 PC 결제 10,900원, 모바일 결제 12,500원이고, 웨이브의 경우 스탠드 요금제가 10,900원임.

는 지적이 가능하다. 그러나, 팬데믹 발발 이후에는 시장 규모 축소로 인해 일정 수준 이상의 흥행을 거둔 영화들이 절대적으로 적다. 즉, 샘플의 수를 늘릴 경우 팬데믹 이전과 이후의 분석 대상 간 비대칭성이 커질 수 있으며, 이 또한 결과를 해석하는 데에 문제점으로 작용할 수 있다. 후속 연구에서는 일정 기간 동안의 흥행 성적을 표준화하여 상위 그룹, 중위 그룹, 하위 그룹 등으로 구분하고, 그룹 간 확산 패턴을 비교하는 시도도 가능할 것이다. 셋째, 팬데믹 이후 자료를 수집한 2년의 기간 동안에도 확진자 수, 사망자 수, 사회적 거리두기의 강도 등에 차이가 있었고, 이로 인한 확산 패턴의 차이가 있을 수 있다라는 의문이 제기될 수 있다. 본 연구에서는 거시적으로 팬데믹으로 인한 확산 패턴의 변화를 확인하고자 한 것이고, 팬데믹 관련 요인들로 인한 확산 패턴의 차이는 본 연구의 범위를 벗어난다고 할 수 있다. 그러나, Fu & Mishra(2022)의 연구에서처럼 팬데믹의 심각성이 신상품 확산에 미치는 영향을 확인하는 노력도 큰 의의가 있다. 후속 연구에서는 팬데믹 심각성이 상이한 각 시기를 대표할 수 있는 영화들을 선정하여 미시적으로 일별 변동성을 확인하는 노력도 필요하다. 마지막으로, 본 연구에서는 팬데믹 이후 영화의 확산 속도가 빨라진 원인을 시장 구조의 변화에서 찾고 있지만, 실제 시장 구조의 변화를 직접적으로 확인한 것은 아니다. 향후에는 Bass 모형과 같은 확산 모형을 적용함으로써 팬데믹 이후 실제 시장의 소비자 구성이 어떻게 변화하였는지 실증하는 노력도 필요할 것이다.

〈최초투고일: 2023년 8월 29일〉

〈수정일: 1차: 2023년 10월 14일〉

〈게재확정일: 2023년 10월 16일〉

참고문헌

- 김종대, 이유석(2020), "The Effect of the COVID-19 Outbreak on Increasing Returns to Information: Evidence from the Korean Popular Music Market," *마케팅연구*, 35(4), 145-160.
- 노철환(2021), "포스트 코로나 시대 독점적 1차 시장으로서 영화관의 존속: 구독제 서비스와 버추얼 시네마를 중심으로," *아시아영화연구*, 14(2), 263-291.
- 안성아, 김태준(2003), "영화 개봉점유율과 관객감소율의 영향 요인 분석," *마케팅연구*, 18(3), 1-17.
- 영화진흥위원회(2022), 2020-2021년 영화소비자 행태조사.
- 영화진흥위원회(2023), 2022년 한국 영화산업 결산.
- 영화진흥위원회(2023), 영화산업의 가치사슬과 구조 변화.
- 이유석, 김상훈(2013), "시장 수준에서 영화에 대한 기대불일치가 흥행에 미치는 영향," *마케팅연구*, 28(1), 45-71.
- 이유석, 차경천, 김상훈(2017), "배급사의 의사결정이 영화 확산에 미치는 영향: 한국시장의 사례를 중심으로," *마케팅연구*, 32(3), 25-44.
- 정민아(2020), "포스트 코로나 시대 영화관과 영화산업 전망," *한국예술연구*, 29, 29-49.
- 정인숙(2021), "코로나19가 국내 영화 VOD 공급구조에 가져온 변화와 합의 홀드백 구조 변화와 갈등이슈를 중심으로," *방송통신연구*, 114, 84-112.
- 차경천, 천정빈, 윤성욱(2014), "구전자산: 측정법과 영화산업에의 응용," *마케팅연구*, 29(1), 179-195.
- 홍진우, 하지황, 조지형(2021), "영화 VOD 시청 건수 결정요인: 코로나 19와 영화 시청의 관계를 중심으로," *한국엔터테인먼트산업학회논문지*, 15(8), 117-130.
- Ainslie, Andrew, Xavier Drèze, and Fred Zufryden(2005), "Modeling Movie Life Cycles and Market Share," *Marketing Science*, 24(3), 508-517.
- Bass, Frank M.(1969), "A New Product Growth for Model Consumer Durables," *Management Science*, 15(5), 215-227.

- Caboni, Federica, and Lucia Pizzichini(2022), “How the COVID-19 Pandemic May Accelerate Millennials’ Adoption of Augmented Reality,” *International Journal of Retail & Distribution Management*, 50(13), 95-115.
- Dellarocas, Chrysanthos, Xiaoquan Zhang, and Neveen F. Awad(2007), “Exploring the Value of Online Product Reviews in Forecasting Sales: The Case of Motion Pictures,” *Journal of Interactive Marketing*, 21(4), 23-45.
- Fu, Jonathan, and Mrinal Mishra(2022), “Fintech in the Time of COVID-19: Technological Adoption during Crises,” *Journal of Financial Intermediation*, 50, 100945.
- Hogg, Robert V., Joseph W. McKean, and Allen T. Craig(2018), *Introduction to Mathematical Statistics (8th ed.)*, Pearson Education.
- Jedidi, Kamel, Robert Krider, and Charles Weinberg(1998), “Clustering at the Movies,” *Marketing Letters*, 9(4), 393-405.
- Jiang, Renyan, and D. N. P. Murthy(2011), “A Study of Weibull Shape Parameter: Properties and Significance,” *Reliability Engineering & System Safety*, 96(12), 1619-1626.
- Kang, Daekook(2021), “Box-office Forecasting in Korea Using Search Trend Data: A Modified Generalized Bass Diffusion Model,” *Electronic Commerce Research*, 21(1), 41-72.
- Kim, In Kyung(2021), “The Impact of Social Distancing on Box-office Revenue: Evidence from the COVID-19 Pandemic,” *Quantitative Marketing and Economics*, 19(1), 93-125.
- Kim, Rae Yule(2020), “The Impact of COVID-19 on Consumers: Preparing for Digital Sales,” *IEEE Engineering Management Review*, 48(3), 212-218.
- Krider, Robert E., and Charles B. Weinberg(1998), “Competitive Dynamics and the Introduction of New Products: The Motion Picture Timing Game,” *Journal of Marketing Research*, 35(1), 1-15.
- Lee, Youseok, Sang-Hoon Kim, and Kyoung Cheon Cha(2012), “A Generalized Bass Model for Predicting the Sales Patterns of Motion Pictures Having Seasonality and Herd Behavior,” *Journal of Global Scholars of Marketing Science*, 22(4), 310-326.
- Lee, Youseok, Sang-Hoon Kim, and Kyoung Cheon Cha(2021), “Impact of Online Information on the Diffusion of Movies: Focusing on Cultural Differences,” *Journal of Business Research*, 130, 603-609.
- Lee, Youseok, Sang-Hoon Kim, and Kyoung Cheon Cha(2022), “The Diffusion Pattern of New Products: Evidence from the Korean Movie Industry,” *Asian Business & Management*, <https://doi.org/10.1057/s41291-022-00196-0>.
- Lehmann, Donald R., and Charles B. Weinberg(2000), “Sales through Sequential Distribution Channels: An Application to Movies and Videos,” *Journal of Marketing*, 64(3), 18-33.
- Liu, Lili, and Antonio Miguel-Cruz(2022), “Technology Adoption and Diffusion in Healthcare at Onset of COVID-19 and Beyond,” *Healthcare Management Forum*, 35(3), 161-167.
- Marshall, Pablo, Monika Dockendorff, and Soledad Ibáñez (2013), “A Forecasting System for Movie Attendance,” *Journal of Business Research*, 66(10), 1800-1806.
- Moe, Wendy W., and Peter S. Fader(2002), “Fast-track Article: Using advance purchase orders to forecast new product sales,” *Marketing Science*, 21(3), 347-364.
- Radas, Sonja, and Steven M. Shugan(1998), “Seasonal Marketing and Timing New Product Introductions,” *Journal of Marketing Research*, 35(3), 296-315.
- Rogers, Everett M.(1995), *Diffusion of Innovation*, 4th edition, Free Press.
- Ryu, Sunghan, and Daegon Cho(2022), “The Show Must Go On? The Entertainment Industry during (and after) COVID-19,” *Media, Culture & Society*, 44(3), 591-600.
- Sawhney, Mohanbir S., and Jehoshua Eliashberg(1996), “A Parsimonious Model for Forecasting Gross Box-office Revenues of Motion Pictures,” *Marketing Science*, 15(2), 113-131.

- Umair, Muhammad, Muhammad Aamir Cheema, Omer Cheema, Huan Li, and Hua Lu(2021), “Impact of COVID-19 on IoT Adoption in Healthcare, Smart Homes, Smart Buildings, Smart Cities, Transportation and Industrial IoT,” *Sensors*, 21(11), 3838.
- Wang, Feng, Yin Zhang, Xiaoling Li, and Huawei Zhu(2010), “Why Do Moviegoers Go to the Theater? The Role of Prerelease Media Publicity and Online Word of Mouth in Driving Moviegoing Behavior,” *Journal of Interactive Advertising*, 11(1), 50-62.
- Wang, Xiaokun Cara, Woojung Kim, Jose Holguín-Veras, and Joshua Schmid (2021), “Adoption of Delivery Services in Light of the COVID Pandemic: Who and How Long?,” *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 154, 270-286.
- Yang, Qing, Abdullah Al Mamun, Naeem Hayat, Mohd Fairuz Md. Salleh, Anas A. Salameh, and Zafir Khan Mohamed Makhbul(2022), “Predicting the Mass Adoption of eDoctor Apps during COVID-19 in China Using Hybrid SEM-Neural Network Analysis,” *Frontiers In Public Health*, 10, 889410.
- Zhang, Hailin, Xina Yuan, and Tae Ho Song(2020), “Examining the Role of the Marketing Activity and eWOM in the Movie Diffusion: The Decomposition Perspective,” *Electronic Commerce Research*, 20, 589-608.

〈부록〉 분석 대상 영화 전체 목록

영화 제목	개봉 연도	최종 누적 관객 수	첫 6주 누적 관객 수
1987	2017	7,197,121	7,140,073
강철비	2017	4,436,788	4,433,742
군함도	2017	6,570,522	6,557,379
꾼	2017	3,979,602	3,979,296
남한산성	2017	3,820,211	3,815,454
덩케르크	2017	2,807,281	2,761,512
범죄도시	2017	6,850,138	6,646,882
살인자의 기억법	2017	2,653,941	2,651,835
슈퍼배드 3	2017	3,323,504	3,320,387
스파이더맨: 홈커밍	2017	7,252,481	7,248,681
신과함께: 죄와 벌	2017	14,398,459	13,932,010
아이 캔 스피크	2017	3,252,593	3,226,748
청년경찰	2017	5,616,788	5,601,980
킹스맨: 골든 서클	2017	4,939,749	4,937,073
택시 운전사	2017	12,102,993	11,981,306
토르: 라그나로크	2017	4,856,061	4,820,677
곤지암	2018	2,608,344	2,607,241
공작	2018	4,960,420	4,953,228
국가부도의 날	2018	3,736,261	3,732,353
그것만이 내 세상	2018	3,397,787	3,385,418
너의 결혼식	2018	2,790,024	2,787,736
데드폴 2	2018	3,783,100	3,780,709
독전	2018	5,057,206	5,045,988
마녀	2018	3,181,255	3,180,569
미션 임파서블: 폴아웃	2018	6,581,188	6,563,372
베놈	2018	3,887,690	3,887,375
보헤미안 랩소디	2018	9,938,365	7,050,162
블랙 팬서	2018	5,397,218	5,383,936
서치	2018	2,942,528	2,935,161
신과 함께: 인과 연	2018	12,256,261	12,209,636
아쿠아맨	2018	5,035,386	5,029,797
안시성	2018	5,415,770	5,407,784
암수살인	2018	3,769,041	3,765,900
앤티맨과 와스프	2018	5,445,563	5,444,062
어벤져스: 인피니티 워	2018	11,232,552	11,135,822
완벽한 타인	2018	5,247,044	5,175,183
인크레더블 2	2018	3,026,830	3,023,344
쥬라기 월드: 폴른 킹덤	2018	5,660,504	5,656,875
지금 만나러 갑니다	2018	2,579,693	2,576,520
코코	2018	3,506,150	3,420,539
탐정: 리턴즈	2018	3,136,948	3,132,666
극한직업	2019	16,242,147	16,005,603
기생충	2019	10,303,657	9,765,919
돈	2019	3,300,778	3,300,409
말모이	2019	2,704,475	2,693,631
악인전	2019	3,343,930	3,338,768
알리딘	2019	12,795,609	8,269,479
어벤져스: 엔드게임	2019	13,976,978	13,843,285
증인	2019	2,499,670	2,495,030
캡틴 마블	2019	5,802,186	5,695,714

(계속)

영화 제목	개봉 연도	최종 누적 관객 수	첫 6주 누적 관객 수
강철비 2: 정상회담	2020	1,787,973	1,777,886
다만 악에서 구하소서	2020	4,352,739	4,335,814
담보	2020	1,719,066	1,701,651
도굴	2020	1,538,621	1,445,516
반도	2020	3,811,190	3,802,214
살아있다	2020	1,899,986	1,896,325
삼진그룹 영어토익반	2020	1,563,284	1,547,742
오케이 마담	2020	1,225,003	1,224,282
테넷	2020	1,924,598	1,742,452
007 노 타임 투 다이	2021	1,229,971	1,224,745
고질라 vs 콩.	2021	703,090	701,321
극장판 귀멸의 칼날 무한열차편	2021	2,178,776	1,042,056
기적	2021	705,837	664,677
들텐	2021	1,618,425	1,417,316
랑종	2021	786,626	783,072
모가디슈	2021	3,609,131	3,238,543
미나리	2021	1,133,310	897,072
발신제한	2021	954,129	949,395
베놈 2: 렛 데이 비 카니지	2021	2,122,778	2,119,478
보스 베이비 2	2021	925,278	921,769
보이스	2021	1,411,012	1,370,031
분노의 질주: 더 얼티메이트	2021	2,292,020	2,275,818
블랙 위도우	2021	2,960,903	2,941,371
상치와 텐 링즈의 전설	2021	1,739,052	1,728,221
소울	2021	2,047,703	1,879,421
스파이더맨: 노 웨이 홈	2021	7,550,944	7,168,480
싱크홀	2021	2,188,322	2,175,402
엔칸토: 마법의 세계	2021	630,863	625,524
연애 빠진 로맨스	2021	598,311	596,264
유체이탈자	2021	814,270	806,468
이터널스	2021	3,048,929	3,044,179
인질	2021	1,631,426	1,615,910
컨저링 3: 악마가 시켰다	2021	798,761	795,551
콰이어트 플레이스 2	2021	849,967	845,089
크루엘라	2021	1,981,996	1,718,498
킹스맨: 퍼스트 에이전트	2021	1,028,635	1,013,739
경관의 피	2022	679,503	677,463
극장판 주술회전 0	2022	656,866	532,952
닥터 스트레인지: 대혼돈의 멀티버스	2022	5,883,339	5,871,967
더 배트맨	2022	898,900	895,214
마녀: 파트 2	2022	2,802,140	2,798,558
범죄 도시 2	2022	12,510,481	11,861,369
브로커	2022	1,254,988	1,251,930
신비한 동물들과 덤블도어의 비밀	2022	1,194,227	1,190,446
쌩2게더	2022	884,862	851,930
언차티드	2022	730,656	728,374
쥬라기 월드: 도미니언	2022	2,836,786	2,835,372
킹메이커	2022	771,638	763,365
탐건: 매버릭	2022	8,131,038	6,984,652
해적: 도깨비 깃발	2022	1,318,949	1,306,420