

## 인터넷 정보 검색 행동과 영화 흥행의 상관관계에 대한 연구\*

이유석(주저자)  
서울대학교 경영대학  
(eusuck1@snu.ac.kr)  
차경천(교신저자)  
동아대학교 경영학과  
(kccha@dau.ac.kr)  
김상훈(공저자)  
서울대학교 경영대학  
(profkim@snu.ac.kr)

.....

소비자들은 제품이나 서비스를 구매하기 이전에 불확실성의 최소화를 위해 관련 정보를 탐색한다. 이와 동시에, 소비자들은 자신의 소비 경험을 다른 소비자와 공유하는 정보 공급자의 역할도 마다하지 않고 있다. 본 연구에서는 미국 영화 시장에서 소비자들의 정보 탐색 행동과 박스오피스 성과간의 관계를 실증 분석하고 있다. 구체적으로 인터넷 검색량이 영화 매출액의 선행 변수인지, 후행 변수인지를 확인하였다. 관객들은 영화 관람 전에 영화 선택에 도움을 받기 위해 온라인 상에서 정보를 탐색하는 경향이 있다. 또한, 영화 관람 후에 자신의 소비 경험을 공유하거나 연장시키기 위한 목적으로 사후적인 정보 탐색을 하기도 한다. 더 나아가, 본 연구에서는 영화 관련 변수들을 포함한 크로스섹션 데이터를 통해 사전에 정보를 탐색하고 극장을 찾는 영화와 관람 후에 정보를 탐색하는 영화가 각각 어떤 특성을 가지고 있는지를 살펴보았다.

본 연구는 교차상관 분석과 그랜저(Granger) 인과관계 검정을 통해 영화에 대한 인터넷 검색량과 매출액 사이에 양방향적인 인과관계가 존재함을 실증하였다. 구글(Google)이 제공하는 영화에 대한 일별 검색량은 영화의 일별 박스오피스 성과의 선행 변수이기도 하지만, 동시에 결과 변수가 되기도 한다. 더욱 주목할 점은 검색량이 매출액에 선행하는 경향성보다 후행하는 경향성이 더 강하다는 것이다. 이 결과는 인터넷 검색을 상품 구매 의사 결정을 위한 정보 획득 경로로 사용하는 것이 지배적일 것이라는 일반적인 믿음과 다르다. 이와 더불어, 두 가지 교차상관계수를 종속변수로 하는 회귀식의 추정을 통해 제작비의 사전 정보 탐색 경향성에 대한 양의 영향력과 관객 만족도의 사후 정보 탐색 경향성에 대한 양의 영향력을 확인하였다. 전자의 결과는 기업의 마케팅 활동이 활발할수록 해당 영화를 소비자의 고려 상품군에 포함시킬 가능성이 높다고 해석할 수 있으며, 후자의 결과는 소비자가 영화에 만족하는 정도가 클수록 해당 영화에 대한 소비 경험의 연장과 공유의 욕구가 높아진다고 이해 할 수 있다.

주제어: 인터넷 정보 검색, 구글 트렌드, 박스오피스, 영화 마케팅, 그랜저 인과관계

.....

### 1. 서론

소비자들은 제품이나 서비스를 구매하기 이전에 불확실성의 최소화를 위해 관련 정보를 탐색한다. 해당 제품이나 서비스를 구매해본 지인들에게 경험

을 묻기도 하고, 해당 분야의 전문가들에게 조언을 구하기도 한다. 이와 동시에, 소비자들은 제품과 서비스를 구매한 이후에 자신의 소비 경험을 다른 소비자들에게 전파하는 정보의 공급자 역할도 마다하지 않고 있다. 자신이 구매한 제품이나 서비스에 대한 후기를 공유하거나, 여러 브랜드에 대한 소비 경

험을 비교 분석해 전문성 있는 정보를 생산하기도 한다. 이러한 소비자들의 정보 탐색 및 공유 행동은 인터넷 기술의 발전과 더불어 양과 질 모두에서 급격한 진보를 하였다. PC나 스마트폰을 통해 검색창에 제품 카테고리나 브랜드명을 입력하기만 하면 누구나 기업에서 제공하는 상품에 대한 자세한 설명부터 전문가들의 체계적인 분석까지 의사결정에 도움이 되는 방대한 양의 정보를 획득할 수 있다. 또한, 소비자들이 직접 생산하는 정보 역시 인터넷 검색 결과를 통해 다른 소비자들에게 노출되어 그들의 의사결정을 돕는 역할을 하게 된다.

그렇다면, 소비자들의 이러한 양면적인 행동이 기업에게는 어떠한 의미가 있을까? 특정 브랜드나 제품에 대한 정보의 생산과 소비가 증가할수록 재무적 성과에 긍정적인 영향이 있을까? 기존의 구전(Word-of-Mouth)과 관련한 연구들은 구전의 양과 방향성이 해당 상품의 성과에 상당한 영향력을 행사할 수 있음을 밝히고 있다(차경천, 천정빈, 윤성욱, 2013; Doh and Hwang, 2009; Liu, 2006). 지금까지의 구전 관련 연구들은 대부분 온라인 웹페이지 상의 소비자평점이나 댓글, SNS 상에서의 포스팅 횟수나 내용 등을 분석의 대상으로 삼아왔다(Liu, 2006; Trusov, Bucklin, and Pauwels, 2009). 이러한 채널에서 소비자들이 생산 혹은 소비하는 정보들은 소비자들의 구전활동을 포착할 수 있다는 측면에서 의의를 가진다. 그러나, 이러한 자료들은 인터넷을 기반으로 한 정보 탐색 행동을 포괄적으로 담아내지 못하고, 정성적인 분석을 요구한다는 측면에서 한계를 가진다.

반면, 대부분의 국가에서 한 두 가지의 지배적인 검색 엔진이 존재하고 모든 정보 탐색 활동이 이러한 검색 엔진을 통해 시작된다는 점을 감안하면, 검색량 데이터는 소비자들의 정보 탐색 행동을 대변할

수 있는 변수로 매우 적합하다. 몇 년 전까지만 하더라도 검색 엔진 업체들은 이러한 검색량 데이터를 체계적으로 관리할 수 있는 역량을 확보하지 못했거나, 이것을 일반 대중에게 공개하지 않았다. 그러나, 자사 검색 서비스의 차별화를 도모하기 위한 과정에서 구글(Google)과 같은 일부 업체에서는 검색량과 관련한 데이터를 일반 대중들에게 공개하기 시작했다. 이처럼, 검색량 데이터에 대한 접근성이 확대되면서 학계에서도 이를 활용한 연구들이 줄을 잇고 있다. 특히, 소비자들의 검색 행동이 많을수록 해당 상품의 성과가 증가하는지에 대한 연구들이 주를 이루고 있다(Du and Kamakura, 2012; Goel, Hofman, Lahaie, Pennock, and Watts, 2010; Hand and Judge, 2012; Hu, Du, Damangir, 2014; Jun, Yeom, and Son, 2014; Kulkarni, Kannan, and Moe, 2012).

본 연구에서는 미국 영화 시장에서 소비자들의 정보 탐색 행동과 박스오피스 성과간의 관계를 실증 분석하고자 한다. 영화는 대표적인 경험재로서 영화를 관람하기 이전까지는 상품의 품질을 예측하기 어렵다는 특성이 있다(Neelamegham and Jain, 1999). 이로 인해, 소비자들은 영화 관람 이전에 어떤 영화를 볼 것인지, 자신이 보고자 하는 영화가 기대했던 품질을 가지고 있는지를 가늠하기 위해 다른 소비자나 전문가의 평가를 참고하는 경향이 있다(Basuroy, Chatterjee, and Ravid, 2003; Dellarocas, Zhang, and Awad, 2007; Eliashberg and Shugan, 1997; Elliott and Simmons, 2008; Hennig-Thurau, Walsh, and Walsh, 2003). 또한, 영화와 같은 경험재는 일차적인 소비 경험이 완료된 이후에도 그 경험을 재소비할 수 있다는 특성도 갖는다. 소비자들은 영화 관람 이후에 자신의 감상을 다른 소비자와 공유하거나 평론가의

해석과 비교해 보기도 한다. 즉, 영화라는 상품은 다른 상품 카테고리에 비해 소비자들의 정보 탐색에 대한 동기가 상대적으로 높다. 그렇기 때문에, 영화 산업은 인터넷 검색 행동과 상품 매출액간의 상관성을 확인하는 데에 매우 적합한 산업이라 할 수 있다.

본 연구에서는 구체적으로 인터넷 검색량이 영화 매출액의 선행 변수인지, 후행 변수인지를 확인하고자 한다. 전술한 바와 같이, 관객들은 영화 관람과 관련한 의사 결정을 내리기 위해 온라인 상에서 정보를 탐색하는 경향이 있다. 이미 그 영화를 관람한 소비자들의 한 줄 평이나 전문가들이 매긴 평점을 확인하는 일이 이에 해당한다. 이와 동시에, 영화 관람 후에 자신의 소비 경험을 공유하거나 연장시키기 위해 사후적인 정보 탐색을 하기도 한다. 영화에 대한 별점을 매기거나 후기를 SNS에 포스팅하고, 감독의 인터뷰나 평론가의 비평을 찾아보는 일을 생각할 수 있다. 즉, 개별 영화에 대한 검색량이 많은 경우 더 많은 관객이 극장을 찾을 것이라는 예상과 함께 영화를 관람한 관객이 많을수록 검색량이 증가할 것이라는 예상도 가능하다. 더 나아가, 본 연구에서는 영화 관련 변수들을 포함한 크로스섹션 데이터 분석을 통해 사전에 정보를 탐색하고 극장을 찾는 영화와 관람 후에 정보를 탐색하는 영화는 각각 어떤 특성을 가지고 있는지를 살펴볼 것이다.

## II. 기존 문헌연구

### 2.1 영화 흥행 예측에 대한 연구

지금까지 영화 산업과 관련한 실증 연구의 대부분은 영화의 흥행에 영향을 미치는 설명 변수를 찾는

것을 가장 큰 목표로 삼아왔다. 보다 정교한 예측이 가능한 모형을 제안하는 것이 목적인 연구에서도 모형의 수리적 형태를 결정하는 것 못지 않게 모형 안에 어떠한 변수를 포함시킬 것인지가 모형의 질을 좌우하였다. 박스오피스 성적에 영향을 미치는 요인들은 크게 영화 속성, 영화 배급 속성, 외부적 속성으로 구분할 수 있다. 영화 속성에는 배우의 영향력, 감독의 영향력, 스토리 배경, 장르, 제작비 등이 포함되고, 영화 배급 속성에는 스크린 수, 개봉시기, 배급사 영향력, 광고비, 예고편 등이 포함된다. 마지막으로, 외부적 속성에는 제작사나 배급사가 통제할 수 없는 전문가 평가, 관객 평가, 수상 및 입후보 경력, 관람등급, 해외 흥행 성적 등이 포함된다.

초기 연구들은 특정 설명 요인에 집중하기 보다는 흥행에 영향을 미칠 것으로 예상되는 다양한 변수들을 회귀분석에 포괄적으로 반영하여 가설을 검증하는 경우가 일반적이었다. Litman(1983)과 Litman and Kohl(1989)은 배우 및 감독의 영향력, 속편 여부, 장르, 제작비, 스크린 수, 개봉시기, 배급사 영향력, 전문가 평가, 입후보 경력 등 영화의 흥행에 영향을 미치는 다양한 요인들을 확인함으로써 후속 연구들에 박스오피스 예측 연구의 방향성을 제시하였다. Sawhney and Eliashberg(1996)은 BOXMOD-I으로 명명된 예측 모형을 제시하면서, 모형의 주요 모수들이 장르, 등급, 속편, 전문가 리뷰 등의 함수임을 밝히고 있다. 90년대에 들어서면 서부터는 특정 설명 요인의 측정 방식을 달리하거나 기존에 고려되지 않았던 새로운 변수들에 주목하는 연구들이 나타나기 시작했다. Sochay(1994)는 특정 영화가 개봉할 당시 영화 시장의 경쟁 강도가 얼마나 치열했는지를 측정하고 유의한 영향력을 확인하였다. Prag and Casavant(1994)는 영화의 제작 비용을 순제작비와 P&A(Print and Advertising)

비용으로 분류하여 변수화하고, 두 변수가 동시에 모형에 포함될 때 P&A 비용만이 흥행 성적에 대해 유의한 양의 영향력을 가짐을 확인하였다. Elberse (2007), Ravid(1999), Wallace, Siegeman, and Holbrook(1993)은 스타가 갖는 재무적 가치를 측정하는 문제를 주로 다루었고, Basuroy, Chatterjee, and Ravid(2003)과 Eliashberg and Shugan(1997)은 비평가들의 평가를 계량화하는 방식을 탐구하였다.

이처럼, 많은 연구들이 박스오피스 흥행을 설명하는 요인들을 탐색해 왔지만, 소비자 행동 측면의 요인들에 주목한 연구는 많지 않았다. Dellarocas, Zhang, Awad(2007)와 Liu(2006)과 같은 연구들은 소비자들의 구매행동을 측정하기 위해 온라인 리뷰의 양과 방향성을 변수화한 바 있다. Lee, Kim, and Cha(2012)는 Bass 모델을 응용한 박스오피스 예측 모형에 소비자들의 군집행동을 반영하는 시도를 하기도 하였다. 그러나, 소비자 행동 관련 변수의 재무적 성과에 대한 영향력을 검증한 연구는 아직까지 그 범위가 그리 넓지 않다. 특히, 소비자들의 구매 결정 과정에서 핵심적이라 할 수 있는 정보 탐색 행동에 대한 연구는 아직 태동단계라 할 수 있다. 본 연구는 이러한 소비자들의 정보 탐색 행동이 박스오피스 흥행 예측에 주요한 요인이 될 수 있음을 실증하고자 한다.

## 2.2 인터넷 검색과 상품 성과에 대한 연구

무선 인터넷 기술과 스마트폰을 위시한 모바일 기기의 성능이 급격히 발달하면서 소비자들은 시간의 제약에서 벗어나 자유롭게 온라인 정보에 접근할 수 있게 되었다. 소비자들의 인터넷 브라우징(browsing) 행동은 검색 엔진을 기점으로 시작되는 경우가 대다수이고, 소비자들이 검색창에 어떤 단어

를 입력하는지는 시장의 트렌드를 파악하는 데에 매우 중요한 정보가 되었다. 과거에는 기술의 미비로 인해 검색 행위에 대한 데이터가 존재하지 않거나 검색 빈도 순위 데이터 정도만이 제공되었기 때문에 이와 관련한 연구가 발전하기 어려웠다. 그러나, 구글을 비롯한 주요 검색 엔진 업체들이 특정 단어나 구절(phrase)에 대한 검색량 데이터를 수집 및 공개하기 시작하면서 이를 활용한 연구들이 빠르게 증가하고 있는 상황이다. 구글 트렌드(Google Trends)는 구글이 제공하는 공공서비스로 특정 검색 키워드에 대한 정규화된(normalized) 시계열 검색량 데이터를 무료로 제공한다. 이용자는 특정 검색어에 대한 검색량을 국가별, 지역별, 기간별, 카테고리별, 검색 종류별로 확인하고 다운로드 할 수 있다. 일별 추이는 최대 세 달까지 확인할 수 있지만, 월 단위의 지정만 가능하다. 검색량은 절대적인 양이 아니며, 이용자가 지정한 기간 내의 최대 검색량을 100으로 고정하여 0부터 100사이의 값으로 환산되어 공개된다.

구글 트렌드 데이터가 공개되면서 소비자들의 인터넷 검색량이 다른 변수와 어떠한 상관성을 가지며, 검색량이 다른 사회적 현상을 예측할 수 있는지를 확인하는 연구들이 이어지고 있다. 가장 두드러진 연구 흐름은 인터넷 검색 추이를 통해 거시경제 지표를 예측하는 것이다. Ettredge, Gerdes, and Karuga(2005)는 직업과 관련한 검색어에 대한 검색량 데이터를 통해 미국의 실업률을 예측하는 모형을 제시하였다. Vicente, López-Menéndez, and Pérez(2015)는 검색량 데이터를 포함한 ARIMA (autoregressive integrated moving average) 모형을 기반으로 스페인에서의 실업률을 예측하고 있다. Choi and Varian(2012)은 예측 모형에 구글 트렌드 데이터를 포함시킴으로써 자동차 판매량, 실업률, 지역별 관광객 유입량, 소비자 신뢰 지수 등

의 예측 정확성이 5~20% 가량 향상될 수 있음을 보였다. Li, Shang, Wang, and Ma(2015)는 검색 데이터에 Mixed Data Sampling 모형을 적용하여 중국의 소비자 물가지수를 예측할 수 있음을 실증하였다. Wu and Brynjolfsson(2013)은 부동산 관련 키워드들에 대한 검색 데이터를 바탕으로 미래의 부동산 가격 및 수요를 예측하였다. Da, Engelberg, and Gao(2011)는 구글 트렌드를 바탕으로 투자자들의 관심을 측정할 수 있는 지수를 개발하여 다음주의 주가를 예측하는 모형을 제시하였다. Bank, Larch, and Peter(2011)는 독일 주식시장에서 유동성과 수익률을, Vlastakis and Markellos(2012)는 NYSE와 NASDAQ에서 주가변동성(volatility)을 예측하는 데 구글 트렌드 데이터를 활용하였다.

인터넷 검색량이 다양한 사회 현상을 예측하는 지표가 될 수 있다는 연구가 이어지면서 경제학 및 경영학 분야의 연구자들은 구글 트렌드 데이터가 특정 상품 카테고리 혹은 브랜드의 수요를 예측할 수 있는지에 관심을 갖기 시작했다. Jun, Yeom, and Son(2014)은 구글 트렌드를 활용하여 미국의 하이브리드 자동차에 대한 수요를 예측하였는데, 하이브리드 엔진 기술 자체를 의미하는 HEV(Hybrid Electric Vehicle)가 키워드일 때에는 예측력이 낮은 반면 대표적인 브랜드명인 프리우스(Prius)가 키워드일 때에는 통계적으로 유의한 예측력을 보임을 밝혔다. Du and Kamakura(2012)와 Hu, Du, Damangir(2014)는 각각 Structural Dynamic Factor-analytic Model과 Dynamic Linear Model을 적용하여 미국 시장에서 인터넷 검색 행동이 실제 신차 구매로 이어짐을 실증하였다. 인터넷 검색 행동과 상품 성과의 상관성에 관한 연구는 영화처럼 구매 이전에 상품의 품질을 가늠하기 어려운

경험재를 다루는 경우가 많았다. Goel, Hofman, Lahaie, Pennock, and Watts(2010)는 영화의 개봉 첫 주말 흥행, 비디오 게임의 출시 첫 달 판매량, 음악의 빌보드 100(Billboard Hot 100) 차트 순위를 예측하는 데에 인터넷 검색량이 결정적인 역할을 할 수 있음을 보였다. Hand and Judge(2012)는 영국 영화시장의 월간 데이터를 바탕으로 인터넷 검색량을 포함시킴으로써 시장 수요 예측 모형의 정확성이 향상될 수 있음을 보이고 있다. Hand and Judge(2012)가 영화 시장 전체의 수요를 예측하는데에 집중한 반면, Kulkarni, Kannan, and Moe(2012)는 구글 트렌드 데이터를 통해 개별 영화의 미래 성과를 예측하는 모형을 개발하는 데에 관심을 두고 있다. 이 연구는 영화의 개봉 전 검색량과 광고비를 비롯한 상품 속성 변수들을 고려함으로써 개봉 첫 주의 흥행을 예측할 수 있음을 보였다.

인터넷 검색량 데이터를 활용한 연구들은 대부분 검색 행동을 활용해 미래를 예측하는 것이 주된 관심사였다. 그러나, 인터넷에서 자동차 브랜드명과 영화 제목을 검색하는 것이 그 상품에 대한 구매 의도에서 비롯된 것이라고 단정짓기는 어렵다. 전술한 바와 같이, 인터넷 검색 행동에는 특정 상품이나 서비스를 구매한 이후에 소비 경험을 연장하거나 다른 소비자와 공유하기 위한 의도도 포함되어 있다. 따라서, 본 연구에서는 인터넷 검색량을 개별 영화의 성과를 예측하는 선행 변수로 가정함과 동시에 영화 소비 경험에서 비롯된 후행 변수로도 가정하고자 한다. 즉, 특정 영화에 대한 인터넷 검색 행동과 그 영화의 매출액은 양방향적인 인과관계를 가질 것이다.

그렇다면, 이러한 양방향적인 인과성 중 무엇이 더 강력한 인과성을 보일 것인지 확인할 필요가 있다. 다시 말하면, 인터넷 검색량이 영화의 매출액에 선행하는 경향성과 후행하는 경향성 중에 어떤 경향성

이 더 강한 것인지를 검증해야 한다. 먼저, 정보 탐색 행동의 목적이 무엇이며, 해당 목적을 달성하기 위해 정보 탐색 행동을 할 개연성을 따져본다면 선행 경향성이 후행 경향성에 비해 더 강할 것으로 예상할 수 있다. 영화 관람 전 정보 탐색은 잘못된 영화 선택에 수반되는 위험을 최소화하기 위한 목적에 기인한 것으로, 영화가 경험재의 속성을 갖는다는 것을 감안하면 그 개연성이 상당히 높다고 할 수 있다. 반면, 영화 관람 후 정보 탐색은 개인의 경험을 공유하거나 연장하는 등 추가적인 효용을 획득하기 위한 목적에서 비롯된 것으로, 주변 지인이 아닌 불특정 다수를 대상으로 하는 공유 행위라는 점을 고려하면 그 개연성이 상대적으로 낮다고 할 수 있다. 더욱이, 이익(gain)보다 손실(loss)에 더 민감하다는 전망이론(prospect theory)의 내용에 빗대어 보면, 위험 회피 동기에서 비롯된 사전 정보 탐색 경향성이 사후 정보 탐색 경향성보다 더 강할 것이라는 가설이 타당해 보인다.

물론, 반대의 경우도 충분히 설득력을 가질 수 있다. 영화 관람 전에 정보를 탐색하는 것이 보다 강력한 동인에 근거한 것이기는 하지만, 영화 관람 후에 정보를 탐색하는 경향성은 다양한 동인에서 비롯된 것이라는 특징이 있다. 사후 정보 탐색은 영화와 관련한 부가 정보를 통해 경험을 연장하고자 하는 동인과 자신의 경험을 타인과 공유하고자 하는 동인은 물론, 단순히 영화에 대한 만족도를 표출하거나 이해를 높이는 동인 등 다양한 동인에서 기인할 수 있다. 즉, 사전 정보 탐색이 대체적으로 구매 선택을 위한 정보 획득이라는 목적에서 발생한 결과인 반면, 사후 정보 탐색은 범목적성을 띄고 있기 때문에 후행 경향성이 더 강할 것이라는 가설이 지지 받을 수 있다. 따라서, 인터넷 검색량과 영화 매출액이라는 두 변수간의 인과관계는 다음과 같은 대립가설로

표현할 수 있다.

가설 1: 영화와 관련한 인터넷 검색량이 영화의 매출액에 선행하는 경향성이 후행하는 경향성보다 강할 것이다.

가설 2: 영화와 관련한 인터넷 검색량이 영화의 매출액에 후행하는 경향성이 선행하는 경향성보다 강할 것이다.

### 2.3 정보 탐색 행동에 대한 연구

정보 탐색은 크게 내부적(internal) 정보 탐색과 외부적(external) 정보 탐색으로 구분된다(Murphy and Olaru, 2009). 내부적 정보 탐색이 개인의 기억에 의존하는 것이라면, 외부적 정보 탐색은 기억을 제외한 모든 원천에 대한 탐색이라 할 수 있다. 관련 기술이 발전하면서 인터넷은 가족, 친구, 지인, 전문가 등의 면대면(face-to-face) 커뮤니케이션을 대체하며 외부적 정보 탐색의 대표적인 원천으로 자리하게 되었다(Hennig-Thurau, Gwinner, Walsh, and Gremler, 2004). 인터넷은 다른 소비자들과 시공간의 제약에서 벗어난 상호교류를 가능케 함으로써 상품 구매 결정에 필요한 정보를 획득하고 공유할 수 있는 장이 되었다.

소비자들의 구매 결정 과정은 크게 1) 문제 인식(problem awareness), 2) 정보 탐색(information search), 3) 대안 평가(evaluation of alternatives), 4) 구매 결정(decision to purchase), 5) 구매 후 행동(actions following purchase)으로 이루어진다. 경우에 따라 다섯 가지 과정 중 일부가 생략되거나 순서가 바뀔 수 있지만, 위의 다섯 단계가 보편적으로 통용되고 있다. 일반적으로 정보 탐색에 대한 연구는 구매 이전의 단계를 집중적으로 연구하고 있

지만, 본 연구의 분석 대상인 인터넷 검색 행동은 구매 전 정보 탐색과 구매 후 행동을 모두 포괄한다고 할 수 있다. 구매 후 소비 경험의 연장 및 공유를 위해 검색 엔진에 특정 키워드를 검색하는 것도 일상적인 행동이기 때문이다.

구매 전 정보 탐색을 위한 검색 행동은 구매를 고려하고 있는 상품군의 주요 브랜드들에 대한 정보를 얻기 위해 이루어진다. 소비자들은 가장 먼저 자신의 기억 속에 존재하는 모든 브랜드들을 떠올리게 되는데 이것이 인지상표군이다. 인지상표군에 포함된 브랜드들 중에 소비자 개인의 기준에 부합하는 일부 브랜드들만이 남게 되는데, 이를 고려상표군이라 한다. 소비자들은 고려상표군에 속한 브랜드들을 대상으로 추가적인 정보를 수집하고 이를 비교해 기준에 부합하는 구매 후보 브랜드들을 선별하게 되는데 이것이 선택상표군이다. 선택상표군에 포함된 브랜드들은 모두 구매 기준을 충족하게 되며, 소비자들은 이중 최적 브랜드를 최종적으로 구매하게 된다. 즉, 소비자들의 정보 탐색 대상이 되기 위해서는 적어도 고려상표군에 포함되어야 함을 알 수 있다. 다시 말하면, 현재 극장에서 상영중인 모든 영화들 중에 개별 관객의 기준에 부합하는 일부 영화들이 고려상표군을 형성하게 되고, 관객은 이 영화들을 대상으로 인터넷 검색을 통해 정보를 수집하게 된다.

그렇다면, 어떤 요인이 개별 영화를 인지상표군에서 고려상표군까지 생존하게 만드는 것인가? Kulkarni, et al.(2012)는 소비자들이 구전, 광고, 판촉활동, 언론보도 등에 노출되기 때문에 특정 영화에 흥미를 갖게 된다고 설명하고 있다. 다른 한편으로 광고효과를 평가하기 위해 상품 관련 정보 탐색 행동을 측정하는 경우도 있다. Hu, et al. (2014)는 광고비가 상품 정보 탐색에 미치는 영향과 이 탐색 행동이 실제 구매에 미치는 영향을 구분한 모델을 제안하

면서, 소비자들의 상품에 대한 관심을 파악하기 위해 기존의 관행대로 반복적인 설문조사를 진행하는 것 보다 구글 트렌드와 같은 인터넷 검색 데이터를 추적하는 것이 보다 효율적임을 주장하고 있다. Zigmond and Stipp(2010)은 인터넷 검색량을 광고 효과를 평가하는 변수로 사용하는 것이 설문조사나 패널 데이터를 사용하는 것에 비해 보다 객관적이고 커버리지가 넓다는 장점을 강조하며, 다양한 사례 분석을 통해 TV 광고의 효과가 인터넷 검색량에 반영되고 있음을 실증하고 있다. 이처럼, 소비자가 기업의 마케팅 활동에 노출될 경우 해당 브랜드에 대한 관심이 제고되고, 이러한 관심은 인터넷을 통한 검색 행동으로 이어짐을 알 수 있다. 따라서, 구매 전 정보 탐색과 관련한 가설은 다음과 같이 기술될 수 있다.

가설 3: 소비자가 기업의 마케팅 활동에 노출되는 정도가 클수록 상품에 대한 구매 전 정보 탐색 경향성이 높아질 것이다.

반면, 구매 후 검색 행동은 소비 경험을 연장하거나 다른 소비자와 경험을 공유하기 위해 이루어지게 된다. 영화 관람 경험을 연장하는 행동으로는 감독 및 배우의 인터뷰 내용을 통해 제작 과정을 엿보거나 감독의 연출 의도를 파악하는 것, 전작이나 원작 콘텐츠를 소비하는 것, 다른 사람의 소비 경험을 읽는 것 등이 있다. 소비 경험을 공유하는 것은 영화 관련 웹사이트에 자신의 관람 후기를 남기거나 평점을 기록하는 것, 다른 관객들과 영화의 내용에 대해 토론하는 것 등이 있다. 이러한 구매 후 행동 중 가장 능동적인 행동은 온라인 상에서 자신의 관람 후기 혹은 추천 의사를 기록하는 구전 행동이라 할 수 있다. 구전과 관련한 연구는 구전 의도 및 구전 채택

의 선행요인을 밝히는 방향으로 발전되어 왔다. 구전의도의 선행 요인으로는 만족(satisfaction), 충성도(loyalty), 품질(quality), 헌신(commitment), 신뢰(Trust), 인지된 가치(perceived value) 등이 있다(Matos and Rossi, 2008). 이중에서도 고객 만족이 사후 구전 행동에 긍정적인 영향력을 갖는다는 연구가 주를 이루고 있다(Babin, Lee, Kim, and Griffin, 2005; Brown, Barry, Dacin, and Gunst, 2005; Heitmann, Lehmann, and Herrmann, 2007; Wangenheim and Bayón, 2007). 소비자는 제품이나 서비스를 소비할 때 자신이 기대했던 것 이상의 성과를 거두게 되면 다른 이들에게 이러한 긍정적인 경험을 이야기하고자 하는 동기가 생긴다. 이러한 온라인 상에서의 구전 행동은 검색 엔진에서의 키워드 검색에서부터 시작되는 경우가 일반적이므로 구매 후 정보 탐색과 관련한 가설은 다음과 같이 기술될 수 있다.

가설 4: 소비자의 제품에 대한 만족도가 클수록 제품에 대한 구매 후 정보 탐색 경향성이 높아질 것이다.

### III. 실증 분석

#### 3.1 자료 수집

위에서 제시한 가설들을 실증분석하기 위해 본 연구는 미국 영화시장의 최근 데이터를 수집하였다. 미국 영화시장은 생산과 소비 양면에서 세계 정상급

의 규모를 자랑하는 시장이고, 실증 분석에 필요한 다양한 데이터들을 제공하고 있기 때문에 본 연구의 대상으로 적절하다고 할 수 있다. 특히, 본 연구의 핵심 연구 대상인 인터넷 검색 행동과 관련한 정량적 데이터를 획득하기 위해서는 구글 트렌드에서 제공하는 정보에 의존할 수 밖에 없다. 그러나, 미국을 제외한 대다수의 국가에서는 구글을 제외한 다른 검색 엔진의 점유율이 높아 구글 트렌드 데이터를 활용하는 것이 어려운 경우가 많다. 물론, 중국이나 한국과 같은 일부 국가에서는 점유율이 높은 검색 업체(Baidu, 네이버 등)에서 검색 데이터를 제공하는 경우도 있으나, 일반인에게 공개되지 않거나 주 단위(weekly)의 데이터만 제공한다는 한계점이 있다(Li, et. al., 2015). 반면, 구글은 미국 검색 시장의 78.58%를 차지하고 있으며 지정된 기간 내의 상대적 일별 검색량을 제공하고 있기 때문에, 구글 트렌드 데이터는 일별로 제공되는 박스오피스 데이터와 함께 분석될 수 있는 가능성을 내포하고 있다.<sup>1)</sup>

최종 샘플은 2014년 10월 말을 기준으로 2013년과 2014년의 미국 연간 박스오피스 Top 100 목록에서 무작위로 선정되었다. 구글 트렌드 데이터와 매출액 데이터가 일별로 존재하는 영화 56편이 최종 선택되었다. 일반적으로 개봉 후 8주 정도가 지나면 매출액 증가가 매우 느리게 이루어진다는 점에 착안하여 일별 데이터는 개봉일을 기준으로 56개의 관측치를 수집하였다. 구글 트렌드 데이터는 해당 기간 동안의 상대적 검색량을 의미하는데, 일별 최대 검색량을 100으로 환산하여 0부터 100 사이의 값으로 제공된다. 일별 매출액은 boxofficemojo.com에서 달러(\$) 단위로 측정되었다. 크로스 섹션 분석에서 유의성을 확인하고자 하는 요인은 소비자가 마케팅

1) 2015년 3월 기준, 출처: <http://statcounter.com/>.



활동에 노출되는 정도와 소비자 만족도이다. 미국의 영화 기업들은 개별 영화의 구체적인 마케팅 비용을 공개하지 않고 있으며, 배급 이전 단계인 후반제작(post-production)과정까지의 대략적인 순제작비(production budget) 규모만이 추정치로 제공되고 있다. Ravid(1999)는 영화의 투자수익률을 계산하는 과정에서 전체 투자규모는 순제작비에 비례적으로 증가함을 가정하고 있다. 또한, Vogel(1998)은 1987년부터 1996년까지 할리우드 영화들의 평균 순제작비와 평균 마케팅 비용을 계산하였는데, 마케팅 비용은 표준편차 3% 수준에서 순제작비의 39% 규모인 것으로 나타났다. 즉, 마케팅 비용은 순제작비에 비례하는 경향이 있다고 볼 수 있으므로 본 연구에서는 순제작비를 소비자가 마케팅 활동에 노출되는 정도의 대리 변수로 사용할 것이다. 과거의 연구들은 일반적으로 관객 평점을 소비자 만족도의 대리변수로 고려하여 분석에 포함시켜왔다(Dellarocas et al., 2007). 그러나, 동일한 평점일지라도 얼마나 많은 수의 소비자가 평가에 참여했는지를 고려하는 것이 타당하므로, 본 연구에서는 imdb.com에서 집계하는 관객 평점과 총 평점수의 곱을 계산하여 소비자 만족도를 측정하였다. 통제변수로는 시상식 입후보 및 수상 경력, 전문가 평가, 최대 스크린 수를 고려하였다. 입후보 및 수상 경력은 감독의 연출력, 배우의 연기력 등과 관련된 변수로 많은 연구에서 품질의 대리변수로 고려되어 왔다(Deuchert, Adjamah, and Pauly, 2005; Nelson, Donihue, Waldman, and Wheaton, 2001). 전문가 평가 역시 품질의 대리변수로 많은 연구에 반영되었는데, 미디어에 공개된 비평가들의 평점 평균을 변수화하는 경우가 많았다(Elliott and Simmons, 2008; Reinstein and Snyder, 2005). 그러나, 관객 평점과 마찬가지로 평가의 질적인 측면과 더불어 양적인

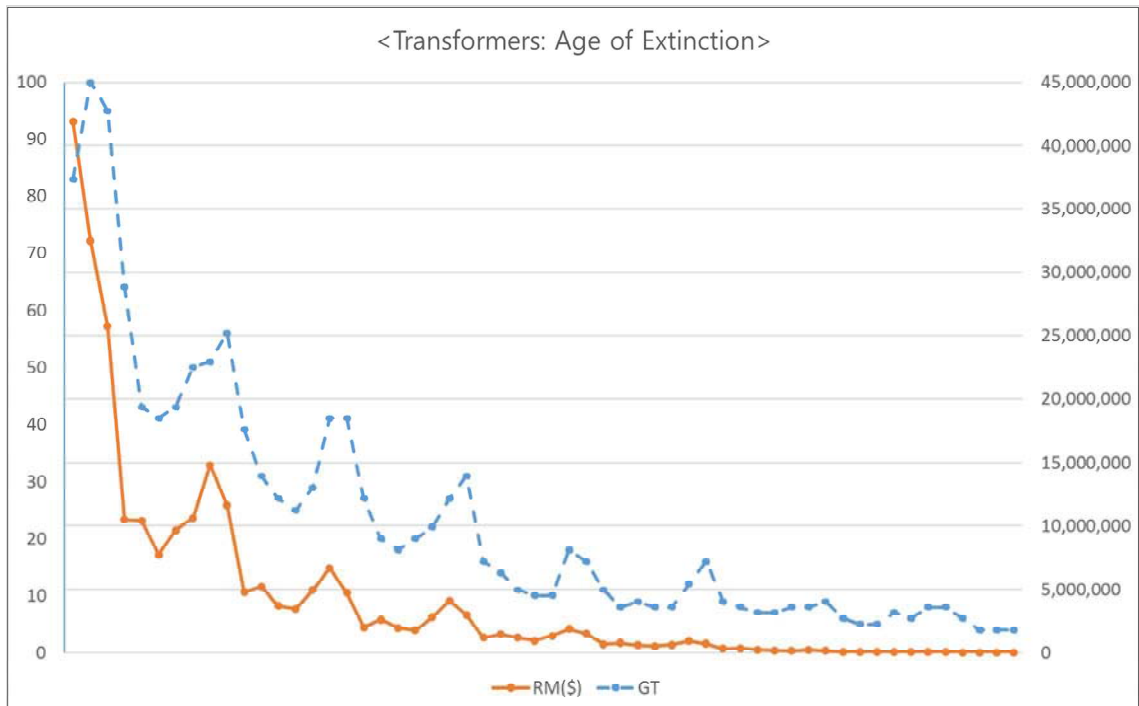
측면을 고려해야 할 필요가 있으므로, 본 연구에서는 rottentomatoes.com에서 제공하는 'Tomatometer'를 전문가 평가로 변수화하였다. 'Tomatometer'는 개별 영화와 관련된 공신력 있는 비평 중에 긍정적인 평가를 내린 비평의 비율을 의미한다. 마지막으로, 최대 스크린 수는 공급 측면의 영향력을 통제하기 위해 포함되었다. 시장 내의 제한된 상영관 중 얼마나 많은 수의 상영관을 확보하느냐는 직접적으로 소비자의 선택을 제한할 뿐만 아니라, 영화의 품질을 대변하는 시그널링 효과도 가진다(Jedidi, Krider, and Weinberg, 1998). <표 1>은 본 연구에서 사용된 변수들에 대한 설명과 출처이다.

### 3.2 그랜저 인과관계(Granger Causality) 검증

패널 데이터의 통계적 분석에 앞서 56편의 영화에 대해 일별 검색량과 매출액의 변화 추이를 시각화하였다. <그림 1>에 그려진 <Transformers: Age of Extinction>의 예에서 알 수 있듯이, 대부분의 영화들은 인터넷 검색량과 매출액 모두 매주 주말에 고점(peak)을 형성하며 시간에 따라 감소하는 패턴을 보이고 있다. 그러나, 그래프만으로는 검색량이 매출액에 선행하는지, 후행하는지를 판단하기 어렵다. 본 연구는 먼저 개별 영화의 일별 검색량과 매출액간의 교차상관계수(cross correlation coefficient)를 계산함으로써 두 변수간의 관계를 보다 자세하게 살펴보았다. 교차상관계수는 크게  $t$ 기의 검색량과  $t$ 기의 매출액( $GT_t$ 와  $RM_t$ ),  $t-1$ 기의 검색량과  $t$ 기의 매출액( $GT_{t-1}$ 과  $RM_t$ ),  $t+1$ 기의 검색량과  $t$ 기의 매출액( $GT_{t+1}$ 과  $RM_t$ ) 등 세 경우에 대해 계산되었다. <부록 표 1>에서 교차상관계수를 정리하였다. <부록 표 1>에 보고된 바와 같이,  $GT_t$ 와  $RM_t$  사이의 상관성이 가장 높고(평균 = 0.9357),  $GT_{t+1}$ 과  $RM_t$  사

〈표 1〉 변수의 설명과 출처

변수 및 출처	설명
구글 트렌드: <i>GT</i> (www.google.com/trends)	특정 기간 동안 개별 영화에 대한 일별 검색량을 0부터 100 사이의 값으로 정규화한 값
영화 매출액: <i>RM</i> (www.boxofficemojo.com)	개별 영화의 일별 매출액 (달러)
제작비: <i>BUDGET</i> (www.the-numbers.com)	개별 영화의 순제작비로 배급과 마케팅 비용(Print & Advertising)을 제외한 값 (백만 달러)
관객 만족도: <i>V_SAT</i> (www.imdb.com)	개별 영화에 대한 관객 평점 평균(10점 만점)과 총 평점 수를 곱한 값
입후보 및 수상 경력: <i>NOM</i> (www.imdb.com)	개별 영화가 시상식에서 입후보 및 수상한 수
전문가 평가: <i>C_RATING</i> (www.rottentomatoes.com)	미디어에 공개된 개별 영화에 대한 전문가 비평 중 긍정적인 평가를 내린 비평의 비율 (%)
최대 스크린 수: <i>SCREENS</i> (www.boxofficemojo.com)	개별 영화의 일일 최대 스크린 수



〈그림 1〉 영화 매출액과 구글 트렌드의 일별 변화 추이: 〈Transformers: Age of Extinction〉

이의 상관성(평균 = 0.8927)이  $GT_{t-1}$ 과  $RM_t$  사이의 상관성(평균 = 0.6523)에 비해 상당히 큰 것으로 나타났다. 이때, 구매 후 정보 탐색 경향성( $GT_{t+1}$ 과  $RM_t$ )의 평균이 구매 전 정보 탐색 경향성( $GT_{t-1}$ 과  $RM_t$ )의 평균과 비교해 유의한 차이가 있는지를 검증하기 위해 대응표본 T-test를 실시하였다. 분석 결과, 유의수준 0.001에서 두 변수의 평균값이 동일하다는 귀무가설을 기각할 수 있었다( $t=20.955$ ,  $df=55$ ). 즉, 일별 검색량과 매출액은 동행하는 경향성이 가장 크고, 검색량이 매출액에 후행하는 경향성이 선행하는 경향성보다 강하다고 볼 수 있다. 대립가설 중 선행성이 후행성보다 강함을 가정하는 가설1은 기각되었고, 후행성이 선행성보다 강함을 가정하는 가설2는 지지되었다.

그러나, 교차상관계수 분석 결과만으로는 가설1과 가설2에서 설명하고 있는 인과성에 대해 정확한 판단을 내리기 어렵다. 따라서, 본 연구에서는 그랜저 인과관계 검정을 적용함으로써 검색량이 매출액 증가의 원인이 될 수 있는지, 혹은 매출액이 검색량 증가의 원인이 될 수 있는지를 확인하였다. 그랜저 인과관계 검정은 하나의 시계열 변수가 다른 시계열 변수를 예측할 수 있는지를 확인하는 통계적 가설 검정이다. 이 검정의 방정식은 식 (1)과 (2)의 형태로 설명 변수의 과거값(lagged values)들이 종속 변수 과거값들의 영향력이 통제된 상태에서 종속 변수의 미래값에 유의한 영향력을 갖는지를 검정하는 목적을 갖는다. 가설 검정은 식 (3)에 대한 Wald 통계치를 기준으로 이루어지며, 모든 설명 변수에 대한 회귀계수가 유의하지 않은 경우에 설명 변수가 종속 변수를 그랜저-코즈(Granger-cause)하지 않는다는 귀무가설을 채택하게 된다.

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_n y_{t-n} + \beta_1 x_{t-1} + \dots + \beta_n x_{t-n} + \epsilon_t \quad (1)$$

$$x_t = \alpha_0 + \alpha_1 x_{t-1} + \dots + \alpha_n x_{t-n} + \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_n y_{t-n} + u_t \quad (2)$$

$$\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_n = 0 \quad (3)$$

샘플 영화 56편의 일별 검색량과 매출액에 대한 그랜저 인과관계 검정 결과는 <부록 표 2>에 정리하였다. 검색량이 매출액을 그랜저-코즈하지 않는다는 귀무가설에 대한 p-value를 구한 결과 56편의 영화 중 p-value가 0.05 이하인 영화는 33편(59%)이고, 0.1 이하인 영화는 36편(64%)이었다. 또한, 매출액이 검색량을 그랜저-코즈하지 않는다는 귀무가설에 대해서는 p-value가 0.05 이하인 영화는 37편(66%), 0.1 이하인 영화는 44편(79%)에 달했다. 교차상관계수와 마찬가지로, 구매 후 정보 탐색 경향성('매출액이 검색량을 그랜저-코즈하지 않는다'는 가설의 p-value)의 평균이 구매 전 정보 탐색 경향성('검색량이 매출액을 그랜저-코즈하지 않는다'는 가설의 p-value)의 평균과 비교해 유의한 차이가 있는지를 검증하기 위해 대응표본 T-test를 실시하였다. 분석 결과, 유의수준 0.05에서 두 변수의 평균값이 동일하다는 귀무가설을 기각할 수 있었다( $t=-2.105$ ,  $df=55$ ). 즉, 결과적으로 검색량이 매출액에 후행하는 경향성이 선행하는 경향성보다 강하다는 것이 재검증되었다. 대립가설 중 후행성이 선행성보다 강함을 가정하는 가설2가 지지되었다.

### 3.3 회귀분석 결과<sup>2)</sup>

앞 절의 데이터 분석을 통해 영화에 대한 일별 검

2) 심사위원의 조언에 따라 그랜저 인과관계 검정의 p-value를 종속변수로 하는 추가적인 로지스틱 회귀분석 결과를 <부록>에 제시함.

색량과 매출액은 양방향의 인과관계가 있고, 검색량이 매출액에 선행하는 경향성보다는 후행하는 경향성이 더 강하다는 결과를 얻었다. 그렇다면, 소비자들로 하여금 정보를 탐색한 후에 영화를 관람하도록 만드는 요인과 영화 관람 후에 정보를 탐색하게 만드는 요인은 무엇인지 답해야 한다. 이 질문에 답하기 위해 두 가지 교차상관계수( $GT_{t-1}$  &  $RM_t$ ,  $GT_{t+1}$  &  $RM_t$ )를 종속변수로 하고, 영화 속성 관련 변수들을 설명변수로 하는 회귀분석을 실시하였다. <부록 표 1>에서 세 가지 교차상관계수를 보고했듯이, 모든 영화들은 정도의 차이만 있을 뿐 검색량과 매출액 사이에 동행, 선행, 후행의 상관성을 동시에 보이고 있다. 따라서, 검색량과 매출액의 상관성에

따라 개별 영화를 특정 카테고리 분류하기 보다는 사전 정보 탐색 경향성(1기 과거와의 교차상관,  $GT_{t-1}$  &  $RM_t$ )과 사후 정보 탐색 경향성(1기 미래와의 교차상관,  $GT_{t+1}$  &  $RM_t$ )을 연속변수로 분석에 반영하는 것이 정보의 유실을 최소화하는 방법이다. 가설3을 검증하기 위한 설명변수로는 소비자의 마케팅 활동 노출 정도의 대리변수인 제작비를, 가설4를 검증하기 위한 설명변수로는 관객 평점의 평균과 총 평점 수의 곱으로 계산한 관객 만족도를 포함시켰다. 통제변수로는 시상식 입후보 및 수상 경력, 전문가 평가, 최대 스크린 수를 포함시켰다. 주요 변수들의 기술통계와 상관계수는 <표 2>와 <표 3>에 요약되어 있다.

<표 2> 주요 변수들의 기술통계량

변수	Mean	S.D.	Min.	Max.
교차상관계수 $GT_{t-1}$ & $RM_t$ (CORR-1)	.652	.078	.45	.82
교차상관계수 $GT_{t+1}$ & $RM_t$ (CORR+1)	.893	.027	.80	.93
제작비 (BUDGET)	111.688	64.603	5.00	250.00
관객 만족도 (V_SAT)	1531652.443	951192.393	225639.60	4269461.90
입후보 및 수상 경력 (NOM)	34.482	50.830	1.00	330.00
전문가 평가 (C_RATING)	62.411	22.744	14.00	97.00
최대 스크린 수 (SCREENS)	3591.286	449.240	2557.00	4324.00

<표 3> 변수들간의 상관계수 표

	CORR-1	CORR+1	BUDGET	V_SAT	NOM	C_RATING	SCREENS
CORR-1	1	-.129	.343**	.120	.090	-.015	.069
CORR+1		1	.255	.379**	-.005	.170	.104
BUDGET			1	.505**	.106	.153	.680**
V_SAT				1	.591**	.512**	.233
NOM					1	.445**	.136
C_RATING						1	.167
SCREENS							1

\*\*  $p < 0.01$  (two-tailed)

사전 정보 탐색 경향성을 종속변수로 하는 회귀식의 OLS(Ordinary Least Square) 추정 결과는 <표 4>에 보고되어 있다. 제작비 변수의 회귀계수( $\beta = 0.739$ )가  $p < 0.01$  수준에서 유의하며, 양의 부호를 나타냈다. 이는 제작비가 증가할수록 사전 정보 탐색 경향성도 증가한다는 의미로, 가설3을 지지하는 결과이다. 또한, 최대 스크린 수 변수의 회귀계수 ( $\beta = -0.394$ )가  $p < 0.05$  수준에서 유의하며, 음의 부호를 가짐을 확인하였다. 이는 최대 스크린 수가 증가할수록 사전 정보 탐색 경향성은 감소한다는 의미이다. 사후 정보 탐색 경향성을 종속변수로 하는 회귀식의 OLS 추정 결과는 <표 5>에 보고되어 있다. 소비자 만족도 변수의 회귀계수( $\beta = 0.588$ )가  $p < 0.01$  수준에서 유의하며, 양의 부호를 나타냈다. 이는 소비자 만족도가 높아질수록 사후 정보 탐색 경향성도 증가한다는 의미로, 가설4를 지지하는 결과이다. 또한, 시상식 입후보 경력 변수의 회귀계수( $\beta = -0.369$ )가  $p < 0.05$  수준에서 유의하며, 음의 부호를 가짐을 확인하였다. 이는 입후보 경력이 증가할수록 사후 정보 탐색 경향성은 감소한다는 의미이다.

<표 4> 회귀분석 결과(I): 사전 정보 탐색 경향성  
(1기 과거와의 교차상관,  $GT_{t-1}$  &  $RM_t$ )  
(Adj.  $R^2 = .134$ )

	<i>B</i>	$\beta$	<i>t</i>
(Constant)	.828		8.271***
BUDGET	.001	.739	3.445***
V_SAT	$-2.469 \times 10^{-8}$	-.301	-1.430
NOM	.000	.253	1.495
C_RATING	$-7.259 \times 10^{-5}$	-.021	-1.139
SCREENS	$-6.855 \times 10^{-5}$	-.394	-2.159**

\*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$   
and  $\beta$  is a standardized *B*.

우리는 종속변수가 상이한 두 회귀식의 계수를 추정함으로써 가설3과 가설4가 지지됨을 밝혔다. 즉, 소비자가 기업의 마케팅 활동에 노출되는 정도가 클수록 영화에 대한 관람 전 정보 탐색 경향성이 높아지고, 소비자의 영화에 대한 만족도가 클수록 영화에 대한 관람 후 정보 탐색 경향성이 높아짐을 확인하였다.

<표 5> 회귀분석 결과(II): 사후 정보 탐색 경향성  
(1기 미래와의 교차상관,  $GT_{t+1}$  &  $RM_t$ )  
(Adj.  $R^2 = .148$ )

	<i>B</i>	$\beta$	<i>t</i>
(Constant)	.866		25.401***
BUDGET	$-1.243 \times 10^{-5}$	-.030	-.141
V_SAT	$1.659 \times 10^{-8}$	.588	2.819***
NOM	.000	-.369	-2.199**
C_RATING	$3.834 \times 10^{-5}$	.032	.215
SCREENS	$1.897 \times 10^{-6}$	.032	.175

\*  $p < 0.1$ , \*\*  $p < 0.05$ , \*\*\*  $p < 0.01$   
and  $\beta$  is a standardized *B*.

#### IV. 결론

본 연구의 가장 핵심적인 발견은 영화에 대한 인터넷 검색량과 매출액 사이에 양방향적인 인과관계가 존재한다는 것이다. 구글이 제공하는 영화에 대한 일별 검색량은 영화의 일별 박스오피스 성적의 선행 변수이기도 하지만, 동시에 결과 변수가 되기도 한다. 더욱 주목할 점은 교차상관 분석과 그랜저 인과관계 검정 모두에서 검색량이 매출액에 선행하는 경향성보다 후행하는 경향성이 더 강함을 보이고 있다는 것이다. 이 결과는 인터넷 검색을 상품 구매

의사 결정을 위한 정보 획득 경로로 사용하는 것이 지배적일 것이라는 일반적인 믿음과 다르다. 어떤 영화를 볼 것인지 결정을 내리기 위해 정보를 탐색하는 경향성도 분명 존재하지만, 영화 관람 이후에 소비 경험을 연장하고 타인과 공유하기 위해 사후적으로 정보를 탐색하는 경향성이 더 두드러진다고 할 수 있다. 즉, 관람 이후의 정보 탐색 행동은 다양한 동인에서 발견된 것이기 때문에, 선택 위험 회피라는 단일 동인에서 비롯된 관람 전 정보 탐색 행동에 비해 그 경향성이 더 강하게 나타난다고 이해할 수 있다.

더 나아가, 본 연구는 어떤 영화에서 사전 정보 탐색 경향이 강하고, 어떤 영화에서 사후 정보 탐색 경향이 두드러지는지도 탐색하고 있다. 두 가지 교차상관계수를 종속변수로 하는 회귀식의 추정을 통해 제작비의 사전 정보 탐색 경향성에 대한 양의 영향력과 소비자 만족도의 사후 정보 탐색 경향성에 대한 양의 영향력을 확인하였다. 마케팅비는 제작비와 비례적으로 증가하므로, 전자의 결과는 기업의 마케팅 활동이 활발할수록 해당 영화를 소비자의 고려 상품군에 포함시킬 가능성이 높다고 해석할 수 있다. TV에서 흥미로운 예고편을 접한 소비자가 주말 영화 티켓을 예매할 때 해당 영화를 떠올리고 다른 소비자들의 관람 후기를 검색하는 행동이 그 예라 할 수 있다. 후자의 결과는 소비자가 영화에 만족하는 정도가 클수록 해당 영화에 대한 소비 경험의 연장과 공유의 욕구가 높아진다고 이해할 수 있다. 즐겁게 영화를 관람한 소비자가 감독과 주연 배우의 인터뷰 영상을 검색하거나, 영화 리뷰 웹페이지를 통해 자신의 감상을 공유하는 행동이 그 예라 할 수 있다.

본 연구의 가장 큰 학문적 의의는 영화 시장에서 인터넷 검색량과 상품 성과 간의 상관관계를 규명했다는 점이다. 구글을 비롯한 각국의 대표적인 검색

엔진 업체들이 기업과 소비자들의 편의를 위해 검색 데이터를 공개하기 시작하면서 학계에서도 이러한 데이터를 활용한 연구가 점차 증가하고 있다. 그러나, 인터넷 검색량이 영화의 박스오피스 성적에 어떠한 영향을 미치는지를 실증한 연구는 많지 않았으며, 일부 연구는 소량의 샘플을 활용한 사례 연구 성격에 가깝다(Goel et al., 2010). 본 연구는 글로벌 영화 시장의 중추라 할 수 있는 미국 국내 시장에서 대량의 샘플을 활용하여 검색량과 매출액간의 양방향적 인과관계를 밝혔다는 점에서 의의를 갖는다. 또한, 본 연구는 인터넷 검색이라는 소비자 행동 측면의 요인이 박스오피스 예측에 활용될 수 있다는 근거를 마련함으로써 박스오피스 예측 연구의 지평을 확대하였다. 기존 박스오피스 예측 연구들은 스크린 수, 제작비, 감독과워, 스타파워 등 영화 관련 속성이나, 계절적 요인, 경쟁상황 등 시장 관련 속성을 반영하는 데에 주력해 왔다(Jedidi et al., 1998; Ravid, 1999; Sochay, 1994; Elberse, 2007). Lee, Kim, and Cha(2012)와 같은 일부 연구에서는 소비자들의 군집 행동을 반영한 예측 모형을 제시했지만, 기업의 공급 측면이 반영된 좌석점유율을 대리 변수로 사용했다는 한계를 가진다. 본 연구는 기존의 구전 관련 연구와 함께 소비자 행동 관련 요인으로 영화의 흥행을 설명하고 있다는 점에서 의미가 있다. 마지막으로, 본 연구는 소비자의 정보 탐색 행동을 소비 전과 후로 나누고 각각의 경우에 대한 결정요인을 밝힘으로써 소비자 정보 탐색 행위에 대한 이해를 확대하고 있다. 기존의 연구들은 구매 결정 이전의 정보 획득 차원에서 정보 탐색 행동을 바라보고 있지만, 본 연구는 소비 경험의 연장과 공유를 목적으로 한 사후적 정보 탐색 행동을 가정함으로써 관련 연구의 외연을 확장하고 있다.

본 연구는 영화 산업의 실무자들에게도 다양한 시

사점을 제공할 수 있다. 전술한 데이터 분석 결과에서 알 수 있듯이, 소비자들은 영화 관람 이전에 고려 상품군에 속한 몇 가지 영화들에 대한 정보를 탐색하고 최종적인 구매를 결정하게 된다. 다시 말하면, 영화관을 찾는 관객을 늘리기 위해서는 개별 영화에 대한 검색을 유도하는 마케팅 전략이 필요하다. 수십 초에 불과한 짧은 예고편과 한 장의 포스터만으로는 소비자들을 설득시키는 데에 한계가 있다. 따라서, 소비자들의 호기심을 자극할 수 있는 커뮤니케이션 방식을 채택해 보다 풍부한 정보로 관객을 유인할 수 있는 지혜가 필요하다. 또한, 본 연구의 결과는 이미 영화를 관람한 고객들에 대한 관리도 중요함을 말하고 있다. 영화에 만족한 고객들은 영화와 관련한 정보를 공유하는 경향이 있으므로 기업에게는 매우 효율적인 마케팅 자원으로 기능할 수 있다. 이러한 마케팅 자원의 가치를 높이기 위해서는 영화에 대한 평가나 감상을 공유할 수 있는 장을 마련해야 한다. 이미 시장에는 이러한 기능을 하는 온라인 공간이 존재하고 있지만, 개별 영화에 특화된 공간을 조성하는 노력도 필요해 보인다. 더 나아가, 관객들의 소비 경험을 연장할 수 있는 콘텐츠를 마련함으로써 제작사와 배급사에 대한 고객 충성도를 높이는 전략도 가능하다. 일반적으로 제작사와 배급사들은 모든 고객들을 일회적 고객으로 여기고 관리의 대상으로 고려하지 않고 있다. 그러나, 영화에 대한 해설, 감독 및 배우 인터뷰, 영화 제작 후기 등과 같이 소비 경험을 연장할 수 있는 콘텐츠를 풍부하게 제공한다면 관객들의 기업에 대한 충성도를 제고할 수 있을 것이다.

본 연구가 학문적으로나 실무적으로 다양한 시사점을 제공하고 있지만, 후속 연구를 통해 보완할 수 있는 여지도 존재한다. 첫째, 인터넷 검색량이 매출액에 후행한다는 결과가 영화라는 제품의 특수성에

기인한 것이라는 의문에 충분한 해답을 줄 수 없다. 영화는 경험재이고 일회적인 소비에 그치는 것이 일반적이기 때문에, 구매 후 반복 소비되는 일반 소비재와 달리 소비자들의 경험 연장에 대한 욕구가 강하다. 또한, 영화를 포함한 엔터테인먼트 관련 이슈는 정치, 사회적 이슈와 달리 친교적 커뮤니케이션의 소재로 높은 가치를 갖는다. 이로 인해, 소비자들은 영화 관람 후에 추가적인 정보를 탐색함으로써 다가올 커뮤니케이션을 준비하는 경향이 있다. 후속 연구들은 영화가 아닌 다양한 제품 카테고리에서 검색량과 상품 성과의 관계를 실증함으로써 본 연구의 결과를 일반화하는 데에 기여할 수 있다. 둘째, 본 연구에서는 '사전·사후 정보 탐색 경향성'을 종속변수로 활용하고 있기 때문에, 영화 간 '정보 탐색 수준'에 대한 비교는 불가능하다. 다시 말하면, 영화의 마케팅 규모가 커질수록 소비자들이 구매 전에 관련 정보를 탐색할 가능성이 높아진다는 해석은 가능하지만, 마케팅 규모가 큰 영화일수록 검색량이 절대적으로 높아진다는 해석을 내릴 수는 없다. 이는 개별 키워드에 대한 상대적 일별 검색량만을 제공하는 구글 트렌드 데이터의 한계에서 비롯된다. 만약, '정보 탐색 수준'이라 할 수 있는 새로운 데이터를 활용할 수 있다면 영화에 대한 사전·사후 검색량을 절대적으로 증가시키는 데에 어떠한 요인이 유효한지를 확인하는 연구도 가능할 것이다. 셋째, 본 연구는 패널 데이터임을 고려할 때 적지 않은 양의 샘플을 분석에 사용했지만, 샘플에 포함된 영화들이 주로 상업 영화로 제한되었다. 이는 박스오피스 성적이 저조한 경우에 일별 매출액 데이터가 공개되지 않고, 시장에서 주목을 받지 못한 경우에 검색량 데이터가 공개되지 않는다는 한계에서 기인했다. 보다 다양한 영화를 포함한 대규모의 데이터를 수집할 수 있다면 더욱 엄밀한 연구도 가능할 것이다.

## 참고문헌

- 차경천, 천정빈, 윤성욱(2013), "구전자산: 측정법과 영화산업에의 응용," *마케팅연구*, 29(1), 179-195.
- Babin, B. J., Lee, Y. K., Kim, E. J., and Griffin, M.(2005), "Modeling Consumer Satisfaction and Word-of-Mouth: Restaurant Patronage in Korea," *Journal of Services Marketing*, 19(3), 133-139.
- Bank, M., Larch, M., and Peter, G.(2011), "Google Search Volume and Its Influence on Liquidity and Returns of German Stocks," *Financial Markets and Portfolio Management*, 25(3), 239-264.
- Basuroy, S., Chatterjee, S., and Ravid, S. A.(2003), "How Critical are Critical Reviews? The Box Office Effects of Film Critics, Star Power, and Budgets," *Journal of Marketing*, 67(4), 103-117.
- Brown, T. J., Barry, T. E., Dacin, P. A., and Gunst, R. F.(2005), "Spreading the Word: Investigating Antecedents of Consumers' Positive Word-of-Mouth Intentions and Behaviors in a Retailing Context," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 33(2), 123-138.
- Choi, H., and Varian, H.(2012), "Predicting the Present with Google Trends," *Economic Record*, 88(s1), 2-9.
- Da, Z., Engelberg, J., and Gao, P.(2011), "In Search of Attention," *The Journal of Finance*, 66(5), 1461-1499.
- Dellarocas, C., Zhang, X. M., and Awad, N. F.(2007), "Exploring the Value of Online Product Reviews in Forecasting Sales: The Case of Motion Pictures," *Journal of Inter-active Marketing*, 21(4), 23-45.
- Deuchert, E., Adjamah, K., and Pauly, F.(2005), "For Oscar Glory or Oscar Money?," *Journal of Cultural Economics*, 29(3), 159-176.
- Doh, S. J., and Hwang, J. S.(2009), "How Consumers Evaluate eWOM (Electronic Word-of-Mouth) Messages," *CyberPsychology and Behavior*, 12(2), 193-197.
- Du, R. Y., and Kamakura, W. A.(2012), "Quantitative Trendspotting," *Journal of Marketing Research*, 49(4), 514-536.
- Elberse, A.(2007), "The Power of Stars: Do Star Actors Drive the Success of Movies?," *Journal of Marketing*, 71(4), 102-120.
- Eliashberg, J., and Shugan, S. M.(1997), "Film Critics: Influencers or Predictors?," *Journal of Marketing*, 68-78.
- Elliott, C., and Simmons, R.(2008), "Determinants of UK Box Office Success: the Impact of Quality Signals," *Review of Industrial Organization*, 33(2), 93-111.
- Ettredge, M., Gerdes, J., and Karuga, G.(2005), "Using Web-based Search Data to Predict Macroeconomic Statistics," *Communications of the ACM*, 48(11), 87-92.
- Goel, S., Hofman, J. M., Lahaie, S., Pennock, D. M., and Watts, D. J.(2010), "Predicting Consumer Behavior with Web Search," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 107(41), 17486-17490.
- Hand, C., and Judge, G.(2012), "Searching for the Picture: Forecasting UK Cinema Admissions Using Google Trends Data," *Applied Economics Letters*, 19(11), 1051-1055.
- Heitmann, M., Lehmann, D. R., and Herrmann, A.(2007), "Choice Goal Attainment and Decision and Consumption Satisfaction," *Journal*



- of Marketing Research*, 44(2), 234-250.
- Hennig-Thurau, T., Gwinner, K. P., Walsh, G., and Gremler, D. D.(2004), "Electronic Word-of-Mouth via Consumer-opinion Platforms: What Motivates Consumers to Articulate Themselves on the Internet?," *Journal of Interactive Marketing*, 18(1), 38-52.
- Hennig-Thurau, T., Walsh, G., and Walsh, G.(2003), "Electronic Word-of-Mouth: Motives for and Consequences of Reading Customer Articulations on the Internet," *International Journal of Electronic Commerce*, 8(2), 51-74.
- Hu, Y., Du, R. Y., and Damangir, S.(2014), "Decomposing the Impact of Advertising: Augmenting Sales with Online Search Data," *Journal of Marketing Research*, 51(3), 300-319.
- Jedidi, K., Krider, R., and Weinberg, C.(1998), "Clustering at the Movies," *Marketing Letters*, 9(4), 393-405.
- Jun, S. P., Yeom, J., and Son, J. K.(2014), "A Study of the Method Using Search Traffic to Analyze New Technology Adoption," *Technological Forecasting and Social Change*, 81, 82-95.
- Kulkarni, G., Kannan, P. K., and Moe, W.(2012), "Using Online Search Data to Forecast New Product Sales," *Decision Support Systems*, 52(3), 604-611.
- Lee, Y., Kim, S. H., and Cha, K. C.(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.
- Li, X., Shang, W., Wang, S., and Ma, J.(2015), "A MIDAS Modelling Framework for Chinese Inflation Index Forecast Incorporating Google Search Data," *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(2), 112-125.
- Litman, B. R.(1983), "Predicting Success of Theatrical Movies: An Empirical Study," *The Journal of Popular Culture*, 16(4), 159-175.
- Litman, B. R., and Kohl, L. S.(1989), "Predicting Financial Success of Motion Pictures: The '80s Experience," *Journal of Media Economics*, 2(2), 35-50.
- Liu, Y.(2006), "Word of Mouth for Movies: Its Dynamics and Impact on Box Office Revenue," *Journal of Marketing*, 70(3), 74-89.
- De Matos, C. A., and Rossi, C. A. V.(2008), "Word-of-Mouth Communications in Marketing: a Meta-analytic Review of the Antecedents and Moderators," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 36(4), 578-596.
- Murphy, J., and Olaru, D.(2009), "How Information Foraging Styles Relate to Tourism Demographics and Behaviours," *Journal of Vacation Marketing*, 15(4), 299-309.
- Neelamegham, R., and Jain, D.(1999), "Consumer Choice Process for Experience Goods: An Econometric Model and Analysis," *Journal of Marketing Research*, 373-386.
- Nelson, R. A., Donihue, M. R., Waldman, D. M., and Wheaton, C.(2001), "What's an Oscar Worth?," *Economic Inquiry*, 39(1), 1-6.
- Prag, J., and Casavant, J.(1994), "An Empirical Study of the Determinants of Revenues and Marketing Expenditures in the Motion Picture Industry," *Journal of Cultural Economics*, 18(3), 217-235.
- Ravid, S. A.(1999), "Information, Blockbusters, and Stars: A Study of the Film Industry," *Journal*

- of Business*, 72(4), 463-492.
- Reinstein, D. A., and Snyder, C. M.(2005), "The Influence of Expert Reviews on Consumer Demand for Experience Goods: A Case Study of Movie Critics," *Journal of Industrial Economics*, 53(1), 27-51.
- Sawhney, M. S., and Eliashberg, J.(1996), "A Parsimonious Model for Forecasting Gross Box-office Revenues of Motion Pictures," *Marketing Science*, 15(2), 113-131.
- Sochay, S.(1994), "Predicting the Performance of Motion Pictures," *Journal of Media Economics*, 7(4), 1-20.
- Trusov, M., Bucklin, R. E., and Pauwels, K.(2009), "Effects of Word-of-Mouth versus Traditional Marketing: Findings from an Internet Social Networking Site," *Journal of Marketing*, 73(5), 90-102.
- Vicente, M. R., López-Menéndez, A. J., and Pérez, R.(2015), "Forecasting Unemployment with Internet Search Data: Does it Help to Improve Predictions When Job Destruction is Skyrocketing?," *Technological Forecasting and Social Change*, 92, 132-139.
- Vlastakis, N., and Markellos, R. N.(2012), "Information Demand and Stock Market Volatility," *Journal of Banking and Finance*, 36(6), 1808-1821.
- Vogel, H. (1998), *Entertainment Industry Economics*, 4th ed. Cambridge: Cambridge University Press.
- Wallace, W. T., Seigerman, A., and Holbrook, M. B.(1993), "The Role of Actors and Actresses in the Success of Films: How Much is a Movie Star Worth?," *Journal of Cultural Economics*, 17(1), 1-27.
- Wangenheim, F. V., and Bayón, T.(2007), "The Chain from Customer Satisfaction via Word-of-Mouth Referrals to New Customer Acquisition," *Journal of the Academy of Marketing Science*, 35(2), 233-249.
- Wu, L., and Brynjolfsson, E.(2014), "The Future of Prediction: How Google Searches Foreshadow Housing Prices and Sales," *Economic Analysis of the Digital Economy*. University of Chicago Press.
- Zigmond, D., and Stipp, H.(2010), "Assessing a New Advertising Effect," *Journal of Advertising Research*, 50(2), 162-168.

〈부록 표 1〉 교차상관계수 분석 결과표

#	영화 제목	$GT_{t-1}$ & $RM_t$	$GT_t$ & $RM_t$	$GT_{t+1}$ & $RM_t$
1	Captain America: The Winter Soldier	0.5509	0.8965	0.9197
2	The LEGO Movie	0.5833	0.9404	0.8612
3	Transformers: Age of Extinction	0.6579	0.9151	0.8791
4	Maleficent	0.6572	0.9515	0.9049
5	X-Men: Days of Future Past	0.6947	0.9303	0.9343
6	Dawn of the Planet of the Apes	0.6920	0.9544	0.9082
7	The Amazing Spider-Man 2	0.5756	0.8995	0.9226
8	Godzilla (2014)	0.6363	0.9414	0.8991
9	Teenage Mutant Ninja Turtles (2014)	0.6630	0.9530	0.8909
10	How to Train Your Dragon 2	0.6701	0.9380	0.9109
11	Gone Girl	0.6029	0.9235	0.9063
12	Divergent	0.5242	0.8749	0.9256
13	Lucy	0.6933	0.9586	0.8794
14	The Fault in our Stars	0.5363	0.8799	0.8502
15	300: Rise of An Empire	0.6040	0.9084	0.9334
16	The Maze Runner	0.4916	0.9015	0.9095
17	Noah	0.6469	0.9500	0.8983
18	Edge of Tomorrow	0.6542	0.9393	0.8873
19	Non-Stop	0.6357	0.9346	0.8404
20	Annabelle	0.5543	0.8944	0.9091
21	Dracula Untold	0.6280	0.9352	0.8810
22	Into The Storm	0.6733	0.9609	0.8714
23	The Expendables 3	0.6742	0.9605	0.8676
24	Oculus	0.6028	0.9132	0.8920
25	Transcendence	0.6310	0.9580	0.8475
26	The Hunger Games: Catching Fire	0.5791	0.8852	0.9153
27	Iron Man 3	0.5985	0.9361	0.8974
28	Despicable Me 2	0.8023	0.9713	0.9095
29	Man of Steel	0.7073	0.9581	0.8889
30	Gravity	0.6525	0.9120	0.8836

(계속)

#	영화 제목	$GT_{t-1}$ & $RM_t$	$GT_t$ & $RM_t$	$GT_{t+1}$ & $RM_t$
31	Monsters University	0.7650	0.9768	0.8919
32	The Hobbit: The Desolation of Smaug	0.6377	0.9265	0.9061
33	Fast & Furious 6	0.6694	0.9237	0.9287
34	Star Trek Into Darkness	0.8170	0.9706	0.9030
35	Thor: The Dark World	0.6030	0.9153	0.9283
36	World War Z	0.7285	0.9728	0.8839
37	The Croods	0.6938	0.9735	0.8594
38	The Great Gatsby (2013)	0.6997	0.9498	0.8650
39	The Conjuring	0.7076	0.9451	0.9210
40	The Wolverine	0.6876	0.9491	0.8969
41	G.I. Joe: Retaliation	0.7756	0.9564	0.8940
42	Cloudy with a Chance of Meatballs 2	0.5784	0.9696	0.7995
43	Now You See Me	0.6879	0.9585	0.9108
44	The Wolf of Wall Street	0.7058	0.9005	0.9039
45	Lee Daniels' The Butler	0.6684	0.9410	0.8414
46	Pacific Rim	0.6983	0.9473	0.9176
47	Elysium	0.7077	0.9702	0.8810
48	Oblivion	0.5949	0.9278	0.9221
49	Insidious Chapter 2	0.4469	0.8696	0.8993
50	Turbo	0.7821	0.9430	0.8611
51	Mama	0.6147	0.9285	0.9148
52	A Good Day to Die Hard	0.7914	0.9757	0.8744
53	Warm Bodies	0.5126	0.8889	0.9134
54	The Secret Life of Walter Mitty	0.7531	0.9569	0.8686
55	Red 2	0.6779	0.9336	0.8884
56	Riddick	0.6495	0.9546	0.8901
<b>Mean</b>		<b>0.6523</b>	<b>0.9357</b>	<b>0.8927</b>
<b>Maximum</b>		<b>0.8170</b>	<b>0.9768</b>	<b>0.9343</b>
<b>Minimum</b>		<b>0.4469</b>	<b>0.8696</b>	<b>0.7995</b>

〈부록 표 2〉 그렌저 인과관계 검정 결과표

#	영화 제목	GT does not Granger Cause RM (p-value)	RM does not Granger Cause GT (p-value)
1	Captain America: The Winter Soldier	0.035	0.027
2	The LEGO Movie	0.000	0.000
3	Transformers: Age of Extinction	0.000	0.056
4	Maleficent	0.185	0.000
5	X-Men: Days of Future Past	0.014	0.002
6	Dawn of the Planet of the Apes	0.000	0.347
7	The Amazing Spider-Man 2	0.006	0.081
8	Godzilla (2014)	0.000	0.000
9	Teenage Mutant Ninja Turtles (2014)	0.606	0.001
10	How to Train Your Dragon 2	0.005	0.256
11	Gone Girl	0.128	0.241
12	Divergent	0.260	0.135
13	Lucy	0.025	0.024
14	The Fault in our Stars	0.152	0.065
15	300: Rise of An Empire	0.430	0.054
16	The Maze Runner	0.006	0.000
17	Noah	0.182	0.025
18	Edge of Tomorrow	0.041	0.243
19	Non-Stop	0.001	0.000
20	Annabelle	0.245	0.003
21	Dracula Untold	0.256	0.563
22	Into The Storm	0.184	0.139
23	The Expendables 3	0.086	0.021
24	Oculus	0.060	0.240
25	Transcendence	0.000	0.262
26	The Hunger Games: Catching Fire	0.000	0.000
27	Iron Man 3	0.019	0.001
28	Despicable Me 2	0.036	0.027
29	Man of Steel	0.000	0.003

(계속)

#	영화 제목	GT does not Granger Cause RM (p-value)	RM does not Granger Cause GT (p-value)
30	Gravity	0.000	0.417
31	Monsters University	0.000	0.000
32	The Hobbit: The Desolation of Smaug	0.189	0.000
33	Fast & Furious 6	0.049	0.068
34	Star Trek Into Darkness	0.063	0.031
35	Thor: The Dark World	0.946	0.004
36	World War Z	0.000	0.000
37	The Croods	0.026	0.002
38	The Great Gatsby (2013)	0.001	0.000
39	The Conjuring	0.009	0.000
40	The Wolverine	0.006	0.012
41	G.I. Joe: Retaliation	0.480	0.054
42	Cloudy with a Chance of Meatballs 2	0.523	0.019
43	Now You See Me	0.176	0.003
44	The Wolf of Wall Street	0.626	0.006
45	Lee Daniels' The Butler	0.001	0.000
46	Pacific Rim	0.012	0.000
47	Elysium	0.017	0.000
48	Oblivion	0.386	0.004
49	Insidious Chapter 2	0.002	0.000
50	Turbo	0.221	0.139
51	Mama	0.944	0.004
52	A Good Day to Die Hard	0.008	0.086
53	Warm Bodies	0.033	0.001
54	The Secret Life of Walter Mitty	0.014	0.001
55	Red 2	0.378	0.297
56	Riddick	0.027	0.000
<b>Mean</b>		<b>0.145</b>	<b>0.071</b>

### 〈부록: 추가분석〉

교차상관계수뿐만이 아니라 그랜저 인과관계 검정에서 도출되는 Wald test의 p-value 역시 사전·사후 정보 탐색 경향성의 대리변수로 사용될 수 있다. 이에 따라, 두 가지 p-value를 종속변수로 하는 로지스틱 회귀모형(Logistic Regression Model) 모형을 추정하였다. 설명변수와 통제변수는 본문의 회귀분석과 동일하다.

〈부록 표 3〉 주요 변수들의 기술통계량

변수	Mean	S.D.	Min.	Max.
P_GT-RM (GT does not Granger Cause RM)	0.145	0.227	0.000	0.946
P_RM-GT (RM does not Granger Cause GT)	0.071	0.122	0.000	0.563

〈부록 표 4〉 변수들간의 상관계수 표

	P_GT-RM	P_RM-GT	BUDGET	V_SAT	NOM	C_RATING	SCREENS
P_GT-RM	1	-.046	-.104	-.095	-.104	-.223*	-.197
P_RM-GT		1	-.074	-.097	.238*	-.047	-.118
BUDGET			1	.505***	.106	.153	.680***
V_SAT				1	.591***	.512***	.233*
NOM					1	.445***	.136
C_RATING						1	.167
SCREENS							1

\* p<0.1, \*\*\* p<0.01 (two-tailed)

#### 〈부록 식 1〉 추정 모형

$$p\text{-value} = \frac{1}{1 + \exp(\delta)}$$

where,  $\delta = \alpha + \beta_1 BUDGET + \beta_2 V\_SAT + \beta_3 NOM + \beta_4 C\_RATING + \beta_5 SCREENS$

사전 정보 탐색 경향성(p-value\_GT-RM)을 종속변수로 하는 로지스틱 회귀모형 추정 결과는 〈부록 표 5〉에 보고되어 있다. 제작비 변수의 회귀계수( $B = -.001$ )가 유의하지 않았다. 이는 제작비가 사전 정보

탐색 경향성에 영향을 미치지 못한다는 의미로, 가설3을 기각하는 결과이다. 사후 정보 탐색 경향성 (p-value\_RM-GT)을 종속변수로 하는 로지스틱 회귀모형 추정 결과는 <부록 표 6>에 보고되어 있다. 관객 만족도 변수의 회귀계수( $B = 2.31 \times 10^{-6}$ )가  $p < 0.05$  수준에서 유의하며, 양의 부호를 나타냈다. 종속 변수인 p-value가 작을수록 강한 사후 정보 탐색 경향성을 의미하고 설명변수와 종속변수가 반비례 관계임을 고려할 때, 이는 관객 만족도가 높아질수록 사후 정보 탐색 경향성도 증가한다는 의미로 해석할 수 있다. 가설4를 지지하는 결과이다. 또한, 제작비와 시상식 입후보 및 수상 경력 변수의 회귀계수가  $p < 0.01$  수준에서 유의하며, 음의 부호를 가짐을 확인하였다. 이는 제작비와 입후보 및 수상 경력이 증가할수록 사후 정보 탐색 경향성은 감소한다는 의미이다. 반면, 전문가 평가와 최대 스크린 수는 사후 정보 탐색 경향성에 양(+)의 영향력을 갖는 것으로 나타났다.

그런저 인과관계 검증의 p-value를 종속변수로 적용한 결과, 가설3은 기각되고 가설4는 지지됨을 확인하였다. 교차상관계수를 종속변수로 적용한 분석 결과와 동일하게 소비자의 영화에 대한 만족도가 클수록 관람 후 정보 탐색 경향성이 높아진다는 결론은 유지되었다. 그러나, 소비자가 기업의 마케팅 활동에 노출되는 정도가 클수록 관람 전 정보 탐색 경향성이 높아진다는 결론을 내리기 위해서는 추가적인 실증 연구가 필요해 보인다.

<부록 표 5> 추정 결과(I): 사전 정보 탐색 경향성(p-value\_GT-RM)  
( $R^2 = 0.08$ )

	<i>B</i>	<i>t</i>	<i>p</i>
(Constant)	-2.293	-.945	.349
BUDGET	-.001	-.193	.848
V_SAT	$-2.11 \times 10^{-7}$	-.493	.624
NOM	-.000	-.033	.974
C_RATING	.015	1.142	.259
SCREENS	.001	1.308	.197

<부록 표 6> 추정 결과(II): 사후 정보 탐색 경향성(p-value\_RM-GT)  
( $R^2 = 0.402$ )

	<i>B</i>	<i>t</i>	<i>p</i>
(Constant)	-14.902	-4.098	.000
BUDGET	-.022	-1.857	.069
V_SAT	$2.31 \times 10^{-6}$	2.332	.024
NOM	-.045	-4.167	.000
C_RATING	.055	2.815	.007
SCREENS	.005	4.091	.000



## Internet Search Behavior and Box Office Performance

Youseok Lee\* · Kyoung Cheon Cha\*\* · Sang-Hoon Kim\*\*\*

### Abstract

When purchasing products or services, consumers seek information to lessen uncertainty. At the same time, they are ready to be an information provider sharing his/her own consumption experience. This research empirically analyzed the relationship between consumer's Internet search behavior and box-office performance in the U.S. movie industry. Specifically, this research gave an answer to whether Internet search volume is an antecedent variable or is an outcome variable of movie revenue. Moviegoers explore information online to get support to make buying decision before visiting a theater. Additionally, they investigate information again to extend or share their experience after watching a movie. Related to this phenomena, this research figured out which attributes lead consumers to search information before or after watching movies by analyzing cross-section data.

The cross-correlation analysis and the Granger causality test showed the existence of a bilateral causal relationship between Internet search volume on a focal movie and revenue of the movie. Google Trend, daily search volume on any keywords, could be an antecedent and an outcome of daily box-office record. Furthermore, the results denote that Internet search volume shows stronger tendency to be a lagging indicator rather than to be a leading one. It is contrary to a common belief that Internet search is mainly used as an information channel while consumers make a purchase decision. The regression analysis considering cross-correlation coefficients as dependent variables confirmed that production budget has positive impact on pre-search behavior and consumer satisfaction has positive impact on post-search behavior. The former implies the more marketing activities are conducted, the greater chance the movie

---

\* Ph.D. Candidate, College of Business Administration, Seoul National University, Seoul, Korea, First Author

\*\* Professor of Marketing, Department of Business Administration, Dong-A University, Busan, Korea, Corresponding Author

\*\*\* Professor of Marketing, Graduate School of Business, Seoul National University, Seoul, Korea, Co-Author

is included in consumer's consideration set is assured. The latter suggests that consumers have stronger needs to extend and share their experience when they are satisfied with movies.

Key words: Internet Search, Google Trend, Box-office, Movie Marketing, Granger Causality

- 
- 저자 이유석은 현재 서울대학교 경영대학 마케팅 전공 박사과정으로 재학 중이다. 서울대학교 경영대학 및 대학원 경영학과를 졸업하였다. 주요 연구분야는 엔터테인먼트 마케팅이다.
  - 저자 차경천은 현재 동아대학교 경영학과 마케팅 전공 조교수로 재직 중이다. 한국과학기술원에서 경영공학 박사를 취득하였다. 서울대학교와 성균관대학교 연구교수를 역임하였다. 주요 연구분야로는 수요예측, 마케팅 다이내믹스, 가격정책 등이다.
  - 저자 김상훈은 현재 서울대학교 경영대학 마케팅 전공 교수로 재직 중이다. 서울대학교 경영대학을 졸업하였으며, 미국 시카고대학에서 경영학석사(MBA), 미국 스탠포드대학에서 경영학 박사를 취득했다. 문화예술 마케팅, 하이테크 마케팅, 마케팅 트렌드 분야의 연구를 주로 하고 있다.