

# 인터넷 언급 점유율과 시장 점유율의 관계 : 영화 티켓 사례

## Relationship between Internet Buzz Share and Market Share : Movie Ticket Case

김정수(Jungsoo Kim)\*, 김종우(Jongwoo Kim)\*\*

### 초 록

본 연구는 인터넷 상에서 영화에 대한 언급 점유율과 영화 티켓 예매율의 관계를 분석하였다. 국내 대표적인 포털사이트인 네이버에서 제공하는 블로그, 카페, 뉴스, 동영상과 같은 서비스에서 영화에 대한 언급과 영화 예매율 간의 상관관계를 실증 분석하였다. 분석결과 인터넷 언급 점유율과 영화 예매율이 유의미한 정의 상관관계가 있다는 것을 파악할 수 있었다. 구체적으로 흥행 시점 이전은 동영상 채널이 다른 채널에 비해 상대적으로 관련성이 높은 것으로 나타났으며, 흥행시점 이후부터는 블로그와 카페에 보다 높은 관련성이 있는 것으로 파악되었다. 이를 통해서 인터넷 상에서 영화에 대한 언급은 인터넷 채널과 시차에 따라 영화 예매율과의 관련성이 다르다는 것을 파악할 수 있었다.

### ABSTRACT

In this study, the relationship between movie ticket reservation rates and Internet buzz share is analyzed. The correlations between movie ticket reservation rates and Internet buzz share in blogs, Internet cafes, news site, and Internet video in NAVER which is a representative Internet portal in Korea are analyzed empirically. The results show that there are positive correlations between buzz shares and movie ticket reservation rates. In particular, before movies at the box office, the correlations with Internet video is relatively higher than those of other channels, and after movies at the box office, the correlations with blogs and Internet cafe are relatively higher. Also, we can find that the correlations between Internet buzz shares on movies and movie ticket reservation rates are different depending on time lags and Internet channels.

**키워드** : 온라인 구전, 언급 점유율, 영화 예매율

Online Word-Of-Mouth, Buzz Share, Movie Ticket Reservation

---

본 연구는 2010년 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2010-327-B00181).

\* First Author, Ph.D. Candidate, Hanyang University

\*\* Corresponding Author, Professor, Hanyang University(E-mail : kjw@hanyang.ac.kr)

2012년 11월 05일 접수, 2013년 05월 14일 심사완료 후 2013년 05월 23일 게재확정.

## 1. 서론

인터넷 상의 블로그, UCC(User Created Contents) 등과 같은 소셜 미디어(Social media)의 폭발적인 성장으로 인터넷을 기업의 마케팅 도구로 활용하는 비중이 급속히 증대하고 있다. 인터넷 콘텐츠가 가지고 있는 특징인 복제의 용이성, 빠른 전파성, 자유로운 참여, 익명성과 비대면성 등으로 인해서 인터넷의 활용은 기업의 브랜드와 제품과 서비스 이미지를 만들고 유지해 가는데 필수적인 요소가 되었다. 대부분의 기업들은 자사의 브랜드 관리와 제품에 대한 홍보를 위해 다양한 방식으로 웹을 활용하고 있다. 최근 온라인 사용자들이 블로그, 카페와 같은 각종 커뮤니티를 통해 제품과 서비스에 대한 경험과 의견, 그리고 최신 정보를 공유하고 습득하는 것이 보편화 됨에 따라 많은 기업들이 온라인 상의 고객들의 의견에 대하여 촉각을 곤두세우고 있는 실정이다[6, 11, 13, 14]. 따라서 산업계에서는 시장 점유율(market share)뿐만 아니라 특정 제품이 인터넷 상에서 얼마나 자주 회자되는지를 의미하는 언급 점유율(buzz share)에도 관심을 가지게 되었다[18, 21, 23]. 인터넷 언급에 대한 산업계의 활용이 활발히 이루어지고 있음에도 불구하고, 인터넷 언급에 대한 체계적인 연구는 아직까지 부족한 편이다. 이에 본 연구에서는 제품의 언급 점유율이 실제 시장 점유율과 어떤 관계를 갖는지에 대하여 살펴보고자 한다. 구체적으로 인터넷 상에서의 영화의 ‘언급 점유율’과 영화 ‘예매율’과의 관계를 살펴보고자 한다. 즉, 다양한 유형의 인터넷 채널(예를 들어, 뉴스 사이트, 블로그, 카페, 동영상 서비스 등)에서의 언급 점유율과 실제 영화 예매 점유율과의 상관관계를 살펴

보고, 어떤 인터넷 채널의 언급 점유율이 보다 선행, 후행지표로서 의미를 가지는지를 분석해 보고자 한다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련 연구에 대한 검토로 온라인 구전과 온라인 언급에 대하여 살펴본다. 제 3장에서는 연구 모형, 연구 절차, 활용 데이터에 대하여 소개한다. 제 4장에서는 분석 결과를 제시하고, 제 5장에서는 결론을 제시하도록 한다.

## 2. 온라인 구전과 버즈(Buzz)

구전 커뮤니케이션은 소비자들의 이해관계를 떠나서 제품이나 서비스에 대한 정보를 입에서 입으로 전달하는 행위를 말한다. 이와 같이 구전이란 ‘해당 제품과 서비스에 대해서 소비자들이 직간접적인 경험에 대한 정보를 나누는 비공식적인 의사소통’이라고 정의된다[1, 8, 20]. 구전은 소비자 행동의 한 유형으로 볼 수 있으며, 많은 연구들에서 주변 사람들에게 강한 설득력을 가지며 매우 효과적인 마케팅 수단으로 인정되고 있다[1, 8, 20]. 오프라인 구전은 소비자들의 면대면(face to face) 형태의 커뮤니케이션을 통해서 이루어지는 반면, 온라인 구전은 인터넷 게시판과 같은 블로그, 카페 등이나 직접적인 온라인 채팅을 통해서, 자신이 경험한 기업 자체에 혹은 제품, 서비스에 대한 커뮤니케이션 행위가 익명의 사람들과 정보를 생산 및 공유하는 형태로 전달된다[1, 13, 15, 20].

이와 같은 온라인 매체의 발달은 소비자의 정보탐색과 획득과정에서 물리적, 심리적인 비용을 상당부분을 줄일 수 있게 되었다[1, 6, 12, 15]. 현재 쇼핑몰에서 운영하는 상품평가/사용

후기, 전문분야 동호회 커뮤니티, 제품/서비스 커뮤니티, 소비자 리뷰 전문사이트 등에는 오프라인에서는 상상할 없는 양의 구전 정보가 존재하고 있으며, 이 디지털화 된 정보는 빠르고도 쉽게 퍼져나가고 있다[2, 14, 18, 19]. 이와 같이 소비자들 간의 온라인 구전을 끝벌이 윙윙(Buzz)거리는 것과 비슷하다고 하여 이를 언급(Buzz)이라고 한다. 이러한 언급을 활용하여 많은 기업들이 자사의 제품과 브랜드 이미지에 대하여 소비자들이 긍정적인 인식을 갖게 하기 위하여 노력하고 있다. 이러한 구전 마케팅은 기업에 의해서 일방적으로 전달되는 매스미디어의 광고나 홍보 등과는 달리 고객 상호간에 양방향으로 전파되는 특징을 가지고 있으며, 소비자들이 자발적으로 커뮤니케이션을 만들어 내어 파급효과가 극대화 된다[2, 5, 6, 19]. 반면 부정적인 입소문은 긍정적인 입소문보다 몇 배나 더 강력하고 빠른 속도로 전파가 된다[5, 6, 8, 12, 19]. 이러한 중요성으로 인해 많은 기업들은 온라인 상에서의 소비자들의 의견에 대하여 촉각을 곤두세우고 있다[9, 12]. 또한 온라인을 통한 인터넷 여론 형성은 국가의 정책 의견수렴에도 영향을 주고 있는 실정이다. 이와 관련된 연구로는 Sunil et al.[23]에 의해 수행된 미국 대통령선거 예측에 관련하여 인터넷 상에서의 발생하는 구전인 ‘후보에 대한 언급 수’를 활용한 연구가 있다. 이 연구에서는 ‘후보 관련 동영상 포스팅 수’와 ‘블로그에서 대선 후보에 대한 언급 수’가 선거결과에 영향을 미치는 요인으로 나타났다[21]. 또한 온라인 환경에서의 투자기업에 대한 구전인 사용자 작성 콘텐츠 양과 주식시장 성과간의 관련성에 대한 연구가 있다. Tirunillai and Tellis[21]의 연구에서는 고객들이 직접 작성한 ‘사용자 작성 콘

텐츠 양’이 늘어날수록 며칠 후 ‘기업주가’ 상승하는 것을 실증적으로 검증하였다. 이처럼 구전의 활동 및 범위가 확대됨에 따라, 인터넷은 소비자들이 제품에 대한 정보를 획득하는 주요한 원천이며, 소비자들 간에 커뮤니케이션을 형성하면서 기업, 제품 등에 대한 평가와 구매결정에 중요한 영향을 미치게 된다.

영화산업에서 이와 관련된 연구들을 살펴보면, 흥행성가에 영향을 미치는 다양한 요인들이 연구되었으며, 최근에는 온라인 상에서 발생하는 영화에 대한 구전효과가 중요한 요인으로 인식되고 있다. 박조원, 이귀옥[16]은 영화 관련 신문 보도와 영화 흥행 간의 관계를 실증적으로 검증하기 위해, 영화 관련 기사의 양, 게재 시기, 방향이 흥행성가에 어떤 영향을 미치는지를 다중회귀분석을 통해 살펴보았다. 분석 결과에 따르면 기사의 보도 시기와 방향에 따라 관객 동원에 미치는 영향이 다른 것으로 나타났으며, 구체적으로 개봉 전 3주 기사의 수와 개봉 전 3주의 긍·부정 기사의 수가 영화 흥행에 유의한 영향을 미치는 결과를 도출하였다. 배정호 등[1]은 온라인 구전과 영화 매출 간의 상호영향에 관한 연구를 검증하기 위해 한국 영화를 분석대상으로 회귀분석을 수행하였다. 이를 통해서 구전의 크기와 방향성이 영화 매출에 유의한 영향을 준다는 결과를 도출하였다. 특히 구전의 크기는 개봉 후 1~8주 기간 모두 영화 매출에 유의한 양의 영향을 미치는 것으로 파악되었다. 그러나 이들 연구자들은 영화 흥행지표인 영화 매출은 영화에 대한 소비자들의 구전이 영향을 주는 일방적인 관계라고 볼 수 없다고 제시하였다. 따라서 매출이 구전에 미치는 효과까지 고려한 연립방정식(Simultaneous Equation)을 통해 구전의 크기와 매출 간 상호

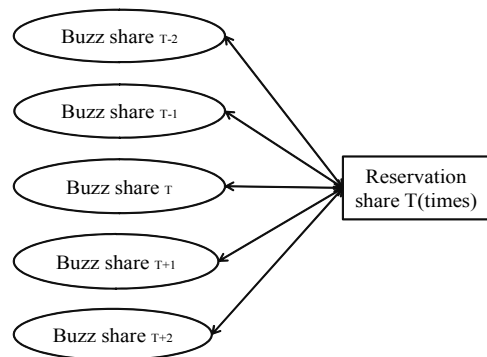
관계를 추정한 결과, 개봉 후 1주차의 구전의 크기만 영화 매출에 유의한 영향을 준다는 것을 규명하였다. 김소영 등[10], 박승현 등[17]은 국내 영화를 대상으로 한 흥행성과 결정 요인에 관련된 연구들로, 개봉스크린 규모, 제작비, 전문가 평가와 온라인 평가, 관객 평가, 스크린 수 등이 영화흥행에 유의미한 영향력을 미치는 것으로 제시하였다. Eliashberg and Shugan[4]은 영화에 대한 평론가들의 비평이 개봉시기에 따라 달라진다고 주장하였다. 즉, 영화에 대한 평가가 영화 개봉 초기(1주부터 4주까지) 흥행성과 상관관계가 작은 반면에 개봉 후반기(5주부터 8주까지) 및 누적 흥행성과에는 유의한 상관관계가 있음을 제시하고 있다. 이처럼 영화 평론가들이 쓴 평가가 영화 흥행 정도를 예측하는 선행지표로서 역할을 할 수 있지만, 그것이 영화 흥행 초기에 직접적인 원인이 되는 것은 아니라고 제시하였다. Duan et al.[3]은 영화 산업을 대상으로 영화 판매량과 온라인 구전효과와의 상호관계를 연립방정식을 통해 살펴 보았다. 분석 결과 소비자들의 소비행위와 온라인 구전 효과가 강한 상관관계가 있다는 것으로 나타났다. 이를 기초로 온라인 상에서 영화에 대한 구전 크기가 영화 판매에 직접적으로 영향을 미친다는 연구 결과를 제시하였다. Liu[13]는 야후(Yahoo!) 사이트에서 영화에 대한 온라인 구전을 수집하여 영화 흥행성과의 관계를 분석하였다. 분석결과 영화 개봉 전과 그리고 개봉 주에 영화에 대한 구전효과 중 구전의 크기(Volume)가 영화 흥행성과에 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이와 같이 기존 연구들은 영화개봉 시점 이후 흥행과 관련한 소비자들의 구전의 양과 방향성을 고려한 연구가 주를 이루고 있지만, 온라인 구전에 대한 인터

넷 채널간의 비교에 대한 선행연구가 부족하며, 구전발생과 영화 흥행시점 간 시차에 따른 상관관계의 차이에 대한 체계적인 분석 또한 미비한 상황이다. 이에 본 연구에서는 기존 연구들의 결과를 바탕으로, 영화에 대한 다양한 인터넷 채널(블로그, 커뮤니티, 뉴스, 동영상)과 시차에 따라 영화 예매율과의 관계를 분석하고자 한다.

### 3. 연구 방법

#### 3.1 연구모형

본 연구에서 인터넷 상에서 영화 언급 정도와 실제 영화 예매율의 관계를 분석하기 위한 개념적 연구모형은 <Figure 1>과 같다. 즉, t시점의 영화 예매율과 t-2시점, t-1시점, t시점, t+1시점, t+2시점의 인터넷 언급 점유율과의 상관관계를 분석하도록 한다. 또한 이러한 인터넷 언급 점유율을 인터넷 채널별(블로그, 카페, 뉴스, 동영상 등)로 구분하여 상관관계에 차이가 있는지를 분석하도록 한다.



<Figure 1> Research Model

### 3.2 연구절차

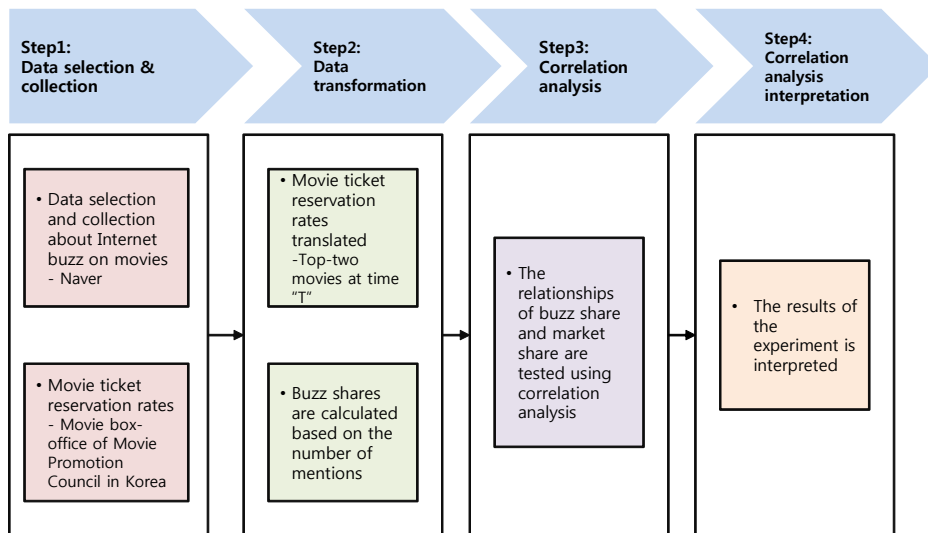
본 연구의 연구절차는 <Figure 2>와 같다. 연구 절차는 크게 (1) 데이터 선정 및 수집, (2) 데이터 변환 및 가공, (3) 변수들 간의 관련성을 검증하기 위한 상관관계 분석, (4) 결과해석으로 이루어진다.

#### 1단계 : 데이터 선정 및 수집

영화진흥위원회 <영화관입장권 통합전산망> 자료를 기초로 2010년 1월 1일부터 2011년 8월 28일 기간 동안 제공되는 주말 예매율이 1, 2위인 국내 영화 82편과 국외 영화 92편을 분석대상으로 영화 예매율 데이터를 수집하였다. 또한 국내에서 인터넷 콘텐츠 및 회원 수를 가장 많이 보유하고 있는 포털사이트인 NAVER를 표본으로 선정하여 주말 예매율이 1, 2위인 영화를 언급한 블로그, 카페, 뉴스 사이트, 지식in, 동영상 서비스 등에서 언급 데이터를 수집하였다.

#### 2단계 : 데이터 변환 및 가공

예매율 데이터는 국내에서 개봉하여 흥행순위가 주말동안(t시점 : 금, 토, 일) 1, 2위인 영화를 기준으로 매주 수집하였으며, 이를 비율로 변환하여 예매율로 사용하였다. 인터넷 상에서 영화에 대한 언급정도는 영화 예매율 순위가 1, 2위인 흥행 시점을 기준으로 주간(월, 화, 수, 목), 주말(금, 토, 일)로 구분하여, 흥행시점을 전후로 하여 시차별로(t-2, t-1, t, t+1, t+2) 영화 언급을 수집하였다. 즉, 1, 2위를 한 시점을  $t$ 라 하면, 이전 주간(월, 화, 수, 목)은  $t-1$ , 그 전 주말(금, 토, 일)은  $t-2$ 시점으로 보고, 언급 빈도의 비율로 두 영화의 언급 점유율을 구하였다. 예를 들어,  $t$ 시점의 예매율 1위인 영화가  $M_1^t$ 이고, 2위인 영화를  $M_2^t$ 라고 하고,  $t$ 시점의 두 영화의 전체 영화 중의 예매율을  $P_1^t, P_2^t$ 라고 하면 두 영화의  $t$ 시점의 상대적인 예매율을 다음과 같이 정의한다.



<Figure 2> Research Procedures

$$R(M_1^t) = \frac{P_1^t}{P_1^t + P_2^t} \quad (1)$$

$$R(M_2^t) = \frac{P_2^t}{P_1^t + P_2^t} \quad (2)$$

또한 t-2시점에서 특정 인터넷 채널 E에서의 두 영화  $M_1^t, M_2^t$ 에 대한 언급 빈도수를  $F_E^{t-2}(M_1^t), F_E^{t-2}(M_2^t)$ 라고 하면, 두 영화의 t-2시점의 채널 E에서의 언급 점유율은 다음과 같이 정의하였다.

$$B_M^{t-2}(M_1^t) = \frac{F_E^{t-2}(M_1^t)}{F_E^{t-2}(M_1^t) + F_E^{t-2}(M_2^t)} \quad (3)$$

$$B_M^{t-2}(M_2^t) = \frac{F_E^{t-2}(M_2^t)}{F_E^{t-2}(M_1^t) + F_E^{t-2}(M_2^t)} \quad (4)$$

식 (3), 식 (4)와 마찬가지로 t-1, t, t+1, t+2시점의 인터넷 채널 E에서의 두 영화  $M_1^t, M_2^t$ 에 대한 언급 점유율도 유사하게 정의하였다.

### 3단계 : 상관관계 분석

앞서 구한 t시점의 예매율과 t-2시점, t-1시점, t시점, t+1시점, t+2시점의 언급 점유율 간의 상관분석을 실시하여 검증하였다. 이후 상관분석을 통해 나온 결과인 상관계수들이 채널간, 시점간에 차이가 있는지를 상관계수 독립성 검정방법인 Hotelling-Williams 테스트를 이용해서 검증하였다[22]. 즉, 상관계수  $r_{12}, r_{13}$ 의 통계적 차이를 검정하기 위한 귀무가설과 검정 통계량은 다음과 같다.

$$H_0 : r_{12} = r_{13}$$

$$t_{(N-3)} = (r_{12} - r_{13}) \sqrt{(N-1)(1+r_{23})} / \sqrt{2(N-1)/(N-3)|R| + \bar{r}^2(1-r_{23})^3}$$

여기서  $\bar{r} = (r_{12} + r_{13})/2,$   
 $|R| = 1 - r_{12}^2 - r_{13}^2 - r_{23}^2 - 2(r_{12})(r_{13})(r_{23}),$   
 $N =$  표본의 수이다.

구체적으로 r예매율, 채널i 또는 r예매율, 시차i는 영화의 흥행시점(t시점)의 예매율과 각 채널(블로그, 카페, 동영상 등) 또는 시차별(t-2, t-1, t, t+1, t+2 등의 각 채널별 언급 점유율)상관계수이며, 이들간의 차이를 Hotelling-Williams 테스트로 검정하였다.

### 4단계 : 상관관계 해석

영화예매율과 인터넷 상에서 언급 점유율 변수의 상관관계를 해석하여, 그 관련성에 대하여 분석하였다. 또한 영화의 예매율에 대한 채널별 언급 점유율의 상관계수 간의 차이를 해석하고, 시차에 대한 상관계수간의 차이를 해석하였다

## 4. 분석 결과

표본 특성을 살펴보면, 영화 장르별 빈도는 SF 9개, 공포 2개, 드라마 21개, 멜로 7개, 모험 4개, 미스터리 3개, 범죄 9개, 스릴러 7개, 애니메이션 14개, 액션 58개, 전쟁 4개, 코미디 22개, 판타지 14개로 구성되어 있으며, 비중으로 보면 액션이 가장 많은 33.3%를, 코미디가 12.6%를, 드라마가 12.1% 순으로 나타났다. 인터넷 포털 사이트인 NAVER에서 영화에 대한 시점별 영화 언급 개수는 다음 <Table 1>과 같다. 언급 수는 t시점을 기준으로 전후 t-1, t+1시점에서 그 언급 빈도가 높은 것을 볼 수 있다. 이는 t-1, t+1시점(월, 화 수, 목)은 주간 4일 동안 영화에

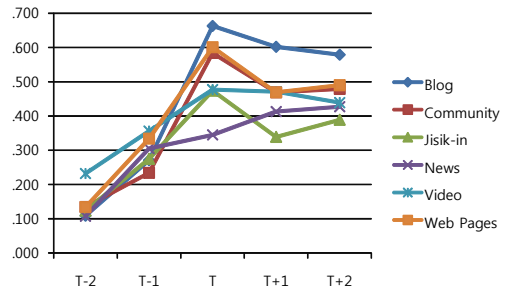
<Table 1> Sample Characteristics of the Movie Data Set on the Number of Buzz Words on Time Series

Time	The number of buzz words on Internet channels				
	Blog	Community	Jisik-in	News	Video
t-2	164,330	84,467	15,360	17,270	7,903
t-1	296,686	128,304	22,082	38,242	14,304
t	174,479	80,092	14,082	15,695	6,580
t+1	312,085	129,498	22,538	35,920	13,062
t+2	157,643	84,426	15,841	13,604	7,046
합계	1,105,223	506,787	89,903	120,731	48,895

대한 언급 개수를 수집한 데이터이며, 나머지 t-2, t, t+2시점(금, 토, 일)은 주말 3일 동안 영화에 대해 언급한 개수를 수집한 데이터이기 때문이다. 시점들의 기간의 차이로 인해서 언급 횟수의 직접 비교는 의미가 없으므로, 1, 2위 영화의 각 시점에서의 언급 비율을 활용하여 비교하였다.

한국 영화진흥원에서 제공하는 주간(금, 토, 일) 예매율과 NAVER 포털 사이트에 존재하는 인터넷 상에서의 언급 점유율(블로그, 카페 등 총 5개)의 두 변수간 상관분석 결과는 <Table 2>와 같다. t-2시점의 경우 '동영상'과의 상관계수가 0.232이고 유일하게 1% 유의수준에서 통계적으로 유의미한 것으로 나타났다. t-1시점에서는 모든 매체의 언급 점유율이 통계적으로 유의하였으나, 특히 동영상, 뉴스의 언급 점유율과

예매율 간의 상관계수가 높은 것으로 나타났다. t+1, t+2시점은 모든 채널이 유의한 상관관계를 가지는 것으로 나타났으나, 서비스 제공자를 통한 광고(뉴스, 동영상)보다 온라인 구전에 해당하는 블로그, 카페의 언급 점유율이 영화 예매율과 상관관계가 높은 것으로 나타났다.



<Figure 3> Change in the Correlation Coefficient Depending on Time

<Table 2> The Correlation between Ticket Reservation and Buzz Share of Various Channels Depending on Time

Time	Blog	Community	Jisik-In	News	Video
t-2	.109	.135	.124	.108	.232**
t-1	.271**	.234**	.275**	.305**	.356**
t	.663**	.584**	.474**	.345**	.477**
t+1	.602**	.469**	.339**	.413**	.471**
t+2	.579**	.479**	.389**	.427**	.439**

\*\* significant level : p < 0.01.

<Figure 3>은 채널별 언급 점유율과 영화 예매율 간의 시점별 상관계수의 변화를 도식적으로 표현한 것이다. 온라인 언급 점유율은 t시점에서 가장 높은 상관관계를 보이며, 이전시점들에서 급격히 증가하였다가 t시점 이후로 서서

히 줄어드는 것을 볼 수 있다. 추가적으로 각각의 채널과 시점에 따른 언급 점유율과 영화 예매율 간의 상관계수들 간의 차이를 Hotelling-Williams 테스트를 통해 분석하였으며 그 결과는 <Table 3>, <Table 4>와 같다.

<Table 3> Hotelling-Williams Test of Various Channels Depending on Time

t-2					
	r(Reservation rates, Blog)	r(Reservation rates, Community)	r(Reservation rates, Jisik-in)	r(Reservation rates, News)	r(Reservation rates, Video)
	0.109	0.135	0.124	0.108	0.232**
r(Reservation rates, Blog)		-0.760	-0.280	0.030	-2.660**
r(Reservation rates, Community)	0.760		0.280	0.460	-2.120**
r(Reservation rates, Jisik-in)	0.280	-0.280		0.220	-1.740
r(Reservation rates, News)	-0.030	-0.460	-0.220		-2.290**
r(Reservation rates, Video)	2.660**	2.120**	1.740	2.290**	
t-1					
	r(Reservation rates, Blog)	r(Reservation rates, Community)	r(Reservation rates, Jisik-in)	r(Reservation rates, News)	r(Reservation rates, Video)
	0.271**	0.234**	0.275**	0.305**	0.356**
r(Reservation rates, Blog)		0.950	-0.080	-0.590	-1.560
r(Reservation rates, Community)	-0.950		-0.960	-1.160	-2.600**
r(Reservation rates, Jisik-in)	0.080	0.940		-0.400	-1.300
r(Reservation rates, News)	0.590	1.160	0.400		-0.910
r(Reservation rates, Video)	1.560	2.600**	1.300	0.910	
t					
	r(Reservation rates, Blog)	r(Reservation rates, Community)	r(Reservation rates, Jisik-in)	r(Reservation rates, News)	r(Reservation rates, Video)
	0.663**	0.584**	0.474**	0.345**	0.477**
r(Reservation rates, Blog)		2.590**	4.350**	7.480**	6.730**



r(예매율, Community)	-2.590**		2.890**	4.510**	2.820**
r(Reservation rates, Jisik-in)	-4.350**	-2.890**		1.830	-0.050
r(Reservation rates, News)	-7.480**	-4.510**	-1.830		-2.890**
r(Reservation rates, Video)	-6.730**	-2.820**	0.050	2.890**	
t+1					
	r(Reservation rates, Blog)	r(Reservation rates, Community)	r(Reservation rates, Jisik-in)	r(Reservation rates, News)	r(Reservation rates, Video)
	0.602**	0.469**	0.339**	0.413**	0.471**
r(Reservation rates, Blog)		4.850**	6.300**	5.390**	5.380**
r(Reservation rates, Community)	-4.850**		3.860**	1.280	-0.060
r(Reservation rates, Jisik-in)	-6.300**	-3.860**		-1.260	-2.640**
r(Reservation rates, News)	-5.390**	-1.280	1.260		-1.490
r(Reservation rates, Video)	-5.380**	0.060	2.640**	1.490	
t+2					
	r(Reservation rates, Blog)	r(Reservation rates, Community)	r(Reservation rates, Jisik-in)	r(Reservation rates, News)	r(Reservation rates, Video)
	0.579**	0.479**	0.389**	0.427**	0.439**
r(Reservation rates, Blog)		3.440**	4.440**	3.670**	4.850**
r(Reservation rates, Community)	-3.440**		2.590**	1.070	1.120
r(Reservation rates, Jisik-in)	-4.440**	-2.590**		-0.600	-0.980
r(Reservation rates, News)	-3.670**	-1.070	0.600		-0.260
r(Reservation rates, Video)	-4.850**	-1.120	0.980	0.260	

\*\* significant level:  $p < 0.01$ .

<Table 4> Hotelling-Williams Test of Various Times Depending on Channels

Blog					
	r(Reservation rates, Blog t-2) 0.109	r(Reservation rates, Blog t-1) 0.271**	r(Reservation rates, Blog t) 0.663**	r(Reservation rates, Blog t+1) 0.602**	r(Reservation rates, Blog t+2) 0.579**
r(Reservation rates, Blog t-2)		-6.724**	-8.065**	-8.329**	-7.852**
r(Reservation rates, Blog t-1)	6.724**		-6.878**	-6.990**	-6.409**
r(Reservation rates, Blog t)	8.065**	6.878**		-1.098	-1.755
r(Reservation rates, Blog t+1)	8.329**	6.990**	1.098		1.216
r(Reservation rates, Blog t+2)	7.852**	6.409**	1.755	-1.216	
Community					
	r(Reservation rates, Community t-2) 0.135	r(Reservation rates, Community t-1) 0.234**	r(Reservation rates, Community t) 0.584**	r(Reservation rates, Community t+1) 0.469**	r(Reservation rates, Community t+2) 0.479**
r(Reservation rates, Community t-2)		-2.716**	-5.824**	-6.852**	-6.988**
r(Reservation rates, Community t-1)	2.716**		-4.991**	-7.901**	-7.783**
r(Reservation rates, community t)	5.824**	4.991**		3.877**	3.483**
r(Reservation rates, Community t+1)	6.852**	7.901**	-3.877**		-0.619
r(Reservation rates, Community t+2)	6.988**	7.783**	-3.483**	0.619	
Jisik-in					
	r(Reservation rates, Jisik-in t-2) 0.124	r(Reservation rates, Jisik-in t-1) 0.275**	r(Reservation rates, Jisik-in t) 0.474**	r(Reservation rates, Jisik-in t+1) 0.339**	r(Reservation rates, Jisik-in t+2) 0.389**
r(Reservation rates, Jisik-in t-2)		-4.710**	-3.922**	-4.277**	-5.535**
r(Reservation rates, Jisik-in t-1)	4.710**		-2.501**	-1.811	-3.108**

r(Reservation rates, Jisik-in t)	3.922**	2.501**		1.849	1.401
r(Reservation rates, Jisik-in t+1)	4.277**	1.811	-1.849		-1.714
r(Reservation rates, Jisik-in t+2)	5.535**	3.108**	-1.401	1.714	
<b>News</b>					
	r(Reservation rates, News t-2)	r(Reservation rates, News t-1)	r(Reservation rates, News t)	r(Reservation rates, News t+1)	r(Reservation rates, News t+2)
	0.108	0.305**	0.345**	0.413**	0.427**
r(Reservation rates, News t-2)		-3.749**	-2.384**	-6.167**	-6.339**
r(Reservation rates, News t-1)	3.749**		-0.448	-2.639**	-2.907**
r(Reservation rates, News t)	2.384**	0.448		-0.835	-1.019
r(Reservation rates, News t+1)	6.167**	2.639**	0.835		-0.478
r(Reservation rates, News t+2)	6.399**	2.907**	1.019	0.478	
<b>Video</b>					
	r(Reservation rates, Video t-2)	r(Reservation rates, Video t-1)	r(Reservation rates, Video t)	r(Reservation rates, Video t+1)	r(Reservation rates, Video t+2)
	0.232**	0.356**	0.477**	0.471**	0.439**
r(Reservation rates, Video t-2)		-3.097**	-2.940**	-3.866**	-3.048**
r(Reservation rates, Video t-1)	3.097**		-1.624	-2.901**	-1.719
r(Reservation rates, Video t)	2.940**	1.624		0.098	0.571
r(Reservation rates, Video t+1)	3.866**	2.901**	-0.098		1.405
r(Reservation rates, Video t+2)	3.048**	1.719	-0.571	-1.405	

\*\*significant level : p < 0.01.

<Table 3>은 각 시점별로 온라인 채널간의 상관관계수 차이에 대한 검정 결과이다. 분석결과, t-2시점에서 동영상에 대한 언급 점유율과 예매율의 상관관계는 블로그, 카페, 뉴스 채널에 대한 예매율 간의 상관관계와 유의한 차이를 가지고 있다. 또한 t-1시점에는 동영상과 예매율의 상관관계가 카페와 예매율에 대한 상관관계와 유의한 차이를 보였다. 이러한 결과로부터 흥행시점 이전인 t-2, t-1시점에서는 다른 채널에 비해 동영상이 흥행결과를 예측할 수 있는 주요한 채널이라는 것을 확인할 수 있다. t시점부터 t+1, t+2시점까지에서의 블로그와 카페의 언급 점유율과 예매율 간의 상관관계가 다른 채널과 유의한 차이가 존재한다는 것을 알 수 있다. 이는 많은 소비자들이 영화를 관람한 이후 발생하는 온라인 구전은 블로그, 카페를 통해 개재되며, 이는 영화 흥행의 후행지표로서의 그 역할을 한다고 볼 수 있다.

<Table 4>는 각 인터넷 채널별로 시차간의 상관관계수의 차이를 검정한 결과이다. 분석결과, t-2, t-1시점에서 블로그에서 언급 점유율과 예매율의 상관관계는 t, t+1, t+2시점의 블로그의 언급 점유율과 예매율의 상관관계와 유의한 차이를 가지고 있다. 그리고 t-2, t-1, t시점에서 카페에서 언급 점유율과 예매율의 상관관계는 t+1, t+2시점의 카페에서 언급 점유율과 예매율의 상관관계와 유의한 차이를 가지고 있다. 또한, t-2시점에서 동영상의 언급 점유율과 예매율의 상관관계는 t-1, t, t+1, t+2시점의 동영상의 언급 점유율과 예매율의 상관관계와 유의한 차이를 가지고 있다.

## 5. 결론 및 시사점

본 연구에서는 ‘영화 예매율’과 인터넷 상에

서 다양한 인터넷 채널 내에서 ‘언급 점유율’간 관계에 대해 상관분석을 실시하였다. 분석결과 영화 예매율과 언급 점유율간 상관관계가 유의미한 것으로 나타났다. 이는 블로그, 카페, 뉴스, 동영상 등 인터넷 온라인 채널에서의 언급이 영화 예매율과 관련성이 있다는 것을 보여준다. 즉 블로그, 동영상, 카페, 뉴스 등과 같은 다양한 인터넷 채널에서의 관객들의 관심과 참여가 예매율을 높이는데 주요한 역할을 하는 것으로 해석할 수 있다. 또한 인터넷 상에서의 채널에 따른 영화 언급과 영화 예매율과의 관련성 정도가 시점에 따라 차이가 있다는 것을 알 수 있었다. 먼저 t-2, t-1시점에는 동영상의 언급 점유율과 예매율간의 상관관계수가 다른 채널(블로그, 카페, 뉴스)과 예매율 간의 상관관계수보다 상대적으로 큰 것으로 파악되었다. 이는 영화가 흥행하기 이전에는 배급영화사의 홍보동영상이나 영화를 소개하는 목적으로 제작된 영상들의 양이 영화 예매율에 선행적인 효과를 가져다 준 것으로 해석된다. 영화 흥행시점(t시점, t+1, t+2) 이후부터는 블로그에서의 영화 언급 점유율과 예매율 간의 상관관계수가 다른 채널과 예매율의 상관관계수보다 큰 것으로 나타났다. 이는 영화의 흥행시점(t) 이후에는 관객들이 블로그를 통해서 자신의 의견이나 영화정보, 영화평론 등을 게재하면서 영화에 대해 적극적인 구진행위를 함으로써, 블로그의 구전의 양이 영화의 흥행을 파악할 수 있는 후행지표로서의 그 역할을 한다고 볼 수 있다.

이와 같은 결과를 놓고 보면 영화 제작사 입장에서는 흥행시점 이전에는 홍보 동영상의 확산을 통한 홍보가 중요하고, 흥행시점 이후에는 블로그와 같은 인터넷 채널에서 발생하는 구전에 대한 관리가 필요할 것으로 보인다. 본

연구의 기존 연구들과의 차별점은, 흥행시점을 기준으로 선후행 시차분석을 수행하였다는 것과, 인터넷 채널별로 언급 점유율과 영화 예매율과 관련성의 차이를 분석했다는 점이다. 추후 연구 과제로는 영화이외의 다른 상품군에 대한 자료 수집과 분석을 통해서 상품군에 따라 인터넷 채널의 효과가 차이가 나는지를 분석하는 것이 필요하다. 또한 본 연구에서는 단순히 언급 빈도만을 고려하였는데, 언급에 포함된 고객의 감정을 고려하여 시장 점유율과 비교하는 것도 의미가 있을 것으로 판단된다.

---

## References

---

- [1] Bea, J. H., Shin, B. J., and Kim, B. D., "Simultaneous Effect between eWOM and Revenues : Korea Movie Industry," Korea Marketing Association, Vol. 12, No. 2, pp. 1-23, 2010.
- [2] Dellarocas, C., "The Digitization of Word of Mouth : Promise and Challenges of Online Feedback Mechanisms," Management Science, Vol. 49, No. 10, pp. 1407-1424, 2003.
- [3] Duan, W., Gu, B., Whinston, Andrew B., "The dynamics of online word-of-mouth and product sales-An empirical investigation of the movie industry," Journal of Retailing Vol. 84, No. 2, pp. 233-242, 2008.
- [4] Eliashberg, J., Shugan, M. S., "Film Critics : Influencers or Predictors?," Journal of Marketing, Vol. 61, No. 2, pp. 68-78, 1997.
- [5] Greg, M. T., "Build the Buzz in the Hive Mind," Journal of Consumer Behaviour, Vol. 4, No. 1, pp. 64-72, 2004.
- [6] Henning-Thurau, T., K. Gwinner, G. Walsh, and Gremler, D., "Electronic Word-Of-Mouth via Consumer-Opinion Platforms : What Motives Consumers to Articulate Themselves on the Internet?," Journal of Interactive Marketing, Vol. 18, No. 1, pp. 38-52, 2004.
- [7] Hittner, James B. and May, K., "Tests for comparing Dependent Correlations Revisited : A Monte Carlo Study," The Journal of Experimental Education, Vol. 65, No. 3, pp. 257-269, 1997.
- [8] Kim, J. H., Bae, J. K., and Jeon, H. C., "A Study on the Information Cascades Effects of the Offline WOM and Online Review," Journal of the Korean Operation Research and Management Science Society, Vol. 1, No. 1, pp. 39-60, 2010.
- [9] Kim, S. H., "The influence of product involvement and knowledge on Internet WOM," The Korean Journal of Advertising, Vol. 14, No. 1, pp. 257-280, 2003.
- [10] Kim, Y. S., Im, S. H., and Jung, Y. S., "A Comparison Study of the Determinants of Performance of Motion Pictures : A Comparison Study of the Determinants of Performance of Motion Pictures : Art Film vs. Commercial Film," The Korea Contents Association, Vol. 10, No. 2, pp. 381-393, 2010.

- [11] Krauss, J., Nann, S., Simon, D., Fischbach, K., and Gloor, P., "Predicting Movie Success and Academy Awards Through Sentiment and Social Network Analysis," Proc. European Conference on Information Systems(ECIS), Galway, Ireland, June pp. 9-11, 2008.
- [12] Lee, J., "How eWOM Reduces Uncertainties in Decision-making Process : Using the Concept of Entropy in Information Theory," The Journal of Society for e-Business Studies, Vol. 16, No. 4, pp. 241-256, 2011.
- [13] Liu, B., Hu, M., and Cheng, J., "Opinion Observer : Analyzing and Comparing Opinions on the Web," Proceedings of the 14th International Conference on WWW, pp. 10-14, 2005.
- [14] Liu, Y., "Word of Mouth for Movies : Its Dynamics and Impact on Box office Revenue," American Marketing Association, Vol. 70, pp. 74-89, 2006.
- [15] Nam, J. S., "Study on Linguistic Patterns of Online Reviews on Movie for the Automatic Classification of Human Opinion," The Linguistic Society of Korea, Vol. 58, No. 1, pp. 75-103, 2010.
- [16] Park, J. W. and Lee, G. O., "A Study on the Effects of the Newspaper Coverage of Motion Pictures on Box Office Performance," Korean society for journalism and communication studies, Vol. 48, No. 6, pp. 62-83, 2004.
- [17] Park, S. H., Song, H. J., and Jung, W. K., "The Determinants of Motion Picture Box Office Performance : Evidence from Korean Movies Released in 2009~2010," Korea Regional Communication Research Association, Vol. 11, No. 4, pp. 31-258, 2011.
- [18] Park, S. H., "On the Journalistic Characteristics and Social Impacts of Internet Bulletin Board as a Public Opinion Space," Korea Regional Communication Research Association, Vol. 5, No. 3, pp. 191-226, 2005.
- [19] Renee, D., "The Buzz on Buzz," Harvard Business Review, pp. 139-146, 2000.
- [20] Ryu, C. R., Chin, H. K., and Han, K. S., "Research on the difference of verbal effect on sequences of positive indication and negative indication of verbal message : Based on replies on shopping mall," Daehan Academy of Management Information Systems, Vol. 25, pp. 171-201, 2008.
- [21] Seshardri, T. and Gerard, J. T., "Does Chatter Really Matter? Dynamics of User-Generated Content and Stock Performance," Marketing Science, Vol. 31, No. 2, pp. 198-215, 2012.
- [22] Steiger, J. H., "Tests for comparing elements of a correlation matrix," Psychological Bulletin, Vol. 87, pp. 245-251.
- [23] Sunil, W., David, S., Munir, M., and Christine, B. Williams, "Web2.0 and Politics : The 2008 U.S. Presidential Election and an E-Politics Research Agenda," MIS Quarterly, Vol. 34, No. 4, pp. 669-688, 2010.

## 저 자 소 개



김정수

2007년

2009년

2009~현재

관심분야

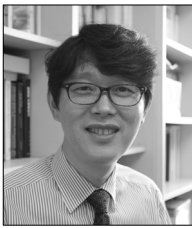
(E-mail : lost17@hanyang.ac.kr)

협성대학교 경영학과 경영정보전공 졸업 (학사)

한양대학교 경영학과 경영정보전공 졸업 (석사)

한양대학교 경영학과 경영정보전공 박사과정

데이터마이닝 응용, 사회네트워크분석, 클라우드 컴퓨팅



김종우

1989년

1991년

1995년

1996년~2003년

1999년~2000년

2003년~현재

관심분야

(E-mail : kjw@hanyang.ac.kr)

서울대학교 수학과 (학사)

한국과학기술원 경영과학과 (석사)

한국과학기술원 산업경영학과 (박사)

충남대학교 통계학과 부교수 역임

University of Illinois at Urbana-Champaign 방문연구원  
등을 역임

한양대학교 경영대학 경영학부 교수

상품 추천 시스템, 데이터마이닝 응용, 지능정보시스템,  
의사결정 지원시스템, 비즈니스 프로세스 모델링 및 통합,  
사회네트워크분석