

## 온라인 콘텐츠 제작자의 동태적 브랜드 가치 분석 모형

손정민<sup>1</sup>, 이준섭<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>충남대학교 경영학부 부교수, <sup>2</sup>강릉원주대학교 경영학과 조교수

### The Models for the Dynamic Brand Value of Content Producers in the Online Platform

Jungmin Son<sup>1</sup>, Junseop Lee<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Associate Professor, School of Business, Chungnam National University

<sup>2</sup>Assistant Professor, Department of Business Administration, Gangneung-Wonju National University

**요약** 이 연구는 이용자 생산 콘텐츠 플랫폼에서 활동하는 콘텐츠 제작자의 개인 브랜드 가치를 설명할 수 있는 모형을 제안하고 실증적 분석 결과를 제시하고자 한다. 제작자의 활동에 따른 성과는 장기간에 걸쳐 반복적으로 변화를 보이기 때문에, 이들 콘텐츠 제작자의 브랜드 가치를 측정하기 위해서는 장기간에 걸쳐 발생하는 다양한 활동으로 인한 효과를 브랜드 가치 측정 모형에 반영할 수 있어야 한다. 또한 이 연구는 생산자의 브랜드 가치에 영향을 주는 요소인 (1) 내부 이용자들의 자발적인 노력과 (2) 외부 플랫폼의 사회적 영향력을 비교함으로써 이용자 생산 콘텐츠 시장의 이용자와 기업 사이의 활동에 대한 지침을 얻고자 한다. 분석 결과에 따르면, 제작자는 전문 분야의 카테고리내 속한 인기 콘텐츠를 장기적이고 일관되게 제작해야 하지만, 이용자가 지루함을 느끼기 이전 시점에 다양한 카테고리의 콘텐츠를 때때로 제공해야 브랜드 가치를 향상시킬 수 있는 것으로 나타났다. 이러한 결과에 기반하여, 제작자 및 콘텐츠 플랫폼의 카테고리 운영 전략에 대한 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대한다.

**주제어** : 개인 브랜드 가치, 이용자생산콘텐츠, 전이효과, 시뮬레이션적률법

**Abstract** This study show the empirical results and the models that explain the content creator's personal brand value in the user-generated content platform. Producer's brand value performance could have enhancement and dilution by their activities for the long-term and repetitive change. Therefore, for the measure and analysis, the models have to catch the effect from producer's the diverse activities. This study would find the guideline by competitive analysis between (1) the impact of in-group user's self-motivated participation and (2) the impact of the social links from the outside platform. Based on the analysis results, producer's creation activity as focused on the specific and professional category increase their brand value for the long-term. However, producers would have to upload diverse category, after users are bored to their similar videos' as before. These empirical results would be a guidelines to the content management strategies for producers and the platform.

**Key Words** : Personal brand value, User-generated content, Spillover effect, Method of simulated

\*This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea (NRF-2018S1A5A8027813).

\*Corresponding Author : Junseop Lee (jseop@gwnu.ac.kr)

Received March 11, 2022

Revised April 21, 2022

Accepted May 20, 2022

Published May 28, 2022

## 1. 서론

최근 온라인 콘텐츠의 수익성이 큰 주목을 받고 있다. 다양한 온라인 콘텐츠 제작과 이용이 가능한 플랫폼 (i.e., YouTube, Instagram, Facebook, Twitter)이 인기를 끌고 있는 가운데, 콘텐츠를 제작하는 이용자수가 폭발적으로 증가하고 있다. 이러한 콘텐츠의 인기는 금전적인 이익으로도 연결된다. YouTube에서는 콘텐츠 제작자에게 광고 수익을 분배하고 있는데, 조회수 1건당 약 1원 내외의 수익을 콘텐츠 생산자와 공유하고 있다. 뿐만 아니라 전통적인 마케팅 전략을 수행해오던 업체들도 온라인 콘텐츠 서비스를 적극적으로 이용하여 제품과 브랜드를 알리기 위해 노력하고 있다. 예를 들어, 디즈니, 유니레버, 포드자동차 등 여러 글로벌 업체들이 Facebook에 팬 페이지를 개설하여 이용자와 콘텐츠를 공유하여 기업을 알리기 위해 노력하고 있다. 이러한 온라인 콘텐츠 시장의 성장에 따라 제작자가 마케팅 의사결정을 할 수 있는 실증적이고 이론적인 연구가 요구되고 있는 시점이다.

전통적으로, 브랜드는 기업이 장기간에 걸쳐 투자 및 관리하여 기업 성과를 증대시킬 수 있는 유용한 무형자산이다[1]. 따라서 기존 연구에서는 브랜드 가치를 측정하고 관리할 수 있는 방안에 대해 실증 연구가 많이 이루어져왔다 [2-4]. 다만, 브랜드는 장기간에 걸친 브랜드 확장 (brand extension) 및 제품 확장 (product extension)에 의해 브랜드 가치가 증가 또는 감소하는 동태성을 보인다는 특징이 있다. 기존 연구에서는 이러한 동태적인 브랜드 가치를 측정하고 분석한 연구는 비교적 많지 않았다. 그 이유는 장기적으로 브랜드 가치를 측정할 수 있는 모형과 자료가 부족했기 때문으로 판단할 수 있다[4]. 단기적인 브랜드 전략으로는 마케팅 성과를 극대화하는데 한계가 있으므로[1], 제품과 브랜드의 성장에 따른 장기적인 브랜드 가치 평가가 이루어질 필요가 있다.

이 연구의 목표는 온라인 플랫폼에서 콘텐츠 제작자의 브랜드 가치를 동태적으로 측정하고 전략적 시사점을 제공하는 것이다. 이를 위해 (1) 동태적인 브랜드 가치를 측정할 수 있는 모형을 제시하고, (2) 온라인 콘텐츠 플랫폼 (e.g., YouTube)에서 장기간에 걸친 제작자의 성과 자료를 수집하여, 최종적으로 (3) 제작자의 브랜드 가치 분석과 시사점을 도출하고자 한다.

온라인 콘텐츠 시장에서 이용자들은 제작자의 과거

컨텐츠를 바탕으로 제작자에 대한 선호, 신뢰, 관계 지속여부 등을 결정한다[5]. 또한 제작자 브랜드는 이용자가 관계 구축 의도를 갖는데 도움을 줄 수 있다. 특히, 온라인 콘텐츠 플랫폼은 이용자들의 자발적인 참여로 성과가 극대화될 수 있다는 특징이 있는데[6], 제작자와 이용자 간의 활발한 의사소통으로 신뢰관계를 구축하고 이후에 공동의 콘텐츠를 제작하는 단계까지 발전할 수 있다.

브랜드는 연속적인 제품과 브랜드 확장 과정에서 가격 프리미엄(price premium)을 높임으로써 기업의 수익 증대에 도움을 줄 수 있다[7]. 온라인 콘텐츠 시장에서 생산자에 대한 브랜드 가치가 높으면, 이후 이용자들은 콘텐츠 이용에 신뢰가 생기고, 사회망의 다른 이용자들에게 추천함으로써 더 많은 이용을 유도하는 효과가 있다. 이는 최종적으로 제작자와 플랫폼 서비스 업체의 광고 수익 증대에 도움이 된다.

장기적인 브랜드 가치 연구에서는 브랜드 가치 증대와 감소 효과를 측정할 필요가 있다. 브랜드 가치는 소비자의 기억속에 인지된 어떤 상태이므로, 이는 장기간에 걸쳐 다양한 요인에 의해 변화하는 특성이 있다. 하지만, 실험 연구에서는 장기간에 걸친 브랜드 가치를 측정하기 어려웠으며[2], 몇몇 연구에서는 유사한 카테고리 브랜드 확장을 할 경우에 개인수준에서 인지하는 전이효과(spillover effect)를 확인한바 있다[8,9].

이전 연구에서는 연속적인 제품 출시 과정에서 브랜드 가치의 변화를 장기간에 걸친 데이터를 기반으로 측정한바가 있다[10]. 이 연구는 이러한 이전 연구에서 제안한 브랜드 가치 측정 모형에 기반하여 온라인 콘텐츠 제작자의 브랜드 가치를 측정 및 분석하고자 한다.

## 2. 모형

이 연구는 콘텐츠 제작자의 가치 변화를 평가하기 위한 모형을 제시하고자 한다. 제작자가 평가받는 브랜드 가치는 다른 이용자들의 평점(e.g., ratings, ratio of likes)으로 측정되며 평점의 변화에 영향을 주는 다양한 변수들과의 관계를 분석하고자 한다. 이 연구가 설명하고자하는 온라인 콘텐츠 제작자의 브랜드 가치의 개념 및 모형은 이전 연구[10,11]에서 제시한 브랜드 가치 측정 모형 및 엔터테인먼트 산업군에서 연속적이고 장기적인 활동을 하는 유명인에 대한 개인 브랜드 가치 평가 모형에 기반하고 있다. 이전 연구에서 한 발

더 나아가 이 연구는 UGC 플랫폼에서 빈번히 발생하는 콘텐츠 제작 및 업로드 상황을 고려할 수 있도록 이월효과에 2차항의 카테고리 변수를 포함하여 시간에 따른 증가와 감소 효과를 고려할 수 있도록 하였다. 또한 개별 콘텐츠의 주요 특성인 조회수 등의 변수를 포함하였다.

### 2.1 제작자의 브랜드 가치(producer's brand value)

제작자의 브랜드 가치는  $V_{it}$ 로 나타낸다. 이 연구는 제작자의 브랜드 가치는 동영상에 대한 이용자의 평가, 소셜미디어의 반응, 제작자의 이전 행동에 의해 결정된다고 본다. 제작자  $i$ 의  $t$  시점에서의 가치  $V_{it}$ 는 아래의 식 (1)과 같다. 이때,  $t$ 는 가장 최근 시점이고  $s$ 는 관찰한 최초 시점을 의미하므로,  $t$ 는  $s$ 시점 보다 항상 더 최근 시점이다. 제작자는  $t$ 와  $s$  시점 사이에 여러 동영상을 업로드하므로, 두 시점 사이에 업로드한 모든 동영상에서의 제작자 특성, 동영상특성, 소셜미디어 특성이 제작자 가치에 영향을 준다.

$$V_{it} = \sum_{k=s}^{t-1} \left[ (d1_{it} \cdot \phi_{i,C_k} \cdot C_{it} + d2_{it} \cdot \eta \cdot M_{it}) \cdot \prod_{m=1}^{k-1} \theta_{im} \right] + \phi_{i,V_{it}} \cdot V_{is} \cdot \prod_{m=s}^{t-1} \theta_{im} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

where

- $d1_{it}$  = 제작자  $i$ 가 시점  $t$ 에서 콘텐츠 제작 여부 더미 변수
- $d2_{it}$  = 제작자  $i$ 의 시점  $t$ 에서의 소셜미디어 등장 여부 더미 변수
- $C_{it}$  = 콘텐츠 효과 (content effect) (콘텐츠 특성 변수의 벡터 포함)
- $M_{it}$  = 소셜미디어 특성 변수의 벡터
- $\phi_{i,C_{it}}$  = 콘텐츠 효과의 척도 파라미터(scale parameter)
- $\phi_{i,V_{it}}$  = 제작자의 브랜드 가치 변수의 척도 파라미터 =  $\exp(a_{i_v} \cdot \sigma_{i_v})$
- $\eta$  = 소셜미디어 특성 변수 벡터의 척도 파라미터
- $\theta_{im}$  = 이월 효과 (carryover effect)
- $\varepsilon_{it}$  = 정규분포를 따르는 오차항

이 연구는 이전의 가치 평가 모형에 관한 연구를 기반으로 하는데 (i.e., [10,11]), 기존 연구에서는 소비자나 브랜드나 제품의 가치를 평가할 때 어떤 체계적인

불확실성을 가지고 있다는 점을 전제하고 있다. 따라서 이 연구에서도 브랜드, 소셜미디어, 그리고 콘텐츠 값에는 항상 불확실성을 반영할 수 있는 척도 파라미터 (scale parameter)를 곱하여 반영하고 있다. 불확실성 척도 파라미터는 해당 변수의 표준편차를 지수변환 (exponentialization)하였으며, 범위는 0부터 1까지이다. 특히, 제작자의 브랜드 가치 변수의 척도 파라미터는 브랜드 가치의 불확실성을 나타내는 중요한 지표이다. 이 연구에서는 브랜드 가치의 불확실성 척도 파라미터를  $\exp(a_{i_v} \cdot \sigma_{i_v})$ 로 표현하였으며, 이때  $a_{i_v}$ 는 척도 파라미터의 계수이며,  $\sigma_{i_v}$ 는 이전 기간 동안의 브랜드 가치 (e.g., ratio of likes)의 표준편차 값이다.

### 2.2 콘텐츠 효과(content effect)

콘텐츠 효과는  $C_{it}$  함수로 나타낸다. 콘텐츠 효과는 조회, 댓글, 좋아요, 즐겨찾기, 업로드 경과일, 콘텐츠 카테고리 (뷰티, 헤어, 패션, 기타) 변수로 구성된 벡터항을 포함하며, 이외에도 이 연구에서 수집하기 어려운 콘텐츠 특성의 평균적인 효과를 추정하기 위해서 절편항과 예측하지 못한 변동치를 통제하기 위한 오차항이 포함된다. 콘텐츠 효과의 척도 파라미터  $\phi_{i,C_{it}}$ 는 아래와 같은 식 (2)로 나타낸다. 콘텐츠 효과의 척도 파라미터는 원인변수의 결합을 지수 변환하였으며, 포함된 변수는 제작자가 얼마나 유사한 콘텐츠를 제작해왔는지와 관련된 변수 (i.e.,  $NumCategory_{im}$ ,  $ShareCategory_{im}$ )와 콘텐츠 효과의 값을 동시적으로(simultaneous) 삽입하였다. 지수함수 형태를 가정함으로써 브랜드가치, 고객생애가치 등과 같은 누적 성과 형태를 표현하는데 장점이 있다. 콘텐츠 효과 값은 양수, 0, 또는 음수 값이 모두 가능하다.

$$\phi_{i,C_{it}} = \exp(\beta_{c1} \cdot NumCategory_{im} + \beta_{c2} \cdot NumCategory_{im}^2 + \beta_{c3} \cdot ShareCategory_{im} + \beta_{c4} \cdot ShareCategory_{im}^2 + \beta_{c5} \cdot d3_{im}) \quad (2)$$

where

- $NumCategory_{im}$  = 제작자  $i$ 가  $m$  시점 이전까지 제작한 동일한 카테고리의 콘텐츠 수
- $ShareCategory_{im}$  = 제작자  $i$ 의  $m$  시점 이전까지 전체 콘텐츠 중 제작한 동일한 카테고리의 비율
- $d3_{im}$  = 콘텐츠 효과 (content effect)가 0 보다 작은지 여부 (e.g., 부정적 효과의 콘텐츠 여부)

### 2.3 이월효과(carryover effect)

이월 효과는 연속적이고 누적적인 상태 측정에 관한 계량적 방법론 분야의 연구에서 일반적으로 이용되는 항이다[12,13]. 이월효과는 제작자의 브랜드 가치를 측정하기 위해 이용되므로, 제작자와 시간 수준에서 변화된 값이 측정된다. 이월효과 함수에는 총 제작 콘텐츠 수, 가입 경과일, 구독자 수 등을 포함하였는데, 이러한 변수는 가치의 이월효과를 지속시킬 수 있는 가능성을 염두하여 포함하였다. 예를 들어 이전에 제작한 콘텐츠가 많고, 가입경과일이 오래되었으며 구독자 수가 많은 경우 이전의 활동으로 인하여 콘텐츠의 성과가 장기간에 걸쳐 지속될 가능성이 있을 수 있다. 따라서, 이월 효과 함수에는 제작자 특성 변수들이 포함된다. 이월 효과 함수는 다음의 식 (3)와 같다.

$$\theta_m = \exp(\alpha_v + \beta_{v1} \cdot Clips_{im} + \beta_{v2} \cdot JoinDays_{v,im} + \beta_{v3} \cdot Subscribers_{im} + \zeta_m) \quad (3)$$

where

$Clips_{im}$  = 제작자 i의 시점 m에서의 총 제작 콘텐츠 수

$JoinDays_{im}$  = 제작자의 가입 경과일 (최초 콘텐츠 제작으로부터 경과일)

$Subscribers_{im}$  = 제작자의 구독자 수

$\zeta_m$  = 정규분포를 따르는 오차항

### 2.4 소셜 미디어 특성

소셜 미디어 특성에 의한 효과는  $M_{ii}$ 로 나타낸다. 소셜 미디어 특성에는 트위터에 제작자가 언급된 횟수, 트위터에 관련 제품이 언급된 횟수, 링크 수 변수가 포함된다. 이러한 변수는 온라인 콘텐츠의 확산에 중요한 영향을 주는 소셜 미디어에서의 인기도[14], 외부 사회망[15]에 의한 효과를 반영할 수 있다. 특히, Youtube는 동영상 링크와 같은 외부망 활용 기능이 활발하게 사용되고 있으므로, 이에 기반한 효과를 측정할 필요가 있을 것으로 예상된다.

## 3. 데이터

이 연구는 앞서 제시한 브랜드 가치의 변화를 측정하기 위한 모형의 여러 계수를 추정하기 위하여, 온라인 콘텐츠 플랫폼인 Youtube.com의 데이터를 수집하

여 이용하였다. Youtube는 전 세계에서 가장 큰 온라인 콘텐츠 플랫폼으로 업계 대표성을 가지고 있다. 이는 실증 결과의 일반화 가능성을 높여 준다는 장점이 있다. Youtube에서는 제작자는 자신의 동영상 클립을 업로드 할 수 있고, 이는 다른 이용자들이 감상하여 평가를 댓글(comment)과 같은 문장이나 좋아요(like) 혹은 싫어요(dislike)와 같은 점수로 평가한다.

가치 있는 영상은 즐겨찾기(favorites)를 선택하여 이용자가 추후에 다시 감상할 수 있는 기능이 있다. 다양한 피드백 기능을 통해 제작자는 이용자의 평가를 측정하고 반응할 수 있으므로, 제작자와 이용자 사이의 의사소통이 활발할 수 있다. 이러한 환경으로 인해 제작자와 이용자의 활동을 모두 포착하기에 적합하다. 이러한 자발적인 이용자 활동으로 제작자의 브랜드 가치를 평가받는 체계를 기반으로 플랫폼 업체와 관련 업체들은 지속적인 성장을 할 수 있다[5].

이 연구의 수집 단위는 시간 별 제작자와 동영상 클립이다. 표본은 스노우볼 표집(snowball sampling) 방법으로 수집하였다[16]. 스노우볼 표집은 사회망 연구에서 노드(node)간의 관계를 분석할 때 자주 이용된다. 또한 사회망 전체의 특징을 효과적으로 반영할 수 있는 장점이 있다[17]. 이 연구는 이전의 스노우볼 표집 방법을 기반으로 가장 높은 인기의 콘텐츠를 선정하여, 해당 콘텐츠와 연결된 제작자의 리스트를 너비-우선(breadth-first) 방법으로 수집했다.

수집 도구는 이 연구에서 개발한 웹 수집(web-crawler) API이다. 목록의 콘텐츠와 제작자 목록을 표본으로하고, 최초 수집한 콘텐츠는 목록에서 삭제하여 표본의 편향성(bias)을 제거하였다.

최종 표본 콘텐츠는 총 47,510개로, 이중 브랜드 가치 분석이 가능한 수집 횟수가 7개 이상인 콘텐츠 24,107개를 분석했다. 브랜드 가치의 증가 및 감소를 측정하기 위해서는 이월효과의 초기화 구간이 필요한데, 이를 위해 5개 이상의 시점을 선택하였다. 해당 콘텐츠의 제작자는 301 명이며, 데이터의 수집 기간은 2012년 1월부터 2012년 12월 동안 12개월이다. 수집 기간에 패널 데이터셋을 제작하고자 동영상 클립 단위에서 이용자와 제작자 행동을 시계열 자료로 수집했다. 자료에 포함된 변수로, 동영상의 이용자와 제작자의 댓글, 조회(views), 평점(likes), 즐겨찾기(favorites), 업로드 날짜(date), 가입일(join date) 등이 포함된다. 변

수에 대한 기초 통계는 Table 1과 같다.

Table 1. Summary Statistics

	Mean	S.D.
<b>[Dependent Variable]</b>		
Brand value: Ratings for producers(ratio of likes, 0-10)	8.92	3.37
<b>[Independent Variable]</b>		
<i>Producer characteristics</i>		
Uploads	143.45	190.31
Days after join date	1834.07	792.48
Subscribers	29927.59	37530.93
<i>Video characteristics</i>		
Views	274379.00	697351.48
Comments	306.83	2976.61
Likes	1937.91	5891.72
Favorites	982.89	5349.65
Days after upload	480.19	296.48
Category: beauty	43.81	50.91
Category: hair	15.68	33.43
Category: fashion	38.01	44.06
Category: others	26.63	38.83
<i>Social media characteristics</i>		
Links on twitter	7.84	34.35
Twitts for brands	42.99	381.68
Twitts for products	336.02	6381.64
<i>Time controls</i>		
Upload time: 2012'1Q (%)	30.91	20.01
Upload time: 2012'2Q (%)	32.48	31.02
Upload time: 2012'3Q (%)	37.18	46.92

#### 4. 분석결과

이 연구에서 제시한 모형은 식 (1)과 식 (3)은 서로 동시적 관계(simultaneous relationship)를 가지므로, 계량경제학 분야의 시물레이션적률법 (MSM, method of simulated moment) 기법을 이용하여 계수를 추정했다[18]. MSM은 동태적상태를 설명하기 위해 구축한 정교한 파라미터들을 동시에 추정할 수 있는 방법이므로, 이 연구와 같은 온라인 상에서의 활동에 기반한 브랜드 가치를 추정하는데 적합한 방법이라고 할 수 있다. 이외에도 일반화선형모형의 고정효과 및 랜덤 효과 모형, 다층모형, 그리고 다양한 시계열 모형을 이용하여 동시적 관계를 분석 가능하다. 이 연구는 비교적 많은 수의 계수를 동시에 추정해야하므로 시물레이션적률법을 이용하였다. 모형의 계수를 추정한 결과는 Table 2와 같다.

분석결과에 따르면 현재의 브랜드 가치는 이전의 브랜드 가치와 현재 업로드한 콘텐츠의 가치로 구성되는데, 제작한 콘텐츠의 특성에 의해 통계적으로 유의미한 수준으로 증가 또는 감소할 수 있음이 보여졌다. 콘텐츠가 제작자 개인의 브랜드 가치에 전이 효과

(spillover effect)를 확인 할수 있는데, 가치 증가와 감소에 영향을 주는 구체적인 구성요소의 분석 결과는 다음과 같다. 먼저, 이전 브랜드 가치의 불확실성 계수( $\alpha_{11}$ )는 음의 값이 도출되었다. 즉 이전까지 브랜드 가치 평가에 대한 분산이 작아서 이전까지의 평가에 대한 신뢰가 클수록 미래 브랜드 가치의 평가값은 증가함을 의미한다. 또한 과거에 대한 불확실성이 증가하면 현재 평가는 감소하는 경향을 의미한다. 이러한 결과는 이전의 평가 불확실성에 관한 연구 결과[11,19]와 일치하는 결과로, 이 연구의 분석결과에 대한 타당성을 나타낼수 있는 가능성이 있다고 할 수 있다.

이월효과(carryover effect)는 업로드수(uploads)가 많고 구독자수(subscribers)가 많을수록 더 강하게 나타난다. 반면 가입 경과일은 이월효과와 관계가 없는 것으로 추정되었다. 즉 과거에 활동을 활발하게 했던 제작자는 브랜드 가치를 높게 평가받는데, 이는 활동의 기간보다는 활동의 질에 의해 결정된다고 할 수 있다. 추정된 모형을 이용하여 구체적으로 해석해보면, 콘텐츠를 100편 업로드 하여 구독자를 1만 명 모집한 제작자가 1개월이라는 시간 동안 아무런 활동을 하지 않을 경우, 평균적으로 약 3%의 브랜드 가치 감소를 보일 것으로 예상된다. 따라서 제작자는 브랜드 가치의 유지 및 상승을 위해서 활발한 콘텐츠 업로드와 구독자 유치 등과 같은 활동을 할 필요가 있을 것이다.

콘텐츠 효과( $C_{it}$ )를 결정하는 요인 중에서, 조회 (views), 즐겨찾기(favorites), 카테고리: 패션, 카테고리: 헤어 등의 변수는 유의미한 추정결과를 보였으나, 댓글(comments), 좋아요(likes), 업로드경과일 (updays)은 비유의하게 나타났다. 특히 흥미로운 점은 콘텐츠 효과가 제작자의 브랜드 가치 향상에 도움이 되는 것이 아니라, 긍정적인 영향을 주는 경우와 부정적인 영향을 주는 경우로 구분될 수 있다는 점이다. 예를 들어 댓글의 경우 긍정적인 내용과 부정적인 내용이 있을 수 있으므로, 내용분석(content analysis)를 실시하여 댓글의 질적인 측면이 줄 수 있는 영향에 대해 분석해볼 여지가 있다. 또한 업로드경과일의 효과가 증가와 감소 구간이 있을 가능성에 대한 분석, 그리고 좋아요의 수와 댓글 및 조회수의 관계에 대한 추가적인 실증 분석을 통하여, 잠재적인 요인에 대한 분석이 필요할 것이다. 제작자는 무조건 많은 양의 콘텐츠를 제작할 것이 아니라, 이용자의 피드백과 커뮤니케이션을 분석

하여 양질의 콘텐츠를 생산할 필요가 있는 것이다. 이러한 결과는 이전 콘텐츠는 현재 브랜드 가치를 증대 또는 감소시키는 효과가 있다는 과거 연구와 일치하는 결과를 보여주고 있다[10].

콘텐츠 효과의 척도 파라미터는 콘텐츠 효과의 영향력을 결정하는데, 특히 이전과 유사한 콘텐츠를 제작해 왔는지에 의해 결정되는 것으로 나타났다. 다만, 동일한 카테고리 콘텐츠 수는 비유의한 반면, 카테고리 콘텐츠 비율은 유의한 결과를 보였다. 이 결과를 풀이하면, 동일한 카테고리의 비율과 척도 파라미터는 역-U 형태(inverted-U shape)로 추정된다. 즉, 유사한 콘텐츠를 지속적으로 업로드하면 콘텐츠에 의해 브랜드 가치가 증가하지만, 일정 수준 이상 반복적으로 동일한 콘텐츠만 추구할 경우 브랜드 가치는 다시 감소할 수 있다. 이는 이용자가 반복적인 영상에 노출됨으로써 지루함을 느낄 수 있기 때문으로 유추된다[20].

부정적 콘텐츠 효과는 매우 큰 계수 값이 도출되었는데, 이는 부정적인 콘텐츠 효과가 긍정적인 콘텐츠 효과에 비해 더 큰 영향을 줄 수 있음을 암시한다. 이러한 결과는 심리학과 마케팅 분야의 전통적인 연구 결과들과 일관된 결과라고 할 수 있다[14,21,22].

Table 2. Estimation results for model

	Estimates	S.E.
<i>Producer characteristics</i>		
Intercept	0.08*	0.04
Uploads	0.05*	0.02
Days after join date	0.01	0.00
Subscribers	0.01*	0.00
Variation of error term	0.00	0.00
<i>Scale parameter of producer brand value</i>		
Uncertainty coefficient of prior brand value	-0.01*	0.00
<i>Content effect</i>		
Intercept	0.26*	0.05
Views	0.01*	0.00
Comments	0.03	0.03
Likes	-0.07	0.15
Favorites	0.10*	0.03
Days after upload	0.06	0.08
Category: beauty	0.17*	0.02
Category: hair	0.05*	0.01
Category: fashion	-0.03	0.14
Variation of error term	0.00	0.00

<i>Scale parameter of content effect</i>		
The number of videos similar category	0.01	0.01
The number of videos similar category <sup>2</sup>	0.00	0.01
Ratio of id videos similar category	0.01*	0.00
Ratio of id videos similar category <sup>2</sup>	-0.01*	0.00
The effect of negative content	0.73*	0.02
<i>Social media characteristics</i>		
Intercept	0.00	0.02
Links on twitter	0.17*	0.04
Twitts for brands	0.00	0.00
Twitts for products	0.05*	0.01
Variation of error term	0.01	0.00
<i>Time controls</i>		
Upload time: 20121Q (%)	0.08*	0.02
Upload time: 20122Q (%)	0.05*	0.01
Upload time: 20123Q (%)	-0.01	0.00

Note: \* significant (0.05)

## 5. 결론

이 연구는 온라인 콘텐츠의 제작자들이 장기적으로 자신의 브랜드 가치를 증대 또는 감소시킬 수 있는 요소가 무엇인지에 대해 분석했다. 온라인 플랫폼에서 콘텐츠를 제작하여 배포하는 행위에 따른 제작자의 브랜드 가치의 증가와 감소 현상에 대해 설명할 수 있는 모형을 제시하였다. 이 연구가 제시한 모형에서는 제작자의 브랜드 가치를 설명하기 위한 주요 함수로 콘텐츠 효과를 설정하였으며, 이 함수는 제작자가 각 시점별로 콘텐츠를 제작한 여부에 따라 각 개별 콘텐츠의 성과와 유형에 의한 가치 상승분을 직접 측정하고 예측하여 분석할 수 있었다. 특히 콘텐츠 효과 함수를 통한 브랜드 가치 예측 값은 콘텐츠의 성과에 따라 증가 또는 감소할 수 있으며, 시간에 따른 이월 효과로 인하여 콘텐츠 공백기의 브랜드 가치 감소를 설명하기 적합했다고 할 수 있다. 또한 통제 변수로 포함한 소셜미디어의 특성을 통하여 외부 링크인 트위터에서의 활동과 성과를 포착하여 브랜드 가치 변화에 반영할 수 있었다.

개인 브랜드 가치 모형의 추정에 이용한 데이터는 Youtube에서 직접 수집한 약 4만7천여 개의 비디오와 제작자 301명의 활동 내용이었다. 이러한 실제 데이터를 수집하여 분석한 결과를 이용함으로써 온라인 콘텐츠와 관련된 제작자 및 플랫폼 업체의 운영 전략을 현실에 적용하기 용이하다는 장점을 가진 연구 결과라고

할 수 있다.

컨텐츠 효과 및 이월효과 함수에 대한 분석 결과에 따르면, 제작자는 이전에 자신이 받았던 가치 평가에 기반하여 미래 가치를 평가받는데, 구체적으로 얼마나 인기 있었던 컨텐츠를 장기적으로 일관되게 혹은 다양하게 제작해왔는지에 따라 이전 평가의 지속기간이 얼마나 유지될지 결정된다. 연구 결과 컨텐츠 제작자는 자신의 브랜드 가치를 향상시키고 장기간 높은 수준으로 유지하기 위해서는 자신의 전문 컨텐츠 카테고리를 유지하면서, 동시에 이용자들이 지루함을 느끼지 않도록 때때로 다양한 유형의 카테고리에 속한 컨텐츠를 제작하는 것이 필요하다.

이전의 브랜드 가치 평가와 관련 연구들은 브랜드 가치를 비교적 단기간 동안 평가하는 연구 설계에 기반하고 있다는 단점이 있다[1]. 하지만 이 연구는 브랜드 가치를 장기간에 걸쳐 평가하기 위해 이월 효과와 컨텐츠 효과를 장기간의 가치 평가 모형에 포함함으로써 조사 기간에 구애받지 않고 브랜드 가치를 평가할 수 있다는 장점이 있다. 뿐만 아니라, 이 연구는 이전의 오프라인 기반의 브랜드 가치 평가 관련 연구 [10]에서 한 발 더 나아가 최근 주목 받고 있는 온라인 컨텐츠 시장의 컨텐츠 제작자의 브랜드 가치를 평가함으로써, 관련 업계에 마케팅 프레임워크를 제공할 수 있다는 장점이 있다.

이상에서 언급한 이 연구의 의의에도 불구하고 이 연구는 한계점을 보완할 필요가 있다. 첫째, 이 연구는 제작자의 경쟁 관계를 표현할 수 있는 측정 도구를 개발할 필요가 있다. 이용자 생산 컨텐츠 시장에는 수많은 컨텐츠 제작자가 경쟁하고 있는데, 이들은 비슷한 유형의 컨텐츠를 제작하여 유사성이 높은 경우가 관찰된다. 유행하는 컨텐츠나 경쟁이 심한 컨텐츠 등이 제작자의 생존과 성공에 영향을 줄 수 있는데, 이에 대한 고려가 추가적으로 필요할 것이다. 또한 경쟁 컨텐츠를 업로드하는 제작자가 많이 등장했을 경우에 따른 성과의 감소 혹은 증가에 관한 설명이 필요할 수 있다. 경쟁자가 많이 등장했을 경우 이용자 수의 증가로 인한 시너지 효과를 기대할 수도 있으며, 반면에 경쟁자가 없는 경우에 따라 발생할 수 있는 카테고리 고립의 문제로 인한 가능성도 있을 것이다. 경쟁자로 인한 장점과 단점에 대한 종합적이고 체계적인 설명이 필요할 것이다. 둘째, 브랜드 가치의 측정을 다차원적으로 고려할 필요

가 있다[1]. 이 연구의 브랜드 가치는 이용자들의 선호 평점에 기반하고 있는데, 이외에도 브랜드 신뢰, 감정 등과 같은 다양한 브랜드 가치 측정 도구를 실험 연구 등을 통해 추가적으로 연구할 수 있다. 현재 데이터의 평가 척도는 긍정과 부정으로 구성된 평면적인 결과로, 이용자들이 느끼는 다양한 심리적인 척도를 개발하여 적용할 필요가 있을 것이다. 브랜드 개성 및 이미지와 관련된 이전의 연구를 참고할 필요가 있을 것이다. 셋째, 이 연구 데이터는 2012년에 수집한 것으로, 당시와 현재의 환경적 변화를 고려하기 어렵다는 단점이 있다. 당시의 이용자수, 해당 플랫폼의 보급률, 이용자 구성의 차이 등과 같은 내부 및 외부적 환경 변화를 고려하여 추가적인 데이터를 수집하여 비교 분석할 필요가 있을 것이다. 특히, 컨텐츠 제작자에 대한 금전적 보상과 같은 환경적 요소가 변화된 점의 효과가 예상된다 할 수 있다. 마지막으로, 이 연구를 기반으로 이용자 생산 컨텐츠 제작자의 브랜드 가치를 넘어서, 기업에서 판매 중인 제품의 온라인 브랜드 가치 측정 등에 활용한다면 이 연구의 가치를 더욱 높일 수 있을 것으로 기대한다.

## REFERENCES

- [1] D. A. Aaker. (2009), *Managing Brand Equity: Capitalizing on the Value of a Brand Name*. Simon and Schuster.
- [2] K. L. Keller & D. A. Aaker. (1992). The effects of sequential introduction of brand extensions, *Journal of Marketing Research*, 29(1), 35-50. DOI : 10.1177/002224379202900104
- [3] K. L. Keller & S. Sood. (2003). Brand equity dilution. *MIT Sloan Management Review*, 45(1), 12.
- [4] V. Swaminathan, R. J. Fox & S. K. Reddy. (2001). The Impact of Brand Extension Introduction on Choice. *Journal of Marketing*, 65(4), 1-15. DOI : 10.1509/jmkg.65.4.1.18388
- [5] H. Yoganasimhan. (2012). Impact of social network structure on content propagation: A study using YouTube data. *Quantitative Marketing and Economics*, 10(1), 111-150. DOI : 10.1007/s11129-011-9105-4
- [6] M. O'Hern, A. Rindfleisch, K. D. Antia & D. A. Schweidel. (2011). The Impact of User-Generated Content on Product Innovation. *Available at SSRN 1843250*.
- [7] K. L. Ailawadi, D. R. Lehmann & S. A. Neslin. (2003).

- Revenue Premium as an Outcome Measure of Brand Equity. *Journal of Marketing*, 67(4), 1-17.  
DOI : 10.1509/jmkg.67.4.1.18688
- [8] S. Balachander & S. Ghose. (2003). Reciprocal spillover effects: A strategic benefit of brand extensions. *Journal of Marketing*, 67(1), 4-13.  
DOI : 10.1509/jmkg.67.1.4.18594
- [9] R. Janakiraman, C. Sismeiro & S. Dutta. (2009). Perception spillovers across competing brands: A disaggregate model of how and when. *Journal of Marketing Research*, 46(4), 467-481.  
DOI : 10.1509/jmkr.46.4.467
- [10] L. Luo, X. Chen, J. Han & C. W. Park. (2010). Dilution and enhancement of celebrity brands through sequential movie releases. *Journal of Marketing Research*, 47(6), 1114-1128.  
DOI : 10.1509/jmkr.47.6.1114
- [11] T. Geylani, J. J. Inman & F. T. Hofstede. (2008). Image reinforcement or impairment: The effects of co-branding on attribute uncertainty. *Marketing Science*, 27(4), 730-744.
- [12] C. F. Mela, K. Jedidi & D. Bowman. (1998). The long-term impact of promotions on consumer stockpiling behavior. *Journal of Marketing research*, 35(2), 250-262.  
DOI : 10.1177/002224379803500210
- [13] M. P. Allen & A. E. Lincoln. (2004). Critical discourse and the cultural consecration of American films. *Social Forces*, 82(3), 871-894.  
DOI : 10.1353/sof.2004.0030
- [14] J. Chevalier & D. Mayzlin. (2006). The Effect of Word of Mouth on Sales: Online Book Reviews. *Journal of Marketing Research*, 43(3), 345-354.
- [15] Y. Chen, Q. Wang & J. Xie. (2011). Online Social Interactions: A Natural Experiment on Word of Mouth Versus Observational Learning. *Journal of Marketing Research*, 48(2), 238-254.
- [16] P. J. Carrington, J. Scott & S. Wasserman. (Eds.). (2005). *Models and methods in social network analysis* (Vol. 28). Cambridge university press.
- [17] J. Goldenberg, S. Han, D. R. Lehmann & J. W. Hong. (2009). The role of hubs in the adoption process. *Journal of Marketing*, 73(2), 1-13.  
DOI : 10.1509/jmkg.73.2.1
- [18] S. C. Ahn & P. Schmidt. (1997). Efficient estimation of dynamic panel data models: Alternative assumptions and simplified estimation. *Journal of Econometrics*, 76(1-2), 309-321.
- [19] R. T. Rust, J. J. Inman, J. Jia & A. Zahorik. (1999). What you don't know about customer-perceived quality: The role of customer expectation distributions. *Marketing Science*, 18(1), 77-92.
- [20] K. Bawa. (1990). Modeling inertia and variety seeking tendencies in brand choice behavior. *Marketing Science*, 9(3), 263-278.
- [21] Li, X & M. H. Lorin. (2008). Self-selection and information role of online product reviews. *Information Systems Research*, 19(4), 456-474.
- [22] J. Berger, A. T. Sorensen & S. J. Rasmussen. (2010). Positive effects of negative publicity: When negative reviews increase sales. *Marketing Science*, 29(5), 815-827.

## 손 정 민(Jungmin Son)

[정회원]



- 2008년 2월 : 한국외국어대학교 경영학사
- 2014년 2월 : 연세대학교 경영학박사 (마케팅전공)
- 2016년 9월 ~ 현재 : 충남대학교 경영학부

- 관심분야 : 온라인소매, 모바일마케팅, 계량모형
- E-Mail : sonjm@cnu.ac.kr

## 이 준 섭(Junseop Lee)

[정회원]



- 2008년 8월 : 고려대학교 경영학사
- 2017년 2월 : 연세대학교 경영학박사 (마케팅전공)
- 2018년 9월 ~ 현재 : 강릉원주대학교 경영학과 조교수

- 관심분야 : 소비자행동, 영업마케팅, B2B마케팅
- E-Mail : jseop@gwnu.ac.kr