

YouTube 영상에 대한 카테고리별 특성 및 사용자 반응성 분석에 관한 연구

정지원 · 이재영 · 임춘성*
연세대학교 산업공학과

An Analysis of Characteristics and User Reactivity by Video Categories on YouTube

Ji-Won Jeong · Jae-Young Lee · Choon-Seong Leem*

Department of Industrial Engineering, Yonsei University, Seoul 03722, Korea

[요 약]

YouTube는 사용자가 영상을 제작하고, 채널을 구독하고, 영상에 대한 지지를 표현할 수 있는 세계 최대 동영상 공유 플랫폼이다. 하지만 YouTube에 업로드된 영상의 수에 비해 영상과 사용자들의 이용 패턴에 관한 연구가 부족하다. 본 연구에서는 YouTube 영상의 카테고리별 특성을 분석하고, 사용자의 콘텐츠에 대한 반응성을 제안하고자 한다. 카테고리별 상위 250위의 YouTube 채널을 대상으로 채널 및 영상 단위의 카테고리별 특성을 이해하고, 각 콘텐츠에 대한 사용자의 수용 패턴을 평가하는 반응성 지표를 분석한다. 본 연구는 영상의 조회수 및 구독자보다 심층적으로 콘텐츠를 평가할 수 있는 지표를 개발함으로써 YouTube와 플랫폼 사용자, 1인 제작자 측면에서의 연구 의의를 제시한다.

[Abstract]

YouTube is the largest online video sharing platform allowing users to create videos, subscribe channels and express their support on them. Compared to the number of videos uploaded on YouTube, however, there has been little understanding of the characteristics of the videos and the user patterns by their content. This paper deals with analyzing the categorical features of YouTube videos and suggesting three reactivity factors. With the video meta-data from the top 250 most subscribed YouTube channels for each category, we first demonstrate each category has different distributions in a channel and a video level. And then we explain three reactivity factors measuring how users take the videos and response to the content. This provides a new aspect of evaluating the impact of the content more deeply than the number of views and subscribers, which can be utilized by YouTube and the users as well as the content creators.

색인어 : 빅데이터 분석, 1인 미디어, 플랫폼 분석, 플랫폼 전략, 유튜브

Key word : Big Data Analysis, Independent Media, Platform Analysis, Platform Strategy, YouTube

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2019.20.12.2573>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 30 October 2019; **Revised** 20 November 2019

Accepted 15 December 2019

***Corresponding Author; Choon-Seong Leem**

Tel: [REDACTED]

E-mail: jiwon.j306@gmail.com

1. 서론

인터넷과 디지털 기술의 발달로 인해 개인이 콘텐츠를 기획하고 제작하여 유통까지 하는 1인 미디어 개념이 등장하였다. 이러한 1인 미디어의 확산에는 촬영 장비의 보급과 쉽게 영상 편집이 가능해져 제작 환경 차원에서 진입장벽이 낮아졌다[1]. 이와 더불어 실시간 방송을 하거나 동영상 콘텐츠를 공유하는 플랫폼의 등장 및 발달이 편리하게 콘텐츠를 제작하고 송출할 수 있는 환경을 마련하였다[2]. 전 세계적으로 동영상 공유 플랫폼은 YouTube로 대표되는데, 2018년 집계된 자료에 의하면, YouTube 누적 사용자 수는 약 130억 명이고, 하루 방문자 수는 약 3천만 명, 분당 300시간 분량의 동영상이 YouTube에 업로드 되는 것으로 집계되었다[3].

최근 YouTube는 단순한 온라인 동영상 서비스를 지나 정보 검색 채널로도 활용이 되고 있으며, 이 외에도 SNS, 음원 스트리밍 역할까지 그 영향력을 넓히고 있다[4]. 이와 더불어 영상 콘텐츠를 통해 이루어지는 광고 효과는 저비용으로 24시간 광고 효과를 볼 수 있어 YouTube를 이용한 광고 시장도 성장하고 있다[5][6]. 이러한 YouTube와 1인 제작자의 행보는 단순 미디어 산업에 영향을 끼치는 수준을 넘어 전 산업 분야에 시사하는 바가 있어 사회 전반에 큰 영향을 미칠 것으로 전망되고 있다[7].

한편, YouTube에서 사용하는 콘텐츠 카테고리에는 음악, 엔터테인먼트, 코미디, 사람/블로그, 여행/이벤트, 게임, 노하우 등 15가지가 있으며 채널 및 조회 수 분포, 채널의 성장 속도 등은 카테고리별로 다른 양상을 나타내었다[8]. 그러나 YouTube를 중심으로 콘텐츠에 관한 기존 연구는 이러한 카테고리별 특성에 대하여 포괄적이면서 심층적인 분석이 충분히 이루어지지 못하였다.

따라서 본 연구는 이렇듯 1인 미디어와 온라인 동영상 서비스의 중심에 있는 YouTube를 대상으로 그 채널과 영상 콘텐츠 데이터를 분석하여 카테고리별 특성에 관한 연구를 진행하고자 한다. 먼저 2절에서는 YouTube 플랫폼에 관한 선행 연구에 대해 알아본다. 3절에서는 데이터 수집 및 전처리 과정을 설명하고, 4절에서는 카테고리별 채널 및 영상 특성을 분석한다. 나

아가, 5절에서는 이러한 특성을 기반으로 단순 구독자 수 혹은 조회 수를 통한 채널과 관련한 평가를 넘어 반응성이라는 새로운 평가 요소를 정의하고, 사용자의 콘텐츠에 대한 반응성을 카테고리별로 비교 분석한다. 마지막 6절에서는 분석 결과의 의미와 본 연구의 의의를 제시하고자 한다.

II. 선행 연구

기존 미디어 산업과 더불어 다양한 영역에 이르기까지 YouTube의 영향력이 커지고 있는 가운데, YouTube에 관한 사전 연구는 다음과 같다. X. Cheng et al.은 3백만 자료를 수집하여 영상 카테고리, 영상 길이, 영상 파일 크기 등의 비디오 영상 데이터를 활용한 통계적 및 소셜 네트워크 분석을 진행하였고, 영상의 트래픽, 생명 주기, 순위 및 댓글 등의 통계 데이터를 통해 기존 영상 스트리밍 플랫폼과 YouTube 플랫폼의 비교하였다[9][10]. X. Che et al.은 비디오 영상 길이 및 영상 파일 크기 등의 데이터를 통해 2007년과 2013년의 플랫폼 트래픽 및 비디오 특성에 대한 비교 분석을 진행하였다[11]. M. Bartl은 2006년부터 2016년의 5백만 비디오 영상의 통계 데이터를 활용하여 시계 열적인 분석을 진행하였다[8]. G. Chatzopoulou은 37만 영상 데이터를 수집하여 영상의 인기도 평가 분석을 통해 영상의 순위 및 인기도와 높은 연관성을 갖는 지표를 분석하였다[12].

한편 국내 YouTube 채널을 대상으로 이루어진 연구는 다음과 같다. 한석희는 국내 인기 YouTube 채널 분석을 진행하였다. 국내 YouTube 채널 중 구독자 수 상위 100개 채널과 시청 항목 인기 채널을 조사하여 채널들의 특징을 파악하였다[13]. 또한, 변현진은 인기 채널 200여 개를 선정하여 YouTube 콘텐츠 제작과 이용 환경의 최신 변화의 흐름과 특성, 인기 채널 카테고리 분석 및 사례 정리 등과 함께 성공 요인을 고찰하였다[14]. 김정현 외.는 YouTube를 중심으로 1인 미디어가 문화 전파 및 수용에 미치는 영향을 연구하였다. 최근 2년 동안의 누적 조회 수를 기준으로 문화 매개 전달 방식, 언어 특징 등 디지털 문화 매개자로서의 1인 미디어 역할을 연구하였다[15].

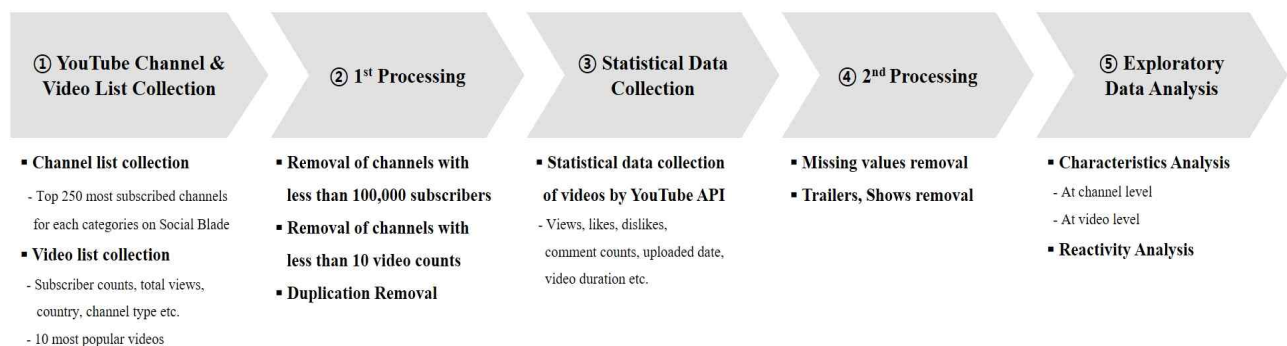


그림 1. 데이터 수집 및 전처리 과정

Fig. 1. Data collection & preprocessing work flow

이러한 연구 외에도 YouTube와 관련된 선행 연구의 경우 광고 및 수익과 관련된 산업적 측면의 연구, 영상 콘텐츠와 관련된 연구 혹은 한 가지 카테고리에 국한된 연구가 주를 이루었다. 그러나 이는 전체의 흐름을 파악하는 데 한계가 있다. 결국, 현재의 YouTube를 포괄적으로 살펴봄으로써 플랫폼 이용 현황 및 카테고리별 특성을 파악할 수 있는 거시적 연구가 부족하다. YouTube가 최근 보여주고 있는 성장세와 더불어 미디어 산업을 포함한 산업 분야에 미치는 영향력을 고려했을 때, 카테고리별 특성을 반영할 수 있는 새로운 분석 관점이 필요한 시점이라 할 수 있다.

III. 데이터 수집 및 전처리

데이터 수집의 전 과정은 그림 1과 같은 단계로 진행된다. 카테고리별 상위 YouTube 채널 리스트 수집을 위해 소셜 미디어 통계 집계 및 분석 사이트인 소셜 블레이드(Social Blade)를 참고하였다[16]. 웹 스크래핑을 통해 사이트에서 제공하는 16가지의 카테고리 각각에 대하여 상위 250위의 채널 리스트를 수집하였다. 수집한 각 채널에 대하여 구독자 수, 조회 수 총합, 채널 국적, 채널 타입 및 최고 인기 영상 리스트 10개씩 수집하였다.

1차 전처리 과정으로, 수집한 채널 리스트 중 구독자 수가 10만 명 미만이거나 총 영상 수가 10개 미만인 채널은 제거하였다. 구독자 수 10만 명의 기준은 YouTube에서 공인하는 YouTube Creator Awards의 가장 최소 단계인 Silver button의 심사 기준인 구독자 수 10만 명을 따른다. 또한, 각 영상의 특성을 반영하기에 유효한 데이터를 취하기 위해 각 채널의 최고 인기 영상 10개씩을 수집한다. 전처리 및 중복 제거 후 수집한 채널 리스트는 총 3,844개이다.

다음으로 YouTube API를 통해 각 채널의 최고 인기 영상의 통계 데이터를 수집한다. 수집한 영상 데이터에는 영상의 조회 수, Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수, 영상 업로드 시간 및 영상 길이가 있다.

2차 전처리 과정으로, API 수집 단계에서 속성이 누락되는 표본은 모두 데이터 세트에서 제거한다. 표 1은 YouTube API 기준으로 나눈 카테고리별 영상 개수를 나타낸다. Shows와 Trailers는 다른 카테고리 대비 영상 개수가 현저히 낮아 그 특성을 반영하기에 충분하지 못하다. 따라서 이를 제거한 15개의 카테고리만을 취하여 최종적으로 총 36,336의 영상 데이터를 분석한다.

구독자 수, 영상 조회 수 등의 통계 데이터 기준은 데이터 수집일인 2019년 7월 20일을 기준으로 한다. 최종적으로 수집한 통계 데이터에는 채널 수준에서 채널의 게시일, 구독자 수, 채널 총조회 수 합, 영상 개수가 있다. 영상 수준에서의 데이터는 영상 카테고리 (YouTube API 기준), 영상 조회 수, Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수, 영상 길이 등이 있다. 영상의 카테고리는

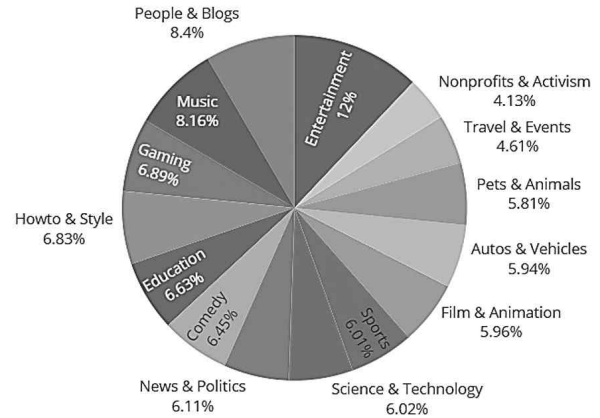


그림 2. 카테고리별 데이터 분포

Fig. 2. The distribution of the samples by the categories

YouTube API의 기준인 영화/애니메이션, 자동차, 음악, 동물, 스포츠, 여행/이벤트, 게임, 사람/블로그, 코미디, 엔터테인먼트, 뉴스/정치, 노하우/스타일, 교육, 과학/기술, 비영리 활동의 15가지 카테고리를 따른다. 최종 데이터 세트의 영상은 2006년 5월 16일에서 2019년 7월 16일 동안 업로드되었다. 카테고리별 분포도는 그림 2와 같이 엔터테인먼트(12%)가 가장 많이 차지하며 비영리 활동(4.13%) 카테고리가 가장 적은 분포도를 가진다. 데이터 수집과 분석에 사용한 프로그램은 파이썬 3.7이며 웹 스크래핑에는 셀레니움(Selenium) 프레임워크 3.14버전을 사용하였다.

표 1. 2단계 전처리 후 샘플 수

Table 1. Sample counts after 2nd processing

Category	Videos
Autos & Vehicles	2121
People & Blogs	2999
Comedy	2302
Pets & Animals	2074
Education	2367
Science & Technology	2149
Entertainment	4300
Sports	2147
Film & Animation	2127
Travel & Events	1644
Gaming	2461
Music	2912
Howto & Style	2438
News & Politics	2182
Nonprofits & Activism	1474
Shows	20
Trailers	12

IV. 채널 및 영상 특성 분석

4-1 카테고리별 채널 특성 분석

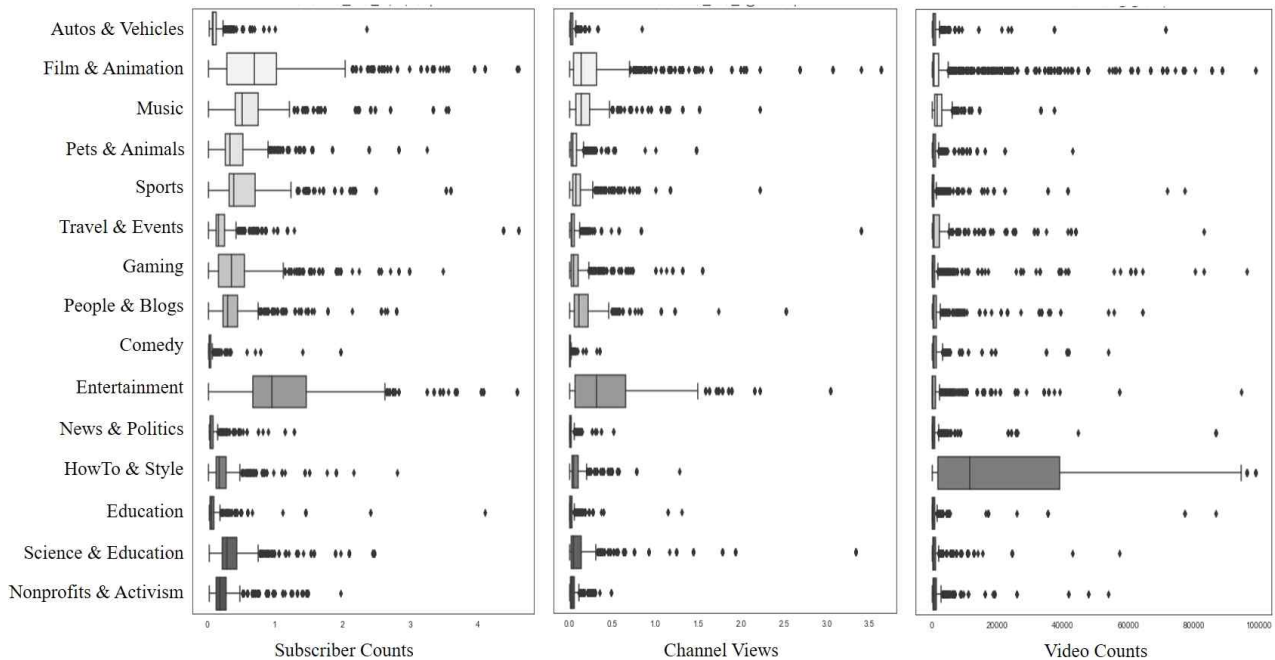


그림 3. 카테고리별 채널 특성 분석
 Fig. 3. The channel characteristics by category

1) 채널 구독자 수

카테고리별 채널 구독자 수는 T-Series(음악, 105,508,747명)가 가장 많으며 전체적인 분포도는 그림 3과 같다. 중간값 기준으로 볼 때, 음악(9,789,580.0명)과 엔터테인먼트(7,078,561.0명), 코미디(3,881,167.0명) 카테고리 순으로 많다. 가장 적은 구독자 수를 보이는 카테고리는 비영리 활동(298,362.0명), 여행/이벤트(540,243.0명), 동물(558,392.0명) 카테고리이다.

2) 채널 조회 수

채널 조회 수는 각 채널에 대하여 모든 영상의 조회 수를 더한 총합이다. 카테고리별 채널 조회 수는 T-Series(음악, 76,686,143,339회)가 가장 많으며 전체적인 분포도는 그림 3과 같다. 중간값 기준으로 볼 때, 음악(약 321,363만 회)과 엔터테인먼트(약 133,174만 회), 코미디(약 693,787만 회) 카테고리가 가장 많다. 가장 적은 채널 총조회 수를 가지는 카테고리는 비영리 활동(약 562,663만 회), 여행/이벤트(약 556,202만 회), 동물(약 669,230만 회) 카테고리이다.

3) 채널 영상 수

카테고리별 채널 영상 수는 AP Archive(뉴스/정치, 456,454개)가 월등히 많으며 전체적인 분포도는 그림 3과 같다. 중간값 기준으로 볼 때, 뉴스/정치(14781.0개)와 게임(1095.0명), 엔터테인먼트(650.0개) 카테고리가 많다. 이는 다른 카테고리 대비,

다수의 콘텐츠를 제작하기에 상대적으로 쉬운 콘텐츠라 제작하기에 쉬운 콘텐츠라 추정할 수 있다. 가장 적은 영상 개수를 가지는 카테고리는 음악(194.0개), 코미디(262.0개), 동물(322.5개) 카테고리이다.

4-2 카테고리별 영상 특성 분석

1) 영상 조회 수

카테고리별 영상 조회 수는 채널 LuisFonsiVEVO의 “Luis Fonsi - Despacito ft. Daddy Yankee” (6,332,885,169회)가 가장 많으며 전체적인 분포도는 그림 4(첫 번째)와 같다. 중간값 기준으로 음악(90,717,822.0회), 영화/애니메이션(22,308,629.0회), 엔터테인먼트(15,975,063.0회) 카테고리가 높다. 반면, 낮은 영상 조회 수를 보이는 카테고리는 비영리 활동(1,366,399.0회), 여행/이벤트(2,312,017.5명), 자동차(2,763,284.0회) 카테고리이다.

2) 영상 Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수

Likes 수의 분포도는 그림 4(두 번째)와 같으며, 가장 많은 Likes 수를 받은 영상은 채널 LuisFonsiVEVO의 “Luis Fonsi - Despacito ft. Daddy Yankee” (34,092,960회)이다. 중앙값 기준으로 음악(515,797.5회), 코미디(210,637.0회), 엔터테인먼트(126,914.5회) 카테고리가 높은 값을 보인다. 반면, Likes 수가 낮은 카테고리에는 비영리 활동(4,955.75회), 뉴스(17,792.5회), 여행/이벤트(18,673.0회) 카테고리가 있다.

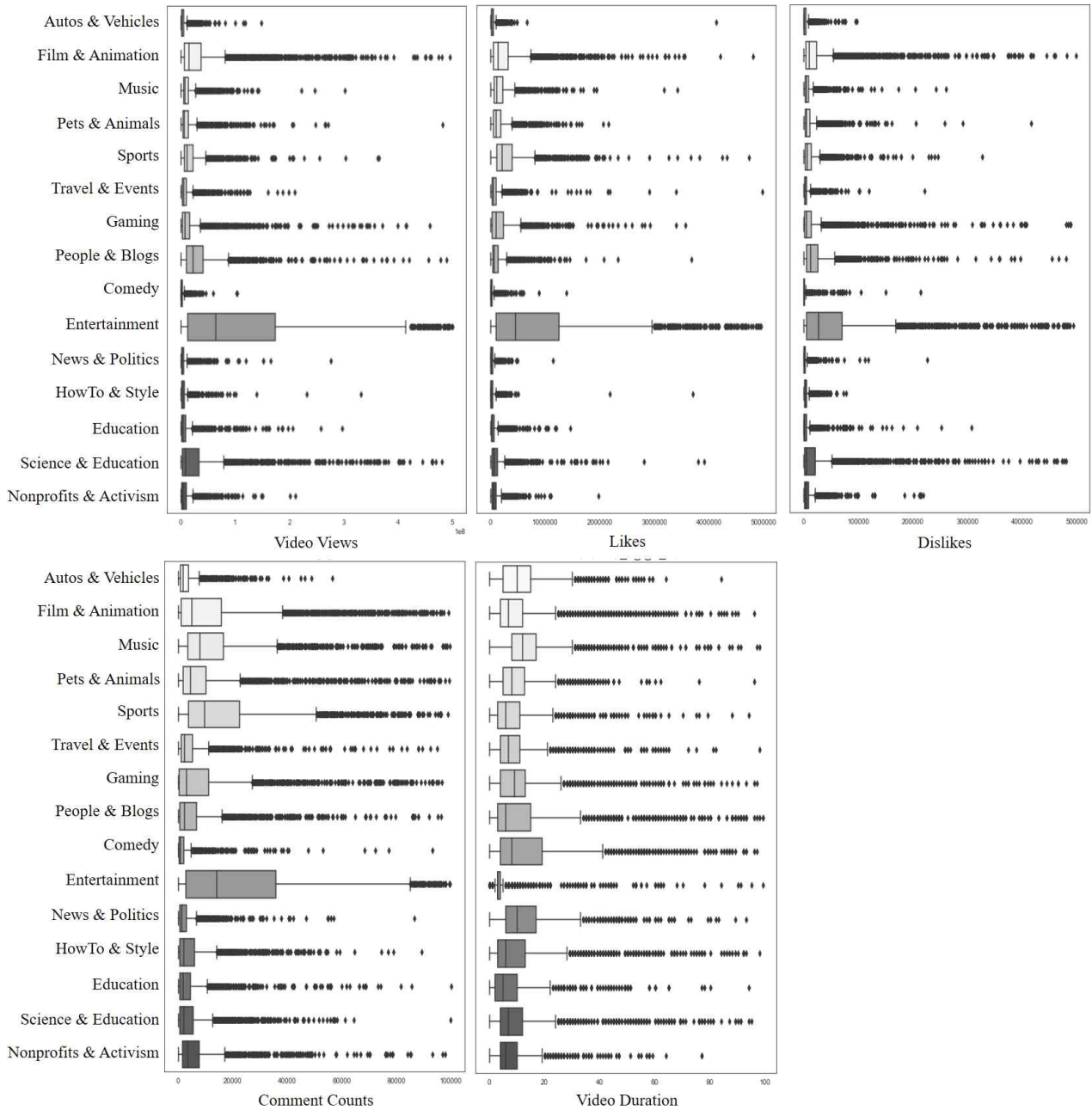


그림 4. 카테고리별 영상 특성 분석

Fig. 4. The video characteristics by category

Dislikes 수의 분포도는 그림 4(세 번째)와 같으며 가장 많은 Dislikes 수를 받은 영상은 채널 YouTube의 “YouTube Rewind 2018: Everyone Controls Rewind | #YouTuberewind” (16,444,080회)이다. 중앙값으로 음악(28,945.0회), 코미디(6,676.0회), 엔터테인먼트(10,269.5회) 카테고리에서 높게 나타난다. 반면 Dislikes 수가 낮은 카테고리에는 비영리 활동(885.0회)과 뉴스/정치(2,400.5회), 여행/이벤트(1,466.0회)가 있다.

댓글 수의 분포도 또한 그림 4(네 번째)와 같으며 가장 많은

댓글 수를 받은 영상은 채널 officialpsy의 “PSY - GANGNAM STYLE(강남스타일) M/V” (4,965,855회)이다. 중앙값으로 음악(22,165.5개), 코미디(10,060.0개), 엔터테인먼트(5,017.0회)에서 높으며 댓글 수가 낮은 카테고리는 비영리 활동(742.0회)과 여행/이벤트(1,384.0회), 동물(1,770.0회) 카테고리가 있다.

3) 영상 길이

카테고리별 영상 길이는 채널 SAMAA TV의 “SAMAA

NEWS LIVE”(22시간 42분)이 가장 높으며 전체 분포도는 그림 4(다섯 번째)와 같다. 중간값 기준으로 자동차, 게임, 여행/이벤트(10분) 카테고리가 높고, 음악(3분), 동물(5분) 카테고리가 가장 낮으나 카테고리별 차이는 크지 않다.

V. 반응성 분석

5-1 반응성 지표의 정의

앞서 구독자 수 및 조회 수, Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수 등과 같이 카테고리별로 다른 특성이 있음을 확인할 수 있다. 이는 부문마다 다르게 나타나는 분포 및 수치를 보여준다. 그러나 구독자 수, 조회 수, 댓글 수 등의 수치는 일차적인 집계 데이터로써 YouTube 채널의 심층적인 특성을 반영하기에 부족함이 있다. 예컨대, 사용자가 특정 채널을 구독하고 있으나 업로드된 최신 영상을 시청하지 않거나 그 빈도가 낮을 수 있다. 이처럼 같은 조회 수의 영상이라 하더라도 해당 영상이 가지고 있는 구독자의 콘텐츠 수용 특성은 다를 수 있으며 이는 구독자 수 및 조회 수 이상으로 채널에 대한 심층적인 비교 분석을 가능하게 한다. 이처럼 유튜버의 활동 및 채널의 콘텐츠에 대하여 사용자가 나타내는 특성을 반응성(Reactivity)이라고 정의할 수 있다.

다음으로는 앞에서 살펴본 특성에서 나아가 채널에 대한 사용자의 반응성을 보여줄 수 있는 특성을 탐색한다. 구독자 수, 참여도 수(Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수의 합) 및 영상 길이의 각 특성 대비 조회 수에 대하여 카테고리별로 분석한다. 나아가, 각 부분에서의 순위 변화 및 종합 비교를 통해 반응성 분석

의 유의성을 확인하고자 한다.

5-2 카테고리별 반응성 비교

1) 구독자 반응성

구독자 수 대비 영상의 조회 수 비율이 높을수록 채널과 해당 채널의 영상에 관한 구독자의 반응성이 높다는 것을 의미하며 이를 구독자 반응성(Subscriber Reactivity)이라 명명한다.

$$\text{구독자반응성 (회/명)} = \frac{\text{영상조회수}}{\text{구독자수}} \quad (1)$$

카테고리별 분포는 그림 5(첫 번째)와 같으며 가장 높은 구독자 반응성을 보인 채널은 QueenHouse85 (891.8 회/명)이다. 중간값 기준으로 동물(16.5회/명), 음악(13.6회/명), 영화/애니메이션(10.4회/명) 카테고리이다. 반면 낮은 비율을 보인 카테고리에는 게임(2.4회/명)과 사람/블로그(3.3회/명), 노하우/스타일(3.6회/명) 카테고리가 있다.

주목할 만한 점은 앞에서 살펴본 바와 같이 조회 수 및 구독자 수는 동물 채널이 비교적 가장 낮은 분포도를 보였으나 구독자 대비 조회 수로 비교할 시, 가장 높은 반응성을 보였다는 점이다.

2) 참여도 반응성

앞서 설명한 것과 같이 영상의 Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수

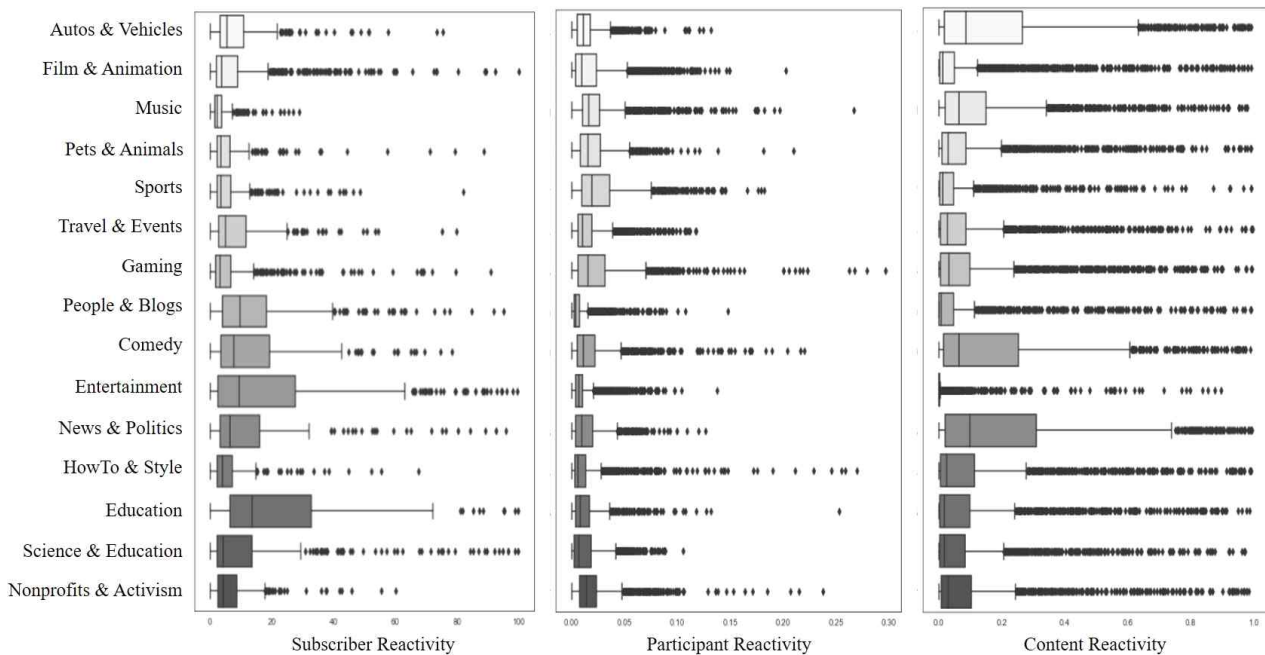


그림 5. 반응성 지표 분포도

Fig. 5. The distribution of reactivity factors

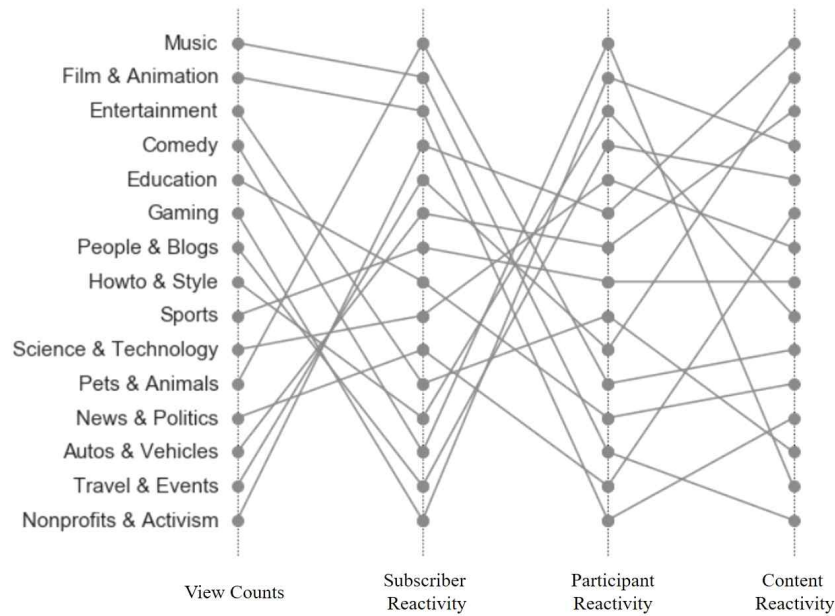


그림 6. 조회 수와 반응성 지표 기준 카테고리별 순위 비교
 Fig. 6. The comparison of ranking by views and reactivity factors

는 사용자가 영상을 단순히 시청하는 것 이상의 반응을 표시하는 행위라 할 수 있다. 영상의 Likes 수, Dislikes 수, 댓글 수의 합을 참여도로 정의하면, 참여도가 높다는 의미는 해당 영상과 관련하여 긍/부정의 의미를 차지하고 영상에 대한 사용자의 기본 조회 이상의 더 높은 관심과 참여로 해석할 수 있다. 따라서 조회 수 대비 참여도를 참여 반응성(Participation Reactivity)이라고 명명한다.

$$\text{영상참여도(개)} = \text{Likes 수} + \text{Dislikes 수} + \text{댓글 수} \quad (2)$$

$$\text{참여반응성(개/회)} = \frac{\text{영상참여도}}{\text{영상조회수}} \quad (3)$$

카테고리별 분포는 그림 5(두 번째)와 같으며 가장 높은 참여 반응성을 보인 영상은 JoaoGaming 채널의 “BOMBA!! CÓDIGO DO FREE FIRE PARA GANHAR OVOS VERDES INFINITOS NO FREE FIRE!!” (0.52개/회)이다. 중앙값 기준으로 코미디(0.019개/회), 게임(0.016개/회), 노하우(0.016개/회) 카테고리에서 높게 나타난다. 반면 낮은 비율을 보인 카테고리는 영화/애니메이션(0.004개/회)과 뉴스/정치(0.006개/회), 음악(0.007개/회) 카테고리이다.

3) 콘텐츠 반응성

앞에서 살펴본 바와 같이 YouTube에서 주로 10분 안팎의 영상이 제작 및 소비되고 있는 특성을 고려할 때, 영상의 길이에 대하여 나타나는 반응성에 대해 생각해볼 필요가 있다. YouTube는 영상의 길이에 대하여 YouTube 자체 기준을 초과할 시 조회 수로 집계한다. 따라서 영상의 길이가 길어도 영상

을 시청한다는 것은 해당 영상의 콘텐츠에 대한 사용자의 반응성이 높다고 할 수 있다. 따라서 조회 수 대비 영상 길이의 제곱을 콘텐츠 반응성(Contents Reactivity)이라 명명하며, 그 값이 클수록 채널의 콘텐츠 자체에 대하여 높은 반응성을 갖는다.

$$\text{콘텐츠반응성(회/초}^2\text{)} = \left(\frac{\text{영상조회수}}{\text{영상길이}^2} \right)^{-1} \quad (4)$$

가장 높은 콘텐츠 반응성을 보인 영상은 Haramas 채널의 “It's Mamix vs Влад А4 КТО ЖЕ ПОБЕДИТ?” (30355.2회/초²)이며 전체 분포도는 그림 5(세 번째)와 같다. 중앙값으로 비영리 활동(0.181회/초²), 여행/이벤트(0.17회/초²), 자동차(0.11회/초²) 카테고리에서 높게 나타난다. 낮은 비율은 보인 카테고리는 음악(0.0004회/분)과 코미디(0.013회/분), 엔터테인먼트(0.013회/분) 카테고리이다.

4) 반응성 종합 비교

구독자 반응성에서 높은 값을 보인 카테고리는 음악, 영화/애니메이션과 엔터테인먼트이고, 참여도 반응성에서 가장 높은 값을 보인 카테고리에는 동물, 음악, 영화/애니메이션이다. 마지막으로 콘텐츠 반응성에서 가장 높은 값을 보인 카테고리는 비영리 활동, 여행/이벤트, 자동차이다. 이처럼 3가지 부분에 대하여 카테고리별로 다른 반응성을 확인할 수 있으며 이를 카테고리별 순위로 비교하면 더욱 분명히 나타난다. 그림 6은 3가지 특성에 대해 순위를 나타낸 그림으로 조회 수만을 기준으로 평가한 결과와 비교하여 다른 양상을 확인할 수 있다.

그림 7은 이를 종합적으로 보여주는 그림으로 x축을 구독자

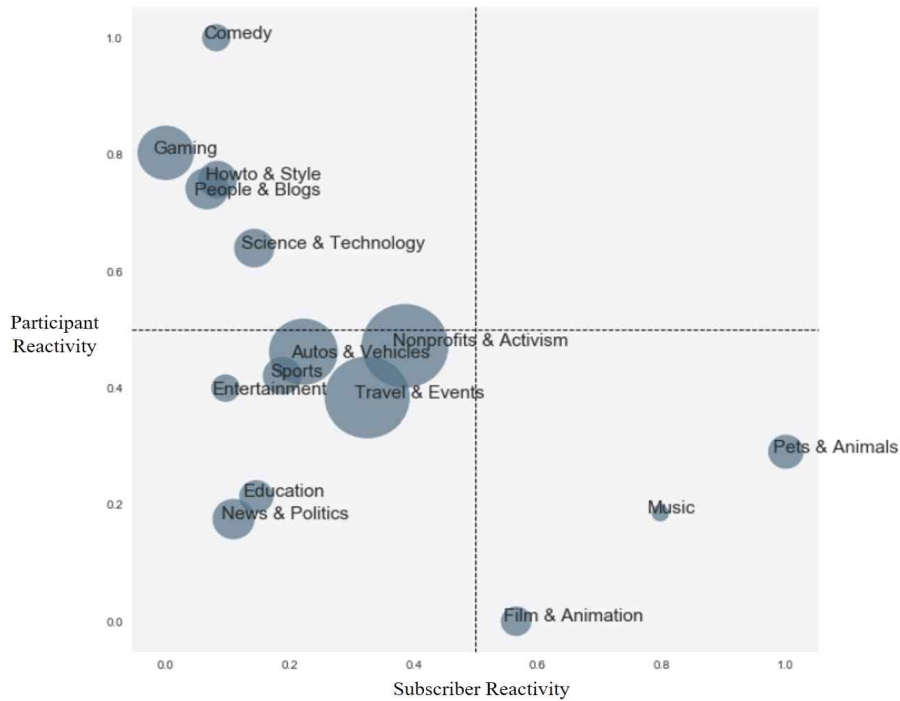


그림 7. 카테고리별 반응성 지표 비교
 Fig. 7. Reactivity comparison by category

반응성, y축을 참여도 반응성, 원의 크기는 콘텐츠 반응성을 나타낸다. x값이 클수록 채널의 구독자 수 대비 조회 수가 높음을 뜻하고, y 값이 클수록 영상 조회 수 대비 참여도가 높음을 뜻한다. 또한, 원의 크기가 클수록 영상 길이에 대한 반응성이 크다고 해석할 수 있다.

그림 7의 2 사분면에 있는 코미디와 게임 카테고리는 구독자 수 대비 시 참여도가 높다. 4 사분면에 있는 영화/애니메이션 카테고리를 비롯한 2가지 카테고리는 구독자 대비 조회 수가 높다. 비영리 활동을 비롯하여 3 사분면에 있는 7가지 카테고리는 구독자 수 대비 조회 수, 조회 수 대비 참여도가 낮음을 보인다. 하지만 비영리 활동, 여행/이벤트, 자동차 카테고리는 영상 길이 대비 조회 수가 높음을 보인다.

VI. 결 론

6-1 결과 및 연구 의의

1인 미디어 시장을 기반으로 한 1인 방송 및 온라인 동영상 시장은 현재 폭발적인 성장을 하고 있다. 현재 YouTube 채널의 평가 지표로 사용되는 구독자 수와 조회 수는 앞에서 살펴본 바와 같이 각 카테고리 및 채널의 특성을 반영하기에 단편적이며 충분하지 못하다.

본 연구는 현재 구독자 기준 상위 YouTube 채널과 해당 채널의 영상 데이터를 통해 YouTube의 현황을 살펴보고 데이터 분석을 통해 카테고리마다 다른 특성이 있음을 확인하였다. 이

를 기반으로 조회 수, 구독자 수 이상으로 유튜버와 구독자 간의 관계를 평가할 수 있는 3가지 반응성을 살펴보았다. 첫째로, 구독자 수 대비 조회 수를 의미하는 구독자 반응성이 있다. 둘째로, 사용자가 단순히 영상을 시청하는 것 이상으로 영상에게 보이는 반응성을 참여도 반응성이 있다. 셋째로, 영상 길이 대비 조회 수를 의미하는 콘텐츠 반응성이 있다.

카테고리별로 3가지 반응성의 분포를 살펴본 결과, 조회 수와 구독자 수가 높아도 반응성이 절대적으로 높지 않음을 보여주며 카테고리별로 다른 양상을 보임을 확인할 수 있다. 이는 조회 수 및 구독자 수와 달리, 사용자의 실제 반응성을 보다 실질적으로 보여준다.

본 연구의 의의는 영상 제작 및 채널을 운영하는 유튜버와 이를 소비하고 활용하는 사용자, 그리고 플랫폼을 운영하는 YouTube 3가지 측면으로 나누어 살펴볼 수 있다. 첫째로, 유튜버는 채널 운영 및 전략 개발에 활용할 수 있다. 예를 들어, 코미디 카테고리의 경우 구독자 반응성은 낮고 참여도 반응성은 높으며 콘텐츠 반응성은 낮게 나타났다. 따라서 영상의 길이를 짧게 만들되, 구독자와의 연결성을 높이는 활동을 개발하는 것과 같은 전략이 필요하다. 따라서 본 연구의 결과는 유튜버가 제작하려는 영상의 콘텐츠가 어떤 카테고리에 속하는지 고려하여 이에 맞는 전략을 개발하는 데 활용할 수 있다.

둘째로, 콘텐츠를 활용하는 사용자 관점에서 채널 및 콘텐츠에 대한 심층적인 평가가 가능하다. 특히, 최근 YouTube를 통한 마케팅 효과가 커지면서 기업에서 유튜버를 활용하는 사례가 많아지고 있다. 그러나 현재 유튜버 평가에 주로 사용되는 척도인 조회 수와 구독자 수는 앞에서 살펴본 바와 같이 채널과

콘텐츠에 관한 심층적인 특성을 반영하는 데 충분하지 못하다. 따라서 유튜브를 통해 소셜 마케팅 전략을 진행하는 기업 측면에서 본 연구의 결과는 유튜브의 영향력과 해당 콘텐츠에 관한 일반 사용자의 반응성을 평가하는 지표로 활용될 수 있다.

마지막으로 YouTube 측면에서는 영상 추천 서비스 수준 향상에 활용할 수 있다. YouTube는 사용자의 구독 채널과 영상 시청 기록을 기반으로 하여 맞춤형 추천 시스템을 제공하고 있다. 이러한 추천 시스템 개발에 사용자의 반응성을 활용한다면 카테고리별 특성이 반영됨과 동시에 다른 사용자와의 연결성을 높일 수 있는 추천 및 검색 서비스를 제공할 수 있다.

6-2 향후 연구

본 연구는 YouTube에서 제작되고 소비되는 주요 콘텐츠에 관하여 플랫폼 현황과 구독자의 반응성을 카테고리별로 살펴 보았다. 본 연구에서는 카테고리별 특성만을 살펴보았지만, 각 채널에 따라 다른 특성을 나타낼 수 있다. 따라서 본 연구에서 정의한 지표에 관하여 채널별로 세부적으로 살펴보고 구체화할 필요가 있다. 또한, 향후 연구로써 본 연구에서 제시한 반응성 평가 지표를 기반으로 콘텐츠 및 채널에 관한 평가 체계 개발 연구로 진행되어야 할 것이다.

더불어, 이러한 관점은 기업들의 운영을 위한 방안뿐만 아니라 점차 새로운 종류의 데이터가 생성되고 유통되는 시대에 맞추어 공공분야에서도 유용하게 활용될 수 있다. 그 중, 지속적으로 증가하고 있는 스마트 시티와 관련한 신사업 데이터의 경우, 실효성 있는 데이터 활용을 통한 도시운영을 위해 객관적인 평가 및 분석이 필요할 것으로 전망된다. 가령, 스마트 시티 서비스 이용 반응성 분석 등과 같은 분야에서 활용할 수 있다. 따라서 본 연구의 방법론은 스마트 시티 사업 및 플랫폼에 관해 데이터를 기반으로 한 평가 지표 개발에 유효한 의미가 있다.

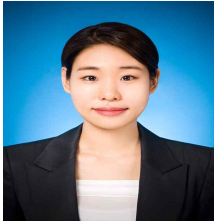
감사의 글

이 논문은 국토교통부의 스마트시티 혁신인재 육성사업으로 지원되었으며, 2019년도 연세대학교 미래융합연구원(ICONS)의 지원을 받아 수행되었습니다. 관계부처에 감사드립니다.

참고문헌

- [1] DMC Media, "Current trend and outlook of 1-person media," DMC report, Seoul, 2016
- [2] J. H. Park, "The trends and growth potential of domestic market of one-person media," KIET, 2017
- [3] S. J. Kang, "The Growth and Changes of Youtube, the biggest video sharing platform," KB Finance Group Research, 17, 2017
- [4] J. S. Kim, "A Study on Transition of Youtube Platform,"

- Korea Culture Technology, 24, 61-91, 2018
- [5] M. R. Kim & J. E. Jeon, "The Effects of Video-sharing Platform Activities on Brand Equity: Focusing on YouTube Channel," Journal of Distribution and Management Research, 22(2), 25-33, 2019
- [6] W. H. Lee, "Analyzing the Trend of Online Video Advertising on YouTube," Korea Design Forum, 54(51), 95-103, 2016
- [7] H. J. Seo, "The assessment and prospect of the era of creators," Korea Press Foundation, 2018
- [8] M. Bärtl, "YouTube Channels Uploads and Views: A Statistical Analysis of the past 10 years," SAGE Journals, 24, 16-32, 2018
- [9] X. Cheng, C. Dale & J. Liu., "Statistics and Social Network of YouTube Videos," IEEE Xplore, 2008
- [10] X. Cheng, C. Dale & J. Liu., "Understanding the Characteristics of Internet Short Video Sharing: A YouTube-Based Measurement Study," IEEE MultiMedia, 15(5), 2013
- [11] X. Che, B. Lp & L. Lin, "A Survey of Current YouTube Video Characteristics," IEEE MultiMedia, 22(2), 2015
- [12] G. Chatzopoulou, C. Sheng & M. Faloutsos, "A First Step Towards Understanding Popularity in YouTube," IEEE, 2010
- [13] S. H. Han, "Analysis of Popular - 12 -YouTube Channels Created in South Korea, The Journal of The Institute of Internet," Broadcasting and Communication, 18(2), 11-17, 2018
- [14] H. J. Byun, "Analysis of the Characteristics in the Contents Production and Usage Environment of YouTube and its Popular Channels; and Examination of its Implications," A Treatise on The Plastic Media, 21(4), 2018
- [15] J. H. Kim & B. Y. Kim, "Personal Media as Cultural Intermediaries, YouTube Channel Korean Englishman," Journal of The Korea Contents Association, 18(6), 2018
- [16] SocialBlade, Available: <https://socialblade.com/youtube/top/category/shows>.



정지원(Ji-Won Jeong)

2018년 : 연세대학교 일반대학원
(산업공학과 공학 석사과정)

※ 관심분야 : 빅데이터(Big Data), 데이터 과학(Data Science) 등



이재영(Jae-Young Lee)

2019년 : 연세대학교 일반대학원
(산업공학과 공학 석사과정)

※ 관심분야 : 데이터 기획(Data Management), 신사업 개발
(New Business Development) 등



임춘성(Kil-Dong Hong)

1987년 : 서울대학교 산업공학과
(공학 석사)

1992년 : Univ. of California at
Berkeley (공학 박사)

1993년 ~ 1995년 : 미국 Rutgers University 산업공학과
조교수

현재 ~ : 연세대학교 산업공학과 교수

※ 관심분야 : 비즈니스모델 개발(Business Model
Development), 산업경쟁력 평가 개발(Industrial
Competitiveness Evaluation Development) 등