Journal of The Korea Convergence Society
Vol. 13. No. 4, pp. 359-372, 2022
e-ISSN 2713-6353
DOI : https://doi.org/10.15207/JKCS.2022.13.04.359

유튜브 '인기급상승' 장기 노출을 위한 콘텐츠 전략에 관한 연구

이민영[1], 변국도[2], 최상현[3*]
[1]충북대학교 융합기술경영혁신센터 연구원, 충북대학교 빅데이터협동과정 석사과정
[2]충북대학교 경영학부 교수, [3]충북대학교 경영정보학과 교수

A study on content strategy for long-term exposure of YouTube's 'Trending'

Min-Young Lee[1], Guk-Do Byun[2], Sang-Hyun Choi[3*]
[1]Researcher, Convergence Technology Management Innovation Center, Chungbuk National University / Master Student, Department of BigData, Chungbuk National University
[2]Professor, Department of Management, Chungbuk National University
[3]Professor, Department of Management Information System, Chungbuk National University

요 약 본 연구는 2021년 1년간의 유튜브 인기급상승 데이터를 활용하여 장/단기노출 20개 채널의 특징을 비교함으로 인기급상승에 장기 노출될 수 있는 유튜브 콘텐츠 전략을 도출하고자 하였다. 먼저 피어슨 상관분석을 통해 제목 글자 수, 태그 수와 같은 여러 요소들이 장기노출과 연관성이 있음을 파악하고 이를 지표로 설정해 콘텐츠 특징을 비교분석하였다. 분석 결과, 1)과도한 특수문자를 사용하지 않은 약 40-45글자 정도의 '영상 제목', 2)10분 이내의 '영상 길이', 3)2-3문장, SNS 정보 기입, 3개 정도의 핵심 태그를 포함한 '영상 설명' 등의 콘텐츠 전략을 활용할 때 인기급상승에 장기 노출될 수 있음을 알 수 있었다. 또한, 텍스트마이닝을 통해 (먹방, mukbang), (역대급, 레전드) 등의 핵심 태그 쌍을 도출하였고, 본 태그를 동시에 설정한다면 더욱 효과적이라는 결과를 얻었다. 이러한 전략을 통해 콘텐츠가 인기급상승에 장기노출 된다면 채널은 세계적으로 확산되어 구독자, 조회 수 확보 등 다방면의 이점을 가져올 것이며, 기업 측면에서는 채널의 글로벌성을 평가할 수 있는 지표로 활용될 수 있을 것이다.

주제어 : 유튜브, 인기급상승, 콘텐츠 전략, 빅데이터, 데이터마이닝, 텍스트마이닝

Abstract This study aimed to derive a YouTube content strategy that can be exposed to Trending for a long time by comparing the features of 20 channels in the short/long term using 'YouTube Trending' data in 2021. First, through Pearson's correlation analysis, we found that various factors such as 'the number of title or tag letters' related to long-term exposure, and set this as an index to compare features. As a result, 1)'video title' of about 40-45 letters without excessive special characters, 2)'video length' within 10 minutes, 3)'Video description' is effective when writing 2-3 sentences and adding SNS information or including 3 key tags. Also, it would be more effective if you set key tag pairs such as (먹방, mukbang), (역대급, 레전드) derived through text mining. Through this, the channel will spread globally, bringing various advantages, and will be used as an indicator to evaluate the globality of the channel.

Key Words : YouTube, Trending, Content Strategy, Big Data, Data Mining, Text Mining

*This research was funded by「Industrial Strategic Technology Development Program (p0013990, Convergence technology diffusion type Professional Human Resources Development Project) 」of the Ministry of Trade, Industry & Energy (MOTIE, Korea). - 본 논문은 2022년 산업통상자원부 및 한국산업기술진흥원(KIAT)의 연구비에 의하여 지원되었음.

*Corresponding Author : Sang Hyun Choi(chois@cbnu.ac.kr)

Received January 25, 2022 Revised March 21, 2022
Accepted April 20, 2022 Published April 28, 2022

1. 서론

텍스트 기반에서 점차 동영상 콘텐츠 시장으로 산업 구조가 변화되고 있는 시점에서 유튜브(YouTube)는 동영상 콘텐츠 소비가 이루어지는 가장 대표적인 플랫폼이다[1]. 유튜브는 10대부터 50대 이상의 모든 세대, 모든 연령층이 사용하고 있으며[2], 2021년 인터넷 이용행태 조사에 따르면 전 세계 동영상 플랫폼 중 유튜브 사용량이 91.8%로 유튜브 이용률이 압도적으로 높은 것으로 보았을 때[3,4], 유튜브의 영향력이 점차 막강해져 사회 전반에 큰 영향을 미칠 것으로 전망되고 있다[5].

또한, IT 및 디지털 기술의 발달로 개인이 콘텐츠를 기획하고 제작하여 유통하는 1인 미디어 개념이 등장하면서[6], 유튜브는 단순히 동영상 제공 서비스뿐만 아니라 동영상 콘텐츠 제작 및 동영상에 삽입된 광고를 통해 수익을 창출할 수 있다는 부문에서 새로운 가치가 있다[1]. 하지만 실제 유튜브에 게시된 동영상 절반의 90%가 수익을 내지 못하고 신입 유튜브 크리에이터의 90%가 6개월 이내에 포기할 만큼[7] 유튜브는 어렵고 까다로운 구조를 가지고 있다. 유튜브 수익은 인기 동영상 순위, 댓글 반응, 채널 확산 유무 등 다양한 요소들을 반영한 유튜브 자체 알고리즘에 의해 결정되기 때문에[8], 유튜브 크리에이터는 개인 채널 확산을 목표로 조회 수 및 구독자수를 증가시키는 것이 가장 중요하다고 할 수 있다. 즉, 조회 수, 조회 수 증가 속도('온도'라 칭함), 동영상 업로드 기간 등 여러 요소를 종합적으로 고려하여 다양한 시청자가 관심을 보인 동영상이 전 세계에 동시다발적으로 공개되는 시스템[9]인 '인기급상승' 동영상 순위에 포함되어 채널을 확산시키는 것이 지름길이 될 수 있다. 그러나 유튜브 인기급상승 동영상은 랭킹 기준에 대한 알고리즘이 명확하게 공개된 바 없고, 조회 수나 구독자 수 등 다양한 요소가 종합적으로 고려되는 특성과, 15분마다 업데이트되어 데이터를 수집하기 어렵다는 한계점 때문에 인기급상승 동영상 데이터를 활용한 연구가 부족하여 왔었다. 즉, 유튜브 콘텐츠에 관한 기존 연구는 단순히 특정 국내 인기 유튜브 채널의 특징을 도출하거나 유튜브 콘텐츠를 활용한 광고 효과성에 대한 연구가 주로 이루어질 뿐, 유튜브 인기급상승을 기반으로 한 콘텐츠 전략에 대한 연구는 이루어지지 못하였다. 따라서 본 연구는 유튜브 전 세계에 동시다발적으로 적용되는 '인기급상승'에 포함된 동영상 데이터를 기반으로 장기적으로 지속된 채널과 그렇지 않은 채널의 특징을 비교분석하고, 그에 따른 유튜브 인기급상승 장기 노출 전략을 도출하고자 한다.

본 논문에서는 '인기급상승 동영상'은 조회 수뿐만 아니라 다양한 콘텐츠 요소가 종합적으로 적용된다는 점을 기반으로[9,10], 각 변수가 어느 정도 유기적으로 연계되어 있는지 변수 간 상관성을 분석한다. 나아가 인기급상승에 장/단기적으로 노출된 20개의 채널을 선정하여 콘텐츠에 적용되는 중요 요소들의 특징을 비교분석함으로 인기급상승에 장기적으로 노출될 수 있는 콘텐츠 전략을 제시한다. 이러한 결과를 기반으로 유튜브 크리에이터는 다양한 콘텐츠 요소들을 최적화시키고 경쟁자들과 구별되는 차별화된 전략을 통해 콘텐츠의 경쟁력을 확보할 수 있을 것이다. 이는 인기급상승 동영상에 장기적으로 노출시킬 수 있을 것이며, 이를 통해 기존 구독자뿐만 아니라 전 세계적인 예비 구독자를 대상으로 보다 빠르게 채널을 홍보할 수 있을 것이다. 또한, 유튜브 플랫폼 내에 '인기급상승 동영상' 개별 탭이 존재하여 유튜브 시청자 누구나 쉽게 접근할 수 있기 때문에 검색어(tag)를 통한 접근보다 영상 조회 수 및 구독자 확보에 유리할 것이다. 이러한 조회 수 및 구독자 확보는 수익 창출과 직결되는 핵심 요소이기 때문에 인기급상승 동영상을 유튜브 최적화 전략 매개체로서 활용하는 것은 의미가 있을 것이다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 유튜브 콘텐츠에 대한 기존 연구에 대해 알아본다. 3절에서는 데이터 수집 및 전처리, 분석 방법을 설명하고 4절에서는 장/단기 노출 콘텐츠 요소의 특징을 비교하고 인기급상승 동영상 장기 노출 전략을 도출한다. 마지막으로 5절에서는 결론 및 향후 연구 방향에 대해 서술한다.

2. 관련 연구

유튜브 플랫폼에 관한 연구는 다음과 같다. X. Cheng, C. Dale, J. Liu(2008)는 3백만개 이상의 유튜브 데이터를 수집하여 카테고리, 영상 길이, 접근 패턴 등의 소셜 네트워크 분석을 진행하여 트래픽 및 비디오 특성에 대해 비교 분석하였고[11], M. Ba¨rtl(2018)은 채널 및 동영상의 무작위 데이터를 기반으로 한 시계열 분석을 통해 동영상 콘텐츠의 전반적인 트렌드 및 특성 흐름을 분석하였다[12]. G. Chatzopoulou, C. Sheng, M. Faloutsos(2010)는 37만개의 동영상 데이터를 수집하여 인기도 평가 분석을 통해 조회 수, 댓글, 평점, 즐겨

찾기가 인기도와 높은 연관성을 갖는다는 결론을 도출하였다[13]. 국내 유튜브 관련 연구로, 정지원, 이재영, 임춘성(2019)은 유튜브 영상의 카테고리 별 상위 250위의 채널을 대상으로 카테고리 특성을 분석하고 사용자의 수용 패턴을 분석하여 콘텐츠 평가 지표를 개발하였고[6], 김희숙(2020)은 인기 동영상 콘텐츠 데이터를 기반으로 상관성을 분석한 결과 유튜브 인기 동영상 콘텐츠의 인기 요소가 주요 뉴스와 관련성이 높다는 결과를 도출하였다[8]. 정은주, 조해윤, 강민정(2019)은 Z세대가 유튜브 콘텐츠에서 느끼는 흥미 요인을 카테고리별로 분석하여 Z세대에 맞추어 유튜브 콘텐츠의 변화점에 대해 논의하였으며[14], 변현진(2018)은 유튜브 플랫폼의 최신 변화의 흐름을 파악하고 선정된 인기 채널 200개의 카테고리 분류 및 사례 정리를 통해 채널 성공 요인을 도출하였다[15].

이러한 연구 외에도 수익 창출 및 광고효과와 관련된 산업적인 측면의 연구[16-18], 유튜브 영상 추천 알고리즘 기술에 관련한 연구[19-21], 유튜브가 시청자에게 미치는 영향에 대한 연구[22-24], 특정 채널 및 분야별 콘텐츠 탐색에 관련된 연구[25-27]들이 주를 이루었다. 이러한 연구들은 유튜브 속성을 파악하고 플랫폼 발전에 기여한다는 큰 의의를 가지지만, 특정 분야에 국한된 채널이나 카테고리만을 가지고 도출된 연구들이 주를 이루어 미시적인 결과만을 도출할 뿐, 유튜브 콘텐츠 전반을 아우르는 거시적인 연구결과를 도출하지는 못하였다. 나아가 현재 유튜브 플랫폼 내에서 세계적으로 가장 인기 있고 영향력 있다고 볼 수 있는 동영상인 '인기급상승 동영상'을 기반으로 하는 연구는 없다는 점으로 보았을 때, '인기급상승' 시스템을 국내뿐만 아니라 세계적으로 채널을 확대시킬 수 있는 매개체로 활용할 의의가 있다. 따라서 '인기급상승' 에 장기적으로 노출될 수 있는 콘텐츠 전략을 도출할 수 있는 새로운 분석 관점이 필요한 시점이다.

3. 연구 방법

3.1 데이터 수집 및 전처리

유튜브 인기급상승 알고리즘에 따르면 인기급상승 동영상 목록은 약 15분마다 업데이트 되므로[9], 1년 치의 인기급상승 동영상 데이터를 직접 수집하는데 한계점이 있다. 따라서 본 연구에서는 2010년 설립된 빅데이터 솔루션 챌린지 플랫폼 회사인[28] 캐글(Kaggle) 사이트 내에서 Yamaha Motor Solutions 회사 소프트웨어 엔지니어인 Rishav Sharma가 제공하는 '유튜브 인기 동영상 데이터셋(매일 업데이트)'을 사용하였다. 또한, 크롤링 기법을 활용하여 영상 길이, 공식 채널 여부 등 필요한 데이터를 추가적으로 수집함으로 1, 2차 자료를 종합적으로 활용하였다. 해당 데이터는 동영상 제목, 설명, 해시태그, 댓글 수 , 좋아요 수, 싫어요 수, 조회 수, 게시일 ,급상승일 등 16개 변수로 구성되어 있으며, 인기 급상승 동영상에 랭킹 되었던 동영상 정보가 매일 업데이트 되는 누적 데이터이다. 본 연구는 2021년 1월 1일부터 2021년 12월 31일까지 약 1년 치 데이터이며 107,154개의 레코드로 이루어져있다.

1차 전처리 과정으로, 16개의 변수에 제목 글자 수, 해시태그 개수, 동영상 설명 글자 수, 동영상 설명 문장 개수, 동영상 길이, 인기급상승 노출일수를 나타내는 6개의 파생변수를 생성하였다. 여기서 인기급상승 노출일수(Trending day)는 장/단기 노출 여부를 비교하는 중요한 기준으로서, 1년 간 인기 급상승 랭킹에 노출된 일수를 나타내는 변수이다. 예를 들어, 1년 동안 A영상이 20일 동안 노출되었다면 A영상의 인기급상승 노출일수는 20으로 계산된다.

2차 전처리 과정으로, 음악, 엔터테인먼트, 게임, 과학/기술, 교육, 노하우/스타일, 뉴스/정치, 동물, 비영리/사회운동, 스포츠, 여행/이벤트, 영화/애니메이션, 인물/블로그, 자동차, 코미디 15개 카테고리 중 〈음악〉 카테고리를 제거하였다. 먼저 〈음악〉 카테고리로 분류된 동영상 특성을 확인한 결과, 특정 가수의 컴백 및 활동 시기에 따라 변동성이 크다는 결과를 도출하였다. 또한, 동영상의 대부분이 뮤직비디오 및 음악방송 영상이므로 영상 제목 및 태그 등 콘텐츠 요소의 대부분이 활동 중인 가수 '이름'이나 '팀명'으로 이루어져있어 유튜브 콘텐츠에서 포괄적으로 활용할 수 있는 전략을 도출하기에 부적절하다고 판단되어 〈음악〉 카테고리에 해당되는 11,175개의 레코드를 제거하였다.

또한, 본 연구에서는 공식 채널이 아닌 개인 채널만을 활용하였다. 공식 채널의 경우 공중파 방송사 및 특정 회사가 직접 운영하는 채널로서, TV 방송의 일부를 편집하여 업로드 된 영상이거나 TV 광고 영상과 동일한 동영상이 대부분이었다. 즉, 유튜브 크리에이터가 직접 제작한 콘텐츠가 아니라는 점에서, 콘텐츠 최적화를 통

해 개인 채널이 인기급상승에 장기적으로 노출되도록 하는 전략에 관한 본 연구의 목적과 적합하지 않다고 판단되어 공식 채널을 제거하였다.

3차 전처리 과정으로, 본 데이터는 누적데이터이므로 동일한 영상이 여러 번 노출된 경우 영상ID를 기준으로 조회 수가 가장 큰 값을 제외하고 중복을 제거하였다. 또한, 본 연구에서 인기급상승 노출일수를 기준으로 상/하위 채널을 선정할 시 채널이 중복되는 문제를 방지하기 위해 동일한 채널에서 여러 개의 동영상이 인기급상승에 노출됐을 경우, 노출된 동영상의 평균 조회 수 및 평균 노출일수를 활용함으로 채널명의 중복을 제거하였다. 따라서 최종적으로 총 35,625개의 레코드를 활용하여 분석을 진행하였다.

4차 전처리로는, 수집한 데이터에서 태그 관련 레코드를 분리하여 문서데이터로 변환하였다. 이후 데이터 객체들이 컬렉션 내부에 독립된 문서로 저장되는 문서 형태 기반 NoSQL 데이터베이스인[29] Mongo DB에 저장하여 구분 기호 분리, 불용어 제거, 문장 단위 추출 등의 텍스트 전처리 과정 진행하였다.

3.2 장/단기 노출 채널 선정

인기급상승 노출일수의 장/단기 비교 기준을 선정하기 위해 기술통계 분석 및 히스토그램을 활용하였다. 분석 결과, Table 1과 같이 인기급상승 동영상은 최소 1일부터 최대 22일까지 유지된 것으로 나타났으며, 평균적으로 7일~10일 동안 유지된 동영상들이 전체의 70% 이상인 것으로 나타났다. 이를 Fig. 1과 같이 히스토그램으로 나타내면 정규분포 모양을 띄므로 빈도가 높게 분포하는 중앙값을 제외하여 상위 10%, 하위 10%에 포함되는 동영상을 선별하였을 때 장/단기 노출일수 기준은 11일 이상, 6일 이하로 선정되었다.

11일 이상, 6일 이하를 장/단기 노출 일수의 기준으로 보고, 11일 이상 유지된 채널과 6일 이하로 유지된 채널을 각각 분류하여 Score를 기준으로 상/하위 20개씩 채널을 선별하였다. 여기서 Score는 인기급상승 노출일수와 조회 수에 0.6, 0.4의 가중치를 적용하여 계산하였다(Score=trending day*0.6+view count*0.4). 그에 따른 근거로, 본 연구는 인기급상승에 장기적으로 노출되기 위한 전략을 도출하는 것이 주목적이기 때문에 다른 요소보다 인기급상승 노출일수의 가중치를 가장 높게 책정하였다. 또한, Youtube의 공식 입장과 G. Chatzopoulou의 연구결과를 기반으로[9,13] 인기급상승에 장기적으로 노출되는데 조회 수가 큰 영향을 미친다고 보고, 조회 수에 0.4의 가중치를 책정하여 계산하였다. 즉, 장기 노출의 기준점인 인기급상승에 11일 이상 노출된 동영상 중 Score가 높은 상위 20개의 채널을 도출하였고(이하 '장기노출'이라 칭한다.), 단기 노출의 기준점인 인기급상승에 6일 이하로 노출된 동영상 중 Score가 낮은 하위 20개의 채널을 도출하였다(이하 '단기노출'이라 칭한다.). 결과적으로 선정된 채널은 Table 2와 같다.

Table 1. Frequency by Trending day

Trending_day	Frequency	Trending_day	Frequency
1	353	12	992
2	192	13	351
3	331	14	250
4	490	15	189
5	1269	16	173
6	3433	17	52
7	5432	18	211
8	8191	19	50
9	6810	20	29
10	4789	21	33
11	1953	22	52

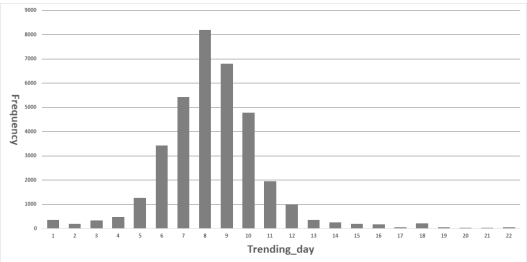


Fig 1. Result of Histogram

3.3 상관분석을 통한 주요 콘텐츠 요소 도출

본 연구에서는 동영상 콘텐츠 요소 간의 상관관계를 분석하기 위해 확률론과 통계학에 근거하여 선형적 관계를 분석하는 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 활용하였다. 상관계수(r)는 X, Y 두 변수가 함께 변하는 정도 / X와 Y가 따로 변하는 정도로 계산되며, r값의 범위는 -1부터 +1까지로 계수의 절대값이 클수록 변수 사이에 강한 상관관계가 있다고 판단한다[30]. 즉, r값이 -1.0~-0.7 사이이면 강한 음(-)의 상관관계, -0.7~-0.3 사이이면 뚜렷한 음(-)의 상관관계, -0.3~ -0.1 사이이면 약한 음(-)의 상관관계, -0.1~0.1

사이이면 거의 무시해도 되는 선형관계, 0.1~0.3 사이이면 약한 양(+)의 상관관계, 0.3~0.7 사이이면 뚜렷한 양(+)의 상관관계, 0.7~1.0 사이이면 강한 양(+)의 상관관계로 해석한다[31]. Table 3은 피어슨 상관계수로 조회 수, 영상 제목 길이, 영상 길이, 태그 개수, 댓글 수, 좋아요 수, 싫어요 수, 영상 설명 문장 수, 영상 설명 글자 수, 구독자 수 총 10개 변수 간 관련성을 나타내었다. 조회 수와 싫어요 수가 0.727로 가장 높은 양(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났으며, 영상 제목 길이와 태그 개수가 0.559, 조회 수와 좋아요 수가 0.533, 태그 개수와 영상 설명 글자 수가 0.452, 구독자 수와 좋아요 수가 0.362로 높은 상관성을 보였다. 이러한 상관관계 결과를 히트맵(Hit-map)으로 나타낸 결과는 Fig. 2와 같다. 결론적으로 본 연구는 콘텐츠 제작에 활용될 수 있는 영상 제목 길이 및 특징, 영상 설명의 글자 및 문장 수, 해시태그 특징 등의 요소들을 핵심 지표로 하여 콘텐츠 특징 및 전략을 도출하였다.

Table 2. Selected Channels

Trending day								
No	Short exposure content(<=6)				Long exposure content(>=11)			
	Lower 20 Channel Title	View count	Trending day	*Score	Top 20 Channel Title	View count	Trending day	*Score
1	uliyyesworld	27,991	5	11,199	GH'S	10,836,003	11	4,334,408
2	fourmedian	40,931	6	16,376	SEJIN	7,128,282	15	2,851,322
3	GONITV	45,879	6	18,355	Haeum Cooking	5,397,425	11	2,158,976
4	world star_Sisters	56,000	6	22,404	Gyosu Animation	5,244,898	12	2,097,966
5	iANTrillionaire	56,494	3	22,599	TOWMOO	5,012,121	12	2,004,856
6	ggordongTV	61,738	6	24,699	Foodin	3,351,760	11	1,340,711
7	countrymanadora	63,947	6	25,582	1000ddoongs	3,057,261	16	1,222,914
8	jeongdongwontv	67,561	1	27,025	B Man	2,867,756	12	1,147,110
9	outsiderTV	68,254	6	27,305	odg	2,667,657	11	1,067,069
10	SHURU laboratory	74,530	6	29,816	Scibrother	2,529,844	11	1,011,944
11	OFFICIAL yangjoonil	74,566	4	29,829	MelBong	2,374,842	11	949,943
12	marikoreaTVkrまりこりあ	78,845	6	31,542	Eat with Boki	2,080,968	12	832,394
13	Sumi Jo Official	84,833	6	33,937	70mommukbang	2,054,928	11	821,978
14	PEACHES _official	87,780	4	35,114	MYUNG HYUN MAN	1,866,529	11	746,618
15	Stock Protractor TV	90,520	6	36,212	One_Meter	1,839,240	13	735,704
16	AronHwang Techtube	95,511	6	38,208	HipeVisioN	1,822,241	15	728,905
17	dkfrnr007	99,114	6	39,649	COOKING MEEZE	1,763,380	18	705,363
18	new car information pond cloud	102,092	5	40,840	ILULIY	1,732,727	11	693,097
19	king_bbori	102,763	4	41,108	Factory	1,710,893	11	684,364
20	parkjayeon 'moneyclub'	108,998	4	43,602	C-GOON	1,649,818	14	659,936

*Score: Trending day * 0.6 + View count * 0.4

Table 3. Pearson correlation coefficient

	view count	title_len	record len	tags count	comment count	likes	dislikes	desc sentence	description len	subscribers
view_count	1									
title_len	0.042	1								
record_len	-0.113	-0.038	1							
tags_count	-0.032	0.559	-0.101	1						
comment_count	0.037	-0.097	-0.134	-0.127	1					
likes	0.533	-0.055	0.064	-0.163	0.107	1				
dislikes	0.727	0.220	-0.068	0.061	0.005	0.352	1			
desc_sentence	-0.228	0.264	0.028	0.375	-0.053	-0.193	-0.080	1		
description_len	0.171	0.383	-0.191	0.452	-0.123	-0.013	0.103	0.263	1	
subscribers	0.289	0.086	0.161	-0.010	0.011	0.402	0.362	-0.357	-0.254	1

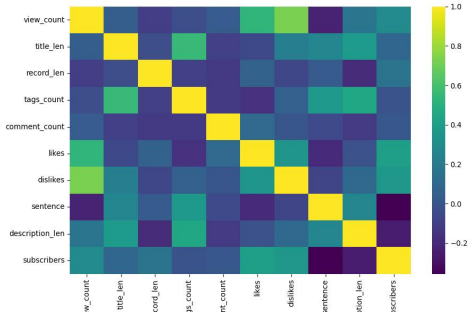


Fig. 2. Result of Hit-map

3.4 텍스트마이닝을 통한 핵심 태그(Tag) 도출

태그(Tag) 즉 해시태그(Hashtag)란, 동영상 게시물을 대표하는 키워드이자 꼬리표로 특정 분야를 모아볼 수 있는 검색어이다. 유튜브 뿐만 아니라 트위터, 인스타그램, 페이스북 등 소셜 미디어에서 특정 단어들을 편리하게 검색할 수 있도록 하는 메타데이터의 한 형태로서 검색어에 링크를 설정하는 기호라고 할 수 있다[32]. '#먹방', '#일상공유'와 같이 나타내며, '#'가 붙을 경우 다른 사용자에게 공유되는 비율이 두 배로 증가하고, 클릭 한 번으로 원하는 주제 및 공통 관심사에 대한 정보를 활용할 수 있다는 점에서 효율적이고 유용한 기능이 되었다[33,34]. 특히 유튜브에서는 가장 핵심적인 3개의 태그만 시청자에게 표시되며, 이를 기반으로 유사한 콘텐츠를 추천해 주는 알고리즘을 가지고 있다[35]. 즉 콘텐츠 확산에 효과적인 3개의 핵심적인 태그를 선별하는 것이 매우 중요하다. 따라서 본 연구는 주요 콘텐츠 요소의 정량적인 특징 도출뿐 아니라 장/단기노출 콘텐츠의 해시태그를 비교 분석하고 그중 핵심 태그를 도출하기 위해 빈도분석(Frequency Analysis), 워드 클라우드(Word Cloud), 동시 출현 네트워크 분석(Co-occurence network anlysis) 기법을 활용하였다. 질적 데이터를 대상으로 문장 속에서 각 문자의 빈출 경향 정도를 분석하는 기법인 빈도 분석(Frequency Analysis)과 특정 문서 또는 문서 집합의 용어를 빈도에 따라 상이한 크기로 도식화하여 나타내는 기법인[34] 워드 클라우드(Word Cloud)를 통해 장/단기 동영상의 해시태그 출현 빈도를 확인하였다. 또한, 두 키워드가 텍스트 집합 내에서 얼마나 자주 함께 출현하였는지를 바탕으로 키워드 간 연관관계를 측정하는 계량서지 분석 기법인[36] 동시 출현 네트워크 분석(Co-occurence network anlysis)을 통해 콘텐츠 노출 시 함께 사용할 수 있는 핵심 해시태그 쌍을 도출하였다. 네크워크 분석에서 연결 구조의 특성을 파악하기 위한 측정 지표로 중심성(Centrality)이 주로 사용되는데, 중심성이란 한 행위자가 전체 네트워크에서 중심에 위치하는 정도를 표현하는 지표이다[37]. 동시출현 네트워크를 구성하는 중심성 척도로는 계산법에 따라 연결 중심성(Degree Centrality), 고유벡터 중심성(Eigenvector Centrality), 페이지랭크 중심성(PageRank Centrality) 등으로 구분된다. 본 연구는 동시출현 네트워크 분석의 중심성 척도로서 하나의 노드에 직접적으로 연결된 이웃 노드의 개수를 계산하여 단어의 영향력을 나타내는[38] 연결 중심성과, 영향력을 보내는 노드와 받는 노드가 구분되는 방향성 네트워크를 고려하여 개발된[39] 페이지 랭크 중심성을 사용하였다. 이러한 분석으로 도출된 해시태그들은 콘텐츠 업로드 시 작성하는 핵심 태그로 사용됨으로 시청자가 쉽게 검색하고 콘텐츠를 널리 확산시키는 매개체로서 효과적으로 활용될 수 있을 것이다.

4. 연구 결과

4.1 장/단기 노출 채널의 콘텐츠 특징 비교

장/단기노출 콘텐츠의 '영상 길이'를 비교한 결과는 다음과 같다. 단기노출의 경우 약 16분 47초, 장기노출은 약 7분 19초로 단기노출의 영상길이가 장기노출의 영상보다 약 2배 이상 길었다. 또한, 콘텐츠 '주제'를 비교하였을 때, 단기노출은 주로 제품 리뷰 및 스포츠 경기에 대한 리뷰 영상이 주를 이룬 한편, 장기노출은 주로 먹는 영상이나 유튜브 크리에이터의 일상을 보여주는 콘텐츠가 대부분이었다. 제품 및 스포츠 경기의 경우 트렌트성이 강한 콘텐츠 주제로 신제품 발매 시기나 스포츠 경기 시즌에 따라 급격하게 인기를 얻고 쉽게 잃는 경향을 볼 수 있었다. 반면에 먹는 영상 및 일상, 브이로그와 같은 콘텐츠의 경우 트렌드에 민감하게 반응하지 않아 인기성을 보다 지속적으로 유지한다는 결과를 도출하였다. 기타 특징으로 장기노출 콘텐츠는 상대적으로 카테고리가 명확하게 분류되어 있었으나, 단기노출 콘텐츠는 부적절하거나 모호하게 분류되어있는 경향이 있었다.

장/단기노출 콘텐츠의 '영상 제목' 및 '영상 설명'의 특징은 다음과 같다. 먼저 단기노출의 경우 '영상 제목'의 글자 수는 평균 64글자로, 동영상 주제 설명과 함께

이모티콘이나 특수문자가 다수 포함되었다. '영상 설명'에는 평균 5개 이상의 문장 수와 348자 정도의 글자 수를 포함하였으며, 주요 콘텐츠에 대한 설명을 작성하기 전에 '안녕하세요~ 00입니다'와 같은 문구를 삽입하는 '편지' 형식을 사용하였다. 또한, 영상 설명 내에 5개 이상의 세부적인 속성을 지닌 해시태그[#]를 사용함으로 영상 설명 전체 내용이 장기노출 콘텐츠보다 상대적으로 긴 것을 확인할 수 있었다. 한편, 장기노출의 경우 '영상 제목'의 글자 수는 평균 42글자로, 동영상 주제의 핵심 내용만을 간추려 작성된 것을 알 수 있었다. '영상 설명'에는 약 2-3개의 문장 수와 292자 정도의 글자 수를 포함하였으며, '안녕하세요~ 00입니다'와 같은 편지 형식이 아닌 영상의 주제를 설명하는 간략한 문구가 작성되었다. 또한, 영상 설명 란에는 채널 주인의 SNS 주소 및 다양한 정보들이 포함되어 있었으며, 동영상을 대표하는 3개 이하의 해시태그[#]를 기입하였다.

빈도분석과 워드클라우드 기법을 통해 장/단기노출 콘텐츠의 '태그[#]'를 분석하였다. 먼저, 단기노출 콘텐츠는 '#블루제이스'가 11회, '#토론토블루제이스', '#조미예의 MLB현장'이 각각 10회로 야구에 관련한 태그들이 가장 많이 도출되었으며, 그 뒤로 '#좋은사람있으면 소개시켜줘', #돈많이버는직업'이 각각 8회, 7회로 사용되었다. 한편, 장기노출 콘텐츠는 '#먹방'이 105회로 압도적으로 가장 많이 사용되고 있으며, '#mukbang'과 '#asmr'이 58회, 55회 순서로 많이 사용되었다. 그 뒤로 '#레전드', '#일상', '#브이로그' 태그도 많이 사용된 것을 볼 수 있었다. 이와 같은 빈도분석 및 워드클라우드 분석 결과는 Table 4, Fig 3, 4와 같다.

이러한 분석 결과를 기반으로 장/단기 콘텐츠의 '태그' 특징을 도출한 결과는 다음과 같다. 먼저 단기노출의 경우 약 15개 정도의 태그를 사용하였으며, 동영상 내용에 등장한 인물에 대한 태그가 많았다. 즉, 포괄적으로 사용할 수 있는 태그보다는 동영상에 등장하는 '사람 이름'이나 '팀명'과 같은 세부적인 속성을 지닌 태그를 주로 사용하였는데, 이는 워드클라우드 결과를 통해서도 시각적으로 확인할 수 있었다. 먼저, Fig. 4에서 보는 바와 같이, 장기노출의 경우 단어 크기 차이가 상대적으로 큰 것으로 보았을 때 공통적으로 활용되는 태그가 많았다. 하지만 단기노출 결과인 Fig 3에서는 단어 크기 차이가 상대적으로 작은 것으로 보았을 때, 공통적으로 사용되는 태그가 더 적으며 보다 세부적인 속성을 가진 태그를 사용한다고 볼 수 있다. 이러한 특징뿐만 아니라 단기노출에서는 단어나 명사 형태가 아닌 '#좋은사람있으면소개시켜줘'와 같이 문장 형태를 사용하거나, '#돈많이버는직업'과 같이 2개 이상 명사를 혼합하여 사용함으로 태그의 길이가 비교적 긴 것으로 나타났다. 이외에도 '#조미예의 MLB현장'과 같이 공백이 포함되지 않아야하는 유튜브 태그 사용법과 다르게 공백을 포함한 태그가 많았다. 반면, 장기노출의 경우 약 8개 정도의 태그를 사용하였으며, 동영상 내용 및 주제에 관련한 태그는 3-4개 정도로 간단히 사용하고 개인 채널 명을 활용하는 경우가 많았다. 또한, '영상 제목'에 등장한 단어들과 '태그'를 비교하였을 때, 2개 이상의 콘텐츠 주제에 대한 핵심 키워드가 동일하게 활용되는 것을 확인하였다. 뿐만 아니라, 단기노출과는 다르게 세부적인 범주의 태그와 범주적인 속성의 태그가 종합적으로 사용되는 특징이 도출되었다. 예를 들면, '#먹방', '#mukbang'과 같은 범주적인 태그에 '#개인 채널 명'과 같은 세부적인 태그가 함께 사용된다고 볼 수 있다.

Table 4. Tag frequency comparison

Short exposure content(<=6)		Long exposure content(>=11)	
Tag[#]	Frequency	Tag[#]	Frequency
블루제이스	11	먹방	105
토론토블루제이스	10	mukbang	58
조미예의 MLB현장	10	asmr	55
좋은사람 있으면 소개시켜줘	8	레전드	46
돈많이버는직업	7	일상	45
강아지일상	7	브이로그	45

Fig. 3. Result of Wordcloud(<=6)

Fig. 4. Result of Wordcloud(>=11)

추가적으로 콘텐츠 노출 시 함께 사용하였을 때 효과적인 핵심 태그들을 도출하기 위해 동시 출현 네트워크 기법을 활용하였다. 장/단기 태그를 분석한 결과, 단기 노출의 경우 공통적으로 활용할 수 있는 태그 쌍이 도출되지 않았고, 장기노출의 경우 공통적으로 활용될 수 있을만한 태그 쌍이 도출되었다. 따라서 범주적인 태그의 속성을 지닌 장기 노출 콘텐츠의 태그 데이터를 기반으로 분석을 진행하였다. 분석 결과, '#먹방'과 '#mukbang'이 48회, '#브이로그'와 '#vlog'가 41회, '#먹방'과 '#asmr'이 28회로 주로 먹는 방송 및 일상 공유 영상에서 함께 활용될 수 있을만한 태그 쌍이 Table 6과 같이 도출되었다.

Table 6. Word pair list generation result

Long exposure content(>=11)			
No.	Word1	Word2	Freq
1	먹방	mukbang	48
2	브이로그	vlog	41
3	먹방	asmr	28
4	역대급	레전드	27
5	브이로그	먹방	25
6	일상	브이로그	23
7	mukbang	asmr	22

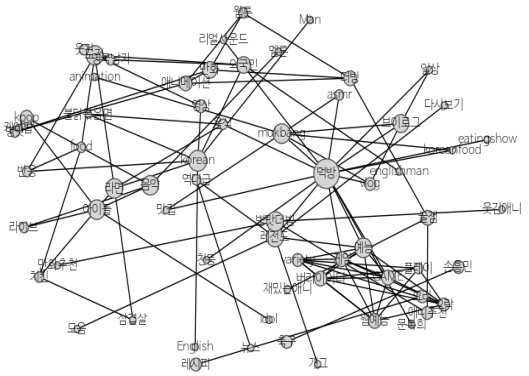


Fig. 5. Visualize co-occurrence word networks

또한, 단어 쌍의 동시 출현 빈도가 12 이상인 단어들을 중심으로 노드 간 연관성을 나타내는 네트워크 시각화를 Fig 5와 같이 진행하였다. 노드의 크기는 연결중심성을 기반으로 해당 단어가 얼마나 많이 출현했는지 나타내는 빈도수를 의미하며, 선의 길이는 페이지랭크 중심성을 기반으로 노드 사이 연관성의 정도를 의미한다. 분석 결과, '먹방'을 중심으로 큰 네트워크가 형성되었으며 '먹방'과 연결되어 '브이로그', '예능'을 중심으로 작은 군집들이 형성되었다. 이러한 결과는 먹방, 즉 먹는 영상은 유튜브 크리에이터의 일상을 담는 브이로그나 다양한 예능 방송에서도 충분히 활용되고 있으며, 요리나 엔터테인먼트 카테고리뿐만 아니라 게임이나 애니메이션 등과 같은 카테고리에서도 광범위하게 사용됨을 의미한다.

실제로 장기노출 채널 중 score가 가장 높았던 1위 채널인 'GH'S'에서도 다수의 콘텐츠가 게임 혹은 애니메이션으로 구성되어 있음에도 콘텐츠 내용 안에 먹는 행위나 장면을 추가하여 '먹방'이나 'mukbang'과 같은 핵심 태그들을 사용한 것으로 나타났다. 이와 같은 결과는 Table 7과 같다. 즉, (먹방, mukbang), (브이로그, vlog), (먹방, asmr), (역대급, 레전드), (브이로그, 먹방), (일상, 브이로그), (mukbang, asmr)과 같은 핵심 태그 쌍들을 함께 사용하였을 때 유튜브 시청자의 유입을 높이고 인기급상승에 장기적으로 노출될 수 있다는 결론을 도출하였다.

Table 7. Real tag of long-exposure No.1 channel

GH'S		
no.	category	Tag
1	Gaming	mukbang, 먹방, animation mukbang, 애니메이션 먹방, asmr, fnf, friday night funkin, 프나펌, 프라이데이 나이트 펌킨, fnf mukbang, 프나펌 먹방, funkin, GH'S, fnf animation, shaggy
2	Gaming	mukbang, 먹방, animation mukbang, 애니메이션 먹방, asmr, 프라이데이 나이트 펌킨, Miku, 미쿠
3	Film & Animation	mukbang, animation mukbang, netflix, squid, squid game, squid game animation, 오징어게임, squid game anime, dalgona, 달고나
4	Gaming	mukbang, 먹방, animation mukbang, 애니메이션 먹방, asmr, 프나펌, ruv, eeeaaaooo, lila
5	Gaming	mukbang, 먹방, animation mukbang, 애니메이션 먹방, asmr, fnf, friday night funkin, 프나펌, whitty

이러한 결과를 기반으로 장/단기노출 채널의 콘텐츠 요소들의 특징을 종합적으로 비교한 결과는 Table 8과 같다.

Table 8. Feature comparison of Content elements by Long/Short exposure Channels

		Short exposure content(<=6)	Long exposure content(>=11)
Video length		16:47	7:19
Video subject		Product review, sports game review video	Eating videos, daily life and v-log videos
Other Features		1. sensitive to trends 2. Inappropriate categorization	1. less sensitive to trends 2. Relatively appropriate categorization
Title	number of letters	64 letters	42 letters
Description	number of sentences	5 or more sentences	2-3 sentences
	number of letters	348 letters	292 letters
	special feature	1. Before explaining the main video content, use a 'letter' format such as 'Hello~' 2. Use 5 or more keywords marked with [#]	1. A brief video description, not a 'letter' format 2. Enter various SNS information 3. Use less than 3 keywords marked with [#]
Tag[#]	count	15	8
	special feature	1. Using tags for the names of people and teams in the video 2. Using tags with detailed attributes 3. Use tags in sentence form rather than words 5. Relatively long tag length 6. Contains multiple spaces between words	1. Use the channel name as a keyword 2. Use 3-4 tags related to video topic 3. (Video title-tag) Use two or more identical keywords 4. Use both categorical and detailed tags 5. Relatively short tag length 6. No spaces between words
	Key tag[#]	-	(#먹방, #mukbang) (#브이로그, #vlog) (#먹방, #asmr) (#역대급, #레전드) (#브이로그, #먹방) (#일상, #브이로그) (#mukbang, #asmr)

Table 9. Long-term exposure contents strategy

common	1. Make the video less than 10 minutes long 2. Classification of categories suitable for the subject of the video 3. Select a topic that can attract continuous attention rather than a topic with strong trends
Title	1. Write a video title with about 40-45 characters 2. Do not use excessive emoticons or special symbols
Description	1. Write about 2-3 sentences, about 290-300 characters 2. Write a brief description of the video topic, not in the form of a 'letter" 3. Enter the SNS information operated for channel promotion and diffusion 4. 3 tags are included in the video description
Tag[#]	1. Set tags to 8 or less 2. 3-4 tags with categorical attributes such as 'content subject' + tags with detailed attributes such as 'channel name' are used comprehensively 3. Set tags without spaces between words 4. Assign target keywords to the 'first tag' and sort the tags in order of importance 5. Use key tags that match the topic of the video -eating video: (#먹방, #mukbang) (#먹방, #asmr) (#mukbang, #asmr) -vlog video: (#브이로그, #vlog) (#브이로그, #먹방) (#일상, #브이로그) -funny video: (#역대급, #레전드)

4.2 인기급상승 장기 노출을 위한 콘텐츠 전략

장/단기 노출 콘텐츠 특징 비교를 통하여 도출된 인기급상승 동영상에 장기적으로 노출될 수 있도록 하는 유튜브 콘텐츠 전략은 다음과 같다.

첫째, 전반적인 콘텐츠에 대하여 영상길이는 10분 이내로 제작하고 영상 주제에 맞게 카테고리를 적절하게 분류한다. 또한, 트렌드성이 강한 주제를 기반으로 콘텐츠를 제작하기보다는 시청자들이 지속적으로 호기심을 가지고 관심을 끌 수 있는 주제를 선정한다. 둘째, 영상 제목은 약 40-45글자 정도로 설정하고 이모티콘이나 특수기호를 과도하게 사용하지 않아야 한다. 셋째, 영상 설명은 약 290-300글자, 약 2-3문장 정도로 작성한다. 또한, '안녕하세요~'와 같이 시작하는 편지 형식을 사용하지 않고 영상에 대한 설명을 간략하게 작성한다. 나아가 개인 채널 및 유튜브 이외 기타 SNS 정보를 영상 설명란에 추가한다면 개인 채널을 보다 확산시킬 수 있을 것이다. 뿐만 아니라 영상 설명에는 과도하게 많은 태그를 사용하지 않고 영상의 주제에 적합한 핵심 태그를 3개 정도 사용한다면 콘텐츠에 포함된 내용이나 주제를 보다 효과적으로 알릴 수 있다. 마지막으로 '태그'의 경우, 약 8개 이하로 설정한다. 너무 과도하게 많은 태그를 추가하게 되면 검색하는 사용자와의 관련성이 떨어지게 될 뿐 아니라, 60개가 넘는 태그가 설정되는 경우에는 모든 태그가 무시되고 업로드가 제한되거나, 최악의 경우 콘텐츠가 삭제되기 때문에 적절한 개수의 태그 설정이 필요하다. 또한, 콘텐츠 주제와 같은 범주적인 속성의 태그 3-4개와 콘텐츠에 대한 세부 주제나 개인 채널명과 같은 세부적인 속성의 태그를 종합적으로 사용한다. 예를 들어, '야구야'라는 채널에서 '야구 잘하는 법'에 대한 콘텐츠를 제작할 때는 먼저 '야구'라는 범주적인 태그를 추가하여 콘텐츠의 주된 주제가 야구라는 것을 유튜브 알고리즘에 설정한 후, 조금 더 세부적인 주제인 '타격 연습'이나 '야구야'라는 채널 명을 추가한다면 보다 효과적으로 콘텐츠를 확산시킬 수 있다. 뿐만 아니라 단어 사이에 공백이 없도록 태그를 작성하고 첫 번째 태그를 가장 중요한 타깃 키워드로 지정한 뒤, 중요도가 높은 순으로 태그를 정렬하여 설정한다. 여기서 중요도가 높은 해시태그는 텍스트 분석 결과를 기반으로 도출된 태그들을 사용하는 것이 효과적일 수 있다. 분석에서 도출된 바와 같이, 먹는 영상을 제작할 때는 (먹방, mukbang), (먹방, asmr), (mukbang, asmr)과 같은 핵심 태그를 함께 사용하고, 일상을 보여주는 브이로그 영상을 제작할 때는 (브이로그, vlog), (브이로그, 먹방), (일상, 브이로그)와 같은 태그를 함께 사용하며, 재미있는 웃긴 영상과 관련된 콘텐츠를 업로드 할 경우에는 (역대급, 레전드)와 같은 태그를 핵심 태그로 사용함으로 콘텐츠를 보다 빠르게 확산시킬 수 있을 것이다. 이러한 전략을 정리한 결과는 Table 9와 같다.

5. 결론

본 연구는 유튜브 플랫폼 내의 인기급상승에 장기적으로 노출되는 채널 및 콘텐츠의 특징을 비교분석하고 이를 기반으로 장기노출 전략을 도출하였다. 이 연구의 학술적 기여 점은 다음과 같다. 첫째, 유튜브 '인기급상승' 데이터를 기반으로 콘텐츠 전략을 도출한 국내 초기 연구라는 점에서 가장 큰 의의를 갖는다. 물론 본 연구의 결과만으로 인기급상승에 노출된 모든 콘텐츠의 특징이 총체적으로 파악될 수는 없지만, 인기급상승 랭킹에 오래 노출되었던 채널 및 콘텐츠의 대략적인 내용 및 특징을 파악했다는 차원에서 가치가 있다. 이러한 초기 단계의 연구가 이루어진 후에는 유튜브 플랫폼의 인기급상승을 활용한 심화 연구가 이루어질 수 있을 것이며, 나아가 보다 심층적인 분석기법을 활용하여 실무적인 제언을 도출하는 연구 단계로 전환될 수 있을 것이다. 둘째, 단순히 특정 카테고리로 분류된 인기 채널을 분석하여 전략을 도출한 기존 연구와는 다르게 인기급상승에 '장기 노출'함으로 콘텐츠 효과를 다루는 새로운 측면이라고 할 수 있다. 본 연구는 유튜브에서 파급력 있는 '인기급상승'의 매개적인 효과를 파악하였고, '장기 노출'이라는 기간적인 측면을 기반으로 콘텐츠 효과성을 도출하였다. 이로써 지금까지 주로 연구되어 왔던 단순 채널, 카테고리 변인 이외의 '인기급상승 장기노출'이라는 변인과 연구주제의 가능성을 제안할 수 있을 것이다. 셋째, 본 연구는 유튜브 플랫폼 안에서 채널 및 콘텐츠의 해외 진출 발전가능성을 평가할 수 있는 지표로 활용되도록 하는 연구의 시초가 되었다는 점이다. 최근 유튜브를 통한 홍보 및 마케팅의 중요성이 증대되면서 여러 기업들이 유튜브를 활용하고 있고, 유튜브 채널 및 콘텐츠를 평가하기 위한 척도로 조회 수나 구독자 수가 주로 활용되고 있다. 그러나 이는 채널 및 콘텐츠의 심층적인 특성을 파악하기에 한계점이 있으며, 선택한 채널을 통한 마케팅이 국내뿐만 아니라 해외까지 진출할 수 있는

지에 대한 발전가능성을 평가하는데 어려움이 있다. 따라서 본 연구를 시초로 콘텐츠의 인기급상승과 관련한 심화적인 연구를 통해 체계적이고 객관적인 평가 지표를 개발한다면, 유튜브를 활용한 마케팅을 통해 글로벌 진출을 목표로 하는 기업 측면에서 채널의 글로벌성을 평가하거나 신인 유튜버를 발굴하는 도구로 활용될 수 있을 것이다.

또한, 실무적 기여점이라 할 수 있는 것은 첫째, 본 연구의 콘텐츠 전략은 카테고리에 구애받지 않고 모든 콘텐츠에 공통적으로 활용될 수 있다는 점이다. 기존 유튜브와 관련된 연구에서는 카테고리를 기준으로 분류하여 전략을 도출한 결과가 많았으나, 하나의 콘텐츠가 여러 개의 카테고리로 분류되는 점과 같은 카테고리 분류의 모호성이 존재하기 때문에 유튜브 콘텐츠에 공통적으로 적용될 수 있는 전략이 필요하였다. 본 연구에서는 카테고리의 구분 없이 장기 노출된 콘텐츠를 기반으로 분석을 진행하였기 때문에 도출된 콘텐츠 전략이 포괄적으로 활용될 수 있을 것이다. 둘째, 인기급상승에 장기적으로 콘텐츠를 노출시키면 검색어보다 쉽고 빠르게 채널을 직간접적으로 홍보할 수 있다는 것이다. 검색어는 유튜브 사용자가 원하는 주제를 직접 검색하고 관련 영상을 클릭해야 하지만, 인기급상승은 유튜브 플랫폼 내에 독립적인 탭으로 구성되어 있기 때문에 콘텐츠를 보다 쉽게 접근할 수 있다. 또한, 특정 콘텐츠가 인기급상승을 통해 인기를 얻게 되면 그 콘텐츠는 채널을 대표하는 역할을 하여 채널에 대한 긍정적인 이미지를 심어줄 수 있기 때문에 빠르게 채널을 홍보할 수 있는 전략이 될 수 있을 것이다. 마지막으로 인기급상승은 전 세계적인 유튜브 사용자에게 동시다발적으로 공개되는 특성을 가지기 때문에 보다 효율적으로 글로벌 채널로서 도약할 수 있을 것이며, 이를 통한 조회 수 및 구독자 확보는 유튜브 시장 내 수익적인 측면에서도 긍정적인 성과를 낼 수 있을 것이다.

이러한 본 연구의 기여 점에도 불구하고, 유의해야할 한계점들이 있다. 첫째, 장/단기 노출 채널 선정 시 점수를 매기는 과정에서 구독자 수 등 다양한 요소가 존재하지만 조회 수, 인기급상승 노출일수 2개의 요소만을 가지고 결과를 도출하였다. 이는 조회 수가 인기도에 강한 영향을 미친다는 유튜브의 공식 입장과 선행 연구를 기반으로 하였지만, 심층 분석을 통해 인기급상승에 대한 연관성이 있는 하위요소를 향후 연구를 통해 체계적으로 밝힐 필요성이 있다. 둘째, 조회 수, 영상 제목 글자 수, 좋아요 수 등을 양적으로 측정하여 변수 간 연관성을 도출하였지만 정성적인 특징 도출을 위한 지표로만 활용할 뿐, 상관성의 크고 작음을 고려하지 못하였다. 상관계수라는 정량적인 결과를 특징 및 전략이라는 정성적인 결과에 반영할 수 있는 연구 방법론을 모색하는데 어려움이 있었으며, 반영하더라도 다양한 장르와 메트릭을 가진 유튜브 구조 상 일정한 가중치로 적용하기에 현실적인 제약이 있었다. 따라서 후속 연구에서는 좋아요, 싫어요 등과 같은 소비자 반응 지표들을 정성적 결과물에 반영하기 위해서 댓글의 긍/부정 성향을 측정하는 등의 추가적인 연구를 함께 진행해야 할 것으로 보인다. 마지막으로 본 연구는 2021년 1년 동안의 데이터를 기반으로 분석을 진행하였으나, 유튜브 트렌드는 지속적으로 변화하고 그에 따라 인기급상승 순위 또한 지속적으로 변동하기 때문에 장기노출 채널들의 콘텐츠 특징 분석 결과를 일반화시키는 것에 한계점이 있다. 따라서 향후 연구에서는 3년에서 5년 정도의 긴 기간의 인기급상승 데이터를 연속적으로 관측하는 시계열 분석을 통해 콘텐츠 트렌드를 도출하거나, 카테고리를 기준으로 분류하여 카테고리 별 세부 콘텐츠 전략을 도출하여 제시한다면 예비 유튜브 크리에이터에게 필수불가결한 정보 및 수단이 될 수 있을 것이다. 또한, 본 연구에서는 동시 출현 네트워크 분석기법만을 가지고 핵심 태그를 도출하는 기본적인 분석기법을 활용하지만 향후 유튜브 측에서는 이러한 인기급상승 데이터를 기반으로 카테고리별 가장 유효하게 적용될만한 해시태그를 추천해주는 머신러닝 알고리즘을 개발하여 활용한다면 유튜브의 영상 추천서비스 수준 향상에도 기여할 수 있을 것이다.

끝으로, 이러한 유튜브 콘텐츠에 대한 다방면적인 연구들을 통한 전략적인 시사점도 충분히 논의되어야 하는 바며, 산업적인 측면에서 매우 중요하다. 하지만 무엇보다도 시청자의 호감을 얻을 수 있는 본인만의 독창적인 콘셉트 개발하고 시청자들과 끊임없이 소통 및 상호작용함으로 다방면에서의 채널 성장 법칙을 연구해야 한다는 점도 매우 중요하다. 나아가 유튜브를 단순히 돈벌이 수단으로만 생각하거나, 남들이 한다는 이유로 따라해 보자라는 마음가짐으로 시작한다면 단기간 내에 실패할 가능성이 크다[15]는 점을 잊지 않고, 끊임없이 변화하는 유튜브 시장에서 우위를 점할 수 있는 경쟁 전략을 고민해야 할 필요성이 대두된다.

REFERENCES

[1] J. Y. Park, J. E. Lim & J. S. Jang. (2018). Communication Strategies of YouTube Brand Channel Contents. *Korean Advertising and Public Relations Journal, 20(2),* 95-15. DOI : 10.16914/kjapr.2018.20.2.95

[2] S. H. Lee. (2019). *The ripple effect and meaning of YouTube*. Software Policy Research Institute. https://spri.kr/posts/view/22578?code=industry_trend

[3] Nasmedia. (2021). *Internet usage behavior in 2021*. Seoul : Nasmedia.

[4] Happist. (2021). I*nternet usage behavior in 2021, YouTube search increase & paid video or paid membership spread.* Dreaming island. https://happist.com/579759

[5] H. J. Seo. (2018). The assessment and prospect of the era of creators. *Korea Press Foundation*

[6] J. W. Jeong, J. Y. Lee & C. S. Leem. (2019). An Analysis of Characteristics and User Reactivity by Video Categories on YouTube. *Journal of Digital Contents Society*, *20(12)*, 2573-2582.

[7] C. A. Madrigal. (2019). *The Reason Conspiracy Videos Work So Well on YouTube.* The Atlantic. https://www.theatlantic.com/technology/archive/2019/02/reason-conspiracy-videos-work-so-well-youtube/583282/

[8] H. S. Kim. (2020). Analysis of Popular YouTube Video Content using Data Mining. *Journal of Digital Contents Society, 21(4)*, 673-681.

[9] YouTube support. (2022). *YouTube's trending videos*. YouTube support. https://support.google.com/youtube/answer/7239739?hl=ko

[10] Turtle Media Strategy Research Center. (2020). *How the YouTube Algorithm Works*. Turtle Media Strategy Lab. https://gobooki.net/

[11] X. Cheng, C. Dale & J. Liu. (2008, June). Statistics and social network of youtube videos. *In 2008 16th Interntional Workshop on Quality of Service.* (pp. 229-238). IEEE.

[12] M. Bärtl. (2018). YouTube channels, uploads and views: A statistical analysis of the past 10 years. *Convergence: The International Journal of Research into New Media Technologies, 24(1)*, 16-32.

[13] G. Chatzopoulou, C. Sheng & M. Faloutsos. (2010, March). A first step towards understanding popularity in YouTube. *In 2010 INFOCOM IEEE Conference on Computer Communications Workshops.* (pp. 1-6). San Diego, CA, USA : IEEE.

[14] E. J. Jeong, H. Y. Cho & M. J. Kang. (2019, May). A Study on the Interesting Factors of Youtube Channel for Generation Z. *KSDS Conference Proceeding*. (pp. 440-441). Korean Society of Design Science.

[15] H. J. Byun. (2018). Analyzes the Characteristics in the Contents Production and Usage Environment of YouTube and its Popular Channels; and Examination of its Implications. *formative media studies*, *21(4),* 227-239.

[16] B. H. Lee. (2016). YouTube history analyzed in terms of revenue -YouTube and Creator media-channel's status to increase YouTube's commercial revenue-. *art and media, 15(3)*, 117-146.

[17] D. C. An & S. H. Kim. (2012). Attitudes toward SNS Advertising: A Comparison of Blog, Twitter, Facebook, and YouTube. *The Korean Journal of Advertising, 23(3)*, 53-84.

[18] E. J. Kim & S. C. Whang. (2019). A Study on Advertising Effect Depending on Type of Information Source and Displaying of Economic Support in Influencer Marketing : Focusing on Youtube. *Journal of Digital Contents Society, 20(2)*, 297-306.

[19] J. Davidson, B. Liebald, J. Liu, P. Nandy, T. Van Vleet, U. Gargi & D. Sampath. (2010, September). The YouTube video recommendation system. *In Proceedings of the fourth ACM conference on Recommender systems.* (pp. 293-296). Barcelona, Spain : ACM.

[20] Y. S. Yun & H. U. Lee. (2016. March). Personal Broadcasting Platform Technology: Focusing on Afreeca TV and YouTube. *Information and Communications Magazine, 33(4)*, 56-63.

[21] S. Y. Yoo & O. R. Jeong. (2015). The YouTube Video Recommendation Algorithm using Users" Social Category. *The Korean Institute of Information Scientists and Engineers, 42(5)*, 664-670.

[22] J. Ahlquist. (2016). *How YouTube is impacting current and future college students*. DR. Josie Ahlquist. https://www.josieahlquist.com/2013/10/29/youtubecollege/

[23] K. S. Kim, H. J. Paek & J. Lynn. (2010). A content analysis of smoking fetish videos on YouTube: regulatory implications for tobacco control.

Health communication, 25(2), 97-106.
DOI : 10.1080/10410230903544415

[24] M. Dehghani, M. K. Niaki, I. Ramezani & R. Sali. (2016). Evaluating the influence of YouTube advertising for attraction of young customers. *Computers in human behavior, 59*, 165-172.
DOI : 10.1016/j.chb.2016.01.037

[25] H. J. Jang. (2021). The Effect of YouTube Content Quality of the Mukbang Channel on Viewing Satisfaction: Focusing on the Moderating Effect of the Food Dietary Lifestyle. *Culinary Science & Hospitality Research, 27(11)*, 206-216.

[26] J. W. Lie & J. E. Yang. (2021). The Perception of YouTube Journalism by Entertainment News Producers: An Exploratory Study. *Information Society & Media, 22(3)*, 29-54.

[27] Y. A. Sung. (2020). Comparative Analysis of Korean-Japan Popular YouTube Content -Based on Social Statistical Approach-. *Journal of the Korea Convergence Society, 11(2)*, 167-174.

[28] K. S. Kim. (2019, July). Improvement Method of Classification Rate in ML Antivirus systems using Kaggle Datasets. *Proceedings of the Korean Society of Computer Information Conference*. (pp.49-52). Seoul : The Korean Society Of Computer And Information.

[29] B. Jose & S. Abraham. (2017, July). Exploring the merits of nosql: A study based on mongodb. *In 2017 International Conference on Networks & Advances in Computational Technologies (NetACT)*. (pp. 266-271). India Trivandrum : IEEE.
DOI: 10.1109/NETACT.2017.8076778

[30] Minitab. (2022). *Interpret the key results for Correlation Coefficient*. Minitab.
https://support.minitab.com/ko-kr/minitab/18/help-and-how-to/statistics/basic-statistics/how-to/correlation/interpret-the-results/key-results/

[31] G. Kader & C. Franklin. (2008). The evolution of Pearson's correlation coefficient. *The Mathematics Teacher, 102(4)*, 292-299.
DOI : 10.5951/MT.102.4.0292

[32] J. H. Lee & H. K. Lee. (2017). A Research on Real-time Analysis of Association Rules Using Hash Tags. *Internet e-commerce research*, *17(4)*, 105-117.

[33] Y. K. Yoon. (2016). A comparative study on User Interface Design for SNS Hashtag system. *Journal of Korea Institute of Cultural Product & Design*, *46*, 103-113.
DOI : 10.18555/kicpd.2016.46.1

[34] N. G. Kim, D. H. Lee, H. C. Choi. & W. William Xiu Shun. (2017). Investigations on Techniques and Applications of Text Analytics. *Journal of the Korean Telecommunications Society*, *42(2)*, 471-492.
DOI : 10.7840/kics.2017.42.2.471

[35] YouTube support. (2022). *Use hashtags to search for videos*. YouTube support.
https://support.google.com/youtube/answer/6390658?hl=ko

[36] J. Courtial, (1994). A coword analysis of scientometrics. *Scientometrics, 31(3)*, 251-260.
DOI : 10.1007/bf02016875

[37] I. D. Cho & N. G. Kim. (2011). Recommending Core and Connecting Keywords of Research Area Using Social Network and Data Mining Techniques. *Journal of Intelligence and Information Systems, 17(1)*, 127-138.

[38] D. B. Choi, W. S. Choi, S. H. Choi & J. H. Lee. (2020). Perception Survey about SMEs Employment of University Students in Chungbuk Area: Based on Text-mining. *Asia Pacific Journal of Small Business, 42(4)*, 235-250.
DOI : 10.36491/APJSB.42.4.9

[39] J. Y. Lee. (2014). A Comparative Study on the Centrality Measures for Analyzing Research Collaboration Networks. *Journal of the Korean Society for Information Management, 31(3)*, 153-179.
DOI : 10.36491/APJSB.42.4.9

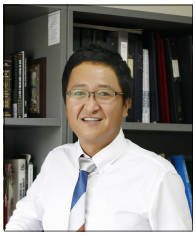
이 민 영(Min-Young Lee) [정회원]

· 2020년 8월 : 충북대학교 경영정보학과(경영학사)
· 2021년 3월 ~ 현재 : 충북대학교 빅데이터협동과정 석사과정
· 2020년 11월 ~ 현재 : 충북대학교 융합기술경영혁신센터 연구원
· 관심분야 : 데이터마이닝, 텍스트마이닝, 빅데이터, 공공데이터
· E-Mail : skz999@cbnu.ac.kr

변 국 도(Guk-Do Byun) [정회원]

· 1999년 3월 : 육군사관학교(이학사)
· 2006년 2월 : 서울대학교 경영학과(경영학석사)
· 2016년 8월 : Southern Illinois University Carbondale 경영학과(경영학박사)
· 2017년 9월 ~ 현재 : 충북대학교 경영학부 교수
· 관심분야 : 리더십, 인사조직, 동기부여, 윤리, 창업 전략
· E-mail : bgukdo@cbnu.ac.kr

최 상 현(Sang-Hyun Choi) [정회원]



· 1997년 2월 : 한양대학교 산업공학과(공학사)
· 1993년 8월 : 한국과학기술원 산업공학과(공학석사)
· 1998년 2월 : 한국과학기술원 경영정보공학과(공학박사)
· 2011년 9월 ~ 현재 : 충북대학교 경영정보학과 교수
· 관심분야 : 빅데이터, 인공지능
· E-Mail : chois@cbnu.ac.kr