

유튜브 알고리즘의 역공학설계를 통한 큐레이션 요인 연구 - 성별 키워드 검색을 중심으로

배승주¹, 이상호^{2*}

¹경성대학교 외래교수, ²경성대학교 미디어콘텐츠학과 교수

A Study on the Curation Factors through Reverse Engineering Design of YouTube Algorithm - Focusing on Gender Keyword Search

Seung-Ju Bae¹, Sang-Ho Lee^{2*}

¹Adjunct Professor, Kyungsoong University

²Professor, Department of Media Content, Kyungsoong University

요약 전 세계의 인터넷 사용자들이 매일 유튜브를 시청하지만, 검색결과에 대한 추천 알고리즘을 정확히 인지하는 이용자는 극히 드물며, 구글과 유튜브는 이를 공개하지 않고 있다. 연구자들은 공개되어 있지 않은 유튜브의 알고리즘을 역공학설계 방식으로 탐색하고, 핵심적 요인을 찾아 미디어 플랫폼 사업자들이 어떤 논리적 구조로 키워드 검색결과를 추천하고, 화면에 배열하는지 확인하고자 하였다. 따라서 연구자들은 수개월에 걸친 논의와 데이터의 수집을 통해 기초적인 콘텐츠 우선순위 요인을 연구하였으며 수집된 키워드 검색 결과 중에 남, 여 성별에 따른 추천결과를 토대로 영향 요인을 역설계하고자 하였다. 비록 연구자들의 설계는 매시간 수백시간 이상 업로드되고 시청되는 거의 무한한 수준의 데이터 중에서 일부를 분석한 것에 그치지 않지만, 이러한 탐색적 시도가 향후 미디어 플랫폼 알고리즘을 연구하고, 사업자들의 의도를 파악하며, 사용자를 보호할 수 있을 것으로 보았다.

주제어 : 유튜브, 알고리즘, 역공학설계, 큐레이션, 키워드, 추천

Abstract Despite the fact that Internet users around the world watch YouTube every day, very few users accurately recognize the recommendation algorithm for search results, and Google and YouTube are not disclosing it. Researchers tried to explore the undisclosed algorithm of YouTube in a reverse engineering design method, find key factors, and check the logical structure in which media platform operators recommend keyword search results and arrange them on the screen. Therefore, researchers studied the basic content priority factors through several months of discussion and data collection, and tried to reverse engineer the influencing factors based on the recommendation results according to male and female gender among the collected keyword search results. Although researchers' design only analyzed some of the almost infinite level of data uploaded and viewed for more than hundreds of hours every hour, these exploratory attempts will study media platform algorithms in the future, understand the intentions of operators, and protect users. thought it could be done.

Key Words : YouTube, Algorithm, Reverse Engineering Design, Curation, Keyword Recommendation

*This research was supported by Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education (NRF-2021-R111A3054903).

*This article is extended from the conference paper presented at ICCT2021.

*Corresponding Author : Sang-Ho Lee(leadshow@daum.net)

Received December 3, 2021

Revised December 23, 2021

Accepted March 20, 2022

Published March 28, 2022

1. 서론

본 연구는 유튜브와 같은 미디어 플랫폼 사업자들이 어떤 알고리즘으로 콘텐츠를 배열하고 추천하는지 추정하기 위해 핵심적 요인들을 탐색적으로 확인하는 역공학 설계방식을 활용하고자 한 연구이다.

온라인 쇼핑, 금융, 안전, 여가 등 생활 전반에 이르기까지 알고리즘의 영향력은 확대되고 있다. 이러한 추세는 미디어 플랫폼 사업자에 의한 큐레이션의 도입과 재해석에 따른 보편화가 미친 영향이 크다. 큐레이션은 알고리즘을 적용한 추천시스템으로써 본래 목적이 전도되는 양상을 보이고 있다. 즉, 콘텐츠에 가치를 부여한 의미가 인간의 삶을 돌보는 것이 아니라 기업의 수익증대라는 목적에 충실한 역할을 한다.

최근 유튜브, 넷플릭스 OTT의 영상 콘텐츠의 추천에서부터 네이버, 다음, 카카오, 구글 등 포털사이트의 뉴스 생산과 유통에까지 인공지능과 결합한 알고리즘이 적용되고 있다. 인터넷과 모바일 스마트폰을 중심으로 생산된 방대한 데이터로부터 도출된 지식은 개인의 생활을 통제하고 정체성을 규정짓는다. 미디어 플랫폼 산업에서 데이터로부터 도출된 지식에 기반한 추천 알고리즘은 이용자의 정체성과 무관한 콘텐츠를 제공한다 [1]. 즉, 글로벌 미디어 플랫폼 서비스의 추천 알고리즘은 이용자를 대신하여 취향에 맞춘 콘텐츠와 정보를 선별 제공하는 편의성의 명분하에 자사 플랫폼에 오랫동안 머물게 하는 수익 창출 전략이며, 상업적 도구이다. 빅데이터 시대에서 알고리즘이 경제와 관련된 인간사회의 문제 해결에 대한 의사결정권을 쥐고 지배적인 위치를 갖게 되는 이유다.

유튜브 추천 알고리즘은 기업의 고속 성장을 이끌고 있다. 이에 따라 추천 알고리즘의 영향력 확대에 따른 필터버블(filter bubble), 확증편향(confirmation bias)에 대한 우려는 이미 사회적 이슈로 제기되었다. 추천 알고리즘은 개인이 작성한 프로필과 로그 흔적 등의 행동에 기반한 콘텐츠를 선별하여 지속적으로 추천하는 과정을 거친다. 이는 개인으로 하여금 다양성 있는 콘텐츠를 소비하는 기회를 침해할 수 있다는 것을 의미한다. 그러나 전 세계의 인터넷 사용자들이 매일 유튜브를 시청하고 있는 상황에서 검색결과에 대한 추천 알고리즘을 심각하게 인지하는 이용자는 극히 드물며, 구글과 유튜브는 기업 기밀이며 설계자도 알 수 없다는 이유를 들어 이를 공개하지 않고 있다. 따라서 연구자들은 공개되

어 있지 않은 유튜브의 알고리즘을 탐색하고, 영향을 주는 요인을 찾아 미디어 플랫폼 사업자들이 어떤 논리적 구조로 키워드 검색결과를 추천하고, 화면에 배열하는지 확인하고자 하였다.

미디어 플랫폼 비즈니스에서 추천 알고리즘은 하나의 문화로 자리 잡았다. 문화와 기술은 높은 수준에서 낮은 수준으로 흐른다. 미디어 플랫폼산업에서 높은 난이도로 상위에 위치하고 있는 글로벌 기업의 기술에 대해 이용자의 입장에서 역공학 설계방식으로 분석을 시도하지만 전체를 파악할 수 있는 것은 아니다. 그러나 글로벌 기업의 기술을 탐색하려는 반복적 작은 시도는 궁극적으로 기업의 추천 알고리즘 행동을 올바른 방향으로 유도하는 기능을 가진다는 점에서 의미가 있다.

연구자들은 수개월에 걸친 논의와 데이터의 수집을 통해 기초적인 콘텐츠 우선순위 요인을 연구하였으며 수집된 키워드 검색 결과 중에 남·여 성별에 따른 추천 결과를 토대로 영향요인을 역설계하고자 하였다.

따라서 연구자들이 설계한 연구주제는 다음과 같다.

첫째, 유튜브 알고리즘은 영상 콘텐츠의 어떤 정성적 요인에 의해 순위를 결정하는지 확인하고 논의한다.

둘째, 유튜브 알고리즘은 영상 콘텐츠의 어떤 정량적 요인에 의해 순위를 결정하는지 확인하고 논의한다.

셋째, 유튜브에서 자주 검색되는 상위 영상과 채널은 어떤 특성을 가졌는지 확인하고 논의한다.

2. 이론적 배경

2.1 알고리즘

추천 알고리즘은 1990년대 후반, 뉴스와 웹페이지를 중심으로 한 학계의 관심을 시작으로, 정보화 사회로의 변화에 따른 정보의 기하급수적 증가와 이로 인한 사용자들의 과도한 정보 노출에 따른 문제 해결, 그리고 2006년 넷플릭스사의 경연대회를 계기로 정교화, 고도화가 이루어졌다[2].

알고리즘(algorithm)은 행동지침을 의미한다. 알고리즘 용어는 9세기경 아랍 수학자 알 콰리즈미(Al-Chwarizmi)를 어원으로 300년 후 라틴어 혹은 고대 그리스어에 맞춘 알고리즘(algorithmi)로 변화하였다[3]. Kowalski(1979)에 의하면 알고리즘은 '논리'

와 '통제'로 구성되며 이는 각각 지식과 전략을 의미한다[4]. 연구들에서 알고리즘이 설계자에 의해 의도된 목적을 효율적으로 달성 가능하게 함을 전제한다. 인간이 만든 도구로서 알고리즘은 프로그래머에게 문제를 풀기 위한 일련의 절차이다. 따라서 기업 입장에서 알고리즘은 방대한 데이터로부터 도출된 지식을 활용하여 이용자의 서비스 이용을 용이하게 하는 전략적 도구로 볼 수 있다.

데이터 행동주의 개념을 제시한 Rouvroy(2013)는 데이터에 의존하면서 주체의 심리적 동기, 내러티브를 고려하지 않고 이용자의 미래 선호도, 태도, 행동, 사건에 대한 지식을 생산한다고 하였다. 여기서 그가 말하는 지식 생산 방법은 디지털 흔적과 사건으로 한정되기 때문에 개인화에 대한 데이터마이닝을 위해 인간의 행동, 개성, 성격을 제거하는 것이 전제된다[5]. Arnold(2016)는 알고리즘과 인간 동인의 관계를 살폈다. 알고리즘에 의한 규제력이 이용자가 선택하고 이행할 수 있는 능력, 즉, 인간 동인을 침해함으로써 이들의 자기 정의, 자율성 경험을 갖지 못하도록 한다는 연구결과를 제시하였다[6]. 연구들은 개인은 컴퓨터에서 데이터 집합으로 분류되고 이러한 빅데이터로부터 도출된 정보가 지식이 되어 인간을 규제하는 전략으로 작용한다는 것을 드러낸다.

상기 연구들이 보여주는 알고리즘이 갖는 궁극적 문제는 주체성을 지닌 인간의 역량인 선택권이 포기되어지고 있다는 것이다. 이는 알고리즘의 구체적인 내용에 대해 공개가 필요한 이유가 된다. 그러나 기업들은 특허권을 내세우며 노하우라는 입장을 견지하면서 알고리즘 작동방식을 비공개 원칙하에 제한적으로 공개하고 있다. 그러나 알고리즘이 운영되기 위해서는 인간의 데이터가 필수 요건임을 볼 때 Fry(2018)의 주장은 설득력을 갖는다. 그는 인간의 데이터를 활용하여 이익이 발생하는 모든 상황에서 법적 강제성을 논하지 않더라도 알고리즘의 위험성을 솔직하게 고지하는 것이 책무라고 주장하였다[7]. 이와 같이 알고리즘을 비판적으로 보는 시각은 컴퓨터 공학자들로 하여금 알고리즘의 윤리성에 대한 관심을 불러 일으켰다[3]. 이러한 미디어 플랫폼산업 환경에서 추천 알고리즘은 큐레이션으로 명명되며 소비자의 동영상 콘텐츠 이용을 위한 가치를 부여하는 역할을 자임하며 인간을 대신한 선택권을 행사한다. 따라서 미디어 플랫폼에서 큐레이션의 방향은 인문적 요소와 전문가 평가의 융합을 통해 가치의 개방과 참여 방향으

로 진화해야 하는 필요성이 제기된다[8].

이러한 추세에 따라 최근 알고리즘 행동을 탐색하려는 방법들이 제기되었는데, Kitchin(2014)은 소스코드 분석, 코드 재구성, 역 엔지니어링, 개발자 인터뷰 및 코딩 팀 참여, 알고리즘의 사회적 기술적 요인 분석, 알고리즘이 미치고 있는 사회적 영향력 평가 등을 제시하였다[9].

2.2 알고리즘의 논리

오세욱(2016)에 의하면, 알고리즘의 논리는 기본적으로 계량화, 서열화, 자동화의 3 단계와 알고리즘 설계자의 지식과 전략이 작용한다[10]. 다음은 알고리즘의 핵심적인 작동방식이다. 첫 단계인 계량화는 방대한 데이터로부터 지식형태를 도출하기 위한 '기계읽기(machine reading)'에 해당된다. 즉, 컴퓨터는 데이터를 문자-숫자코드로 변환-이진법의 순으로 인식한다. 이후 분석을 통해 패턴을 찾고 예측을 한다[11]. 두 번째 단계인 서열화(ranking)는 숫자의 특성인 연속성에 특정한 기준이 결합된다. 알고리즘이 해석하는 배열의 패턴에 따라 서열화되기 때문에 정보를 빨리 정렬하고 제시하는 효율적 방식이다[12]. 서열화의 기준은 데이터양만큼 다양하다. 구글에서 검색 순위 결과는 200여개 항목으로 구성되는데, 연간 500회 정도 서열화 알고리즘을 조정한다고 알려져 있다. 이는 지속적으로 이용자의 행위 데이터가 변하기 때문이다[13]. 이러한 계량화와 서열화 단계를 거쳐 자동화가 진행되어 순위가 자동적으로 나타난다. 그리고 여기에 알고리즘 설계자로서 프로그래머의 지식과 전략이 투영된다.

2.3 유튜브와 추천 알고리즘

2.3.1 유튜브

유튜브는 아마추어 및 전문가들이 스스로 제작한 동영상 콘텐츠(UCC)를 무료로 저장하거나 전송을 통한 동영상 공유의 장이며, 이를 통해 이용자의 시청에 기반한 수익이 발생하는 구조이다.

유튜브는 2018년 기준으로 91개국에서 인터넷 사용자의 40% 가량이 1일 10억 시간을 넘게 사용하였으며, 국내에서도 2019년 기준으로 1일 시청시간이 2.5천만 시간에 달했다[14]. 2021년 KT 디지털 미디어랩인 나스미디어에서 유튜브(57.4%)가 검색 플랫폼 2위에 올랐고, 앱 분석업체 와이즈앱(2월 기준)의 '국내 음악 스

트리밍 서비스 분석'에서도 유튜브 뮤직(261만 명)이 2위였다. 이는 1년 전보다 114% 늘어난 것이다[15]. 그러나 유튜브의 성장 과정을 보면, 2005년 설립시기와 2006년 구글의 인수 당시에는 큰 주목을 받지 못했다. 한국언론진흥재단에서 발표한 자료에 의하면 국내에서 유튜브의 영향력이 확대된 시기는 2012-2016년이다[16]. 2012년에 구글이 실시간 개인 방송을 겨냥하는 라이브스트리밍 서비스인 유튜브라이브를 출시하였고[17] 2016년에는 머신러닝을 이용한 알고리즘이 도입되었다[18]. 따라서 유튜브의 성장에서 방송 지향성과 인공지능(AI)기술 발달에 따른 추천 알고리즘이 성장 동력이 되고 있음을 알 수 있다.

최근 유튜브는 주류 미디어로서 정치와 시사뉴스 비중을 높이며 텔레비전 방송의 역할을 확대하고 있다[18]. 이러한 표면적 변화에도 유튜브는 미디어 산업이 아닌 테크놀로지 산업이라 자처하면서 공공성에 대한 요구와 규제를 회피하는 전략을 펴고 있다[19]. 이에 대해 이희은(2019)은 유튜브가 기술적 양식인 개방성과 중립성이라는 명분으로 사회적 책임을 방기하고 있다고 비판하였다[20]. 연구들에 따르면 텔레비전 방송을 대체하려는 유튜브의 의도 속에 디지털 매개자이자 플랫폼이라는 입장을 고수하며 생산과 소비 영역에서 사회적 책임을 알고리즘에 떠맡기고 있는 것을 알 수 있다.

2.3.2 유튜브와 추천 알고리즘

전술한바와 같이 2005년 동영상 공유 플랫폼으로 시작한 유튜브는 검색플랫폼, 콘텐츠 유통 플랫폼, 소셜 미디어, 뉴스 정보 플랫폼으로서 기능을 확대해왔다. 2021년 로이터저널리즘 연구소 발표에 따르면, 한국 이용자들은 유튜브를 통해 뉴스를 이용하는 비율이 44%로 46개국 평균 29%에 비해 15%p나 높은 수치이다[22]. 이러한 국내 상황은 뉴스 생산에서 기존 정론적 언론사 채널과 개인 브랜드 채널 간 경쟁 심화의 요인이 작용한 것으로 볼 수 있다. 내용과 형식을 갖춘 신뢰도에 바탕한 정론적 언론사 채널과 달리 개인 브랜드 채널의 뉴스 생산자들은 전문성, 시의성, 흥미성의 구축을 통해 이용자들로 하여금 유튜브 플랫폼에 집중하게 한 것에 기인한다. 개인 뉴스 생산자는 뉴스 카테고리 상위 200개 채널의 66%에 해당된다[16]. 정론 언론사가 유튜브를 주요 매체로 활용하게 되면서 전문성이 낮은 개인 브랜드 채널의 뉴스 생산자들은 자극적인 제목과 선

정적이고 폭력적인 콘텐츠로 구독자와 조회수를 모으고 있다. 추천 알고리즘에 영향을 주는 요인 중의 하나로서 이용자의 이용패턴인 조회수가 기반이 되기 때문이다[14]. 이러한 생산체계의 제약은 유튜브로 하여금 콘텐츠 생산을 특정한 방향으로 유도한다. 또한 콘텐츠가 이용자에게 도달하기 위해 즉 추천 알고리즘에 의해 선택 받을 수 있는 체계에 맞출 필요가 있는 것이다. Becker(1982)에 의하면, 제약은 통제나 자유박탈을 의미하는 것이 아니라 생산체계의 사람들이 제약된 체계내부에서 작업한다는 것을 의미한다[23]. 이를 적용하면 개인채널은 유튜브 추천 알고리즘 체계 내에서 자신이 제작한 영상물을 수용자에게 도달하는 것을 목표로 맞추어 가는 것이다.

미디어 플랫폼에서 추천 알고리즘은 개인의 취향을 파악하고 추천해주는 편의성 있는 서비스에서 나아가 인공지능과 결합한 마케팅 기법으로 진화해가고 있다. 유튜브 기업은 이용자들이 동영상을 볼수록 수익이 증가하는 구조이다. 이에 따라 길이가 긴 영상을 선호하며 이는 광고 삽입과 관련되어 수익구조에 영향을 미친다. 유튜브에서 콘텐츠를 생산하는 채널 운영자는 일정한 기준을 충족하는 경우 광고계약 파트너가 되며, 이들은 구독자 수와 재생시간을 많이 발생시킬수록 수익 규모가 커지며, 더불어 유튜브 기업도 수익이 증대된다. 개인 맞춤형 추천 서비스를 위해 유튜브는 홈페이지에서 매일 2억 개 이상의 영상을 추천하고 있으며 이는 추천 알고리즘에 힘입은 것임을 밝히고 있다[24]. 이에 대해 Gillespie(2010)는 유튜브가 이윤 추구에만 목적이 있음을 주장하였고[25]. Vonderau(2016)는 영상물의 시장가치와 광고 수익 분배에서 거래관계의 불균형적인 것에 대해 지적하였다[26]. 유튜브는 이용자가 오랫동안 머물게 하기 위해 데이터에 바탕한 지식을 전략적으로 추천시스템에 적용하고 있다. 실제로 유튜브 플랫폼 이용자의 시청시간 70%는 알고리즘에 의해 추천된 결과이다[27]. 이는 10% 내외의 채널 운영자가 대부분의 수익을 가져가는 것을 뜻한다. 유튜브 알고리즘의 추천과 수익 구조 간 긴밀한 관계에 놓여 있기 때문이다. 이러한 구조는 추천 알고리즘에서 선택되기 위한 채널 운영자간의 경쟁에 영향을 준다. 이에 따라 콘텐츠는 이용자의 주목을 받기 위해 보다 자극적이며 음모론적인 허위 정보로 채워진다. 이러한 동영상 콘텐츠를 시청하는 행위는 이용자의 데이터가 되어 이후 개인의 선호 영상으

로 분류되고 유사한 영상이 추천되는데 작용한다. 그 결과 채널 운영자의 수익은 부익부 빈익빈 현상으로 나타나는 것이다. 이에 대해 유튜브는 추천 알고리즘에 대한 정책은 비공개이며 수많은 복합적 요인에 의해 계산되고 있다고 주장하고 있다[24].

유튜브는 Fig. 1과 같은 방식으로 이용자에게 콘텐츠를 추천하는 것으로 알려져 있다. 유튜브 알고리즘은 기본적으로 수백만 개 이상의 영상들에 대해 제목, 태그, 설명글 등의 메타정보, 영상 길이, 영상의 기술적 특징을 총체적으로 반영하여 후보군 목록을 생성한다. 여기에 이용자의 기본 정보(시청형태, 검색 키워드, 지역, 성별)를 이용하여 순위 리스트를 생성한다. 이외에도 순위 리스트와 관련된 영상 후보군도 추가하여 추천하게 된다.

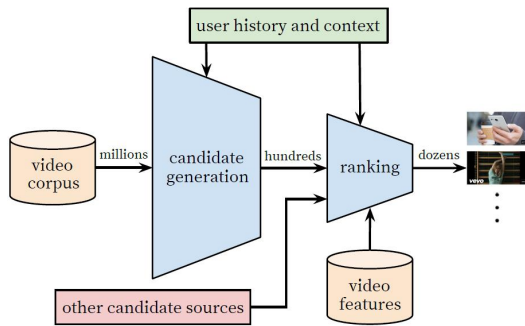


Fig. 1. Recommendation System Architecture of Youtube Algorithm[16]

김희숙(2020)은 유튜브의 인기 동영상에 자주 등장하는 단어의 빈도수를 중심으로 키워드를 추출 분석하여 상위에 랭크되는 동영상은 주요 현재 뉴스와 밀접한 관련이 있음을 확인하였다[28].

2.4 알고리즘의 변인

연구자들은 유튜브의 추천 알고리즘을 추정하기 위해 유튜브 순위 결과를 역공학설계 방식으로 분석하는 과정에서 변인군을 정량적 요인과 정성적 요인으로 구분하였다.

2.4.1 정성적 요인

추천 알고리즘을 추정하기 위한 정성적 요인으로 콘텐츠의 장르와 특성, 업로더의 지명도, 선정성 요인 등으로 구분하여 변인 군을 설정하였다.

콘텐츠 장르에서 상업적 속성을 갖는 유튜브가 기존 미디어인 TV방송의 역할을 확대하는 추세가 고려되었다. 정보를 다루는 뉴스는 연령과 성별에 관계없이 보편적인 관심사이며 타미디어들에서 핵심콘텐츠이다. 스포츠는 기존 미디어에서 주요 콘텐츠로 다루어왔을 뿐 아니라 뉴미디어에서도 그 비중이 크게 증가하고 있는 분야이며, 이와 달리 성인콘텐츠는 기존 미디어에서는 다루어지지 않은 특수한 관심사인 차별화된 콘텐츠이다[29].

최진봉, 이미선(2017)은 상업적 속성을 가진 포털사이트는 연예와 스포츠 뉴스 등 흥미위주 기사들로 이루어져 있고 자극적이며 선정적인 제목과 내용을 다루고 있다는 연구결과를 제시하였다[30]. 어린이를 대상으로 한 콘텐츠는 2015년 기준 국내 채널 순위 20위중에서 8개가 어린이 관련 채널[31]이라는 점에서 중요하다고 보았다. 따라서 콘텐츠 장르는 내용물의 성격에 따라 정보성, 오락성, 성인지향, 어린이, 스포츠 등으로 구분하였다.

콘텐츠 특성은 추천 알고리즘에 영향을 미치는 요인으로 알려져 있는 속보성과 유튜브의 뉴스 정보 플랫폼 그리고 광고 매체 플랫폼 기능을 고려하였다. 속보성은 구글의 뉴스 랭킹 알고리즘에서 사용되는 요인이다. 얼마나 신속하게 보도하는지와 속보 작성에 소요되는 시간이 짧을수록 언론사의 평가는 높아진다[10]. 이에 시간의 차이를 두고 속보성과 일반정보로 구분하였다. 그리고 유튜브는 광고 매체 속성을 가진다는 측면에서 콘텐츠가 성적 암시 경향성이 있을 것이라고 보았다. 권은아, 김성철(2013)은 성적 자극으로 소비자의 주의를 집중시키고 상품에 대한 흥미 유발과 구매 욕구를 일으켜 소비자의 반응을 유도하는 것을 성적 소구(sex appeal)라고 하였다[32]. 성적 소구는 이용자의 콘텐츠에 대한 주목과 클릭을 유도함으로써 궁극적으로 추천 알고리즘에서 선호된다. 그리고 상업적 콘텐츠와 폭력성의 연관성에 대해서는 김지수, 윤석민(2019)은 유튜브의 지나친 상업화가 폭력적인 콘텐츠의 범람을 불러왔음을 연구에서 나타내고 있다[33]. 그리고 증오선동 항목은 송정은, 장원호(2013)가 제시한 유튜브의 7가지 속성 중의 하나인 여론 형성의 수단이다[34]. 증오선동이란 동료인간으로서 인정받지 못하는 문제에서 부터 일자리, 학교, 서비스 이용 등에서의 불이익, 민주적 공론장에서 소외와 같은 평등을 저해하는 다양한 요소들이 원인이 되어 나타나는 문제이다[35]. 따라서 콘텐츠 특성 요인은 속보성 정보, 일반 정보, 성적 암시, 폭력성 정보,

중요 선동 및 투자 권유 등으로 구분하였다.

업로더 지명도는 매체의 신뢰도와 관련된다. 유튜브 알고리즘이 높은 신뢰도를 가진 출처의 영상을 추천하는지 여부를 확인하는 것이다. 뉴스 생산이 언론사에서부터 개인에 이르는 정보 생산의 민주화 시대에서 뉴스의 신뢰도를 판단할 때 출처는 중요한 근거가 된다[36]. 따라서 업로더 지명도와 관련한 항목은 공영 방송사, 민영 케이블 방송 PP, 학교, 사기업, 개인채널 등으로 구분하였다

선정성은 놀람이나 흥분과 같은 정서를 유발하며 저속한 취향을 만족시키는 것을 의미한다[37]. 저널리즘 분야에서 선정성은 뉴스와 정보가 시기적절성이나 가치가 없음에도 불구하고 인간의 행위를 성이나 폭력과 관련시켜 관심을 유도하는[38] 것으로 정의된다. 또한 독자의 감정을 자극하거나 흥분시키기 위해 주로 범죄, 성추문, 재난 등을 내용으로 다루며[39] 사건의 부차적인 부분에 치중하고 과장된 표현을 한다. 본 연구에서는 선정성 요인은 제목의 내용을 기준으로 5 단계로 세분화하였다.

2.4.2 정량적 요인

추천 알고리즘의 정량적 요인으로 콘텐츠의 시청건수, 노출기간, 영상의 길이를 변인 군으로 설정하였다.

시청건수(views)는 이용자의 이용패턴을 반영한 것으로 구글이 뉴스 랭킹 알고리즘 설계에 활용한다고 알려져 있다. 추천 알고리즘은 이용자의 클릭 수가 높은 언론사일수록 높게 평가하며 추천이 이루어진다[40]. 따라서 이를 적용하여 1천 이하, 1천 이상, 1만 이상, 10만 이상, 백만 이상 등 5단계로 분류하였다.

노출기간(period after upload)이 짧을수록, 즉 최근 영상일수록 최신 이슈를 다룬다. 구글의 언론사 평가 기준을 적용하면 특정 이슈에 대해 신속하게 보도하는 정도를 기준으로 언론사를 측정하고 추천이 이루어진다. 본 연구에서는 업로드 기간을 6일 이내를 최소기간으로 설정하였으며 1주일, 1개월, 6개월, 1년 전으로 분류하였다.

영상 길이(video Time)는 유튜브가 광고플랫폼 속성을 가진다는 점에서 추천 알고리즘은 광고를 삽입하기 용이한 긴 영상을 선호할 것이라고 보았다. 동영상 길이와 관련한 최근 경향을 연구들을 통해 확인하였다. 정유진, 최윤정(2017)의 연구에서 최근 미디어 이용이 모바일 기기를 이용한 반복 시청하는 행태에 따라 영상 콘텐츠

길이는 짧은 경향을 나타낸다. 일반적으로 기존 드라마가 40-50분 길이인데 비해 방송 클립 동영상은 2-3분 길이의 하이라이트 뷰잉(highlight viewing)이 늘었고, 웹드라마는 15-20분 길이로 제작되는 경향을 보인다[41]. 또한 모바일 기기를 이용한 동영상 콘텐츠의 경우 재생시간이 10분 미만이 52%를 차지한다는 보고가 있다[42]. 따라서 영상 길이는 5분 이내, 5-10분 사이, 10-30분 사이, 30-60분 사이, 60분 이상으로 구분하였다.

3. 연구모형과 가설설정

3.1 연구모형 및 가설설정

연구자들은 유튜브 순위 결과를 수차례 반복 검색하면서 전장의 Fig. 1의 Funnel Model보다 더 세분화된 Fig. 2의 정량적 요인, 정성적 요인, 개인적 요인 등으로 알고리즘 기본 변인군을 추정하였다. 역공학적으로 추정할 수 있는 요인들은 유튜브 검색 결과를 통해 역으로 확인할 수 있는 수준이어야 하며, 분석하는 과정에서 과도한 추정을 피할 수 있는 정성적, 정량적 요인에 집중하기로 하였다. 따라서 연구자들은 개인적 요인을 제외하기 위해 로그인 하지 않은 브라우저에서 특정 키워드를 입력후 검색한 결과를 연구에 활용하기로 하였다.

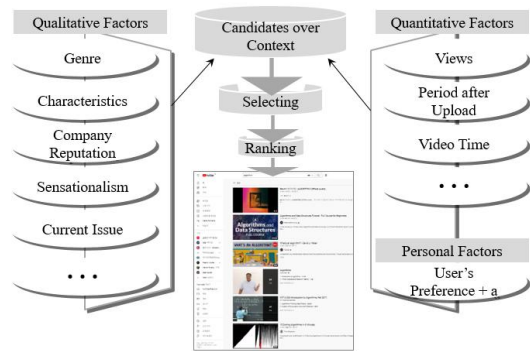


Fig. 2. Reverse Engineering Model for Youtube Algorithm

Fig. 1과 같이 연구자들은 정량적, 정성적 요인들이 검색결과 순위설정(ranking)에 영향을 줄 것이라고 보았으며, 설정한 가설은 다음과 같다.

첫째, 콘텐츠의 장르를 정보성, 오락성, 성인지향, 어린이, 스포츠 등으로 구분하여 검색순위에 영향을 주는 것으로 가설을 설정하였다[29-31].

H1. 콘텐츠 장르 요인은 검색 순위에 영향을 줄 것이다.

둘째, 콘텐츠의 특성을 속보성 정보, 일반 정보, 성적 암시, 폭력성 정보, 증오선동 및 투자권유 등으로 구분하여 검색순위에 영향을 주는 것으로 가설을 설정하였다[10,32-35].

H2. 콘텐츠 특성 요인은 검색 순위에 영향을 줄 것이다.

셋째, 유튜브는 관련 보도를 통해 채널 운영자가 지상파 방송과 같은 공적 책무를 가진 기관인지가 유튜브 순위에 영향을 준다고 하였다. 따라서 공영방송사, 민영 케이블 방송PP, 학교, 사기업, 개인채널 등으로 구분하여 검색순위에 영향을 주는 것으로 가설을 설정하였다[36].

H3. 업로더의 지명도는 순위에 영향을 줄 것이다.

넷째, 콘텐츠가 얼마나 자극적이고 선정적인지의 정도가 검색순위에 영향을 주는 것으로 가설을 설정하였다. 실제로 유튜브는 선정적이고 폭력적인 콘텐츠의 무분별한 노출로 다수의 지적을 받아왔었다[37-39].

H4. 선정성 요인은 검색 순위에 영향을 줄 것이다.

다섯째, 시청자가 다수 시청한 영상일수록 검색순위에 영향을 주는 것으로 가설을 설정하였다[40].

H5. 콘텐츠 시청건수는 검색 순위에 영향을 줄 것이다.

여섯째, 영상의 업로드 기간이 최근 일수록 최신 이슈를 다루고 있는 것으로 추정할 수 있으므로 검색순위에 영향을 주는 것으로 가설을 설정하였다[40].

H6. 노출기간은 검색 순위에 영향을 줄 것이다.

일곱째, 유튜브는 광고플랫폼의 특성상 광고를 삽입하기 용이한 긴 영상을 선호하는 것으로 보고되었다. 따라서 연구자들은 다음과 같은 가설을 설정하였다[41,42].

H7. 영상의 길이는 검색 순위에 영향을 줄 것이다.

상기의 가설 외에도 추가적인 논의가 있었으나 현실적으로 검색결과를 통해 추정이 용이하지 않은 가설은 제외하기로 하였다.

3.2 연구 방법

본 연구를 위해 연구자들은 별도의 장소에 설치된 컴퓨터를 수대 활용하여 검색 데이터를 수집하였다. 하루 두 차례씩 시간을 정해 특정 키워드를 검색하였으며, 매번 브라우저를 재설정하여 이용자의 쿠키정보나 맥락이 남지 않도록 하였으며, 로그인 하지 않은 상태에서 수집하였다.

데이터 수집기간은 2021년 7월 한 달간 사전 시물레이션을 거쳐 2021년 8월 1일부터 31일까지 한 달 동안

진행되었다. 매일 오전 9시, 오후 6시 각 2개의 10km 정도 충분히 이격된 다른 지점에서 각 2회씩 수집하였다. 데이터는 키워드 한번에 20여 개씩 수집하였으며, 분석을 위한 코딩은 그중 상위 10개에 대해 실시하였다. 매일 4세트(세트 당 10개씩, 40개의 검색결과)의 데이터가 누적되어 31일째 되는 날 한 키워드 당 1,240개의 데이터를 확보할 수 있었다.

또한 본 연구를 위해 '남성', '여성'이라는 키워드를 검색한 결과를 1개월간 수집하였으며, 총 2,480개의 데이터를 분석하는데 추가적으로 2개월이 소요되었다. 각 데이터의 장르, 특성, 길이 등 전장에서 설정한 가설의 요인들을 추출할 수 있도록 코딩하였다.

4. 연구 결과

4.1 표본의 계량화 및 분석과정의 특이점

수집된 표본 2,480개는 매회 당 10개씩 1개의 데이터 세트로 구성되어 있으며, 총 248개의 세트가 분석에 활용되었다. 각 10개의 데이터 세트는 검색순위 1위에 10점, 2위에 9점 등 1점씩 감하여 순위에 따른 계량화 코딩을 통해 종속변인으로 사용될 데이터로 정리하였다.

독립변인으로 사용될 데이터들은 검색일자, 시간, 영상제목, 영상길이, 채널 명, 조회 수, 업로드일자, 설명내용 등의 세부 속성을 추출하여 정량적으로 코딩하였다.

분석에 사용된 8개 독립변인들의 조작적 정의는 다음과 같다. 장르(genre)는 영상을 검색한 후 내용물의 성격에 따라 어린이, 스포츠, 오락물, 정보, 성인 콘텐츠 장르로 구분하였다. 콘텐츠의 특징(characteristics of contents)은 속보뉴스, 일반뉴스, 폭력적 내용, 증오·선동·투기적 내용, 성적 암시 특징으로 구분하였다. 채널을 운영하는 기업이나 개인에 대한 구분은 A급 방송사(지상파, 보도전문채널 등), B급 방송사(그 외 방송채널PP), 학교·공공기관, 사기업, 개인 등으로 구분하였다. 자극성 정도(grade of sensationalism)는 콘텐츠의 썸네일과 소개 및 내용을 파악하고 다섯 단계로 평가하였다. 이상의 변인들은 연구자들이 영상과 내용을 직접 확인하면서 교차하여 평가하였고, 전체 영상 중에서 10% 정도 영상을 샘플링 하여 심도 깊은 논의를 통해 평가표를 완성하였다.

영상의 조회 수(views)는 1백만 이상, 1십만 이상, 1만 이상, 1천 이상, 1천 이하로 구분하였다. 영상의 업로

드 기간(period after upload)은 1년 전, 6개월 전, 1개월 전, 1주일 전, 6일 이내 등으로 구분하였다. 끝으로 영상의 길이(video time)는 1시간 이상, 30분 이상, 10분 이상, 5분 이상, 5분 이하 등으로 구분하였다. 이상 3개의 정량적 변인들은 연구자들의 별도 평가 없이 유튜브 검색 결과로 나타난 데이터에서 추출하여 기준대로 코딩하였다.

또한 자주 등장하는 영상과 채널이 몇 번씩 반복되는지 확인하였다. 연구자들은 검색결과를 정리하면서 구글의 인공지능 검색이라고 믿기 곤란한 결과도 관찰하였는데, 예컨대 매일 반복적으로 검색 조회되는 영상의 일정 군집이 존재한다는 것이었다. 선정적인 영상의 경우에 그런 결과가 다수 존재했는데, 사설단체에서 업로드한 A라는 선정적 영상은 특정 키워드 검색에서 거의 매일 상위에 검색되었으며, 매회 평균 2-3위에 꾸준히 랭크되었다는 점이다. 해당 영상은 124세트 중에서 무려 106회 상위에 추천되었고, 해당 채널은 140건의 영상을 추천받았다. 지나치게 과도한 추천이 이뤄진 영상이나 채널은 A영상 외에도 다수가 더 발견되었다. 이는 구글이나 유튜브가 특정 키워드와 관련된 영상의 풀(pool)을 지정하고, 그 영상의 풀 안에서 적절히 노출하고 있을 것이라는 추정 할 수 있었고, 따라서 한국지역의 한글 키워드 검색이 적절히 관리되고 있지 않을 것이라는 추정 할 수 있다는 점이었다. 이러한 특이점은 연구결과의 마지막부분에 정성적 결과를 정리하면서 보완하여 설명하고자 한다.

4.2 남성 키워드에 따른 검색결과

남성 키워드로 수집된 데이터 124세트에 대한 요인별 데이터 분석 결과는 다음 Table 1, 2와 같다.

남성 키워드의 특징은 장르측면에서는 성인 남성을 대상으로 하거나 성적인 내용의 영상이 64.3%에 달하고, 정보성 내용이 24.9%를 차지하고 있는 것으로 나타났다. 내용적 측면에서 성적 암시를 하는 19금 영상이 65.2%, 증오적 내용이 11.8%를 차지하였다. 또한 개인 채널이 57.7%, 민간 기업이 17.7%, 레거시 방송채널사업자가 24.6%로 구성되었다. 장르나 내용에서 성적인 영상을 구분하였으나 추가적으로 선정적인 정도를 평가하였을 때 50.0%의 영상이 매우 자극적이라고 평가되었다.

영상의 조회수는 1백만 이상이 9.4%, 1십만 이상이 38.8%, 1만 이상 24.0%, 1천 이상 21.1%, 1천 이하

6.7%로 비교적 고르게 분포되었다. 또한 영상의 업로드 기간은 1년 전 28.8%, 6개월 전 20.6%, 1개월 전 26.3%, 1주일 전 1.5%, 6일 이내 22.8%등으로 나타났고, 영상의 길이는 1시간 이상 4.8%, 30분 이상 2.3%, 10분 이상 26.0%, 5분 이상 23.5%, 5분 이하 43.5%로 분포되었다.

Table 1. Qualitative Results of 'Male' Keyword

Classification		Observation	%	Note
Genre	Sports	1	0.1	2
	Entertainment	133	10.7	3
	Information	309	24.9	4
	Adults	797	64.3	5
Characteristics	Breaking News	114	9.2	1
	General Info.	153	12.3	2
	Violence	19	1.5	3
	Hatred Propaganda	146	11.8	4
Grade of Co.	Adults Allusion	808	65.2	5
	A Grade Broad-Co.	163	13.1	1
	B Grade Broad-Co.	142	11.5	2
	Public & Academy	-	-	3
Sensationalism	Private Company	220	17.7	4
	Personal Ch.	715	57.7	5
	Very insignificant	115	9.3	1
	insignificant	149	12.0	2
	Normal	161	13.0	3
Sensationalism	Significant	195	15.7	4
	Sensationalism	620	50.0	5
	Sum	1240	100.0	

Table 2. Quantitative Results of 'Male' Keyword

Classification		Observation	%	Note
Views	Over 1,000,000	117	9.4	1
	Over 100,000	481	38.8	2
	Over 10,000	297	24.0	3
	Over 1,000	262	21.1	4
	Under 1,000	83	6.7	5
Period after Upload	1 Year Ago	357	28.8	1
	6 Month Ago	256	20.6	2
	1 Month Ago	326	26.3	3
	1 Week Ago	18	1.5	4
	Within 6 Days	283	22.8	5
Video Time	1 Hour or More	59	4.8	1
	30 Minutes or More	28	2.3	2
	10 Minutes or More	322	26.0	3
	5 Minutes or More	292	23.5	4
	Within 5 Minutes	539	43.5	5
Sum	1240	100.0		

Table 3. Regression Analysis Results of 'Male' Keyword

Model 1		Unstandardized Coefficient		Standardized Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
		B	Std. Error					
Male	(Constant)	6.892	.678		10.164	.000		
	Genre	-.591	.183	-.141	-3.230	.001	.380	2.631
	Characteristics of Contents	-.163	.088	-.080	-1.859	.063	.392	2.554
	Grade of Company	.059	.060	.031	.985	.325	.742	1.348
	Grade of Sensationalism	.498	.101	.241	4.936	.000	.304	3.294
	Views	-.618	.079	-.235	-7.805	.000	.798	1.254
	Period after Upload	.492	.074	.253	6.680	.000	.502	1.993
Video Time	.048	.082	.018	.588	.557	.738	1.354	
R= .333, R ² = .111, Adjusted R ² = .106								

a. Dependent Variable: Score of Video Rank

4.3 여성 키워드에 따른 검색결과

여성 키워드로 수집된 데이터 124세트에 대한 요인별 데이터 분석 결과는 다음 Table 4, 5와 같다.

Table 4. Qualitative Results of 'Female' Keyword

Classification		Observation	%	Note
Genre	Sports	3	.2	2
	Entertainment	121	9.8	3
	Information	493	39.8	4
	Adults	623	50.2	5
Characteristics	Breaking News	216	17.4	1
	General Info.	149	12.0	2
	Violence	220	17.7	3
	Hatred Propaganda	30	2.4	4
	Adults Allusion	625	50.4	5
Grade of Co.	A Grade Broad-Co.	322	26.0	1
	B Grade Broad-Co.	167	13.5	2
	Public & Academy	14	1.1	3
	Private Company	20	1.6	4
	Personal Ch.	717	57.8	5
Sensationalism	Very insignificant	134	10.8	1
	insignificant	53	4.3	2
	Normal	155	12.5	3
	Significant	385	31.0	4
	Sensationalism	513	41.4	5
	Sum	1240	100.0	

남성 키워드 검색 순위를 종속변수로 설정한 회귀분석 결과 7개의 변인 중에서 장르, 선정성, 조회수, 업로드 시기 등이 유의한 결과를 보이는 것으로 나타났다. 예컨대 장르는 수치가 낮은 오락물 일수록, 선정성이 높을수록, 조회수가 많을수록, 업로드 시기가 최신일수록 순위가 높은 것을 확인 할 수 있었다. 각 변인들 간의 다중공선성은 Tolerance 0.1이상, VIF 10.0이하로 나타나 양호한 수준이었다.

여성 키워드의 특징은 장르측면에서는 성인 여성을 대상으로 하거나 성적인 내용의 영상이 남성보다 낮은 50.2%, 정보성 내용이 남성보다 높은 39.8%를 차지하고 있는 것으로 나타났다. 내용적 측면에서 성적 암시를 하는 19급 영상이 50.4%, 증오적 내용보다 폭력적인 내용이 높은 17.7%, 뉴스 속보가 17.7%를 차지했다. 이러한 결과는 조사기간 동안 아프간 미군철수 사건이 발생하면서 폭력적인 뉴스가 증가한 것으로 볼 수 있었다. 또한 개인채널이 남성과 유사한 57.8%, 민간기업과 공공기관이 2.7%, 레거시 방송채널사업자가 39.5%로 구성되었다. 장르내 내용에서 성적인 영상을 구분하였으나 추가적으로 선정적인 정도를 평가하였을 때 41.4%의 영상이 매우 자극적이라고 평가되었다.

Table 5. Quantitative Results of 'Female' Keyword

Classification		Observation	%	Note
Views	Over 1,000,000	132	10.6	1
	Over 100,000	465	37.5	2
	Over 10,000	397	32.0	3
	Over 1,000	174	14.0	4
	Under 1,000	72	5.8	5
Period after Upload	1 Year Ago	248	20.0	1
	6 Month Ago	253	20.4	2
	1 Month Ago	131	10.6	3
	1 Week Ago	20	1.6	4
	Within 6 Days	588	47.4	5
Video Time	1 Hour or More	25	2.0	1
	30 Minutes or More	43	3.5	2
	10 Minutes or More	194	15.6	3
	5 Minutes or More	286	23.1	4
	Within 5 Minutes	692	55.8	5
Sum		1240	100.0	

영상의 조회수는 1백만 이상이 10.6%, 1십만 이상이 37.5%, 1만 이상 32.0%, 1천 이상 14.0%, 1천 이하 5.8%로 1만 이상에서 1십만 이상 사이에 집중적으로 69.5%가 분포되었다. 또한 영상의 업로드 기간은 1년 전 20.0%, 6개월 전 20.4%, 1개월 전 10.6%, 1주일 전 1.6%, 6일 이내 47.4%등으로 나타났고, 영상의 길이는 1시간 이상 2.0%, 30분 이상 3.5%, 10분 이상 15.6%, 5분 이상 23.1%, 5분 이하 55.8%로 분포되었다. 이러한 결과는 6일 이내에 5분 이하 영상이 절반내외로 구성되었음을 의미하는 결과였다.

여성 키워드 검색 순위를 종속변수로 설정한 회귀분석 결과 7개의 변인 중에서 장르, 조회수, 업로드 시기, 영상의 길이 등이 유의한 결과를 보이는 것으로 나타났다.

예컨대 장르는 수치가 높은 성인용 영상 일수록, 조회수가 많을수록, 업로드 시기가 최신일수록, 영상의 길이가 짧을수록 순위가 높은 것을 확인 할 수 있었다. 역시 각 변인들 간의 다중공선성은 Tolerance 0.1이상, VIF 10.0이하로 나타나 양호한 수준이었다.

4.4 남성 및 여성 키워드에 따른 검색결과

전장에서 정리한 남성과 여성의 데이터를 모두 종합

하여 회귀분석한 결과는 Table 7과 같이 정리하였다.

키워드 검색 순위를 종속변수로 설정한 회귀분석 결과 7개의 변인중에서 조회수, 업로드 시기, 영상의 길이 등이 유의한 결과를 보이는 것으로 나타났다. 예컨대 조회수가 많을수록, 업로드 시기가 최신일수록, 영상의 길이가 짧을수록 순위가 높은 것을 확인 할 수 있었다. 역시 각 변인들간의 다중공선성은 Tolerance 0.1이상, VIF 10.0이하로 나타나 양호한 수준이었다.

남성과 여성의 데이터를 종합한 회귀분석에서 조회수, 업로드 시기, 영상의 길이 등과 같은 추출한 데이터의 정량적 변인이 전장의 결과와 동일한 결과를 보였다는 점에서 연구자들은 의미가 있다고 판단하였다. 정리하자면 유튜브는 길이가 긴 영상보다 비교적 짧은 영상 중에서 최근에 업로드 된 조회수가 높은 영상을 상위로 추천한다고 볼 수 있는 결과인 것이다. 그러나 이러한 결과를 완전히 일반화하기엔 난점이 있다. 이유는 데이터의 추출 기간 동안 남성과 여성 키워드 관련 속보 뉴스와 사건사고가 있었던 특수성과도 연관이 있을 것으로 볼 수 있기 때문이다. 이와 관련된 정성적 분석결과 는 다음 장에서 정리하였다.

Table 6. Regression Analysis Results of 'Female' Keyword

Model 2		Unstandardized Coefficient		Standardized	t	Sig.	Tolerance	VIF
		B	Std. Error	Beta				
Female	(Constant)	2.355	.966		2.438	.015		
	Genre	.419	.199	.098	2.103	.036	.365	2.743
	Characteristics of Contents	.128	.098	.071	1.307	.192	.267	3.739
	Grade of Company	.063	.061	.039	1.028	.304	.539	1.856
	Grade of Sensationalism	-.028	.090	-.013	-.317	.751	.485	2.061
	Views	-.250	.084	-.090	-2.982	.003	.872	1.146
	Period after Upload	.156	.074	.091	2.103	.036	.423	2.362
	Video Time	.205	.097	.070	2.107	.035	.720	1.388
R= .161, R ² = .026, Adjusted R ² = .020								

a. Dependent Variable: Score of Video Rank

Table 7. Regression Analysis Results of 'Male' + 'Female' Keyword

Model 3		Unstandardized Coefficient		Standardized	t	Sig.	Tolerance	VIF
		B	Std. Error	Beta				
Male + Female	(Constant)	4.910	.563		8.723	.000		
	Genre	.004	.133	.001	.029	.977	.390	2.564
	Characteristics of Contents	.047	.065	.025	.720	.472	.329	3.037
	Grade of Company	.057	.043	.033	1.341	.180	.637	1.571
	Grade of Sensationalism	.066	.065	.031	1.023	.307	.430	2.324
	Views	-.467	.058	-.173	-8.015	.000	.839	1.192
	Period after Upload	.198	.050	.111	3.931	.000	.489	2.044
	Video Time	.145	.063	.053	2.306	.021	.739	1.353
R= .190, R ² = .036, Adjusted R ² = .033								

a. Dependent Variable: Score of Video Rank

4.5 정성적 확인에 의한 추가적 알고리즘 추정

연구자들은 전장의 분석에서 확인할 수 없는 추출 데이터의 특징을 확인하기 위해 각 데이터의 검색빈도와 순위를 정리하였다. 우선 동일 영상이 조사기간 동안 얼마나 자주 반복되어 검색된 것인지 확인하고, 개별적 영상의 특징이 어떤지 정리하였다. '남자', '여자'가 아닌 '남성', '여성' 키워드 검색의 어감상의 특징이 반영된 이 유도 있겠으나 주로 자극적이고 선정적인 영상들이 반복되어 상위 순위를 차지하고 있었다. 이러한 결과는 전장의 회귀분석과 같이 계수화 된 변인간의 통계분석으로 확인하기 어려운 것으로 영상의 내용을 일일이 확인해야 하는 절차 탓에 시간이 소요되는 분석이라고 할 수 있다. 따라서 본장의 결과를 정리하면 다음과 같다.

제 1명제, 국내 주요 키워드에 의한 추천 영상은 알고리즘이 아닌 추천 풀(pool)을 활용한다고 추정된다. 최다 추출 영상이 존재하는 것으로 볼 때 유튜브는 특정 키워드에 대한 검색결과 풀을 보유하고 있는 것이 아닌가 하는 추정을 할 수 있었다. 124세트의 검색 결과 중에서 106회(85.5%) 상위 순위로 최다 추출된 영상은 개인채널로서 남녀 혐오 및 성대결을 주도하는 내용으로 매회 평균 2순위 내외로 검색 상위에 노출되는 영상이었다. 이 채널은 조사기간 이후 9월에 계정이 정지되어 현재는 시청이 불가능하다. 또한 89회(71.8%) 상위 순위로 추천된 영상은 기성 미디어 기업의 자회사가 만든 건강관련 채널로 남성 자위와 관련된 성인물 영상이었으며 매회 평균 5순위 내외 상위 노출 영상이었다. 그리고 세 번째 최다 추천 영상은 총 83회(66.9%) 상위 순위로 추천된 영상으로 매회 평균 6순위 내외로 추천되었는데, 여성 사정과 관련된 성인물 영상으로 역시 건강관련 개인채널이었다. 상기와 같이 반복적으로 추천되는 영상은 10% 이상 상위 추천되는 영상이 남성과 여성 각각 20여개의 영상이었으며, 조사기간이었던 한 달 동안 꾸준히 추천되고 있었다. 따라서 연구자들은 특정 키워드에 대해 검색결과 풀을 보유하지 않고는 이렇게 반복적으로 추천하기 어려울 것으로 추정하게 된 것이다.

제 2명제, 추천 영상은 시사적 트렌드에 맞춰 순위가 조작될 가능성이 있다. 전절의 명제에 이어 유튜브는 특정한 사건 발생 시 집중적으로 해당 이슈에 해당하는 영상을 추천하고, 그것이 잠잠해지면 다시 과거에 추천했던 검색 순위 결과로 되돌리는 등 인위적 검색결과

조작을 하고 있는 것으로 추정할 수 있었다. 예컨대 여성 키워드의 경우 8월 19일에서 22일까지 4일 동안 거의 대부분의 순위는 미국의 아프간 철수에 따른 여성과 관련된 영상으로 채워졌다. 그러나 해당 기간의 이전은 물론이고 이후에는 아프간 관련 영상이 모두 사라지고, 이전기간에 나왔던 검색결과 순위로 회귀하는 양상을 보였다. 구글의 유튜브 AI가 정교하게 설계되었다면 아프간에 대한 이슈에 대해서도 다른 검색결과와 마찬가지로 균형 잡힌 알고리즘에 의해 추천이 되었어야 하며, 8월 22일 이후에도 동일한 논리에 의해 추천이 되어야 함에도 불구하고, 8월 23일 부터는 아프간에 관련된 영상은 거의 사라지고 이전의 상태로 되돌아갔다는 측면에서 추천 알고리즘의 인위적 조작이 있었음을 짐작할 수 있었다.

제 3명제, 반복적으로 노출되는 영상은 선정적인 주제가 추천된다고 추정할 수 있다. 전장에서 검색데이터 전수를 정량적 분석결과 유튜브가 상위 추천하는 영상은 최근 업로드 영상이나 조회수가 높은 영상으로 정리되었으나, 그와 달리 반복적으로 노출되는 상위영상의 특징은 오래된 자극적인 영상들이었다. 각 영상들의 면면을 확인해보면 남성의 경우 4개월, 1년 전, 2년 전의 영상이었고, 상위 20개의 영상 중에는 무려 수년 전 업로드 된 영상이 다수였으며, 11개의 영상이 7개월에서 4년 전에 이르는 오래된 영상이었다. 여성의 경우도 20개의 상위 반복 영상중에 8개의 영상이 6개월에서 2년 전의 영상이었다. 특히 남성 성기능 관련 영상은 7개월 전에 업로드 되었고 조회수가 3만에 불과함에도 반복 순위 4위이고, 유사한 성인물은 3년 전에 업로드 되었지만 조회수 8천에 머물러 있는 영상이 반복 순위 9위에 올라있었다. 여성의 경우 여성의 성기를 묘사한 영상이 6개월전 업로드에도 조회수 8만에 그치고 있으나 반복 순위 3위에 올라있고, 유사한 성인물도 2년전 업로드에 10만 조회수에 그친 영상이 반복 순위 8위에 위치하고 있었다.

제 4명제, 유튜브 검색 추천결과는 로컬 정보와 트렌드를 반영한 결과라고 보기 어려웠고 특정 이슈에 대한 솔림이 강한 것으로 추정되었다. 비록 남성, 여성이라는 단순한 키워드로 검색하였음에도 유튜브의 검색결과는 국내의 여타 포털사업자가 제공하는 검색결과와 비교했을 경우, 뉴스나 트렌드를 적기에 반영하지 못하는 것으로 추정되었다. 또한 전술한 바와 같이 아프간 사

태나 특정 선정적이고 폭력적인 기사의 내용이 유사하게 반복되어 노출되면서 자극적인 영상으로의 편향이 심하게 나타나는 것을 확인할 수 있었다. 이러한 결과는 검색 플랫폼의 불완전한 중립성은 물론이고, 특정사안에 대한 유사반복과 남용을 일컫는 어뷰징(abusing)에 대해 대책이 없다는 측면에서 미디어플랫폼의 건전한 책무를 저버리는 것이라고 지적될 수 있는 것이다.

물론 유튜브가 저널리즘과 거리가 있는 상업광고플랫폼이라는 주장도 있지만, 연구자들은 국내에서 포탈사업자들이 중립성과 책무를 요구받듯이 유튜브도 유사한 수준의 건전성을 유지하도록 요구하는 것은 필요하다고 보는 견해이다.

5. 결론

5.1 연구 결과의 요약 및 시사점

본 연구는 유튜브 키워드 검색의 추천 알고리즘에 영향을 주는 요인들을 탐색적으로 확인하기 위해 역공학 설계방법론을 적용하여 연구하였다. 연구자들은 1만명에 달하는 유튜브 알고리즘 설계자들이 매일 테스트한다는 유튜브 알고리즘이 추천하는 영상은 과연 어떤 특징을 갖고 있으며, 균형 잡히고 가치중립적인 결과물을 추천하고 있는지 추정하고자 하였다.

연구결과를 정리하면 다음과 같다. 계량화된 데이터에 대한 정량분석결과 키워드 '남성'의 경우 장르, 선정성, 조회수, 업로드 기간 등이 순위 결정의 유의미한 변인으로 확인이 되었다. 또한 '여성'의 경우는 장르, 조회수, 업로드기간, 영상의 길이 등이 역시 유의미한 변인으로 확인되었다. 남녀 키워드를 종합하여 분석한 결과 조회수, 업로드기간, 영상의 길이 등이 유효한 것으로 파악되었다. 즉, 영상의 조회수가 많을수록, 업로드 기간이 최신일수록, 영상의 길이가 짧을수록 상위에 추천되는 것임을 확인할 수 있었다. 또한 정성적인 개별 데이터의 확인을 통해 연구자가 제시하는 명제는 다음과 같다. 첫째, 국내 주요 키워드에 대한 검색풀이 활용된다고 추정할 수 있으며, 둘째, 시사적 트렌드에 따른 순위의 조작이 가능할 수 있다는 점, 셋째, 선정적인 영상이 반복적으로 상위에 추천될 수 있다는 점, 넷째, 특정 이슈에 대한 추천 쏠림이 발생하는 것으로 추정된다는 점 등이었다.

본 연구의 결과는 그간 유튜브 알고리즘에 대한 각

계의 추측을 일부 입증하는 성과도 있었으나 반면 알고리즘이 로컬적 측면에서 정교하지 않고 선정적 영상의 반복적인 추천이 추정되는 등의 명제를 도출하였다는 점에 의미가 있다. 유튜브 검색결과에 대한 분석은 지극히 많은 수량의 영상 모집단 중에서 기계적 추출에 의해 수집된 표본에 대한 정량적인 분석에 의존할 수밖에 없는 문제가 있었다. 본 연구에서 연구자들은 1개월 간의 비교적 긴 시간동안 데이터를 수집하였고, 해당 데이터에 대한 계량화를 통해 정량적 분석을 진행하고, 세부적으로 결과물에 대한 정성적인 분석을 통해 여타 연구에서 도출하지 못한 유튜브 검색추천 결과의 특이점을 파악하였다는 점에서 학술적, 실무적 공헌점이 있다고 판단하였다.

상기와 같은 연구의 결과는 최근 대두되는 글로벌 OTT사업자의 로컬에 대한 재정적 책무 이슈에 더해 공익적, 사회적 책무 이슈를 제기할 수 있는 주제를 제안하였다는 측면에서 새로운 의미가 있다고 볼 수 있다.

5.2 연구의 한계성 및 향후 연구 방향

본 연구는 매시간 수백시간 이상 업로드 되고 시청되는 거의 무한한 수준의 유튜브 데이터 중에서 일부를 분석한 것에 그치지 않는다. 또한 연구방법론 면에서 데이터의 계량화에 부족함이 있을 것이란 점을 인정하며, 정성적인 분석에도 오류가 있을 수 있음을 인정한다. 그러나 이러한 탐색적 시도가 향후 미디어 플랫폼 알고리즘을 연구하고, 글로벌 플랫폼 사업자들의 의도를 파악하며, 로컬의 채널 운영자와 이용자를 보호할 수 있을 것으로 보았다. 연구자들은 향후 계속된 연구를 통해 거대기업의 비공개된 알고리즘에 한 단계 더 접근할 수 있게 되길 기대한다.

REFERENCES

- [1] J. Cheney Lippold. (2011). A New Algorithmic Identity : Soft Bio Politics and the Modulation of Control, *Theory, Culture & Society*, 28(6), 164-181.
- [2] S. E. Park, Y. Y. Hwang & J. S. Yoon. (2017). Performance Evaluation of Recommendation Results through Optimization on Content Recommendation Algorithm Applying Personalization in Scientific Information Service

- Platform, *Journal of the Korea Contents Association*, 17(11), 183-191.
- [3] M. Kearns & A. Roth. (2020). Ethical Algorithm Design, *ACM SIGecom Exchanges*, 18,(1), 31-36.
- [4] R. Kowalski. (1979). Algorithm=logic+control, *Communications of the ACM*, 22(7), 424-436.
- [5] A. Rouvroy(2013). *The End(s) of Critique : Data-Behaviourism vs. Due-Process, Privacy, Due Process and the Computational Turn*, Routledge.
- [6] S. Arnold. (2016). *Abstract Title : Netflix and the Myth of Choice/Participation/Autonomy*, Bloomsbury.
- [7] H. Fry. (2018). *Hello World: How to be Human in the Age of the Machine*, Random House.
- [8] S. J. Bae (2020). Trend Analysis of Movie Content Curation and Metadata Standards Research : Focus on the Art Management Perspective, *Journal of the Korea Convergence Society*, 11(6), 163-171.
- [9] R. Kitchin. (2014). Thinking Critically about and Researching Algorithms. Programmable City Working Paper 5.
- [10] S. W. Oh. (2016). An Exploratory Inquiry into the Convergence of Journalism and Algorithm, *Journal of Cyber communication academic Society*, 33(3), 51-101.
- [11] N. Katherine Hayles. (2010). How we read: Close, Hyper, Machine. *ADE bulletin*, 150(18), 62-79.
- [12] A. Halavais. (2008). *The Search Engine Society*. Cambridge: Polity.
- [13] S. Levy. (2010). How Google's algorithm rules the web. *Wired Magazine*, 18(3).
- [14] S. H. Lee. (2020). Return of Barbarism, YouTube Reality and Prospect, Yerinwon.
- [15] HankyungIT. (2021.4.18.). Naver lost its No. 1 spot to Google or its decisive shot changed its fate. <https://www.hankyung.com/it/article/202104187645i>
- [16] S. W. Oh & H. Y. Song. (2019). *YouTube Recommendation Algorithm and Journalism*, Korea Press Foundation.
- [17] Y. S. Yun & H. U. Lee. (2016). Personal Broadcasting Platform Technology : Focusing on Afreeca TV and YouTube, *Information and Communications Magazine*, 33(4), 56-63.
- [18] The Science Times (2021.5.25.). How to get the algorithm's choice? <https://www.sciencetimes.co.kr/news/save>
- [19] N. D. Kim, J. Y. Lee, D. G. Kwak & H. J. Kim. (2018). A Study on the Reasonable Improvement of Regulation of Local Civil Broadcasting Organization, Korea Information Society Development Institute.
- [20] G. Enli & T. Sybertsen. (2016). The end of television-again! TV is still influenced by cultural factors in the age of digital intermediaries. *Media and Communication*, 4(3), 142-153.
- [21] H. E. Lee. (2019). Exploring YouTube as a form of Technology and culture : Concepts of 'flow' and algorithm in digital culture network, *Media & Society*, 27(2), 5-42.
- [22] Reuters Institute. (2021). Digital News Report 21, <https://reutersinstitute.politics.ox.ac.uk/digital-news-report/2021/south-korea>.
- [23] HS. Becker. (1982). *Art Worlds*, Beckeley : University of california Press.
- [24] S. W. Oh. (2019). Understanding YouTube's media orientation as an algorithm, *Kwanhun Journal*, 61(1), 11-17.
- [25] T. Gillespie. (2010). The politics of 'platforms'. *New media & society*, 12(3), 347-364.
- [26] P. Vonderau. (2016). The video bubble: Multichannel networks and the transformation of YouTube. *Convergence*, 22(4), 361-375.
- [27] K. Roose. (2019). YouTube's Product Chief on Online Radicalization and Algorithmic Rabbit Holes. *The New York Times*.
- [28] H. S. Kim. (2020). Analysis of Popular YouTube Video Content using Data Mining, *Journal of Digital Contents Society*, 21(4), 673-681.
- [29] S. H. Sohn. (2005). Competition and Substitution of Digital Media : Usage Patterns of News, Sports, and Adult Contents, *Journal of Cybercommunication Academic Society*, (16), 273-308.
- [30] J. B. Choi & M. S. Lee. (2017). News Contents Consumption Analysis of News Consumers in the Era of New Media, *Journal of the Korea Contents Association*, 17(2), 207-218.
- [31] Y. J. Yang & H. K. Chun. (2021). Analysis of YouTube Contents for Young Children and Evaluation of Their Suitability, *Journal of Children's Media & Education*, 20(3), 27-57.
- [32] U. A. Kwon & S. C. Kim. (2013). A Study on the Changes of the Sex Appeals in the Korean TV

commercials : Content Analysis of TV ads since 1996, *Broadcasting & Communication*, 14(2), 207-252.

- [33] J. S. Kim & S. M. Youn. (2019). How does Hate Speech become a Business in Internet Personal Broadcasting? : Focusing on a Talk/Camcorder Genre Broadcasting on YouTube and Afreeca TV, *Korean Journal of Broadcasting and Telecommunication Studies*, 33(3), 45-79.
- [34] J. E. Song & W. H. Jang. (2013). Developing the Korean Wave through Encouraging the Participation of YouTube users : The Case Study of the Korean Wave Youth Fans in Hong kong, *Journal of The Korea Contents Association*, 13(4), 155-169.
- [35] J. Y. Lee. (2015). Study on Hate Speech from an International Human Rights Law Perspective with Focus on Incitement to Hatred, *The Korean Journal of International law*, 60(3), 195-227.
- [36] Q. Xu. (2013). "Social recommendation, source credibility, and recency: Effects of news cues in a social bookmarking website", *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 90(4), 757-775.
- [37] The Random House Dictionary. (1987). p1744
- [38] W. R. Davie & J. S. Lee. (1995). Sex, violence, and consonance/differentiation: An analysis of local TV news values. *Journalism & Mass Communication Quarterly*, 72(1), 128-138.
- [39] 1969 Mott, F. L. (1941). American journalism : A history of newspapers in the United States through 250 years, 1690-1940. New York : Macmillan.
- [40] J. W. Lee. (2021). How has the Entertainment News production Practices Changed Since the Portal site's Introduction of AI News Curation? : An Exploratory Study, *Journal of Broadcasting and Telecommunication Research*, 113, 93-121.
- [41] Y. J. Chung & Y. J. Choi. (2017). Repeated Viewing of Short Edited Video Clip of Social Events : The Effect of Transportation, Identification, Vicarious Pleasure on Loop watching, *Journal of Media Economics & Culture*, 15(3), 86-134.
- [42] The Korea Creative Content Agency (KOCCA)(2015). *Current status of web content of broadcast video and plan for activation*, 15-36.

배 승 주(Seung-Ju Bae)

[정회원]



- 2007년 2월 : 부산대학교 예술문화 영상매체(예술학석사)
- 2017년 2월 : 부산대학교 예술문화 영상매체(예술학박사)
- 2014년 3월 ~ 2020년 3월 : 한국해양대학교 겸임교수

- 2019년 9월 ~ 현재 : 경성대학교 미디어콘텐츠학과 외래교수
- 관심분야 : 예술경영, 문화콘텐츠, 미디어 등
- E-Mail : besj2004@naver.com

이 상 호(Sang-Ho Lee)

[정회원]



- 2003년 8월 : Aalto University (경영학석사)
- 2008년 8월 : 서울과학종합대학원 (경영학박사)
- 2010년 3월 ~ 현재 : 경성대학교 미디어콘텐츠학과 교수

- 관심분야 : 미디어, 마케팅, 콘텐츠, 스마트미디어 등
- E-Mail : leadshow@daum.net