

머신러닝 분류기법을 활용한 신생 유튜버의 생존 및 수익창출에 관한 연구

A study on Survive and Acquisition for YouTube Partnership of Entry YouTubers using Machine Learning Classification Technique

김 호 익 (Hoik Kim) 성균관대학교 경영대학 석박사통합과정
김 한 민 (Han-Min Kim) 고려대학교 경영대학 연구교수, 교신저자

요 약

본 연구는 목적은 디지털 플랫폼인 YouTube에서 최근 채널을 만든 크리에이터와 유튜버의 성공 여부를 분류 분석을 통해 알아보고자 함이다. 이를 위하여 과학기술 카테고리의 유튜버 채널 실제 정보들을 바탕으로 평균 동영상 업로드 횟수, 평균 영상 길이, 선택 가능한 다국어 자막 개수, 운영 중인 다른 소셜 네트워크 채널의 정보를 식별하였다. 식별한 정보와 머신러닝 기법을 활용하여 초기 유튜버들의 성공 여부인 수익창출 여부를 분류 분석하였으며, 분석결과, 인공 신경망 알고리즘이 초기 유튜버의 성공 또는 실패를 예측하는 데 가장 정확한 결과를 제공하고 있음을 발견했다. 또한, 제시된 다섯 가지 요인은 분석결과 향상에 기여하는 것으로 나타났다. 본 연구는 유튜브를 시작하고자 하는 신규 개인 창업가, 현재 유튜브를 운영하고 있는 인플루언서, 이러한 디지털 플랫폼을 활용하고자 하는 기업들에게 디지털 플랫폼의 다양한 접근 방식과 활용 방향에 대해 제언한다.

키워드 : 유튜브, 유튜브 파트너십, 인플루언서, 머신러닝, 분류

I. 서 론

유튜버가 희망직업으로 자리 잡게 된 것은 단순히 일시적인 유행이 아닌 디지털 기술과 플랫폼의 발전으로 인한 새로운 기회가 제공되기 때문이다. 2021년 조사된 국내 초등학교 4위에 크리에이터(유튜버)가 당당히 자리잡게 된 것이 이런 현상을 입증하는 근거 자료라고 할 수 있다 (남궁양숙, 2022). 더 나아가, YouTube를 비롯한 다양한 디지털 플랫폼의 대중화와 그 플랫폼에서

활동하는 개인 사업자들의 영향력이 커지고 있다. 유튜버가 단순히 유튜브에 업로드 하는 사용자 혹은 유저 그 이상이 된 것이다. 취업이 가장 큰 숙제라고 할 수 있는 국내의 한 대학에서는 YouTube를 전문적으로 운영하기 위한 전공학과로 “유튜버학과”가 탄생되기 까지 했다(남궁선희, 2022). 대학의 교양과목 수준이 아닌 전공 학과로서 신생학과가 만들어진다는 것은 학생들이 디지털 플랫폼에서 전문적인 활동을 할 수 있는 능력을 배양하는 것을 필요로 함을 알 수 있다. 또한, 디지털 기

술과 플랫폼의 발전으로 인한 세대간 소통과 문화 교류의 접점으로, 요즘 경로당에서는 노인들을 위한 유튜브 콘텐츠 제작과 활용을 강의한다(박아영, 2021). 이는 남녀노소를 가리지 않고 모두가 함께 참여할 수 있는 문화와 산업을 만들어가고 있음을 나타낸다. 따라서, 이러한 동향에 따라 학계에서도 해당 분야에 대해 관심을 가질 필요성이 있다.

최근 대한민국 국제청 보고서(2021)에 따르면, 상위 1% 유튜버의 평균 연수입은 6700만 달러이며, 하위 50% 연평균 소득은 900달러 이상으로 보고되고 있다. 하위 유튜버들의 기준을 보더라도 유튜브를 통해 유의미한 수입을 발생시키고 있다고 볼 수 있다. 추가적으로, 국내에 활동하고 있는 유튜버가 외부 광고 수입으로 버는 수입은 연평균 1억원을 초과하고 있다(공다숨, 2022). 이러한 상황으로 참고해보았을 때, “퇴사하고 유튜버나 할까?” 하는 농담 섞인 말들이 쉽게 나올 수밖에 없는 상황이며, 더 나아가 회사에 다니면서 부업으로 유튜브를 운영하며 추가적인 수입을 얻는 것이 논란이 되는 경우도 있다(이원배, 2022). 앞에서 언급한 사회적 흐름에서 알 수 있듯, YouTube 가 현대 사회에 미치고 있는 영향은 날이 증가하고 있다. 이러한 흐름에 발맞추어, 학계에서도 YouTube 플랫폼이 가진 잠재력과 활동하고 있는 유튜버(혹은 크리에이터)가 가지는 영향력에 대해 관심이 높아지고 있다. 많은 성공한 사례들이 보고되는 YouTube 세상이지만 단순히 영상을 이 플랫폼에 업로드 하는 것만으로는 YouTube에서 몇 백불씩 수익을 창출할 수는 없다. YouTube에서 수익을 창출하기 위해서는 필수적으로 충족시켜야 하는 조건이 있으며, 해당 조건을 충족시켜야만 본인 영상에 광고 수익을 얻을 수 있기 때문이다. 많은 사람들이 자유롭게 YouTube 공간을 통해 본인의 영상을 업로드하고 공유할 수 있지만, 수익을 창출하기 위해 채널을 운영하는 사람 입장에서 많은 노력이 필요한 상황이다. 하지만, 기존 연구에서 보여주는 유튜버의 성공 요인들은 주로 이

미 성장한 채널의 정보를 기반으로 분석이 수행되었기 때문에 신생 유튜버의 성공 요인에 대해서는 지속적인 연구가 필요한 상황이다.

따라서, 해당 연구는 YouTube에서 활동을 시작한 초기 신생 유튜버(YouTuber)의 성공 요인을 특정 기간동안 관찰하고 새로운 이론적 접근을 통해 예측하지 못했던 요인들을 발견하고자 한다. 또한, 발견한 요인들을 머신러닝 분석에 적용하여 유튜버의 성공여부를 분류 분석하고자 한다. 해당 연구에서 사용된 머신러닝 분석은 전통적인 회귀분석 방법보다 정확한 결과를 얻을 수 있는 분석 방법으로 알려져 있다(Kaytez *et al.*, 2015; Pati *et al.*, 2017). 특히, 본 연구에서 조사하고자 하는 성공 혹은 실패와 같은 이진(Binary) 분류 문제를 해결하는데 적절하다. 한편, 분류 분석 알고리즘마다 분석 결과의 차이가 존재하기 때문에 분석에 대한 최적의 알고리즘을 발견하는 것 또한 필요하다(Abbasi *et al.*, 2012; Clarke *et al.*, 2020). 해당 연구에서는 로지스틱 회귀분석, 의사결정 지원 나무, 인공 신경망, 서포트 벡터 머신, 랜덤 포레스트 총 5개의 분류 예측 알고리즘을 활용하여 비교분석을 수행하고자 한다. 이를 통해 신생 유튜버의 성공여부를 보다 정확하게 분류 예측할 수 있을 것이다.

아울러, 본 연구를 통해 현재 YouTube를 통해 수익을 창출하고자 하는 수많은 예비 유튜버와 본인 채널의 성장 및 콘텐츠 확장에 집중중인 신생 크리에이터, 그리고 더 나아가 새로운 산업구조인 MCN(Multi-channel network)과 같은 디지털 미디어 산업의 새로운 발전 방향을 제언할 수 있을 것이다. 더 나아가, 유튜브 콘텐츠를 기반으로 하는 기업이 어떠한 마케팅을 통해 전략을 구축해야 할지에 대해서도 제안할 수 있을 것이다.

II. 문헌 연구

2.1 YouTube와 디지털 플랫폼

대표적인 디지털 플랫폼은 구글이 보유하고 있

는 YouTube(유튜브)이다(Pace, 2008). 디지털 플랫폼으로써 YouTube는 누구나 쉽게 콘텐츠를 소비할 수 있으면서 동시에 개인 사업자가 될 수 있는 공간이다. 다시 말해서, 누구나 YouTube에서 콘텐츠를 소비하는 소비자가 될 수도 있지만, 반대로 소비재를 제공하는 유튜버(YouTuber)가 될 수 있다. 이는 디지털 기술에 기반한 플랫폼이 제공할 수 있는 예상치 못하는 추가적인 시장 형태라고 볼 수 있다(LeHong *et al.*, 2016). YouTube는 유튜버의 사업계획과 꿈을 실현시켜줄 수 있는 자유로운 공간이다(Holmbom, 2015). 이러한 자유로운 환경이 조성되었지만 누구나 쉽게 디지털 플랫폼에서 수익을 창출할 수 있는 것은 아니다. YouTube 홈페이지에 게시되어 있는 'YouTube 파트너 프로그램'의 설명에 따르면, 유튜버들은 특정 조건을 충족해야만 YouTube로부터 수익 창출에 대한 요청을 할 수 있다. 2022년 9월 기준, YouTube의 파트너 프로그램 조건은 구독자 1,000명 이상이며, 12개월 간 공개한 영상이 총 4,000 시간 이상 시청되어야 한다. 이 조건을 갖춘 후, 유튜버는 YouTube 파트너 프로그램에 지원할 수 있으며, 자격 획득 후 구글의 광고 수익 프로그램인 애드센스를 지급받을 수 있다. 또한, 업로드한 영상에 대한 광고 설정 및 수익 창출 기능도 사용할 수 있도록 허락된다.

소비자들은 일반적으로 정보보다 유튜버와 같은 인플루언서가 전달하는 정보에 더욱 크게 영향을 받는다(Flokvord, 2019; Nelson, 2018; Potvin kent, 2019). YouTube와 다른 형태의 디지털 플랫폼인 블로그(Blog)의 경우에도, 블로거 본인의 일상과 정보에 대한 공유가 소비자에게 유의미한 영향을 준다는 연구결과가 존재한다(Basil, 1996). 이러한 점은 디지털 기업가 정신(Digital Entrepreneurship)에서도 쉽게 찾아볼 수 있다. Chalmers(2021)는 디지털 플랫폼의 정보 공정성과 개방성이 소비자에게 매우 매력적이며 이는 기업에게 더 많은 수익을 창출할 수 있는 기회를 제공한다고 설명한다. 하지만, 디지털 플랫폼에 기반한 콘텐츠 생성자의 성공

여부에 관한 연구는 아직 상대적으로 미흡한 상황이다. 따라서, 본 연구에서는 유튜버의 성공 여부에 관련될 수 있는 새로운 요인들을 도입하여 분류 예측 분석을 수행하고자 한다.

2.2 디지털 플랫폼에서의 얼굴 정보의 공개성

YouTube 영상을 시청해보면 일부 유튜버들은 얼굴을 드러내고 영상을 촬영하고, 다른 유튜버들은 가면을 쓰기도 하고, 또 다른 유튜버들은 손만 나오기도 한다. Folkvord(2019)는 자신의 연구에서 YouTube에 나오는 유튜버를 시청함으로써 콘텐츠 소비자가 영상에 등장하는 유튜버에게 감정적 애착이 발생할 수 있음을 시사했다.

실제로 얼굴은 디지털 플랫폼의 관점에서 매우 중요한 역할을 하고 있다(Zhou *et al.*, 2020). 얼굴에 의한 소비는 경영학적 관점에 있어 사업의 성장과 동기를 제공한다(Li and Su, 2007). 이는 얼굴이 가지고 있는 사회적 자기 가치(Social Self-worth)에 의한 것인데, 사람은 관계성에서 특정 선호도를 갖기 위해 얼굴을 인지하기 때문이다(Ting-Toomey and Kurogi, 1998). 이 외에도 “얼굴”이라는 관점에 대해 다양한 분야에서 이론적 함의와 연구가 오랜 시간 동안 연구가 되어왔다. 과거 연구에서, 광고에서 얼굴이 드러나는 것은 얼굴이 없는 브랜드보다 상대적으로 큰 인지도를 불러일으킴을 확인할 수 있다(Guido, 2019). 또한, 소비자 개인의 선호하는 취향은 특성이 반영된 얼굴과 얼굴이 주는 매력에 영향을 받는다는 연구결과도 존재한다(Little, 2006). 더 나아가, 얼굴이 가지고 있는 감정은 사람들의 결정에도 영향을 미치며(Liao and Wang, 2009), 긍정적 평가에 영향을 미치기 까지도 한다(Bakhshi, 2014).

하지만, 유튜버의 얼굴에 관련된 요인이 채널의 운영에 있어 어떠한 영향을 주는지는 이전 연구에서 명확하게 밝혀지지 않았다. Chen(2013)의 연구에서 영상에 등장하는 인물의 얼굴이 미적으로 뛰어난 경우 채널 성장에 긍정적인 영향을

줄 수 있다고 보았으나 이에 대해서 명확하게 입증되지는 않았다. 앞서 제시한 이전 연구들의 감안했을 때, YouTube라는 디지털 플랫폼의 맥락에서 얼굴이 가지고 있는 영향력은 지속적으로 연구되어야 할 필요가 있다.

2.3 디지털 플랫폼에서의 정보 업데이트 빈도

본 연구는 유튜브라는 디지털 플랫폼과 같은 콘텐츠 소비 채널에 대한 이전 연구들을 먼저 검토하였다. 우선, 유튜브와 같이 콘텐츠를 시청하는 맥락에서, 텔레비전 시청 빈도는 시청자의 텔레비전 시청 선호도를 증가시키는 것을 확인할 수 있었다(Lipsky and Iannotti, 2012; van der Voort and Vooijs, 1990). 또한, Venkateswaran and Son(2007)의 연구는 정보 업데이트의 빈도가 비즈니스 시스템의 원활한 운영에 영향을 미친다는 것을 발견하였다. 이러한 점을 감안했을 때, 유튜브의 콘텐츠 업로드 빈도수는 구독자와의 관계성을 향상시켜 결국에는 채널의 성장이나 유튜브의 수익 창출에 관련될 것이라 예측해 볼 수 있다.

2.4 디지털 플랫폼에서의 정보의 길이

다음 요인을 찾기 위해, 본 연구에서는 YouTube라는 디지털 플랫폼의 특성에 대해 관찰하였다. 최근 급성장한 중국의 틱톡(TikTok)같은 경우 짧은 영상만 플랫폼에 업로드 할 수 있으며 일반적으로 60초에서 최대 3분의 길이만 지원하고 있다(Liu and Yu, 2022). 인스타그램의 경우 상대적으로 최대 60분 기준 3.6GB 용량 이하의 영상만 업로드 할 수 있다. 이와 별개로, YouTube의 공식적인 서비스 안내에 따르면 최대 12시간 길이의 영상을 업로드 할 수 있다. 따라서, 다른 플랫폼에 비해 상대적으로 긴 영상을 올릴 수 있다는 것이 YouTube의 특성이다. 이전 문헌연구에서도 콘텐츠의 길이에 대한 연구결과가 있다. Slemmons *et al.*(2018)은 비디오의 길이에 따라서 시청자의 주

목도가 관련 될 수 있다고 보고하였다. 따라서, 본 연구에서 비디오 길이가 유튜브의 성공에 어떤 관련이 있는지 살펴보고자 한다.

2.5 디지털 플랫폼에서의 다국어 자막

지난 수십 년 동안 컴퓨터와 모바일 장치의 발전 및 네트워크의 확장으로 인해 전 세계의 디지털 인프라는 크게 성장하였다. 디지털 플랫폼은 이제 세계 인터넷 경제 시장을 이끄는 핵심 축이 되었다 해도 과언이 아니다(Boudreau, 2012; Nambisan *et al.*, 2017; Shaheer and Li, 2020; Yoo *et al.*, 2010). YouTube는 다른 디지털 플랫폼과 마찬가지로, 100여 개가 넘는 국가에 맞춰 서비스를 제공하고 있다. 다시 말해서, 한국에 있는 시청자가 미국 유튜브의 영상을 볼 수 있으며, 미국의 시청자 또한 한국 유튜브의 영상을 보는 것에 대한 제약이 전혀 없다. 기본적으로 YouTube는 시청자의 이해를 돕기 위해 음성을 인식하여 자동으로 자막을 생성하는 서비스를 제공한다. 하지만, 자동 번역기능은 정확성이 부족하다는 한계점이 있다. 하지만, 자동 자막 생성기능 대신 유튜브는 자신의 채널을 해외 유저들에게 노출시키기 위해 의도적으로 자신의 영상에 직접 제작한 다양한 언어 자막을 넣을 수 있다. 또한, 제목과 영상에 대한 설명까지 다양한 언어로 추가할 수 있다.

본 연구는 이러한 유튜브의 국제적 특성과 서비스의 측면에서 새로운 요인을 고려하였다. 자동 자막이 아닌 유튜브 혹은 크리에이터가 어떠한 목적으로 자막을 준비하고 추가하는지 고려하였을 때, 자막의 다양성이 채널의 성장과 노출에 긍정적인 영향을 줄 수 있을지 파악하고자 하였다. 단순히 경영학적 관점뿐만 아니라, 언어학적으로도 자막은 문화권의 참조로 해석될 수 있다. 특히, 청중이 특정 배경 지식을 가지고 있지 않은 경우, 자막은 비디오 해석에 중요한 영향을 미칠 수 있다는 연구결과가 존재한다(Pedersen, 2005). 따라서, 본 연구는 다국어 자막의 제공을 관련 요인으

로 채택하였다.

2.6 다른 디지털 플랫폼의 확장성과 영향

보편적으로 기업은 효과적인 마케팅 전략으로 브랜드 확장을 기획하고 진행한다(Albercht *et al.*, 2013; Sinn and Goodstein, 2010). 브랜드 확장 전략은 성공확률을 높일 수 있다. 서비스 브랜드 및 소셜 네트워크 브랜드에서도 확장 전략은 매우 중요하다(Hyun *et al.*, 2017; Roll, 2005). 이러한 기존 문헌들을 바탕으로, 유튜브에서 활동하는 크리에이터가 틱톡이나 인스타그램과 같은 다른 플랫폼으로 자신의 브랜드 확장을 하게 되었을 때를 가정하여 기존 연구의 범위를 확장하고자 한다.

여러 가지 플랫폼을 성공적으로 운영하는 것은 시간과 비용적인 측면에서 한계가 존재할 수 있다. 동영상상을 기반으로 성장한 디지털 플랫폼 서비스로는 YouTube가 가장 독보적이지만, 현재 다양한 디지털 플랫폼들이 서로 경쟁을 벌이고 있다. 페이스북, 인스타그램 같은 대중에게 널리 알려진 소셜 네트워크도 영상 서비스를 중점적으로 지원하지 않는 것뿐이지 모두 자유롭게 영상을 업로드하고 공유할 수 있는 기능은 충분히 제공한다. 흥미롭게도, YouTube는 각 채널의 추가정보에 의무적으로 채널 운영자의 다른 소셜 네트워크 정보를 기입하도록 요구한다. 관련 기존 연구에 따르면, 소셜 네트워크를 통한 사용자와의 연결은 더 넓은 콘텐츠 소비자를 만날 수 있는 기회를 제공하며, 결과적으로 큰 파급력을 발휘할 수 있다(Arenas-Gaitán *et al.*, 2018). 또한, 비즈니스 초기 단계에서 소셜 네트워크 플랫폼을 통해 홍보하는 것은 비즈니스 성공에 중요한 영향을 미친다(Bashar *et al.*, 2012; Nobre and Silva, 2014; Tsai and Men, 2017). 따라서, 이러한 문헌적 근거와 디지털 플랫폼의 특성을 고려해볼 때, 다른 여러 디지털 플랫폼의 연결 여부는 유튜버의 성공 여부에 관련될 수 있다고 판단하였다.

Ⅲ. 연구 방법

3.1 데이터 수집

본 연구는 신생 유튜버의 성공 요인을 분류 예측하기 위해 신생 YouTube 채널을 생성된 날짜 기준으로 데이터를 수집하였다. 신생 유튜버의 채널 선정에 있어서 생성 날짜 기준이 2020년 1월과 6월 사이에 생성된 채널들을 조사대상으로 선정하였다. 초기 자료에서는 약 1,000여 개의 채널이 검색되었고, 유료로 활용할 수 있는 noxinfluencer.com 및 socialblade.com에서 채널 시청률 및 수익 창출과 관련된 추가 요인을 검색하여 정확한 정보가 없는 채널은 제거하였다. 추가로, 관리가 되지 않거나 해킹 또는 불법적인 운영이 포착된 채널 또한 분석 결과의 문제를 가져올 것을 우려하여 제거하였다. 결과적으로, 본 연구는 총 387개의 최종샘플을 선별하여 분석을 수행하였다.

3.2 요인 설명

본 연구에서 종속변수로 사용한 “YouTube 파트너 프로그램”의 참여자격 요건 충족은 신생 유튜버 수익 창출의 중요한 필요조건이라 할 수 있다. 이 자격요건을 갖춰야만, 다음 단계인 수익 창출에 대한 단계를 밟을 수 있다. 다시 말해서, 파트너 프로그램에 가입할 수 없다면 자신의 YouTube 채널에 아무리 많은 영상을 올린다고 해도 수익이 발생할 수 없다. 이러한 YouTube의 조건에 입각하여 파트너 프로그램의 획득 유무가 초기 유튜버에게 가장 중요한 시발점으로 판단하여 이 연구의 종속변수로 채택하였다. 종속변수를 최대한 명확하게 측정하기 위해 채널 관찰기간을 최대 1년으로 설정하였는데, 그 이유는 YouTube 공식 홈페이지 자료에 파트너 프로그램 자격 요건 중 “4,000 valid public watch hours in the last 12 months”가 명시되어 있어 최대 12개월의 데이터 수집 기간을 설정했다. 예를 들어서, 2020년 6월에 채널을 생성

한 신생 유튜버는 2021년 6월까지(1년 간) 데이터 수집기간으로 설정된다. 따라서, 1년 이내에 파트너 프로그램을 신청할 수 있는 조건의 채널인 경우 1, 획득하지 못한 경우는 0으로 데이터를 코딩하였다.

데이터 수집을 위해 “녹스인플루언서”의 API 서비스를 활용하였다. 각 채널의 연간 데이터를 분석하여 구독자 1,000명 및 누적 시청시간 4,000시간이 달성되기 위해 소요된 개월 수를 채널 생성 후 첫 영상 업로드 기준으로 데이터를 수집하였다. 본 연구에서 대상으로 한 채널들의 경우 12개월의 기간동안 1,000명 이상의 구독자를 보유하고 있을 때, 누적 시청시간이 최소 4,000 시간 이상 누적된 것으로 확인되었다.

관련 요인들은 다음과 같은 방법으로 데이터를 수집하였다. 첫 번째 관련 요인인 얼굴의 공개 여부는 각 채널을 직접 확인하여 조사하였다. 데이터 수집이 완료된 기점인 2021년 6월까지 앞서 문헌연구에서 언급된 개인의 정체성에 대한 정확도를 위해 가면이나 선글라스 등 얼굴을 인위적으로 가리기 위한 장치를 한 유튜버와 그 채널을 분류하는데 집중했다. 이 데이터를 모을 수 있는 방법은 오로지 유튜버가 올린 영상들을 하나씩 검증하는 방법 밖에 없었기 때문에, 위 연구에 사용하기로 한 최종 채널의 모든 영상을 열람하였다. 결과적으로, 유튜버가 본인의 정확한 얼굴을 공개하여 영상을 업로드 했을 경우 변수를 1로, 의도적으로 얼굴을 숨기거나 위장하여 얼굴을 드러내지 않는 채널의 경우 0으로 코딩하였다.

두 번째 관련 요인인 유튜버의 평균 영상 업로드는 각 채널당 한 달에 몇 개의 영상이 올라왔는지 직접 계산하였고 평균 값을 계산하였다. 해당 데이터를 조사한 기준은 각 채널의 생성 이후 업로드 된 영상의 업로드 날짜를 하나씩 체크하여 파트너 프로그램 달성조건까지 월 단위로 평균 값을 계산하였다. 다시 말해서, 한 달(1일부터 30/31일까지)에 몇 개의 영상을 평균적으로 올리는지 계산하였으며, 1년 이내에 파트너 프로그램 자격

조건을 달성하지 못한 채널은 데이터 수집 완료 기점인 2021년 6월까지 평균 값을 측정하였다.

세 번째 관련 요인인 영상의 길이는 2021년 6월까지 각 채널에서 한 달 기준 업로드 된 영상들의 평균 길이를 측정한 값이다. 채널마다 업로드 된 영상의 개수가 상이하기 때문에 채널의 월별 영상들의 길이를 기록한 후, 한 달 단위로 평균값을 측정하였다. 각 영상마다 길이가 썸네일 하단에 표시되어 있어 첫 번째 변수처럼 일일이 영상을 확인하지 않고 표기된 시간을 기준으로 계산이 가능하였다.

네 번째 관련 요인인 자막의 경우, 각 채널에서 보유하고 있는 영상 중 다국어 자막이 지원된다고 하는 영상을 기준으로 개수를 측정하였다. YouTube에서는 자동으로 영상의 음성을 자막으로 생성해주는 기능이 있다. 하지만, 자막의 정확도에 문제가 있으며 의도적으로 추가한 다국어 자막이 아니라는 판단으로 데이터에 포함시키지 않았다. 본 연구는 의도적으로 입력된 다국어 자막의 개수를 기반으로 각 채널이 가지고 있는 국제적 접근 의도를 파악하고자 하였다. 이 데이터 수집 또한, 2021년 6월까지 각 채널의 영상을 모두 확인해야만 했다. YouTube 웹사이트 기준, 영상 제목 아래 ‘자막’이라는 아이콘이 있을 경우에만 자막이 지원되는 것이기에 상대적으로 빠르게 자막 유무를 확인할 수 있었다. 평균값을 만들기 위해 각 채널의 모든 업로드 된 영상의 추가 자막 개수를 확인하여 평균치를 추산하였다. 오차범위를 줄이기 위해 추가자막이 없을 경우 0으로, 1-2개의 추가자막이 있을 경우 1로, 3-4개의 추가자막이 있을 경우 2로, 5개 이상의 추가자막이 등록되어 있을 경우 3으로 코딩하였다.

마지막으로, YouTube를 제외한 다른 소셜 네트워크 활동이 주는 영향력을 파악하기 위해 기본적으로 YouTube 채널에 등록되어 있는 추가적인 소셜 네트워크 서비스의 개수를 데이터화 시켰다. 수집하는 방법은 각 YouTube 채널의 ‘정보’ 탭이 존재하는데, 각 유튜버가 등록한 외부 사이트를

<표 1> 요인 설명

요인	설명	측정 방법
유튜브 파트너 프로그램 참여자격 충족	유튜브에서 공식적으로 요구하는 수익 창출을 위한 최소요건: 구독자 1000명 +12개월 간 공개 동영상의 유효 시청시간 4,000시간	월별 누적 구독자 수, 총 시청시간
유튜버의 실제 얼굴정보 공개 여부	유튜버의 얼굴이 업로드 된 영상에 의도적으로 공개되어 있는가?	0: 얼굴이 채널 영상에 전혀 보이지 않거나, 의도적으로 얼굴정보를 나타내지 않음 1: 전반적인 영상에 본인의 명확한 얼굴이 공개되어 있음
유튜버의 평균 영상 업로드 횟수	각 채널에 월별로 몇 개의 비디오가 평균적으로 업로드 되는가?	월 기준 1일부터 30, 31일까지 올라온 비디오 개수의 평균 값(파트너 프로그램 획득 전까지의 기간으로 측정)
유튜버의 업로드 된 평균 영상 길이	각 채널에 월별로 업로드 된 영상의 평균 길이는 어떻게 되는가?	월 기준 1일부터 30, 31일까지 올라온 비디오 길이의 평균 값(파트너 프로그램 획득 전까지의 기간으로 측정)
유튜버의 평균 추가 지원 자막 개수	유튜버가 영상에 추가한 자막의 개수는?	채널에 다중자막 표시가 있는 영상들을 기준으로 추가된 자막의 개수를 측정
등록된 다른 소셜 네트워크 서비스 개수	유튜브 채널에 공식적으로 연결되어 있는 유튜버의 다른 소셜 네트워크 서비스 정보는?	유튜브 채널에 표시되어 있는 외부 사이트들 중 대중적인 소셜 네트워크 서비스를 판별하여 개수 측정

여기서 확인할 수 있다. 유튜버는 다른 플랫폼 소셜 네트워크 서비스나 웹페이지를 이 링크에 등록할 수 있다. 다만, 어떠한 링크든지 자유롭게 등록이 가능하기 때문에 387개의 채널 정보를 하나씩 확인하였다. 본 연구는 대중적인 소셜 네트워크 서비스가 아닌 불분명 한 링크들을 제거한 후 최종 데이터로 수집하였다. <표 1>은 본 연구에서 사용되는 요인들에 대한 설명과 측정 방법을 요약 기술한 것이다.

3.3 분석 도구 및 기법

본 연구는 데이터 분석을 위해 삼성 SDS에서 제공하는 분석 프로그램인 브라이티스를 활용하고자 한다. 브라이티스는 파이썬 언어를 기반으로 머신러닝 분석을 수행할 수 있는 분석 도구써 무료로 이용이 가능하며, 데이터 분석에 있어 사용자에게 보다 직관적인 인터페이스와 한글 언어를 지원한다. 또한, 파이썬 언어 활용해 분석에 필요한 추가 설정을 적용할 수 있으며, 각각의 분석

알고리즘은 각 단계별로 필요한 파라미터 설정을 쉽게 할 수 있다는 장점을 가지고 있다(Kim et al., 2021; 양낙용, 2019). 최근에는 이러한 장점을 활용하여 브라이티스 프로그램을 통해 예측 분석 연구를 수행한 바 있다(주민식 등, 2021). 브라이티스에서는 최적의 분석 결과를 제공위한 기본 파라미터(Parameter)가 설정되어 있지만(Kim et al., 2021), 본 연구에서는 각각의 분석 알고리즘에 대해 여러 파라미터 세팅을 적용하여 분석해보았다. 그 중 가장 우수한 분석 결과를 보이는 파라미터 설정을 적용하였다. 사용된 파라미터 설정은 분석 알고리즘 종류를 소개하면서 기술하였다.

본 연구는 유튜버의 파트너 프로그램의 자격 획득 여부를 분류 분석하기 위해 우선적으로 기존의 전통적인 통계분석 기법인 로지스틱 회귀분석을 도입하였다. 하지만, 머신러닝을 기반으로 분류 문제를 접근해온 선행 연구들은 회귀분석과 같은 전통적인 통계분석 방법보다 의사결정 나무, 서포트 벡터 머신, 인공 신경망, 랜덤 포레스트와 같은 머신러닝 알고리즘이 향상된 분석 결과를 제

공할 수 있다는 것을 발견해왔다(Abbasi *et al.*, 2012; Clarke *et al.*, 2020; Kaytez *et al.*, 2015; Pati *et al.*, 2017). 따라서, 본 연구에서는 로지스틱 회귀 분석 뿐만 아니라 분류 분석의 대표적인 알고리즘으로 알려진 의사결정나무, 서포트 벡터 머신, 인공신경망, 랜덤 포레스트를 활용하고자 한다. 또한, 이러한 분류 분석 알고리즘마다 기본적인 과정과 연산과정이 다르기 때문에 분석 결과의 차이가 존재한다. 따라서, 분류 분석 알고리즘 간의 비교 분석이 필요하다(Abbasi *et al.*, 2012; Kiguchi *et al.*, 2022; Maroco *et al.*, 2011). 위의 브라이틱스 프로그램은 위의 5개 분석 알고리즘을 제공하며 결과를 보다 직관적으로 비교 분석할 수 있다. 따라서, 본 연구는 해당 프로그램을 활용하기로 하였다. 분석 알고리즘에 대해 설명하자면, 먼저 로지스틱 회귀분석은 독립 변수의 선형 결합을 통해 종속 변수를 설명한다. 하지만, 연속형 데이터를 다루는 선형 회귀(Regression)를 활용하여 데이터가 특정 범주에 속할 확률을 0부터 1사이의 값으로 예측하고, 결과 값에 따라 데이터를 특정 범주로 분류하는 지도 학습 기법이다. 로지스틱 회귀 분석을 통해서 성공 혹은 실패, 합격 혹은 불합격 등과 같은 이진 분류 문제를 해결할 수 있다. 로지스틱 회귀분석의 결과는 0 아니면 1의 값을 가지기 때문에 결과 값을 0과 1 사이의 값으로 조정하여 변환시키는 함수인 시그모이드 함수(Sigmoid Function)를 활용한다(Hosmer and Lemeshow, 2000). 파라미터 설정은 브라이틱스의 기본 설정을 적용하였다.

의사 결정 나무는 일정 분류 규칙을 기반으로 데이터를 분류, 회귀 분석하는 지도 학습 모델이다. 분석 모델 결과가 나무의 가지 구조를 하고 있기 때문에 의사 결정 나무라고 명칭 된다. 의사 결정 나무는 특정 질문에 따라 데이터를 구분하는데 한번의 질문에 두 개의 정답이 나오게 된다. 질문과 정답은 노드(Node)라고 명칭되며, 가장 처음 분류 기준을 루트 노드(Root Node), 중간 분류 기준을 중간 노드(Intermediate Node), 마지막 분류

기준을 리프 노드(Leaf Node)라고 부른다. 의사 결정 나무 분석은 리프 노드를 통해 결과 값이 완전히 분류되는 것을 목표로 한다(Murphy, 2012). 본 연구에서는 의사 결정 나무의 분석을 지니(Gini) 계수를 기준으로 수행하였으며, 파라미터 설정에서 핵심 설정인 깊이(Depth)는 5로 설정하였다.

그 다음, 서포트 벡터 머신은 분류 및 회귀 분석을 적합하게 수행할 수 있는 머신 러닝 기법으로, 분류 문제를 해결하기 위해 초평면(Hyperplane)의 원리를 사용한다(Cortes and Vapnik, 1995). 서포트 벡터 머신의 기본 원리는 데이터 속에서 서로 다른 특성으로 분류될 수 있는 값들의 거리를 최대화하는 마진(Margin)을 찾아 초평면을 만들어 데이터를 분류한다. 만약, 데이터가 선형으로 분리되지 않은 경우, 커널(Kernel)을 사용하여 데이터의 차원을 높인 후 분리할 수 있는 초평면을 발견한다. 해당 연구에서 사용된 핵심 파라미터 설정은 커널(Kernel)을 방사 기저 함수(Radial Basis Function: RBF)로, C는 1, 감마(Gamma)는 자동(Auto)으로 설정하였다.

인공 신경망은 입력 층(Input Layer)과 출력 층(Output Layer) 사이에 여러 은닉 층(Hidden Layer)이 있는 다층 퍼셉트론(Multilayer Perceptron) 구조를 가지고 있는 분석 기법이다. 입력 층에 입력된 값은 은닉 층에서 처리되고 추정 값이 출력 층에서 나타난다. 만약 추정 값이 실제 값과 크게 다른 경우 인공 신경망은 오차를 입력층에 반영하여 다시 분석을 수행하며, 이러한 과정을 역전파(Backpropagation)라고 한다. 결과적으로, 추정 값과 실제 값 사이의 오차를 최소화하는 학습을 수행한다. 인공 신경망은 일반적으로 하나 이상의 은닉층이 있으며 선형문제 뿐만 아니라 자연어 처리, 이미지 인식 및 텍스트 분류와 같은 다양한 비선형 문제 또한 처리할 수 있다(Murphy, 2012). 본 연구의 파라미터 설정에서 히든 레이어 사이즈(Hidden Layer Sizes)는 기본 셋팅인 100으로 유지하였다.

랜덤 포레스트는 분류 및 회귀 분석에 활용되

는 지도 학습 앙상블 기법으로, 하나의 데이터 셋에서 랜덤으로 생성된 여러 의사결정 나무 모델의 결과를 평균화하고 종합하여 최종 결과를 도출한다. 여러 개의 의사 결정 나무 모델을 활용하기 때문에 포레스트(Forest)라는 명칭을 가지고 있으며, 하나의 의사 결정 나무 모델을 활용하는 것보다 랜덤한 여러 모델을 활용하기 때문에 최적의 분석 결과를 찾을 수 있는 기회가 높아진다. 랜덤 포레스트는 하나의 의사 결정 나무 모델을 활용하여 발생할 수 있는 분석 오류와 모델 과적합 문제로부터 상대적으로 영향을 받지 않기 때문에 보다 정확한 분석 결과를 제공할 수 있다 (Murphy, 2012). 해당 연구에서는 랜덤 포레스트를 구성하는 의사 결정 나무의 수를 10개 단위 씩 늘려 가며 100개까지 설정하였지만 분석결과가 향상되지 않았다. 따라서, 의사 결정 나무의 개수를 기본 값인 10개로 설정하였다. 깊이는 5로 설정하였다.

한편, 본 연구는 분류 분석 결과를 명확하게 평가하기 위해 정확도(Accuracy), 재현율(Recall), 정밀도(Precision), F1-score를 평가 기준으로 활용하고자 한다. 추가로, 수식의 True Positives는 유튜버의 파트너 프로그램 자격 획득을 정확히 분류한 것이며, True Negatives는 유튜버의 파트너 프로그램 자격 획득 실패를 정확히 예측한 것을 의미한다. 반면에, False Positives는 분류모델이 유튜버의 파트너 프로그램 자격 획득을 예측하였으나 실제로는 획득하지 못한 것을 의미하며, False Negatives는 유튜버의 파트너 프로그램 획득 실패를 예측하였으나 실제로는 획득한 것을 의미한다. 해당 평가 기준에 대한 수식들은 다음과 같다.

정확도(Accuracy):

$$\frac{\text{True Positives} + \text{True Negatives}}{\text{True Positives} + \text{True Negatives} + \text{False Positives} + \text{False Negatives}}$$

재현율(Recall):

$$\frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Negatives}}$$

정밀도(Precision):

$$\frac{\text{True Positives}}{\text{True Positives} + \text{False Positives}}$$

$$\text{F1 Score: } 2 * \frac{\text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

IV. 분석 결과

4.1 기술 및 빈도 분석

본 연구는 분류 분석을 실시하기 전 기술 통계 분석을 통해 데이터의 특성을 파악하고자 한다. <표 2>를 살펴보면, 파트너 프로그램 가입을 위한 자격요건 획득 여부, 유튜버 얼굴 공개 여부, 평균 영상 업로드 횟수, 평균 영상 길이, 지원 자막 개수, 유튜버의 다른 소셜 네트워크 서비스 개수의 평균, 표준편차, 최소 및 최대 값을 기술하였다. 분류에 따른 빈도 분석 결과로, 파트너 프로그램 획득 여부는 미 획득이 153명(39.5%), 획득은 234명(60.5%)으로 파트너 프로그램을 획득한 유튜버가 상대적으로 많았다. 유튜버 얼굴 공개 여부는 미공개 한경우가 162명(41.9%)였으며, 공개한 경우는 225명(58.1%)로 공개한 유튜버의 빈도가 보다 높았다. 한 달간 평균 영상 업로드 횟수는 1개 이상 5개 미만인 187명(48.3%)로 가장 많았으며, 5개 이상 10개 미만 113명(29.2%), 10개 이상 15개 미만 42명(10.9%), 15개 이상 20개 미만 18명(4.7%), 30개 이상 14명(3.6%), 20개 이상 25개 미만 7명(1.8%), 25개 이상 30개 미만 6명(1.6%) 순으로 나타났다. 평균 영상 길이는 5분 미만이 170명(43.9%)로 가장 많았으며, 그 다음 5분 이상 10분 미만 121명(31.3%), 10분 이상 15분 미만 56명(14.5%), 30분 이상 15명(3.9%), 15분 이상 20분 미만 14명(3.6%), 20분 이상 25분 미만 9명(2.3%), 25분 이상 30분 미만 2명(0.5%) 순으로 나타났다. 영상의 지원 자막 개수는 0개가 370명(95.6%)이었으며, 1개가 8명(2.1%), 2개는 7명(1.8%), 3개는 2명(0.5%)로 나타났다. 마지막으로, 유튜버의 다른 소셜 네트워크의 개수는 0개가 169명(43.7%)으로 가

<표 2> 기술 통계 분석 결과

	평균	표준 편차	최소 값	최대 값	분류	빈도 수(백분율)
유튜브 파트너 프로그램 참여자격 충족	0.600	0.490	0	1	미 획득 획득	153(39.5%) 234(60.5%)
유튜버의 실제 얼굴정보 공개 여부	0.570	0.491	0	1	미 공개 공개	162(41.9%) 225(58.1%)
유튜버의 평균 영상 업로드 횟수	7.640	9.135	0	71	1개 이상 5개 미만 5개 이상 10개 미만 10개 이상 15개 미만 15개 이상 20개 미만 20개 이상 25개 미만 25개 이상 30개 미만 30개 이상	187(48.3%) 113(29.2%) 42(10.9%) 18(4.7%) 7(1.8%) 6(1.6%) 14(3.6%)
유튜버의 업로드 된 평균 영상 길이	8.977	20.032	0	322	5분 미만 5분 이상 10분 미만 10분 이상 15분 미만 15분 이상 20분 미만 20분 이상 25분 미만 25분 이상 30분 미만 30분 이상	170(43.9%) 121(31.3%) 56(14.5%) 14(3.6%) 9(2.3%) 2(0.5%) 15(3.9%)
유튜버의 평균 추가 지원 자막 개수	0.070	0.367	0	3	0개 1개 2개 3개	370(95.6%) 8(2.1%) 7(1.8%) 2(0.5%)
등록된 다른 소셜네트워크 서비스 개수	1.20	1.377	0	5	0개 1개 2개 3개 4개 5개	169(43.7%) 82(21.2%) 69(17.8%) 37(9.6%) 17(4.4%) 13(3.4%)

장 많았고, 1개는 82명(21.2%), 2개는 69명(17.8%), 3개는 37명(9.6%), 4개는 17명(4.4%), 5개는 13명(3.4%) 순으로 나타났다.

4.2 상관 관계 분석

머신러닝 알고리즘을 활용한 데이터 분석에 앞서 변수 간에 상관관계를 살펴보고자 한다. 이를 통해 변수 간의 관계를 식별하고 분석 결과 해석에 도움을 받을 수 있을 것으로 기대한다. 변수

간 상관관계 분석 결과는 <표 3>에 기술하였으며 계수는 피어슨(Pearson) 상관 계수를 따른다. <표 3>을 살펴보면 종속 변수인 파트너 프로그램 참여 자격 획득 여부에 독립변수들은 모두 양(+)의 상관관계가 있는 것으로 나타났다. 특히, 평균 영상 업로드 횟수와 평균 영상 길이는 파트너 프로그램 획득 여부와 양(+)의 상관관계가 있는 것을 확인할 수 있었다. 다른 주목할 점으로 유튜버 얼굴 공개 여부는 유튜버의 다른 소셜 네트워크 개수와 양(+)의 상관관계를 보였다.

〈표 3〉 상관 관계 분석 결과

	유튜버 파트너 프로그램 참여자격 충족	유튜버의 실제 얼굴정보 공개 여부	유튜버의 평균 영상 업로드 횟수	유튜버의 업로드 된 평균 영상 길이	유튜버의 평균 추가 지원 자막 개수	등록된 다른 소셜네트워크 서비스 개수
유튜버 파트너 프로그램 참여자격 충족	1					
유튜버의 실제 얼굴정보 공개 여부	0.092	1				
유튜버의 평균 영상 업로드 횟수	0.126*	0.030	1			
유튜버의 업로드 된 평균 영상 길이	0.191**	0.028	0.019	1		
유튜버의 평균 추가 지원 자막 개수	0.035	-0.029	0.000	-0.024	1	
등록된 다른 소셜네트워크 서비스 개수	0.027	0.129**	0.024	0.006	0.033	1

* p<0.05, ** p<0.01

4.3 다중 공선성 분석

해당 연구의 상관관계 분석 결과, 일부 독립 변수 간에 상관관계가 확인되었다. 본 연구에서 활용하는 분석 알고리즘인 로지스틱 회귀분석과 서포트 벡터 머신은 선형분석의 일종이기 때문에 다중 공선성의 영향을 받을 수 있다. 따라서, 신뢰할 수 있는 분석 결과를 도출하기 위해 독립

변수 간 다중 공선성의 여부를 확인해야 할 필요가 있다. 분석 결과, <표 4>에서 볼 수 있듯이 본 연구의 독립변수들은 모두 VIF(Variance Inflation Factors) 값 10 미만의 기준(Neter *et al.*, 1990)을 충족시키는 것으로 나타났다. 따라서, 다중 공선성 문제는 우려하지 않아도 될 수준임을 확인하였다.

4.4 분류 분석 결과

본 연구의 목적은 유튜버의 파트너 프로그램 자격 획득 여부의 분류하는데 있어 최적의 분석 결과를 제공하는 관련 요인들과 머신 러닝 알고리즘을 발견하고자 함에 있다. 따라서, 앞에서 설명했던 각각 5개의 분석 알고리즘을 활용하여 5개의 요인들로 생성될 수 있는 모든 경우의 모델을 분석하기로 하였다. 결과적으로, 총 31개의 분석 모델을 생성하여 분석을 실시하였다. 분석 모델의 결과는 정확도, 재현율, 정밀도, F-score를 기준으로 평가하였다.

〈표 4〉 다중 공선성 분석 결과

변수	VIF
유튜버의 실제 얼굴정보 공개 여부	1.019
유튜버의 평균 영상 업로드 횟수	1.002
유튜버의 업로드 된 평균 영상 길이	1.002
유튜버의 평균 추가 지원 자막 개수	1.003
등록된 다른 소셜네트워크 서비스 개수	1.019

결과적으로, 인공 신경망 기법을 기준으로 총 5개 요인(유튜버 얼굴 공개 여부, 평균 영상 업로드 횟수, 평균 영상 길이, 지원 자막 개수, 유튜버의 다른 소셜 네트워크의 개수)이 모두 포함된 분석 모델이 가장 좋은 결과를 제시하는 것으로 나타났다(정확도 = 0.871, 재현율 = 0.912, 정밀도 = 0.900, F1-score = 0.906). 일반적인 분류 분석 연구에서 낮게는 0.7 부터 높게는 0.9까지 분석 결과 값을 보이는 것을 감안해 볼 때(Abbasi et al., 2012; Clarke et al., 2020), 본 연구의 분석 결과는 인공신경망 기법을 사용한 모델을 기준으로 낮게는 0.871(정확도)부터 높게는 0.912(재현율)로 충분히 의미가 있다고 볼 수 있다. 분석 알고리즘에 따른 해당 모델의 결과를 <표 5>에 기술하였다.

로지스틱 회귀분석의 비표준화 계수를 참고해 볼 때, 유튜버의 파트너 프로그램 참여자격 획득을 위해서는 평균 영상 길이가 길수록(0.254), 지원 자막의 개수가 많을수록(0.193), 얼굴을 공개할수록(0.108), 유튜버의 다른 소셜 네트워크 계정 수가 많을수록(0.042), 평균 영상 업로드 횟수가 많을수록(0.022) 유리하다고 볼 수 있다. 이는 <표 3>의 상관관계 분석 결과에서, 유튜버의 파트너 프로그램 참여자격 획득에 관련 변수들이 양(+)의 상관관계를 보이는 것과 일치하는 결과이다. 추가로, 의사 결정 나무와 랜덤 포레스트로 분석한 결과를 참고해보았을 때, 변수 중요도(Feature Importance)의 기준에 따라 각각 평균 영상 길이(의사 결정 나무 = 0.540, 랜덤 포레스트 = 0.530), 평균 영상 업로드 횟수(의사 결정 나무 = 0.310, 랜덤 포레스트 = 0.320), 다른 소셜 네트워크의 계정 수

(의사 결정 나무 = 0.100, 랜덤 포레스트 = 0.090), 얼굴 공개(의사 결정 나무 = 0.040, 랜덤 포레스트 = 0.040), 지원 자막의 개수(의사 결정 나무 = 0.020, 랜덤 포레스트 = 0.020)순으로 유튜버의 파트너 프로그램 참여자격 획득의 분류 예측에 중요하게 나타났다.

추가로, 해당 연구에서는 5개의 요인이 포함된 모델을 기반으로 분석 알고리즘에 따른 결과를 비교하고자 한다. 우선, 로지스틱 회귀분석의 경우 전반적으로 의사결정 나무 기법 보다 다소 나은 결과를 보였지만, 인공 신경망, 서포트 벡터 머신, 랜덤 포레스트 보다는 향상된 분석결과를 제공하지는 않았다. 이러한 결과는 기존의 전통적인 회귀분석 방법보다 머신러닝 알고리즘을 활용한 분류 분석이 더욱 효과적이라는 기존 연구의 결과와 일치한다(Abbasi et al., 2012; Clarke et al., 2020; Kaytez et al., 2015; Pati et al., 2017). 가장 향상된 분류 분석 결과를 제시한 머신러닝 알고리즘은 인공 신경망으로 나타났으며, 그 다음 랜덤 포레스트, 서포트 벡터 머신, 로지스틱 회귀분석, 의사 결정 나무 순으로 나타났다. 인공 신경망의 경우 입력 층과 출력 층 사이에 은닉 층에서 발생하는 강력한 연산 과정이 보다 정확한 분석 결과를 제공하게 만든 것으로 사료된다. 인공 신경망은 은닉층에서 발생하는 분석과정을 해석하기가 매우 어렵다는 단점을 가지고 있지만 높은 정확도를 제공하는 장점을 가지고 있다(Murphy, 2012). 그 다음, 랜덤 포레스트의 경우 앙상블 기법 중의 하나로 여러 개의 의사결정 나무 결과를 종합하여 최적의 결과를 제공하고자 하기 때문에(Murphy,

<표 5> 분류 분석 결과

분석 알고리즘	정확도	재현율	정밀도	F1-score
로지스틱 회귀분석	0.738	0.818	0.778	0.797
의사 결정 나무	0.713	0.795	0.765	0.780
인공 신경망	0.871	0.912	0.900	0.906
서포트 벡터 머신	0.811	0.866	0.753	0.806
랜덤 포레스트	0.820	0.907	0.819	0.861

2012) 본 연구에서도 준수한 분석결과를 제공한 것으로 사료된다.

V. 논의

많은 유튜버들이 유튜브에서 본인의 영상을 업로드하고 수익을 창출하고자 한다. 하지만, 모든 유튜버들은 수익 창출의 자격을 얻지는 못한다. 본 연구는 실제 유튜버의 채널에서 수집할 수 있는 데이터를 변수화 하여, 특정기간에 새롭게 채널을 운영하기 시작한 유튜버들을 대상으로 수익 창출을 낼 수 있는 파트너 프로그램 참여자격 획득 여부를 분류 분석하였다. 그 결과, 유튜버 얼굴 공개 여부, 평균 영상 업로드 횟수, 평균 영상 길이, 지원 자막 개수, 유튜버의 다른 소셜 네트워크 서비스의 개수가 파트너 프로그램 참여자격 획득 여부를 분류 예측하는데 관련된다라는 사실을 발견하였다. 본 연구의 결과는 다음과 같이 해석될 수 있다. 먼저, 디지털 플랫폼에서 얼굴의 공개는 유튜버의 사회적 자기가치(social self-worth)를 높여 줄 수 있으며(Ting-Toomey and Kurogi, 1998), 채널의 성장에 긍정적인 영향을 줄 수 있다(Chen, 2013; Li and Su, 2007). 따라서, 유튜버의 얼굴 공개가 채널의 성공과 긍정적으로 관련되는 본 연구의 결과도 이러한 논리와 유사하다고 볼 수 있다. 또한, 본 연구는 평균 유튜브 영상 업로드 횟수 또한 유튜버의 성공에 관련될 수 있다는 것을 보여주고 있다. 이는 비즈니스 시스템의 수월한 운영에 정보 업데이트의 빈도가 관련된다라는 점(Venkateswaran and Son, 2007)을 고려해볼 때 수용할 수 있는 결과라고 볼 수 있다. 그 다음, 평균 영상 길이는 유튜버 성공 분류 예측에 관련되었는데, 이는 비디오의 영상 길이가 시청자의 주목도에 관련이 없다는 선행 연구와 상반되는 결과이다(Slemmons *et al.*, 2018). 다른 요인으로, 지원자막 개수는 유튜버의 성공요인 예측에 관련되는 요인으로 나타났다. 자막의 제공은 청중의 비디오 해석 결과에 관련될 수 있다는 점을 생각해볼 때

(Pedersen, 2005), 유튜브 영상의 다른 언어 자막 지원은 해외 유저들의 유입을 촉진시킬 수 있다. 결과적으로, 유튜버의 성공인 파트너 프로그램 참여자격 획득 여부에 충분히 관련될 수 있는 것이다. 마지막으로, 유튜버의 다른 소셜 네트워크 서비스의 개수 또한 유튜버의 성공과 관련되는데, 이는 유튜버가 신규 구독자를 끌어들이는데 있어 다양한 소셜미디어 채널을 이용하면 해당 유튜버에 대해 보다 많은 정보를 제공하고 친밀감을 쌓아 나아갈 수 있기 때문으로 보인다.

5.1 학문적 기여사항

본 연구의 결과가 가지는 학문적 기여사항은 다음과 같다. 첫 번째, 해당 연구는 1) 유튜버 얼굴 공개 여부; 2) 평균 영상 업로드 횟수; 3) 평균 영상 길이; 4) 지원 자막 개수; 5) 유튜버의 다른 소셜 네트워크 서비스 계정 개수, 총 5개 요인으로 구성된 분류 모델이 유튜버의 성공 여부를 정확히 예측할 수 있다는 사실을 발견하였다. 본 연구는 5개의 요인들로 생성될 수 경우의 수를 고려하여 총 31개의 모든 모델을 분석하였으며, 다양한 측정 기준을 통해 신뢰할 수 있는 결과를 발견하고자 하였다. 본 연구의 결과는 유튜버의 성공 요인을 예측함에 있어 유튜버 채널의 특징적인 5개 요인이 중요한 역할을 할 수 있다는 것을 시사한다. 향후 연구에서는 본 연구의 발견을 토대로 추가 요인들을 발견하고 보다 더 정확한 분류 분석 모델을 개발해 나아갈 수 있을 것이다.

두 번째, 본 연구는 유튜버의 성공요인을 분류 예측하는데 관련될 수 있는 요인들을 이론적 배경을 기반으로 식별하였다. 유튜버의 수익창출 여부를 분류하는데 다양한 관련 요인들이 존재할 수 있다. 이론적 배경과 선행연구의 결과, 그리고 유튜버 채널의 관찰을 통해 식별된 5개의 변수들은 유튜버의 성공에 관한 향후 연구에서 유용하게 활용될 수 있을 것이다.

세 번째, 본 연구는 유튜버 성공 요인 예측이라

는 맥락에서 인공 신경망 알고리즘이 가장 뛰어난 분류 예측 결과를 제공한다는 사실을 발견하였다. 분류 예측에 있어 여러 알고리즘들이 고려될 수 있으며, 이에 따라 로지스틱 회귀분석, 의사 결정 나무, 인공 신경망, 서포트 벡터 머신, 랜덤 포레스트를 적용하였다. 본 연구의 결과는 적용하는 알고리즘에 따라 분류 예측의 성과가 다르게 나타나며 향상될 수 있다는 사실을 제공한다. 향후 연구에서는 본 연구의 발견에 따라 인공 신경망 알고리즘을 유튜브 성공 관련 맥락에 고려해야 할 필요성을 제안한다.

5.2 실무적 기여사항

본 연구의 결과를 바탕으로 제공할 수 있는 실무적 기여사항은 다음과 같다. 첫 번째, 본 연구의 결과를 감안해볼 때, 새롭게 채널을 개설한 유튜버는 파트너 프로그램 참여자격을 최대한 빠르게 획득하기 위해 자신의 얼굴을 영상에서 공개하는 것이 채널의 성장 속도에 긍정적인 영향을 줄 것이다. 또한, 빈번한 영상 업로드와, 평균적인 영상의 길이에 부족함이 없도록 꾸준한 노력이 요구된다. 추가적으로, 업로드 된 영상에 추가적인 다국어 자막을 준비한다면 다른 언어권의 구독자들을 확보하는데 도움이 될 수 있을 것이다. 결과적으로 이러한 노력들은 초기 유튜버의 가장 큰 고민거리인 파트너 프로그램 참여자격의 빠른 달성에 기여할 수 있을 것이다. 마지막으로, 초기 유튜버는 다른 소셜 네트워크 플랫폼 활동을 통해 자신의 YouTube 채널을 홍보함으로써 긍정적인 도움을 받을 수 있을 것이다.

두 번째로, 유튜버와 관련된 기업인 MCN (Multi-channel Network)의 입장에서는 성장 가능성이 있는 새로운 유튜버를 발굴해내고 관리하는 것이 매우 중요하다. 본 연구에서 발견한 5개의 요인을 바탕으로 신규 유튜버들의 향후 성공 가능성을 예측할 수 있다. MCN 기업은 본 연구의 결과를 참고하여 성장 가능성이 풍부한 유튜버를 초기

에 발굴하고 확보할 수 있을 것이다.

5.3 한계점 및 향후 연구방향

위의 학문적 실무적 기여사항에도 불구하고 본 연구는 다음과 같은 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 이러한 한계점을 바탕으로 향후 연구 방향을 제안하고자 한다. 첫 번째, 본 연구는 실제 신규 유튜버의 채널에서 관련 데이터를 추출하여 머신러닝 알고리즘으로 성공여부를 분류 예측하였다. 하지만, 2020년 1월부터 6월까지 생성된 신규 유튜버를 대상으로 하였기 때문에 데이터 표본 수가 387개로 상대적으로 부족하다. 향후 연구에는 이후 새롭게 생겨나는 유튜버들의 채널에서 관련 데이터를 지속적으로 수집하고 축적해야 할 것이다. 또한 채널 운영자가 채널의 운영 도중 의도적으로 삭제한 영상이나, 비공개로 전환한 영상에 대한 정보는 파악할 수 없다는 아쉬움도 있다. 추후, 충분한 데이터 표본을 바탕으로 한 분석을 통해 본 연구의 결과에 대한 신뢰성을 향상시킬 수 있을 것이다.

두 번째, 본 연구는 이론적 배경을 바탕으로 유튜버의 성공요인과 관련되는 중요한 5가지 변수를 식별하고 분석을 진행하였다. 하지만, 유튜버의 채널에는 이외에도 다양한 관련 변수가 존재할 수 있다. 예를 들어서, 영상 별 평균 좋아요 수, 댓글 수, 긍정적 및 부정적 댓글의 수 등 여러 요인들이 존재한다. 이러한 정량적 수치들은 유튜버의 콘텐츠에 대한 관심을 나타내기 때문에 유튜버의 성공을 분류 예측하는데 중요한 관련요인으로 기여할 수 있다. 따라서, 향후 연구에서는 본 연구의 관련 변수뿐만 아니라 분류 예측과 관련될 수 있는 추가 변수들을 발굴해내고 보다 정확한 분석 결과를 얻을 수 있도록 해야 할 것이다.

세 번째, 본 연구의 변수 중 유튜버의 얼굴 공개 여부 변수는 성공 여부의 분류 예측에 기여하였다. 하지만, 본 연구는 단순히 얼굴 공개 여부에 대한 것에 초점을 맞추었다. 얼굴을 공개한 유튜버의 감정 표현이나 얼굴 측정법에 따른 심층적인

방법론은 해당 분야의 연구를 발전시킬 수 있는 중요한 실마리가 될 수도 있다. 따라서, 향후 연구에서는 이러한 점을 보완해서 연구를 수행할 필요가 있어 보인다.

마지막으로, 해당 연구는 과학 기술 카테고리의 유튜버를 대상으로 연구를 진행하였다. 따라서, 연구의 결과를 다른 카테고리 유튜버 채널에 적용하여 일반화하기에는 한계가 존재한다. 향후 연구에서는 이러한 한계점을 인식하고 과학 기술 이외에 다른 다양한 분야의 카테고리에서 본 연구의 결과가 일반화될 수 있는지 조사가 필요할 것이다.

VI. 결론

유튜버의 성공에 있어 많은 요인이 관련될 수 있지만 본 연구는 실질적으로 운영 채널과 관련되는 변수들에서 성공요인을 발견하고 유튜버의 성공 여부를 분류 예측하였다. 결과적으로, 유튜버의 성공 요인에 관련되는 요인들은 유튜버 얼굴 공개 여부, 평균 영상 업로드 횟수, 평균 영상 길이, 지원 자막 개수, 유튜버의 다른 소셜 네트워크 개수로 나타났다. 본 연구 결과를 참고하여 향후 성공적인 활동을 희망하는 유튜버들은 위의 관련 요인들에 더 관심을 기울이고 구독자의 만족을 유지할 수 있도록 해야 할 것이다. 우리의 연구 결과가 유튜버와 관련 산업에 도움이 되길 바라며, 건강한 디지털 문화가 형성되고 정착되어 가길 희망한다.

참고 문헌

- [1] 공다솜, “국내 유튜버 1인당 연간 광고 수입 1억원 넘어”, JTBC, 2022.09.13., Available at: https://news.jtbc.co.kr/article/article.aspx?news_id=NB12076218.
- [2] 남궁선희, “국제사이버대학교, 2023학년도 1학기 신, 편입생 모집”, 매일경제, 2022.12.01., Available at: <https://www.mk.co.kr/news/society/10551401>.
- [3] 남궁양숙, “2021 초, 중등 진로교육 현황조사 결과 발표”, 교육부, 2022.01.18., Available at: <https://www.moe.go.kr/boardCnts/viewRenew.do?boardID=294&lev=0&statusYN=W&s=moe&m=020402&opType=N&boardSeq=90414>.
- [4] 박아영, “대한노인회 충북연합회, 경로당 어르신에 유튜브 교육 실시”, 백세시대, 2021.10.10, Available at: <http://www.100ssd.co.kr/news/articleView.html?idxno=81249>.
- [5] 유튜브 파트너십 프로그램 공식자료, “YouTube Partner Program overview & eligibility”, 2022.03.10., Available at: <https://support.google.com/youtube/answer/72851?hl=en>.
- [6] 이원배, “직장인 부업으로 유튜버 해도 되나... 법상 규정 없지만, 업무 지장 있으면 제한 가능성”, 브릿지경제, 2022.11.14., Available at: <http://www.viva100.com/main/view.php?key=20221114010004140>.
- [7] 인스타그램 공식자료, “Instagram의 동영상 업로드 요구 사항”, 2022, Available at: https://ko-kr.facebook.com/help/instagram/1038071743007909/?helpref=uf_share.
- [8] Abbasi, A., C. Albrecht, A. Vance, and J. Hansen, “Metafraud: A meta-learning framework for detecting financial fraud”, *Mis Quarterly*, Vol.36, No.4, 2012, pp. 1293-1327.
- [9] Albrecht, C. M., C. Backhaus, H. Gurzki, and D. M. Woisetschläger, “Drivers of brand extension success: What really matters for luxury brands”, *Psychology & Marketing*, Vol.30, No.8, 2013, pp. 647-659.
- [10] Abbasi, A., Albrecht, C., A. Vance, and J. Hansen, “Metafraud: A meta-learning framework for detecting financial fraud”, *Mis Quarterly*, Vol.36, No.4, 2012, pp. 1293-1327.
- [11] Albrecht, C. M., C. Backhaus, H. Gurzki, and

- D. M. Woisetschläger, “Drivers of brand extension success: What really matters for luxury brands”, *Psychology & Marketing*, Vol.30, No.8, 2013, pp. 647-659.
- [12] Arenas-Gaitán, J., F. J. Rondan-Cataluña, and P. E. Ramírez-Correa, “Antecedents of WOM: SNS-user segmentation”, *Journal of Research in Interactive Marketing*, Vol.12, No.1, 2018, pp. 105-124.
- [13] Bakhshi, S., D. Shamma, and E. Gilbert, “Faces engage us: Photos with faces attract more likes and comments on Instagram”, *CHI '14: Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 2014, pp. 965-974.
- [14] Bashar, A. and M. Wasiq, “Effectiveness of social media as a marketing tool: An empirical study”, *International Journal of Marketing, Financial Services & Management Research*, Vol.1, No.11, 2012, pp. 88-99.
- [15] Basil, M. D., “Identification as a mediator of celebrity effects”, *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol.40, No.4, 1996, pp. 478-495.
- [16] Chalmers, D., R. Matthews, and A. Hyslop “Blockchain as an external enabler of new venture ideas: Digital entrepreneurs and the disintermediation of the global music industry”, *Journal of Business Research*, Vol.125, 2021, pp. 577-591.
- [17] Chen, C. P., “Exploring personal branding on YouTube”, *Journal of Internet Commerce*, Vol.12, No.4, 2013, pp. 332-347.
- [18] Clarke, J., Chen, H., D. Du, and Y. J. Hu, “Fake news, investor attention, and market reaction”, *Information Systems Research*, Vol.32, No.1, 2020, pp. 35-52.
- [19] Cortes, C. and V. Vapnik, “Support-vector networks”, *Machine Learning*, Vol.20, No.3, 1995, pp. 273-297.
- [20] Dong, J. Q., “Moving a mountain with a teaspoon: Toward a theory of digital entrepreneurship in the regulatory environment”, *Technological Forecasting & Social Change*, Vol.146, 2019, pp. 923-930.
- [21] Folkvord, F., K. E. Bevelander, E. Rozendaal, and R. Hermans, “Children’s bonding with popular YouTube vloggers and their attitudes toward brand and product endorsements in vlogs: An explorative Study”, *Young Consumers*, Vol.20, No.2, 2019, pp. 77-90.
- [22] Guido, G., M. Pichierri, G. Pino, and R. Natarajan, “Effect of face images and face par-idolia on consumers’ responses to print advertising”, *Journal of Advertising Research*, Vol.59, No.2, 2019, pp. 219-231.
- [23] Holmbom, M., *The Youtuber: A qualitative study of popular content creators*, 2015.
- [24] Hosmer, D. W. and S. Lemeshow, *Applied Logistic Regression*, John Wiley & Sons. New York, 2000.
- [25] Hyun, H., J. Park, and D. Kim, “The Effect of Extended Brand Equity on Willingness to Pay Premium Price”, *Journal of Channel and Retailing*, Vol.24, No.4, 2019, pp. 131-151.
- [26] Incross, “Video platform usage data released, YouTube dominates the rankings”, 2020, Available at: <https://www.incross.com/pr-center/press-release/?mod=document&uid=212>.
- [27] Kaytez, F., M. C. Taplamacioglu, E. Cam, and F. Hardalac, “Forecasting electricity consumption: A comparison of regression analysis, neural networks and least squares support vector machines”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol.67, 2015, pp. 431-438.
- [28] Kiguchi, M., W. Saeed, and I. Medi, “Churn

- prediction in digital game-based learning using data mining techniques: Logistic regression, decision tree, and random forest”, *Applied Soft Computing*, Vol.118, 2022, 108491.
- [29] Kim, Y., B. Park, and G. Kim, “Introduction to Building and Service of the Fire Safety Big Data Platform in Korea”, In *2021 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)*, 2021, pp. 584-586.
- [30] Lehong, H., C. Howard, D. Gaughan, and D. Logan, *Building a Digital Business Technology Platform*, Gartner, 2016.
- [31] Li, J. and C. Su, “How face influences consumption: A comparative study of American and Chinese consumers”, *International Journal of Market Research*, Vol.49, No.2, 2007, pp. 237-256.
- [32] Liu, Q. and S. K. Yu, “A study the factors influencing the acceptance of K-pop short-form video created by Chinese influencers: Focusing on Chinese TikTok users”, *The Journal of the Korea Contents Association*, Vol.22, No.4, 2022, pp. 28-36.
- [33] Liao, J. and L. Wang, “Face as a mediator of the relationship between material value and brand consciousness”, *Psychology & Marketing*, Vol.26, No.11, 2009, pp. 987-1001.
- [34] Little, A., M. Burt, and D. Perrett, “What is good is beautiful: Face preference reflects desired personality”, *Personality and Individual Differences*, Vol.41, 2006, pp. 1107-1118.
- [35] Lipsky, L. M. and R. J. Iannotti, “Associations of television viewing with eating behaviors in the 2009 health behaviour in school-aged children study”, *Archives of Pediatrics & Adolescent Medicine*, Vol.166, No.5, 2012, pp. 465-472.
- [36] Nobre, H. and D. Silva, “Social network marketing strategy and SME strategy benefits”, *Journal of Transnational Management*, Vol.19, No.2, 2014, pp. 138-151.
- [37] Nelson, M. R., “Research on children and advertising then and now: Challenges and opportunities for future research”, *Journal of Advertising*, Vol.47, No.4, 2018, pp. 301-308.
- [38] Neter, J., W. Wasserman, and M. H. Kutner, *Applied Linear Statistical Models: Regression, Analysis of Variance, and Experimental Design* (3rd ed.). New York: McGraw-Hill, Inc. 1990.
- [39] Maroco, J., D. Silva, A. Rodrigues, M. Guerreiro, I. Santana, and A. de Mendonça, “Data mining methods in the prediction of Dementia: A real-data comparison of the accuracy, sensitivity and specificity of linear discriminant analysis, logistic regression, neural networks, support vector machines, classification trees and random forests”, *BMC Research Notes*, Vol.4, No.1, 2011, pp. 1-14.
- [40] Murphy, K. P., *Machine Learning: A Probabilistic Perspective*, Cambridge, MA, USA: MIT Press, 2012.
- [41] Pace, S., “YouTube: An opportunity for consumer narrative analysis?”, *Qualitative Market Research*, Vol.11, No.2, 2008, pp. 213-226.
- [42] Pati, J., B. Kumar, D. Manjhi, and K. K. Shukla, “A Comparison Among ARIMA, BPNN, and MOGA-NN for Software Clone Evolution Prediction”, *IEEE Access*, Vol.5, 2017, pp. 11841-11851.
- [43] Pedersen, J., “How is culture rendered in subtitles”, In *MuTra 2005 - Challenges of Multidimensional Translation: Conference Proceedings*, 2005, pp. 1-18.
- [44] Pagani, M., “Digital business strategy and value creation: Framing the dynamic cycle of control points”, *MIS Quarterly*, Vol.37, No.2, 2013, pp.

- 617-632.
- [45] Potvin Kent, M., E. Pauzé, E. A. Roy, N. de Billy, and C. Czoli, “Children and adolescents’ exposure to food and beverage marketing in social media apps”, *Pediatric Obesity*, Vol.14, No.6, 2019, 1e12508.
- [46] Roll, M., “Asian brand strategy”, In *Asian Brand Strategy*, Palgrave Macmillan, London, 2006, pp. 96-128.
- [47] Shaheer, N. A. and S. Li, “The CAGE around cyberspace? How digital innovations internationalize in a virtual world”, *Journal of Business Venturing*, Vol.35, No.1, 2020, 105892.
- [48] Slemmons, K., Anyanwu, K., Hames, J., Grabski, D., Mlsna, J., E. Simkins, and P. Cook, “The impact of video length on learning in a middle-level flipped science setting: Implications for diversity inclusion”, *Journal of Science Education and Technology*, Vol.27, No.5, 2018, pp. 469-479.
- [49] Ting-Toomey, S. and A. Kurogi, “Facework competence in intercultural conflict: An updated face negotiation theory”, *International Journal of Intercultural Relations*, Vol.22, No.2, 1998, pp. 187-225.
- [50] Tsai W. S. and L. R. Men, “Consumer engagement with brands on social network sites: A cross-cultural comparison of China and the USA”, *Journal of Marketing Communications*, Vol.23, No.1, 2017, pp. 2-21.
- [51] Van der Voort, T. H. and M. W. Vooijs, “Validity of children’s direct estimates of time spent television viewing”, *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol.34 No.1, 1990, pp. 93-99.
- [52] Venkateswaran, J. and Y. J. Son, “Effect of information update frequency on the stability of production - inventory control systems”, *International Journal of Production Economics*, Vol.106, No.1, 2007, pp.171-190.
- [53] Zhou, Y., S. Lu, and M. Ding, “Contour-as-Face framework: A method to preserve privacy and perception”, *Journal of Marketing Research*, Vol.57, No.4, 2020, pp. 617-639.

Information Systems Review

Volume 25 Number 2

May 2023

A study on Survive and Acquisition for YouTube Partnership of Entry YouTubers using Machine Learning Classification Technique

Hoik Kim* · Han-Min Kim**

Abstract

This study classifies the success of creators and YouTubers who have created channels on YouTube recently, which is the most influential digital platform. Based on the actual information disclosure of YouTubers who are in the field of science and technology category, video upload cycle, video length, number of selectable multilingual subtitles, and information from other social network channels that are being operated, the success of YouTubers using machine learning was classified and analyzed, which is the closest to the YouTube revenue structure. Our findings showed that neural network algorithm provided the best performance to predict the success or failure of YouTubers. In addition, our five factors contributed to improve the performance of the classification. This study has implications in suggesting various approaches to new individual entrepreneurs who want to start YouTube, influencers who are currently operating YouTube, and companies who want to utilize these digital platforms. We discuss the future direction of utilizing digital platforms.

Keywords: YouTube, YouTube partnership, Influencer, Machine learning, Classification

* Ph.D. Candidate, Business School, Sungkyunkwan University

** Corresponding Author, Research Professor, Business School, Korea University

● 저 자 소 개 ●



김 호 익 (hoik.r.kim@gmail.com)

현재 성균관대학교 경영대학에서 마케팅 석박통합과정을 수료하였고, 현재 다양한 국제 마케팅 및 국제경영 주제에 대하여 지속적으로 연구 중이다. 관심 분야는 디지털 플랫폼, 국제 경영 전략, 국제 마케팅, 친환경 및 에너지 사용, IoT 및 스마트 디바이스 마케팅이다.



김 한 민 (hanmin8809@gmail.com)

현재 고려대학교 경영학교육연구단에서 연구교수로 재직 중이며, 관심 연구 분야는 블록체인, 가짜뉴스, 메타버스이다. Information Technology & People, Expert Systems with Applications, Information & Management 등의 저널에 논문을 게재하였다.

논문접수일 : 2022년 10월 24일

1차 수정일 : 2022년 12월 08일

게재확정일 : 2023년 03월 03일

2차 수정일 : 2023년 02월 06일