

## 인플루언서 마케팅 효과 증진을 위한 유사충성도 개념 기반 유튜버 팬덤의 충성도 분석: 패션 유튜버를 중심으로\*

김 혜 성(제1저자)

아주대학교 e-비즈니스학과 (학사과정)

김 세 형(공동저자)

아주대학교 비즈니스 애널리틱스학과 (석사과정)

강 주 영(교신저자)

아주대학교 경영학부 (교수)

## Analysis of YouTuber Fandom's Loyalty Based on the Concept of Supurious Loyalty to Enhance the Effect of Influencer Marketing : Focusing on Fashion YouTubers

Kim, Hae, Sung(First Author)

Department of e-Business, Ajou University (Bachelor Student)

Kim, Se Hyoung(Co Author)

Department of Business Analytics, Ajou University (Master Student)

Kang, Ju Young(Corresponding Author)

College of Business Administration, Ajou University (Professor)

---

\* 본 논문은 2022년 산업통상자원부의 재원으로 한국산업기술진흥원 산업혁신인재성장지원사업의 지원을 받아 수행된 연구임(P0020632)

## Abstract

Marketing using YouTube influencers has a much greater effect than existing advertisements. Also, research related to YouTube influencer Marketing has been steadily conducted. In particular, advertisements using YouTube influencers have a greater effect because consumers cannot clearly distinguish between advertisements and YouTube contents. However, not many studies have been conducted that subdivide the fandom of YouTuber influencers or consider the characteristics of fandom. Therefore, this study attempts to derive a detailed fandom type by introducing the concept of 'loyalty' rather than deriving fandom features according to the number of simple subscribers or viewers by subdividing YouTube viewers. In this study, 8 YouTuber influencers in the field of 'fashion' were selected and a study was conducted to subdivide them using the comment characteristics of viewers who left comments on eight YouTuber influencers. YouTube viewers were subdivided according to 'loyalty', and then YouTube's fandom was classified by deriving a ratio for each loyalty. In this study, the level of repetitive use and relative attitude were extracted from the comments of YouTube viewers and used for analysis. Through this analysis, YouTube viewers were subdivided into 'Loyalty Viewers', 'Spurious Loyalty Viewers', 'Latent Loyalty Viewers', and 'No Loyalty Viewers'. The subject of the study is a fashion YouTube influencers who introduce trends related to fashion or produces contents such as product reviews. In this study, we propose a method that can be subdivided according to the types of comments of viewers, classified fandom.

*Keywords* : Youtube, Youtube Influencer, Fandom, Text Mining, Clustering Analysis, Big Data, Sentiment Analysis, Marketing

접수일(2022년 12월 05일), 수정일(2022년 12월 18일), 게재확정일(2022년 12월 19일)

## I. 서론

오늘날 우리는 패노크라시의 시대에 살고 있다. 여기서 ‘패노크라시(Fanocracy)’란 ‘Fan’과 ‘-ocracy’를 합쳐 팬이 통치하는 조직이나 문화를 뜻하는 단어이다(Kumar, 2020). 그리고 팬(Fan)이란 특정 대상에 대한 옹호와 관심을 가지는 집단을 말하고, 그런 팬의 집단인 팬덤(Fandom)을 대상으로 하는 마케팅이 급격하게 증가하고 있다(김광민·양재범, 2021). 특히 최근에는 특정 유튜버를 대상으로 하는 팬덤이 증가하고 있는데, 유용한 정보를 지속적으로 제공하고 장기적으로 소비자와 교감하고 신뢰를 구축하기 때문이다(남승운·박보람, 2017). 유튜브는 누구나 동영상을 업로드하고 공유할 수 있는 사이트로 유튜브 내에서의 인플루언서는 시청자와의 지속적인 교감으로 팬덤의 크기를 키우고 있다(박주하 등, 2022). 유튜브는 남녀노소 불문 모든 세대가 시청하고 있으며, 2018년 기준 한 달 동안 유튜브 순 이용자는 모바일 2446만명, PC 1329명으로 매우 많은 사람들이 시청하고 있다(동아 비즈니스 리뷰, 2018). 이와 같이 매우 많은 사람들이 유튜브를 이용하고 있으며, 유튜브 인플루언서를 활용한 마케팅은 기존의 광고보다 훨씬 더 큰 효과가 있다. 이처럼 유튜브 인플루언서 마케팅의 증거와 함께 인플루언서 마케팅과 관련된 연구는 계속해서 증가하고 있다. 유튜브 인플루언서를 이용한 마케팅이나 광고는 시청자로 하여금 광고와 콘텐츠의 구별을 어렵게 만들어 그 효과가 더욱 크다(박정이 외, 2018). 예를 들어 광고인지 영상 콘텐츠인지 구분하기 어려울 정도인 스토리 광고나 이용자에게 광고에 대한 거부감을 최소화한 매우 짧은 광고 등이 그 예이다(최승우·박보람, 2015). 그러나 유튜버 인플루언서의 팬덤을 세분화하거나 팬덤의 특성을 고려한 연구들은 많이 진행되어오지는 않았다. 따라서, 본 연구에서는 유튜버 시청자들의 유형을 세분화하여 단순 구독자 혹은 시청자 수에 따른 팬덤을 도출하는 것이 아닌 ‘충성도’의 개념을 도입하여 분석하였다. 인플루언서 마케팅의 효과를 극대화하기 위하여 팬덤을 세분화하고, 각 충성도 유형별 비율을 도출하였다. 기존의 유튜브 인플루언서 마케팅은 유튜버의 구독자의 수, 조회수 등의 지표를 통해 유튜버를 선정하였다. 그러나, 구독자나 시청자들의 유형을 제대로 고려하지 못한다면 마케팅의 효과가 크지 않을 수 있다. 이러한 문제점을 보완하기 위하여 본 연구에서는 ‘충성도’에 따라 팬덤의 유형을 세분화하고, 이를 활용할 수 있는 방법을 제안한다.

본 연구에서는 유튜브 팬덤에 초점을 맞추어 연구를 진행하고자 한다. 특히 패션 분야의 유튜브 인플루언서는 패션 스타일링 혹은 패션 제품들의 후기를 공유하고 새로운 패션 제품의 소개, 트렌드 및 노하우 정보를 제공하는 등의 콘텐츠를 주로 진행한다(김윤·김고운, 2020). 이와 함께 많은 기업들이 패션 유튜버를 활용한 마케팅과 광고를 시행하고 있다. 연예인을 이용한 광고보다 비용도 저렴하고 효과도 좋아 그

수는 계속해서 증가하고 있다.

유튜버의 팬덤을 세분화하기 위해 우선 패션 분야의 유튜버 8명을 선정하였다. 그 이후에 해당 유튜버 인플루언서의 영상의 정보를 수집하였다. 영상의 정보들은 영상의 게시 날짜, 영상 고유 아이디 등으로 분석에 필요한 정보들을 수집한 다음 모든 영상의 댓글들을 수집하였다. 모든 댓글이 수집된 이후에, 감성 분석을 통해 감성을 도출하고, 댓글의 길이를 계산하였다. 이후에 이용자별 등장 횟수와 댓글 길이의 평균, 감성 점수의 평균을 도출하였다. 이처럼, 분석용 데이터셋을 제작한 이후 충성도를 세분화하였다. 충성도에 이용하는 변수로는 반복 이용 수준과 상대적 태도로 반복 이용 수준은 평균 댓글 길이와 등장 횟수를 이용하여 도출하였고 상대적 태도는 감성 분석을 이용하여 도출하였다. 유튜버 인플루언서의 팬덤 충성도는 ‘충성 이용자’, ‘잠재 충성 이용자’, ‘유사 충성 이용자’, ‘충성도가 없는 이용자’ 총 4개로 구분하여 각 비율을 도출하였다. 마지막으로 분석 결과를 활용하여 유튜버 인플루언서별로 팬덤을 분류하고 이를 활용하는 방안을 제시하였다.

본 연구에서 2장에서는 선행연구와 이론적 배경에 관해 설명한다. 3장에서는 본 연구의 개요 및 연구 절차를 설명하고 4장에서는 본 연구의 결과로 팬덤을 충성도에 따라 세분화하고, 팬덤을 분류하였다. 이와 함께, 4장에서는 분석 결과의 활용 방안을 제안한다. 마지막 5장에서 본 연구의 결론을 제시하고 마무리한다.

## II. 선행연구 및 이론적 배경

### 2.1 충성도(Loyalty)의 개념

충성도란 고객 혹은 이용자를 유지하는 데 필요한 것이 무엇인지 파악하고 지속해서 필요한 것들을 제공하여 얻을 수 있는 결과를 말한다(Griffin & Lowenstein, 2002). 충성도의 경우 기업들에 매우 중요한데 기업의 많은 매출이 충성 고객에 의해 이루어지기 때문이다(안광호 외, 2011). 고객의 충성도는 고객의 재방문을 유도하고, 반복적인 구매가 이루어지게 유도한다. 또한 충성도가 높은 고객이나 이용자는 친구 혹은 주변의 사람들에게 추천하고 홍보를 하는 등 기업에 매우 긍정적인 영향을 미친다(이유재·이정림, 2007). 즉, 충성도가 높은 소비자들은 재방문 의사와 추천 의사가 높다(최성일 외, 2015). 그리고 충성도가 높은 이용자나 소비자가 있는 경우 재방문 의사와 추천 의사 이외에도 새로운 서비스나 제품이 등장하더라도 이탈할 확률이 낮다(최동성 외, 2001). 마케팅 분야에서는 제품이나 서비스 등을 반복해서 이용하려는 소비자들의 태도나 행동을 고객 충성도라 정의하였다(Kotler, 1990). 이에, 기존의 충

성 고객과 관련된 많은 연구에서는 사용 빈도나 방문 횟수 등의 지표를 이용하여 충성 고객을 도출하였다. 그러나, 충성 고객도 모두 같은 유형이 아니며, 반복적으로 구매는 하더라도 상대적 태도에서 불만을 느끼는 유사 충성 고객도 있을 수 있다. 따라서, Dick & Basu (1994)는 자주 이용하는 정도와 상대적 태도에 따라 충성도를 세분화하였다. 즉, 잠재 충성도, 유사 충성도 등의 개념이 도입되어 기존의 충성도를 구분하였다. 아래의 <그림 1>은 Dick & Basu (1994)가 제안한 충성도 유형 프레임 모형이다. 충성도를 반복 이용 수준(Repeat Patronage)와 상대적 태도(Relative Attitude)의 정도에 따라 4개로 구분하였다. 반복 이용 수준과 상대적 태도가 모두 높은 경우 진정한 충성도(Loyalty), 반복적 이용 수준은 높으나 상대적 태도가 낮은 경우 유사 충성도(Spurious Loyalty)로 하였다. 그리고 반복 이용 수준은 낮고 상대적 태도는 높은 경우 잠재 충성도(Latent Loyalty)이며 마지막으로 반복 이용 수준과 상대적 태도 모두가 낮은 경우 비충성도(No Loyalty)로 하였다.

많은 연구들에서 충성도 유형 프레임에 대해 검증을 하거나 이용자 혹은 소비자를 세분화하는 연구를 진행하였다. 이화인 (2006)은 고객 충성도 유형별로 후속 행동에 미치는 영향을 진정한 충성도와 유사 충성도를 기준으로 분석하였다. Cartwright et al. (2021)은 소셜 미디어 내에서 B2B(Business-to-Business) 마케팅 전략을 수립할 때 충성도 유형 프레임 개념을 활용하였다. Hwang & Choi (2020)는 Gamification을 이용하여 소비자들의 진정한 충성도를 높일 수 있다는 연구를 진행하였다. 박진영·석미란 (2011)은 테이크아웃 커피전문점의 브랜드 인식이 브랜드 이미지, 고객 만족, 고객 충성도에 미치는 영향을 분석할 때에 충성도 프레임워크의 개념을 활용하였다. 이렇게 다양한 분야에서 소비자의 충성도를 구분하는 연구를 진행하거나 충성도에 영향을 미치는 변수를 찾는 연구가 진행되었다.

그러나 충성도와 관련된 기존의 많은 연구에서는 유사 충성도에 대해 제대로 밝혀 내지 못하였다. 대부분의 연구에서 설문조사나 패널조사를 통해 충성도의 각 유형을 도출하고 실증 분석을 진행하였다(장영용 외, 2021). 또한, 상대적 태도를 도출하는 데에 있어서, 직접적인 측정을 하기 어렵다는 한계점이 존재하였다. 그러나 본 연구에서는 유튜버의 댓글이라는 기능을 이용하여 반복 이용 수준과 상대적 태도를 측정하여 이를 통해 팬덤을 구별할 수 있다는 점에서 차이점이 있다. 유튜버 시청자의 반복 이용 수준을 도출하기 위하여, 댓글의 길이, 반복 등장 횟수를 활용하였다. 그리고 상대적 태도의 경우 유튜브 댓글의 감성 분석을 통해 직접적인 측정을 할 수 있다는 점에서 비교적 정확하게 측정할 수 있다.

<그림 1> Dick & Basu (1994)의 충성 고객 사분면

		Repeat Patronage	
		High	Low
Relative Attitude	High	<b>Loyalty</b>	<b>Latent Loyalty</b>
	Low	<b>Spurious Loyalty</b>	<b>No Loyalty</b>

## 2.2 인플루언서 마케팅

인플루언서(Influencer)는 유튜브, 인스타그램 등의 소셜 미디어에서 일반 이용자에 비해 더욱 많은 영향력을 가지는 소비자를 뜻하며, 인플루언서가 제작하는 콘텐츠들은 일반적인 광고 이상으로 일반 소비자들에게 큰 영향을 미친다(오지연·성열홍, 2018). 인플루언서를 활용한 마케팅은 코로나19로 소셜 네트워크를 활용한 기업들의 마케팅이 증가하면서 그 중요도 또한 증가하였다(여악양·김철중, 2022). 인플루언서들은 또한 본인들의 전문적 분야에서 사용 후기, 평가, 개선점 제시, 간접 광고 등을 제시하기도 하면서 일반 소비자들에 큰 영향을 미친다(상정이·장병희, 2021). 인플루언서는 오피니언 리더로서 역할을 하는데 오피니언 리더의 정보는 일반 사용자의 소비 형태에 결정적인 요소로 작용하기도 한다(Carpenter & Sherbino, 2010). 이러한 특징으로 인해 인플루언서를 활용한 마케팅은 매우 증가하고 있다. Leung et al. (2022)는 인플루언서 마케팅의 효과성에 미치는 영향을 연구하였는데, 인플루언서의 독창성이 뛰어나거나 팔로워 수가 커질수록 인플루언서 마케팅의 효과가 커진다는 사실을 밝혀냈다.

그 중에서도 최근에는 유튜브를 활용한 인플루언서 마케팅이 증가하고 있다. 유튜브 인플루언서가 직접 광고를 진행하거나 특정 브랜드와 유튜브 인플루언서의 콜라보레이션을 하는 등 다양한 형태로 마케팅이 진행되고 있다(동아 비즈니스 리뷰, 2018). 인플루언서를 활용한 마케팅이 기존의 광고보다 더 많은 매출을 올리면서 많은 기업들이 인플루언서 마케팅을 진행하고 있으며, 관련 연구 또한 꾸준히 증가하고

있다. 정순범·김철중 (2022)는 인스타그램 인플루언서의 마케팅믹스가 브랜드의 태도나 구매 의도에 미치는 영향을 연구하였다. 해당 연구 결과에서 인스타그램의 인플루언서 마케팅 믹스와 구매 의도는 브랜드의 태도에 긍정적 영향을 미쳤다(정순범·김철중, 2022). 이신형·김셋별 (2019)는 인플루언서의 유형과 사회적 거리의 상호작용이 부정적 구전 의도에 미치는 영향을 분석하였다. 해당 연구에서는 소셜 미디어 혹은 연예인과 같은 인플루언서 유형과, 해당 인플루언서에게 느끼는 사회적 거리에 따라서 제품의 실패 후 구전 의도에 미치는 영향을 분석하였다(이신형·김셋별, 2019). 이처럼 인플루언서 마케팅과 관련하여 다양한 관점에서의 연구들이 진행되고 있다.

### 2.3. 팬덤의 개념 및 특징

팬덤이란 ‘광신자’를 뜻하는 ‘Fanatic’의 ‘Fan’과 ‘영지 혹은 나라’를 의미하는 ‘Dom’의 합성어로 흔히 특정한 인물이나 분야를 좋아하거나 몰입하여 그 속에 빠져드는 사람을 말한다(감광민·양재범, 2021). 팬덤은 과거 사회적 편견이 존재하였으나 현재는 보편화되었으며, 매체의 발전으로 더욱 활성화되었다(정경희 외, 2020). 팬덤은 시대가 흐름에 따라 그 영향력과 크기도 꾸준히 증가하고 있다(한미화·나은경, 2022). 또한 팬은 자신들의 선호도를 표현하는 생산적이고 조직적인 커뮤니티에 참여하고 행동하는 능동적·적극적 행위자이다(Jenkins, 1992). 특정 기업 및 브랜드를 좋아하는 팬덤의 경우 그 브랜드를 꾸준히 이용하거나 자체적으로 홍보를 하는 등의 행동을 보이기 때문에 팬덤을 보유하는 것에 대한 중요성은 커지고 있다(서옥혜·홍진환, 2022).

Flynn, P. (2021)은 ‘팬덤 피라미드’라는 개념을 도입하여 팬의 중요성을 강조하였다. 그가 제안한 팬덤 피라미드는 슈퍼팬, 유대 커뮤니티, 활발한 구독자, 비정기적 청중으로 구성되어 있다. 비정기적 청중은 추천, 링크, 특정 사이트의 언급 등 다양한 매체를 통해 누군가(인물 혹은 브랜드 등)을 발견한 사람들이다. 자신에게 필요한 무언가를 충족시켜주는 이유가 있었기에 누군가를 찾은 것이고, 조회수나 트래픽의 대부분을 차지하기 때문에 팬덤 집단의 구성요소 중 가장 넓은 부분이라고 할 수 있다. 활발한 구독자는 발견에서 나아가, 누군가 혹은 브랜드에 대한 정체성이 무엇인지, 어떤 것을 제공하는지 이해한 팬들이다. 이들은 구독자 목록과 같이 SNS 상 연결되어 있으며, 해당 인물이 새로운 어떤 것을 만들거나 발표하면, 이에 시간과 비용과 같은 것들을 투자할 것인지 생각해볼 것이다. 이에 설득이 필요할 수 있지만, 관심 및 기대를 하고 있다는 것으로 볼 수 있어 긍정적인 트래픽이다. 유대 커뮤니티는 마법이 시작되는 단계라고 표현했다. 이들은 연결 뿐만 아니라 정기적으로 쉽게 소통이 가능한 청중들이다. 또한 집단 내의 구성원들끼리 서로 인식하며, 대화가 이루어지기에 그들

간 영향력이 존재한다. 집단의 의견, 조사 결과의 대부분이 이 집단에서 나오기에, 새 콘텐츠의 유용 여부 확인, 기획 및 성장에 있어 이들을 반영해야 하는 것이 필수적이다. 그리고 이들은 향후 슈퍼팬의 기반이 되기 때문에도 중요하다. 슈퍼팬은 누군가와 함께 살아 숨 쉬며, 커뮤니티 내에서 진정으로 편안함을 느끼는 헌신적인 사람들이라고 표현된다. 자신을 인물과 동일시하며, 그의 이익이 자신의 이익인 것처럼 생각한다는 것이다. 또한 커뮤니티 내 상호작용이 구매의사결정과 같은 행동에 큰 영향력을 주기에 이들의 연결망 또한 중요하다. 유대 커뮤니티에서 슈퍼팬으로 발전하기 위해서는, 자신에게 주는 특별함의 여부로 결정된다.

마케팅 측면에서 팬덤을 활용한 마케팅은 매우 중요한데 팬덤은 자연스럽게 스타 혹은 인플루언서를 신뢰하고 그들과 연관된 상품들을 소비하기 때문이다(이치형, 2022). 조영·심성옥 (2022)는 팬덤이 그들의 아이돌과 동일시 할수록 광고 태도, 브랜드 태도, 구매 의도에 긍정적인 영향을 미친다는 것을 연구했다. 이승목 외 (2014)는 아이돌 우성화가 아이돌 광고 상품의 구매 의도를 증진시킨다는 연구 결과를 발표하였다. 이처럼 팬덤은 그들의 우상 및 스타가 광고하는 제품에 대한 구매 효과 연구들이 많이 진행되었다. 또한 연구 결과를 종합해보면 팬덤은 브랜드 혹은 우상에 대해 충성도가 매우 높으며 그들의 광고 및 제품을 구매할 확률이 매우 높다. 따라서, 충성도가 높은 팬덤을 보유하는 것은 매우 중요하며 충성도가 매우 높은 팬덤을 대상으로 마케팅이나 광고를 하는 것이 필요하다. 그러나 팬덤의 충성도를 정량적으로 측정하려는 시도는 많이 진행되지 않았다. 본 연구에서는 팬들의 충성도를 정량적으로 측정하여 충성도가 높은 팬덤을 도출하고자 한다. 이를 통해 충성도가 높은 팬덤을 도출하고, 마케팅에 활용할 수 있는 방안을 제안한다.

## 2.4 클러스터링 분석(Clustering Analysis)

클러스터링은 머신러닝의 기법의 하나로 유사한 성격을 가진 개체를 묶어 그룹으로 구성하는 알고리즘으로 비지도 학습의 일종이다(Diday·Simon, 1976). 클러스터링의 주요 목적은 데이터의 구조를 찾는 것으로, 한 집단에 있는 각 데이터의 중심이 서로 비슷하게, 다른 집단에 있는 데이터와는 다르게 데이터를 분류해주는 것이다(Omran et al., 2007). 클러스터링은 크게 분할 군집과 계층적 군집으로 나뉜다(김세형 등, 2022). 분할 군집은 데이터끼리 겹치지 않게 군집을 나누는 것이고, 계층적 군집은 나무구조와 같이 군집이 나뉜다(Rokach·Maimon, 2005). 계층적 군집 분석은 여러 개의 군집 중에서 가장 유사도가 높은 혹은 거리가 가까운 군집 두 개를 선택하여 하나로 합치면서, 개수를 줄여가는 방법을 의미한다. 따라서, 최초에는 데이터 수만큼 군집이 존재하지만, 이후 계속해서 군집이 줄어들게 된다. 군집들이 합쳐지는 기준은 중

심거리, 단일거리, 완전거리, 평균거리, 중앙값 거리 등이 존재한다. 분할 군집화는 군집 수  $k$ 개를 미리 지정해둔 후, 데이터를 이 군집 개수에 맞게 무작위로 분할한 후, 기준에 따라 집단의 중심 값을 수정해 나가며 집단을 재분류하는 방법이다. 대표적인 분할 군집화의 방법으로는 K-means 클러스터링과 DBSCAN이 있다. K-means 클러스터링은 먼저  $k$ 개의 임의의 중심점을 설정한다. 그 이후에 데이터를 가장 가까운 중심점으로 할당한다. 군집으로 지정된 데이터들을 기반으로 하여 군집의 중심점을 계속해서 업데이트한다. 본 연구에서는 K-means 클러스터링을 활용하여 연구를 군집화를 진행하였다.

클러스터링 분석은 다양한 분야에서 활용되었다. Kim et al. (2022)는 클러스터링을 활용하여 버스 정류장의 입지 선정을 제안하는 연구를 진행하였다. 클러스터링을 활용하여 버스 정류장의 우선순위를 도출하였다. 김진성 (2007)은 남원 세계허부산업 엑스포 방문객을 대상으로 K-means 클러스터링을 이용하여 3개의 군집으로 분류하였다. 강남준 등 (2008)의 연구에서는 군집분석을 활용하여 미디어 레퍼토리의 유형을 분석하였다. 군집분석의 결과와 인구통계학적 속성을 활용하여 집단을 구분하여 연구를 진행하였다. 김동진 외 (2022)의 연구에서는 국내 경제교육 연구 동향을 분석하기 위하여 BERT 모델 기반 텍스트 임베딩과 클러스터링을 활용하였다. 공인택 외 (2022)의 연구에서는 통행시간의 분포 데이터를 활용하여 클러스터링을 진행하여 전철력을 군집화하는 연구를 진행하였다.

클러스터링은 마케팅 분야에서도 활발하게 연구되고 있다. 마케팅 분야에서 클러스터링은 고객을 세분화하는 데에 주로 활용되었다(Doyle·Saunders, 1985). 그러나 최근에는 고객 세분화 이외에도 제품 특성 도출, 소비자 의견 분석 등 다양한 방식으로 활용되었다. Wang et al. (2022)는 계층적 군집분석을 활용하여 소비자가 느끼는 제품의 속성을 도출하였다. 이 연구에서는 워드 임베딩을 통해 텍스트 데이터를 수치화하고, 계층적 클러스터링을 통해 제품의 속성을 도출하여 마케팅에 활용하였다. Chaturvedi (1997)은 중복을 허용한 클러스터링 분석을 이용하여 시장을 세분화하는 연구를 진행하였다.

## 2.5 텍스트 마이닝(Text Mining)

텍스트 마이닝은 텍스트 내에서 패턴이나 트렌드를 분석해서 고품질의 정보를 추출하는 과정이라 할 수 있다(송민, 2017). 혹은, 자연어 처리 기법을 이용하여 텍스트를 정형화된 데이터로 변환하고 머신러닝 기법을 적용해 관심이 있는 어떤 사건을 예측하고자 하는 방법론이다(박상언 외, 2022). 텍스트 마이닝의 하위 분야로는 문서 분류, 문서 요약, 문서 생성, 기계 번역, 토픽 모델링 등이 있다(박상언 외, 2022).

본 연구에서는 유튜브의 댓글 데이터를 수집하고 이를 활용한 텍스트 마이닝 연구를 진행하였다. 댓글을 수집한 이후 사용자별 평균 댓글 길이, 개수 등을 계산하였고, 감성 분석을 활용하여 감성 점수를 도출하였다. 그리고 이러한 정보들을 활용하여 연구를 진행하였다.

텍스트 마이닝은 많은 연구에서 활용되었으며, 그 분야 또한 매우 다양하게 진행되었다. 김성근 등 (2016)의 연구에서는 학술연구에서 텍스트 마이닝의 활용 현황과 주요 분석 기법에 관해 연구하였다. 학술연구에서는 온톨로지(Ontology), 오피니언 마이닝(Opinion Mining), 토픽 모델링(Topic Modeling) 등이 주로 활용되었다. 주로 트렌드 혹은 연구 동향을 분석하는 연구가 많았으며 마케팅을 비롯한 추천 시스템에서도 많이 활용되었다. 이 이외에도 텍스트 마이닝은 다양한 분야에서 활용되고 있다. 김세형 등 (2022)은 텍스트 마이닝을 활용하여 고령자의 분쟁 유형을 도출하는 연구를 진행하였다. 김영범·차경진 (2022)은 토픽 모델링을 활용하여 스마트 TV 사용자 경험 차원에 대한 연구를 진행하였다. 김건·윤혜정 (2016)은 토픽 모델링을 활용하여 서울지역 호텔서비스에 대한 고객인식의 변화를 분석하였다. 텍스트 마이닝 분야에서 감성 분석도 다양한 분야에서 활용되고 있다. 강두원 외 (2022)의 연구에서는 뉴스 감성분석을 활용하여 딥러닝 주가 예측을 진행하였다. 장혜숙 외 (2022)는 감성분석을 활용하여 파프리카의 소비 확대와 홍보를 위하여 선호도와 충성도를 평가하는 연구를 진행하였다. 배소현·이수안 (2022)는 웰니스 관광에 대한 인식과 태도를 분석하기 위하여 감성 분석을 활용하였다.

마케팅 분야에서도 텍스트 마이닝을 활용한 연구는 활발하게 진행되었다. 마케팅 분야에서의 텍스트 마이닝 연구는 소비자들의 니즈를 파악하거나 브랜드 및 제품에 대한 인식을 분석하기 위해 주로 진행되었다(Liu et al. 2019). Timoshenko·Hauser (2019)는 사용자 생성 콘텐츠(User-Generated Contents)에서 소비자의 니즈를 파악하기 위해 텍스트 마이닝을 진행하였다. 이 연구에서는 사용자 생성 콘텐츠에서 토큰화와 워드 임베딩(Word Embedding)을 진행하고, 클러스터링을 진행하여 주요한 소비자들의 니즈들 도출하였다. Culotta·Culter (2016)은 브랜드의 인식을 분석하기 위해 텍스트 마이닝 연구를 진행하였다.

### Ⅲ. 연구 방법

#### 3.1 연구 개요

본 연구는 패션 분야의 유튜버를 대상으로 영상의 댓글들을 이용하여 시청자들의

유형을 세분화하고 유튜버의 팬덤 유형을 분류하여, 이를 인플루언서 마케팅에 활용하는 방법을 제안한다. 기존의 인플루언서 마케팅을 맡을 유튜버를 선정할 시에 구독자의 수, 유튜버 콘텐츠 등의 지표들을 활용하였다. 그러나 이러한 방법은 잠재적인 소비자가 될 수 있는 시청자들의 특성을 반영하지 못한다는 단점이 있다. 따라서, 본 연구에서는 유튜브 시청자들의 댓글 정보들을 활용하여 시청자들을 세분화하고 팬덤을 분류하였다. 시청자 세분화와 팬덤의 분류를 통해 인플루언서 마케팅에 활용될 수 있을 것으로 기대한다.

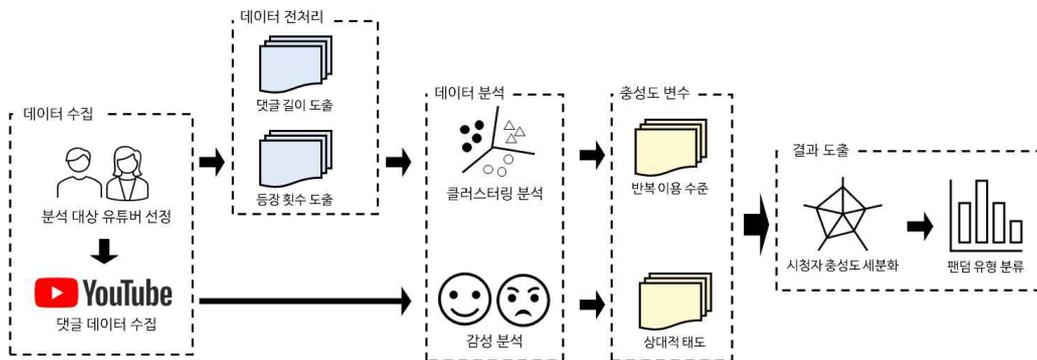
시청자를 세분화하고 팬덤을 분류하기 위해서 본 연구에서는 ‘충성도’ 개념을 이용하였다. ‘충성도’에 따라 시청자를 세분화하기 위해서 반복 이용 수준과 상대적 태도를 도출하였다. 먼저, 반복 이용 수준은 댓글 길이와 등장 횟수를 이용하여 클러스터링 결과로 도출하였다. 유튜브 댓글의 길이와 등장 횟수는 같은 패션 유튜버 내에서도 유튜버의 특성에 따라 달라진다. 따라서 본 연구에서는 이와 같은 문제를 해결하기 위하여 클러스터링 분석을 통해 비슷한 군집끼리 묶은 다음 그 군집에 따라 라벨을 추가하였다. 또한, 단순 등장 횟수만으로 유튜브 이용자를 반복적 이용이 높다고 판단하기에 어렵다. 이에 본 연구에서는 그러한 단점을 보완하기 위하여 클러스터링 결과를 활용하여 반복 이용 수준을 ‘매우 높음’, ‘높음’, ‘낮음’, ‘매우 낮음’ 총 4단계로 구분하였다. 유튜브 특성상 등장 횟수가 상대적으로 적더라도, 댓글의 길이를 길게 작성한 이용자들은 충성도가 높을 수 있기 때문이다. 그 후에 감성 분석을 진행하여 감성 점수를 추가하였다. 이를 통해 반복적 방문 수준과 상대적 태도를 도출하여 시청자들을 세분화하였다. 최종적으로 본 연구에서는 팬덤을 구분하고 충성 팬덤, 잠재 충성 팬덤의 비율에 따라 효과적인 인플루언서 마케팅 방법을 제안하고자 한다.

### 3.2 연구 절차

<그림 2>는 본 연구의 절차이다. 첫째, 데이터 수집 단계이다. 해당 단계에서는 먼저 분석을 진행할 대상을 선정하였다. 8명의 유튜버를 선정한 다음 유튜브 댓글 데이터를 수집하였다. 둘째, 데이터 전처리이다. 데이터 전처리 단계에서는 댓글의 이상치를 제거하고 이용자 아이디별 등장 횟수, 댓글 길이 정보를 추가하였다. 셋째, 데이터 분석 단계이다. 데이터 분석 단계는 이용자 클러스터링과 감성 분석으로 구별된다. 이용자 클러스터링은 댓글을 남긴 이용자들을 등장 횟수와 댓글 길이를 이용하여 클러스터링을 진행한 것이다. 클러스터링 분석이 완료된 후에, 클러스터별 특징을 파악하여 클러스터 라벨을 추가하였다. 그 이후에 댓글의 감성 분석을 진행하였다. 감성 점수가 추가된 이후에 이용자 아이디별 평균 감성 점수를 추가하였다. 해당 감성 점수를 활용하여 긍정 혹은 부정으로 상대적 태도를 구분하였다. 마지막 단계는 결과 도

출 및 해석이다. 등장 횟수, 댓글 길이를 이용한 클러스터링 결과를 반복적 이용 행동 변수로, 감성 분석 결과를 상대적 태도 변수로 활용하여 시청자의 유형을 ‘충성도’를 기준으로 세분화 하였다. 최종적으로 유튜버별로 팬덤 유형의 비중을 각각 도출하고 유튜버의 팬덤을 분류하였다. 그리고 해당 결과를 유튜브 인플루언서 마케팅에 활용할 수 있는 방법을 제안하였다.

<그림 2> 유튜버 팬덤 충성도 분석 절차



### 3.2.1 연구 대상 선정

본 연구에서는 유튜브 패션 분야로 범위를 설정하여 연구를 진행하였다. ‘패션’과 관련된 유튜브 분야는 상위를 차지하고 있으며, 제품의 소개, 리뷰, 후기 등 패션과 관련하여 다양한 콘텐츠를 제공하고 있다(김윤·김고운, 2020). 유튜브 내의 다양한 유튜버나 콘텐츠들은 마케팅 수단으로 활용되고 있으며, 그 효과 또한 기존의 광고보다 훨씬 효과적이다(박주하·전재훈, 2020). 특히 패션 기업들이 패션 유튜버를 활용한 마케팅을 활발하게 진행하고 있으며 매출 상승 효과 또한 커서 본 연구에서 연구 대상으로 선정하였다(김윤·김고운, 2020).

이에 본 연구에서는 수십만 이상의 구독자를 가진 패션 인플루언서 8명을 선정하였다. 선정한 유튜버들은 ‘김나영’, ‘류스펜나’, ‘엘리스핑크’, ‘헤인’, ‘스타일리스트깡’, ‘짱구대디’, ‘최겨울’, ‘핏더사이즈’이다. 분석 결과가 영향을 미칠 수 있으므로 이후의 분석 내용에 대해서는 익명으로 진행하도록 하겠다. 유튜버 ‘a’부터 ‘h’까지 익명으로 분석 결과를 설명하였으며, 순서는 위와 일치하지 않는다. 먼저, 선정된 유튜버 8명의 최신 영상 100개에 대한 고유 정보를 수집하였다. 그 후 모든 댓글을 가져와 영상 댓글

글 데이터셋을 구축하였다.

### 3.2.2 유튜브 댓글 데이터 수집

선정된 유튜브 인플루언서들의 댓글을 수집하기 위해 python의 googleapiclient를 활용하였다. 먼저 해당 유튜버가 업로드한 재생 목록 리스트의 고유 아이디를 가져온다. 재생 목록의 고유 아이디를 기준으로 모든 영상의 고유 아이디 값 정보 및 영상의 게시 일자를 가져온다. 그 후에 영상 고유 아이디가 포함된 데이터셋에 대하여 일자별로 정렬한 다음, 최신 영상 100개에 대하여 모든 댓글을 가져오도록 하였다. 아래의 <그림 3>과 같이 영상의 고유 아이디(video\_id)가 포함된 데이터셋에서 영상의 고유 아이디를 이용하여 유튜브 영상의 댓글들을 모두 수집하였다. 단, 영상에서 댓글이 없는 경우는 제외하였다.

<그림 3> 데이터 수집 결과 예시

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	video_id	title	category_i	publish_tin	views	likes	comment	duration
2	9oXtoMW	핀템을 넘	22	2022-10-0	240507	6305	257	PT21M11S
3	ljf-b4TuKi	지금 딱 필	22	2022-10-0	170109	3800	158	PT17M16S
4	G5YCTQat	그냥걸었어	22	2022-10-0	374671	8437	324	PT21M
5	YxRYl1mp	이태원 핫	22	2022-09-2	151529	3564	1826	PT13M57S
6	FqlvjcmCV	김나영 찐	22	2022-09-2	123133	2879	122	PT14M36S
7	KWH8tTFz	품질 대란	22	2022-09-2	197198	4033	164	PT11M35S
8	aHtLD_azY	VLOG 오린	22	2022-09-1	355727	8884	319	PT19M15S
9	KY5MR9Y	나영이네	22	2022-09-1	1138950	29655	1424	PT15M24S
10	6Upmhtrn	(ENG)알렉	22	2022-09-0	226447	4826	194	PT15M

### 3.2.3 데이터 전처리

패션 유튜브 인플루언서 8명의 최신 영상 100개에 대하여 댓글 데이터를 수집한 다음 전처리를 진행한다. 댓글의 평균 텍스트 길이를 적절히 반영하기 위해 한글을 제외한 텍스트는 모두 제외하였다. 여기서 제외된 텍스트는 다음과 같다. 댓글에서 나오는 특정 사용자에 대한 언급(@홍길동), 특정 시간 링크(12:35 A상품 소개), 영어 및 숫자로만 입력된 댓글을 제거하였다. 이처럼 분석에 관계없는 데이터들을 삭제한 후, 우선 댓글의 길이를 도출하여 추가하였다. 다음으로, 댓글 작성자별 평균 텍스트 길이와 댓글 개수를 집계하였다.

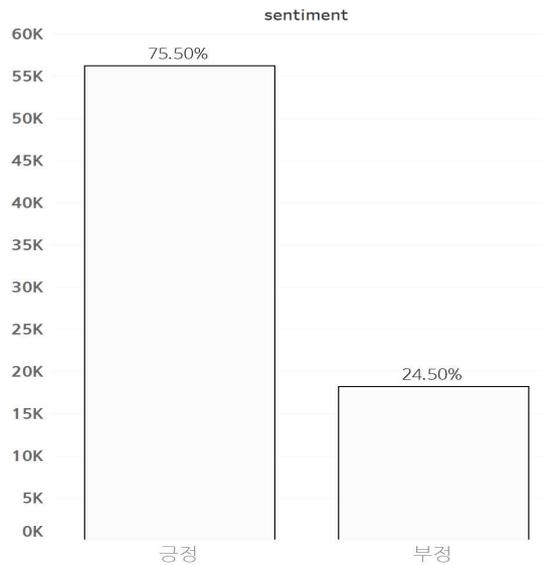
다음으로, 사용자 데이터셋에서 클러스터링 분석을 위한 이상치를 제거와 표준화 작업을 진행한다. 우선, 이상치의 기준은 다음과 같다. 댓글의 길이가 200이 넘는 데

이터들을 삭제하였다. 본 연구에서 클러스터링 분석에는 표준화된 평균 댓글 길이와 등장 횟수를 이용하였는데, 이를 위해 sklearn의 StandardScaler를 활용하였다. 표준화를 실시한 이유는 한 변수만이 집단을 구분하는데 큰 영향력을 발휘할 수 있기에 이를 방지하기 위함이다.

### 3.2.4 감성 분석을 통한 상대적 태도 도출

감성 분석은 teanaps에서 제공하는 SentimentAnalysis를 이용하여 진행하였다. 모든 댓글에 대해 감성 분석을 진행하여 감성 점수를 도출하였다. 그 후에 사용자 아이디 별로 평균 감성 점수를 추가하였다. 감성 점수는 0과 1사이의 값을 가지며 0.5 이하인 경우 '부정', 0.5 초과인 경우 '긍정'으로 하여 감성을 추가하였다. 감성이 추가된 다음 이 결과는 상대적 태도 변수로 이용하였다. 감성 분석의 결과는 아래의 <그림 4>와 같다. 긍정이 약 75.5%, 부정이 약 24.5%로 긍정 댓글이 부정 댓글보다 약 3배 정도 많았다.

<그림 4> 감성 분석 결과 긍정·부정 댓글 비중

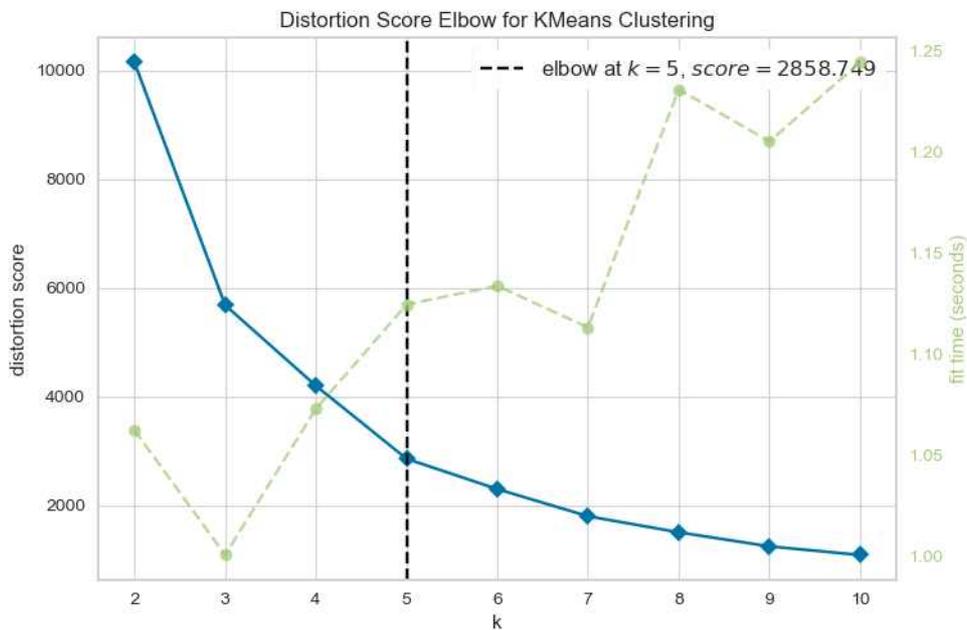


### 3.2.5 클러스터링 분석

시청자별 '평균 등장 횟수'와 '평균 댓글 길이'를 변수로 이용하여 클러스터링 분석을 실시했다. 클러스터링 분석은 파이썬에서 사이킷런(scikit-learn)의 Kmeans 함수와 머신러닝 전용 시각화 라이브러리인 yellowbrick의 KElbowVisualizer을 활용하였

다. 최적의 클러스터 개수는 KElbowVisualizer를 이용하여 설정하였다. 아래의 <그림 5>는 KElbowVisualizer를 이용해 최적의 클러스터를 도출한 결과이다. 초록색 선은 학습 시간이며, 파란색 선은 각 데이터에서부터 군집 중심과의 평균 거리를 나타낸 것이다. 이를 통해 8명의 유튜버 시청자들을 ‘평균 등장 횟수’와 ‘평균 댓글 길이’를 이용하여 클러스터링을 진행하였다.

<그림 5> KElbowVisualizer 결과 예시



### 3.2.6 클러스터링을 이용한 반복 이용 수준 도출

클러스터링 결과는 다음과 같다. 클러스터링의 결과에 대해 각각 활용했던 변수인 등장 횟수와 댓글의 길이를 클러스터별로 평균을 집계하였다. 첫 번째 <표 1>는 유튜버 ‘a’의 댓글을 적은 시청자 클러스터링 결과이다. 평균 등장 횟수가 13.1로 가장 높고, 평균 댓글 길이도 49.3으로 가장 높은 집단을 반복 이용 수준을 ‘매우 높음’으로 선정하였다. 그리고 평균 등장 횟수는 비교적 낮으나 댓글 길이는 46.3으로 높은 수준인 집단에 대해 반복 이용 수준을 ‘높음’으로 설정했다. 나머지 세 집단은 평균 등장 횟수가 1.3 혹은 1.4로 매우 적은 수준이다. 그러나 댓글을 적게 남기더라도 길게 적는 이용자들은 해당 유튜버에 충성도가 높을 수 있다. 이러한 정보를 보완하기 위하여 등장 횟수는 적더라도 평균 댓글의 길이가 100이상으로 작성한 경우와 100미만인 경우를 구분하였다. 등장 횟수가 적은 이용자 중에서 평균 댓글 길이가 100이상

인 경우는 반복 이용 수준을 '낮음'으로, 100미만인 경우에는 반복 이용 수준을 '매우 낮음'으로 설정했다. 두 번째 <표 2>는 유튜버 'b'의 댓글을 적은 시청자 클러스터링 결과이다. 위의 유튜버 'a'와 동일하게 반복 이용 수준을 정하였다. 세 번째 <표 3>는 유튜버 'c'의 댓글을 적은 시청자 클러스터링 결과이다. 해당 유튜버의 클러스터링 결과도 유튜버 'a'와 'b'의 결과와 비슷하게 나타난다. 네 번째 <표 4>는 유튜버 'd'의 댓글을 적은 시청자 클러스터링 결과이다. 유튜버 'd'의 경우에는 평균 등장 횟수가 1.8이며 평균 댓글 길이가 67.1인 이용자 군집도 반복 이용 수준을 '낮음'으로 설정하였다. <표 5>는 유튜버 'e'의 댓글을 적은 시청자 클러스터링 결과이며, <표 6>은 유튜버 'f'의 클러스터링 결과, 그리고 <표 7>은 유튜버 'g'의 클러스터링 결과이다. 해당 유튜버들의 경우 이전의 유튜버들과 비슷하게 반복 이용 수준이 선정되었다. 마지막 <표 8>은 유튜버 'h'의 팬덤 클러스터링 결과이다. 유튜버 'h'의 이용자들은 최적의 클러스터의 수가 4개로 선정되었다. 평균 등장 횟수와 평균 댓글 길이에 따라 반복 이용 수준이 결정되는 방식은 위와 비슷하다.

<표 1> 유튜버 'a' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	13.1	49.8	매우 높음
2	5.5	46.3	높음
3	1.4	130.2	낮음
4	1.3	60.7	매우 낮음
5	1.3	21.4	매우 낮음

<표 2> 유튜버 'b' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	9.3	32.5	매우 높음
2	3.8	29.2	높음
3	1.1	124.5	낮음
4	1.2	51.9	매우 낮음
5	1.1	17.4	매우 낮음

<표 3> 유튜버 'c' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	14.6	43.9	매우 높음
2	6.8	39.7	높음
3	1.2	143.8	낮음
4	1.2	74.9	매우 낮음
5	1.3	25.9	매우 낮음

<표 4> 유튜버 'd' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	15.1	72.6	매우 높음
2	6.2	78.4	높음
3	1.8	67.1	낮음
4	1.3	136.8	낮음
5	1.1	23.9	매우 낮음

<표 5> 유튜버 'e' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	7.3	26.9	매우 높음
2	2.5	25.8	높음
3	1.4	139.6	낮음
4	1.1	74.7	매우 낮음
5	1.0	19.8	매우 낮음

<표 6> 유튜버 'f' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	10.3	27.7	매우 높음
2	3.8	21.0	높음
3	1.2	132.4	낮음
4	1.2	48.7	매우 낮음
5	1.1	15.1	매우 낮음

<표 7> 유튜버 'g' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	9.0	29.3	매우 높음
2	2.7	20.8	높음
3	1.4	121.1	낮음
4	1.3	49.3	매우 낮음
5	1.0	15.7	매우 낮음

<표 8> 유튜버 'h' 팬덤 클러스터링 결과

Cluster #	평균 등장 횟수	평균 댓글 길이	반복 이용 수준
1	8.5	71.7	매우 높음
2	1.9	84.3	높음
3	1.3	147.5	낮음
4	1.2	31.5	매우 낮음

### 3.2.7 유튜버의 시청자 충성도 구분 및 팬덤 분류

충성도를 기준으로 유튜버의 시청자 세분화는 반복 이용 수준과 감성 점수의 결과를 활용하여 도출하였다. 반복 이용 수준 4단계와 감성 점수의 결과를 긍정과 부정 2단계로 나누어 충성도를 구분하였다. 반복 이용 수준이 ‘매우 높음’, ‘높음’, ‘낮음’과 감성 분석의 결과가 ‘긍정’인 이용자들은 ‘충성 시청자’들로 하였다. 그리고 반복 이용 수준이 ‘매우 낮음’과 감성 분석의 결과가 ‘긍정’인 시청자들은 ‘잠재 충성 시청자’로 하였다. 반복 이용 수준이 ‘매우 높음’, ‘높음’, ‘낮음’과 감성 분석의 결과가 ‘부정’인 이용자들은 ‘유사 충성 시청자’로 하였다. 마지막으로 반복 이용 수준이 ‘매우 낮음’과 감성 분석 결과가 ‘부정’인 시청자들은 ‘충성도가 없는 시청자’로 하였다. 반복 이용 수준이 ‘낮음’으로 도출된 시청자라 하더라도 해당 시청자들은 댓글을 상대적으로 길게 작성한 시청자들이다. 따라서, 해당 시청자들의 감성 분석 결과가 ‘긍정’인 경우에는 ‘충성 시청자’로 정하였다. 반대로, 댓글을 매우 길게 작성한 시청자들이 ‘부정’ 댓글을 주로 입력한다면 해당 이용자들은 ‘유사 충성 시청자’로 정하였다. 해당 시청자들은 댓글을 남기고, 시청을 통해 조회수를 늘리는 등 유튜버 영향력 측정 지표에 포함되지만, 그들은 부정적인 댓글을 남기기 때문에 ‘유사 충성 시청자’로 설정한다. 다음으로 유튜버 시청자들을 세분화하고 충성도별로 비율을 도출한 이후 해당 결과를 바탕으로 유튜버 팬덤을 분류한다.

## IV. 연구 결과

### 4.1 충성도에 따른 시청자 세분화

아래의 <표 9>는 반복 이용 수준과 감성 분석을 이용하여 유튜버별로 각 충성도에 따른 이용자 수와 각 충성도의 비율을 도출한 것이다. 이는 시청자들을 반복 이용 수준과 상대적 태도에 따라 세분화한 것이다. 먼저, 클러스터링 결과로 도출된 반복 이용 수준과 감성 분석 결과로 도출된 상대적 태도를 활용하여 유튜버 시청자별로 충성도 유형에 따라 세분화하였다. 그리고 유튜버별로 각 충성도 유형의 시청자들 수와 비중을 집계하였다. 한 예로 유튜버 ‘a’는 충성 시청자가 6,468명, 잠재 충성 시청자

가 16,019명, 유사 충성 시청자가 178명 그리고 충성도가 없는 시청자가 2,296명이다. 그리고 해당 유튜버는 전체 시청자 중에서 충성 시청자는 26%, 잠재 충성 시청자는 64%, 유사 충성 시청자는 1%, 충성도가 없는 시청자는 9%로 구성되어 있다.

만약 충성도에 따라 시청자들을 세분화하지 않았을 경우에, 시청자가 가장 많은 유튜버에게 광고를 진행할 것이다. 그러나, 본 연구의 결과를 통해 단순 구독자가 가장 많은 유튜버가 아닌 시청자의 비율 충성도 유형 비중에 따라서 마케팅을 진행할 수 있을 것이다. 예를 들어, 유튜버 'a'의 경우 잠재 충성도 시청자들의 비율이 가장 높다. 반면, 유튜버 'b'의 경우에 잠재 충성도 시청자의 비율이 가장 높으나, 충성도가 없는 시청자의 비율도 높다. 따라서 충성도가 높은 시청자들이 많은 유튜버를 선정하여 마케팅을 진행하기 위해서는 유튜버 'a'를 선정해야 한다.

<표 9> 충성도 세분화 결과 및 각 충성 시청자의 비율

유튜버	충성도 구분	이용자 수(명)	충성 시청자 비율	잠재 충성 시청자 비율	유사 충성 시청자 비율	충성도가 없는 시청자
a	Loyalty	6,468	26%	64%	1%	9%
	Latent Loyalty	16,019				
	Spurious Loyalty	178				
	No Loyalty	2,296				
b	Loyalty	895	8%	50%	4%	39%
	Latent Loyalty	5,839				
	Spurious Loyalty	447				
	No Loyalty	4,521				
c	Loyalty	261	9%	73%	1%	17%
	Latent Loyalty	2,194				
	Spurious Loyalty	22				
	No Loyalty	549				

d	Loyalty	5,996	57%	31%	4%	8%
	Latent Loyalty	3,229				
	Spurious Loyalty	408				
	No Loyalty	837				
e	Loyalty	487	17%	37%	15%	31%
	Latent Loyalty	1,068				
	Spurious Loyalty	424				
	No Loyalty	879				
f	Loyalty	390	5%	43%	4%	48%
	Latent Loyalty	3,167				
	Spurious Loyalty	309				
	No Loyalty	3,561				
g	Loyalty	1,085	15%	44%	9%	32%
	Latent Loyalty	3,104				
	Spurious Loyalty	656				
	No Loyalty	2,274				
h	Loyalty	3,138	45%	42%	3%	10%
	Latent Loyalty	2,937				
	Spurious Loyalty	204				
	No Loyalty	694				

## 4.2 유튜버 팬덤 분류

유튜버 팬덤 분류는 <그림 6>과 같이 팬덤의 세분화 후 각 충성도 유형의 비율에 따라 결정하였다. ‘충성 시청자’의 비율이 높은 유튜버의 팬덤은 ‘적극적 팬덤’으로 하였다. ‘잠재 충성 시청자’의 비율이 높은 유튜버의 팬덤은 ‘호의적 팬덤’으로 설정하였다. 다음으로 ‘유사 충성 시청자’의 비율이 높은 유튜버의 팬덤은 ‘비호의적 팬덤’으로 하였다. ‘충성도가 없는 시청자’의 비율이 높은 경우는 팬덤이라 할 수 없기 때문에 제외하였다. 유튜버 d와 h는 적극적 팬덤에 속한다. 두 유튜버는 ‘충성 시청자’의 비율이 가장 높기 때문에 적극적 팬덤으로 분류가 된다. 유튜버 a, b, c, f, g는 호의적 팬덤에 속하는데 해당 유튜버들은 ‘잠재 충성 시청자’들의 비율이 높다. 마지막으로 유튜버 e의 경우에 ‘충성도가 없는 시청자’들의 비율도 높으며, ‘유사 충성 시청자’들의 비율 또한 매우 높기 때문에 비호의적 팬덤으로 분류된다.

<그림 6> 유튜브 인플루언서의 팬덤 유형



## 4.3 활용 방안 및 마케팅 전략 제안

본 연구 결과를 활용하여 인플루언서 마케팅에 활용할 수 있을 것으로 기대한다. 첫째, 비슷한 구독자 수의 유튜버 중에서 더욱 효과적인 유튜버를 선택할 수 있다. 예를 들어, 유튜버 a와 유튜버 d의 경우 댓글을 작성한 시청자의 수는 유튜버 a가 더 많다. 그러나, 충성도가 높은 시청자의 비율은 유튜버 d가 더 높다는 것을 확인할 수 있다. 즉, ‘호의적 팬덤’인 a보다 ‘적극적 팬덤’인 d를 인플루언서 마케팅의 모델로 이용하는 것이다. 팬덤을 겨냥한 마케팅을 진행할 때에 유튜버 a를 이용한 마케팅보다 d를 이용한 마케팅을 진행한다면 더욱 효과적일 수 있다.

둘째, 예산이 한정되어 있을 때에 가장 효과적인 유튜버를 선택할 수 있다. 유튜버 h의 경우 시청자 수는 다른 유튜버들에 비해 적은 편이나, 충성도가 높은 시청자와 잠재 충성도가 높은 시청자의 비율이 매우 높다는 것을 확인할 수 있다. 유튜브 인플루언서를 활용한 마케팅을 해야 하는 의사결정자의 입장에서 예산이 한정되어 있다면 비교적 유튜버 구독자는 적지만 충성 시청자들이 높은 유튜버 h를 이용하여 마케팅을 하는 것이 더욱 효과적이다.

셋째, 유사 충성도가 유튜버를 발견하여 마케팅 실패에 대한 리스크를 줄일 수 있다. 기존의 유튜버를 활용한 마케팅은 구독자 수가 가장 많은 영향을 미쳤는데, 유사 충성도의 경우 인플루언서 마케팅의 실패할 수 있는 요인이 될 수 있다. 따라서, 본 연구 결과를 활용하여 유사 충성 시청자의 비중이 높은 유튜버들을 사전에 발견할 수 있다면 인플루언서 마케팅의 실패 확률을 줄일 수 있다.

넷째, 인플루언서의 평판은 사용자의 가치를 제고시키는 중요한 요인이며, 소비자의 충성도를 향상시키며, 브랜드의 태도 및 제품의 구매에 유의미한 영향을 미친다 (Fombrun et al., 2004). 그러나 인플루언서의 평판을 외부적으로 평가하기에는 쉽지 않은 점이 많다. 따라서, 본 연구의 방법을 활용하여 인플루언서의 평판을 간접적으로 측정할 수 있을 것이다. 충성도가 높은 시청자 혹은 잠재 충성 시청자의 비중이 높은 유튜버는 평판이 좋거나 콘텐츠의 질이 높다고 추측할 수 있을 것이다. 이처럼 유튜버의 평판을 간접적으로 측정하여 인플루언서 마케팅의 실패 위험을 최소화할 수 있다.

## V. 결 론

본 연구는 패션 유튜브의 댓글들을 수집하여, 이용자들의 전체 영상에서의 등장 횟수, 댓글 길이, 댓글의 감성을 도출하였다. 유튜브 특성을 고려하여 단순 댓글의 빈도로 반복 이용 정도를 한정하기에 어려움이 있었고, 댓글의 길이를 통해 이를 보완하였다. 또한 상대적 태도는 감성 분석을 이용하여 도출하였다. 그리고 충성도의 개념을

도입하여 유사 충성도, 잠재 충성도, 유사 충성도, 충성도가 없는 집단을 산정해낼 수 있었다. 그 이후 분석 결과를 바탕으로 유튜브 인플루언서의 팬덤 유형을 ‘적극적 팬덤’, ‘호의적 팬덤’, ‘비호의적 팬덤’으로 분류하고 이를 마케팅으로 활용할 수 있는 방안을 제안하였다. 기존의 유튜버를 이용한 마케팅은 구독자의 수 및 콘텐츠를 중심으로 진행되었으나 본 연구에서는 구독자 혹은 시청자의 특성을 고려한 마케팅을 제안한다. 시청자를 세분화하고 팬덤을 분류하였다는 점에서 팬덤과 관련된 다양한 기업의 활동들에서 활용 가치가 높다.

본 연구는 크게 세 가지 기여가 있다. 첫째, 경영학적 기여이다. 본 연구에서는 유튜브 시청자들을 세분화하고 반복 이용 수준과 상대적 태도를 기준으로 충성도를 구분하였다. 이를 통해 유튜브 인플루언서를 활용한 마케팅을 실행할 때, 효과를 높일 수 있을 것이다. 오늘날 인플루언서 마케팅은 인물 선정에 있어 영향력을 주요한 지표로 사용한다. 여기서 영향력이란 일반적으로 인기와 같은 맥락으로 이해될 수 있는데, 관련 문헌에 따르면 구독자 수에 따라 메가, 매크로, 마이크로, 나노 인플루언서로 구분한다(정언용, 2019). 그러나 이는 시청자의 특성을 모두 반영하지 못한다는 한계점이 있다. 따라서, 충성도를 함께 고려한다면, 마케팅 효과를 더 증진시킬 수 있을 것이다. 본 연구에서 시청자 집단의 세분화를 통한 팬덤의 유형을 분류했고, 이는 영향력(구독자 수) 외에 다른 요인을 고려하게 해주었다. 이를 통해 유튜버의 측면에서도 구독자 수가 적은 자신의 가치를 상승시킬 방안을 생각해볼 수 있다. 또한 광고주 측면에서도 적은 비용으로 마케팅 효과를 높일 인플루언서를 선정할 수 있다. 두 번째로 실무적 기여이다. 인플루언서 마케팅을 진행할 때, 본 연구의 결과를 적용하여 진행할 수 있을 것이다. 예를 들어, 고가의 제품을 광고해야 할 때, 적극적 팬덤 유형의 유튜버를 선정한다면, 시청자들은 본인이 좋아하는 유튜버가 광고하는 상품을 구매할 확률이 높다. 세 번째로 방법론적 기여이다. 기존의 충성도를 도출하는 연구들의 경우 설문 조사 혹은 패널 분석을 이용해서 주로 진행되었다. 그러나 본 연구에서는 텍스트 마이닝을 활용하여 반복 이용 수준과 상대적 태도를 도출하여 충성도를 연구하였다는 점에서 방법론적 기여가 있다.

그러나 본 연구에는 몇 가지 한계점들이 존재한다. 우선 본 연구에서는 패션 분야의 유튜버들만을 대상으로 연구를 진행하였기 때문에 다른 분야에서도 추가 연구가 필요하다. 먹방, 뷰티, 게임 등 다양한 분야의 인플루언서들이 존재하며 그들에 대해서도 연구가 진행되어야 한다. 특히 뒷광고 논란으로 한때 이슈였던 분야는 ‘먹방’으로 해당 분야에서도 이와 같은 내용이 적용되게 하기 위해서는 추가적인 연구가 필요하다. 다음으로 실제 검증까지 이루어지지 않았다는 점에서 아쉬움이 존재한다. 본 연구에서는 유튜브 시청자를 충성도에 따라 세분화하는 방법과 마케팅에서 활용할 수 있는 방법을 제안하였으나, 추후 연구에서는 실험을 통해 검증까지 진행할 예정이다.

## 참고문헌

- 강남준, 이종영, & 이혜미. (2008). 군집분석 방법을 사용한 미디어 레퍼토리 유형분석. *한국방송학보*, 22(2), 7-46.
- 강두원, 유소엽, 이하영, 정옥란. (2022). 뉴스 감성 분석을 이용한 딥러닝 기반 주가 예측에 대한 연구. *한국컴퓨터정보학회논문지*, 27(8), 31-39.
- 공인택, 김동윤, 민윤홍. (2022). 통행시간 분포 기반의 전철역 클러스터링. *한국전자거래학회지*, 27(2), 193-204.
- 김건, 윤혜정. (2016). 토픽모델링을 활용한 서울지역 호텔서비스에 대한 고객인식의 변화 분석. *서비스경영학회지*, 17(3), 217-231.
- 김광민, 양재범. (2021). 팬덤마케팅에 의한 소비자의 증식군중화에 관한 연구. *한국디자인리서치학회*, 6(2), 282-297.
- 김동진, 이하림, 이길재. (2022). 인공지능 BERT 모델 기반 텍스트 임베딩과 클러스터링을 활용한 국내 경제교육 연구 동향 분석. *학습자중심교과교육연구*, 22(18), 931-947.
- 김성근, 조혁준, 강주영. (2016). 학술연구에서의 텍스트마이닝 활용 현황과 주요분석기법. *정보화연구*, 13(2), 317-329.
- 김세형, 윤태영, 강주영. (2022). 텍스트 마이닝 기반 고령자 관련 법제도 개선을 위한 분쟁 유형 도출방법론 제안. *한국전자거래학회지*, 27(3), 45-65.
- 김세형, 채정우, 강주영. (2022). 위성영상 이미지를 활용한 연구 동향 및 데이터셋 리뷰. *스마트미디어저널*, 11(1), 17-30.
- 김영범, 차경진. (2022). 스마트 TV의 사용자 경험 차원에 대한 탐색적 연구 : 토픽모델링을 중심으로. *서비스경영학회지*, 23(1), 237-277.
- 김윤, 김고운. (2020). 글로벌 패션 유튜버의 콘텐츠 유형과 특성에 관한 사례연구. *복식문화연구*, 28(3), 389-407.
- 김진성. (2007). 남원 세계허부산업엑스포 방문객의 만족과 재참가의도간의 관계. *서비스경영학회지*, 8(1), 215-237.
- 남승윤, 박보람. (2017). 유튜브를 활용한 콘텐츠 마케팅 전략 연구-국내 로드숍 화장품 브랜드를 중심으로. *디자인융복합연구 (구. 인포디자인이슈)*, 16(2), 63-81.
- 동아 비즈니스 리뷰, (2019), 10초에 승부 건 동영상, 6초짜리 광고 유튜브 마케팅 핵심 '초반에 눈이 커지게'

- 박상언, 강주영, 정석찬. (2022). 파이썬 텍스트 마이닝 완벽 가이드 :자연어 처리 기초부터 딥러닝 기반 BERT 모델까지. *위키북스*.
- 박정이, 임지은, 황장선. (2018). 유튜브 브랜드 채널 콘텐츠의 커뮤니케이션 전략. *한국광고홍보학보*, 20(2), 95-151.
- 박주하, 전재훈. (2020). 패션 유튜브에 표현된 외모지상주의에 대한 연구 - 영상 및 댓글 분석을 중심으로 -. *한국패션디자인학회지*, 20(1), 35-53.
- 박주하, 허유선, 이하경, 전재훈. (2022). 소셜 미디어 이용과 사회자본 -패션 인스타그램 및 유튜브를 중심으로-. *한국의류학회지*, 46(1), 99-115.
- 박진영, 석미란. "테이크아웃 커피전문점의 브랜드인식이 브랜드이미지 및 고객만족, 고객충성도에 미치는 영향." *관광연구* 26.1 (2011): 183-199.
- 배소현, 이수안. (2022). 빅데이터를 활용한 웰니스 관광에 대한 인식과 태도 분석의 의미연결망 분석과 감성분석을 중심으로. *관광학연구*, 46(6), 149-165.
- 상정이, 장병희. (2021). 경제적 이해관계 유형에 따라 유튜브 인플루언서 평판과 의사인간관계가 마케팅 효과에 미치는 영향. *한국콘텐츠학회논문지*, 21(12), 238-249.
- 서옥혜, 홍진환. (2022). 브랜드 팬덤의 구축과 확산. *상품학연구*, 40(4), 29-36.
- 송민. (2017). 텍스트 마이닝. *청람*.
- 안광호, 김성환, & 김모란. (2011). 고객자산 구성요소가 고객충성도에 미치는 상대적 효과에 관한 연구. *마케팅연구*, 26(1), 23-45.
- 여약양, 김철중. (2022). 마케팅 믹스 7P's가 브랜드 애착 및 브랜드 몰입에 미치는 영향: 유튜브 인플루언서를 중심으로. *문화산업연구*, 22(2), 121-133.
- 오지연, 성열홍. (2018). 인플루언서의 유형과 미디어 인게이지먼트의 주목성이 소비자 평가에 미치는 영향. *상품문화디자인학연구 (KIPAD논문집)*, 54(0), 165-176.
- 이승목, 신재권, & 이상우. (2014). 아이돌 우상화의 요인 및 아이돌 우상화가 아이들 광고 상품 구매의도에 미치는 매개효과 분석: 10 대와 20 대 여성을 중심으로. *한국콘텐츠학회논문지*, 14(6), 328-338.
- 이신형, 김셋별. (2019). 인플루언서 마케팅의 부메랑 효과: 인플루언서 유형과 사회적 거리의 상호작용이 부정적 구전 의도에 미치는 영향. *대한경영학회지*, 32(11), 2005-2028.
- 이유재, 이청림. (2007). 고객만족이 기업성과에 미치는 영향에 있어서 고객충성도 변수의 역할. *마케팅연구*, 22(1), 81-102.
- 이치형. (2022). 팬덤 기반 굿즈 시장의 참여자, 상품 공급 방식, 미충족 욕구 분석.

- 혁신기업연구, 7(2), 37-51.
- 이화인. (2006). 환대산업에 있어서의 고객충성도 유형별 형성경로 및 후속 행동의도: 진정한 충성도 대 의사(擬似) 충성도. *관광학연구*, 30(1), 337-358.
- 장영용, 한상린, & 김기형. (2021). 왜 충성고객이 떠나는가?: 진정한 충성고객과 유사 충성고객의 차이 분석. *소비문화연구*, 24(2), 119-141.
- 장혜숙, 이중섭, 방지웅, 이재한. (2022). 감성분석을 이용한 파프리카 소비 확대와 홍보를 위한 선호도와 충성도 평가. *생물환경조절학회지*, 31(4), 343-355.
- 정경희, 이미숙, 제레미 스콧 비셋. (2020). 패션 브랜드 팬덤의 아비투스와의 창조적 생산성. *한국디자인문화학회지*, 26(4), 433-456.
- 정순범, 김철중. (2022). 인스타그램 인플루언서의 마케팅믹스가 브랜드 태도 및 구매의도에 미치는 영향: 소비가치의 조절효과 중심으로. *e-비즈니스연구*, 23(4), 213-235.
- 정언용. (2019). 인플루언서 마케팅 사례 분석과 마케팅 연구 제언. *서비스마케팅저널*, 12(1), 33-39.
- 조영, 심성욱. (2022). 아이돌 팬덤의 심리적 특성이 제품 광고효과에 미치는 영향. *커뮤니케이션학 연구*, 30(2), 161-191.
- 최동성, 박성준, 김진우. (2001). 고객 충성도 ( Customer Loyalty ) 에 영향을 미치는 온라인 게임의 중요 요소에 대한 Lisrel 모델 분석. *경영정보학연구*, 11(3), 1-21.
- 최승우, & 박보람. (2015). 인터넷 동영상 인스트림 광고 유형에 따른 광고 회피에 대한 연구: 유튜브 이용자를 중심으로. *한국디자인문화학회지*, 21(3), 665-673.
- 최성일, 안정석, 이수범. (2015). 커피전문점 선택속성이 지각된 가치와 고객충성도에 미치는 영향에 관한 연구. *관광레저연구*, 27(7), 319-340.
- 한미화, 나은경. (2022). 팬덤의 소셜 미디어 이용 양태에 따른 아이돌 세대별 팬덤 문화의 변화. *한국콘텐츠학회논문지*, 22(2), 605-616.
- Carpenter, C. R., & Sherbino, J. (2010). How does an "opinion leader" influence my practice?. *Canadian Journal of Emergency Medicine*, 12(5), 431-434.
- Cartwright, S., Liu, H., & Raddats, C. (2021). Strategic use of social media within business-to-business (B2B) marketing: A systematic literature review. *Industrial Marketing Management*, 97, 35-58.
- Chaturvedi, A., Carroll, J. D., Green, P. E., & Rotondo, J. A. (1997). A feature-based approach to market segmentation via overlapping K-centroids clustering. *Journal of Marketing Research*, 34(3), 370-377.

- Culotta, A., & Cutler, J. (2016). Mining brand perceptions from twitter social networks. *Marketing science*, 35(3), 343–362.
- Dick, A. S., & Basu, K. (1994). Customer loyalty: toward an integrated conceptual framework. *Journal of the academy of marketing science*, 22(2), 99–113.
- Diday, E., & Simon, J. C. (1976). Clustering analysis. In *Digital pattern recognition*, Springer, Berlin, Heidelberg.
- Doyle, P., & Saunders, J. (1985). Market segmentation and positioning in specialized industrial markets. *Journal of marketing*, 49(2), 24–32.
- Flynn, P. (2021). 슈퍼팬 :비즈니스를 성장시키는 이 시대의 가장 큰손. *알에이치코리아*.
- Fombrun, C. J., Van Riel, C. B., & Van Riel, C. (2004). Fame & fortune: How successful companies build winning reputations. *FT press*.
- Griffin, J., & Lowenstein, M. W. (2002). Customer winback: How to recapture lost customers—And keep them loyal. *John Wiley & Sons*.
- Hwang, J., & Choi, L. (2020). Having fun while receiving rewards?: Exploration of gamification in loyalty programs for consumer loyalty. *Journal of Business Research*, 106, 365–376.
- Jenkins, H. (2012). Textual poachers: Television fans and participatory culture. *Routledge*.
- Kim, S. H., Pyun, C. W., Ryu, J. Y., Kim, Y. H., & Kang, J. Y. (2022). Method of Selecting the Optimal Location of Barrier-Free Bus Stops Using Clustering. In *Emotional Artificial Intelligence and Metaverse* (pp. 157–167). *Springer*, Cham.
- Kotler, P. (1990). *Marketing : an introduction* (Vol. 2nd ed.). Prentice-Hall.
- Kumar, A. A. (2020). Fanocracy: Turning Fans into Customers and Customers into Fans. *Prabandhan: Indian Journal of Management*, 13(3), 49–52.
- Leung, F. F., Gu, F. F., Li, Y., Zhang, J. Z., & Palmatier, R. W. (2022). Influencer Marketing Effectiveness. *Journal of Marketing*, 86(6), 93–115.
- Liu, X., Lee, D., & Srinivasan, K. (2019). Large-scale cross-category analysis of consumer review content on sales conversion leveraging deep learning. *Journal of Marketing Research*, 56(6), 918–943.
- Omran, M. G., Engelbrecht, A. P., & Salman, A. (2007). An overview of

- clustering methods. *Intelligent Data Analysis*, 11(6), 583-605.
- Rokach, L., & Maimon, O. (2005). Clustering methods. In *Data mining and knowledge discovery handbook* (pp. 321-352). *Springer*, Boston, MA.
- Timoshenko, A., & Hauser, J. R. (2019). Identifying customer needs from user-generated content. *Marketing Science*, 38(1), 1-20.
- Wang, X., He, J., Curry, D. J., & Ryoo, J. H. (2022). Attribute Embedding: Learning Hierarchical Representations of Product Attributes from Consumer Reviews. *Journal of Marketing*, 86(6), 155-175.
- Xiao, M., Wang, R., & Chan-Olmsted, S. (2018). Factors affecting YouTube influencer marketing credibility: a heuristic-systematic model. *Journal of media business studies*, 15(3), 188-213.
- Yoon Kim, Koh Woon Kim. (2020). A case study on the content types and characteristics of global fashion YouTubers. *The Research Journal of the Costume Culture*, 28(3), 389-407.

**\* 저자소개 \***

· **김혜성**(ghn2638@ajou.ac.kr)

아주대학교 e-비즈니스 학과에서 재학중이다. 주요한 관심 분야로는 데이터 마이닝, 텍스트 마이닝, 데이터 분석 등이다.

· **김세형**(sehyoung66@ajou.ac.kr)

아주대학교 e-비즈니스 학과에서 학사학위를 취득하였으며, 아주대학교 비즈니스 애널리틱스 학과에 재학중이다. 주요 연구 분야는 텍스트 마이닝, Design Science, 딥러닝, 빅데이터 분석 등이다.

· **강주영**(jykang@ajou.ac.kr)

현재 아주대학교 경영대학 e-비즈니스학과 교수로 재직 중이며, 포항공과대학교 컴퓨터공학과에서 학사, 서울대학교 컴퓨터공학과에서 석사, 한국과학기술원 경영공학전공에서 공학박사학위를 취득하였다. 주요 관심분야는 빅데이터, 텍스트마이닝, 시맨틱 웹, 지능형 정보시스템 등이다.