Journal of the Korea Convergence Society
Vol. 11. No. 3, pp. 181-186, 2020

ISSN 2233-4890 / eISSN 2713-6353
https://doi.org/10.15207/JKCS.2020.11.3.181

OTT(Over-the-Top) 서비스의 몰아보기 시청행위 영향 요인 탐색

황경호[1], 김경애[2*]
[1]경남대학교 자유전공학부 교수, [2]한양대학교 경영학과 박사

Examining Factors Affecting the Binge-Watching Behaviors of OTT Services

Kyung-Ho Hwang[1], Kyung-Ae Kim[2*]
[1]Professor, School of Liberal Studies, Kyungnam University
[2]Ph.D., Business School, Hanyang University

요 약 본 연구는 온라인동영상서비스 OTT(Over-the-Top) 이용자의 몰아보기(Binge-watching) 시청행위에 영향을 미치는 요인을 실증적으로 탐색하였다. 이를 위해 2018년 한국언론진흥재단 미디어연구센터의 'OTT 서비스 이용자 인식조사'에 참여한 OTT 이용 경험자 1,000명의 자료를 수집하여 분석하였다. 종속변수는 OTT 서비스 몰아보기로 설정하였으며, 독립변수는 성별, 연령, OTT 서비스 이용 빈도, OTT 콘텐츠 프로그램 추천 알고리즘 만족도, OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형을 포함하였다. OTT 몰아보기 시청행위의 예측 요인은 다층 퍼셉트론(MLP) 인공신경망 알고리즘을 이용하여 분석하였다. 연구결과, 연령, OTT 콘텐츠 프로그램 추천 알고리즘 만족도, OTT 서비스 이용 빈도, OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형 중 국내드라마, 국내영화, 해외드라마 등이 OTT 몰아보기 시청행위에 중요도가 높은 요인으로 밝혀졌다.

주제어 : 융합미디어, 온라인동영상서비스, 몰아보기, 인공신경망, 데이터마이닝, 시청행위

Abstract The purpose of this study is to empirically examine the factors affecting the binge-watching behaviors of OTT service users by using a multi-layer perceptron (MLP) artificial neural network. All samples (n=1,000) were collected from 'A survey on user awareness in OTT service' published by a Media Research Center of the Korea Press Foundation in 2018. Our research model includes one dependent variable which is binge-watching behaviors on OTT service and five independent variables such as gender, age, frequency of service usage, users' satisfaction with content recommendation algorithm, and content types mainly consumed. Our findings demonstrate that age, frequency of service usage, users' satisfaction with content recommendation algorithms, and certain types of contents (e.g., Korean dramas, Korean films, and foreign dramas) were found to be highly related to binge-watching behavior on OTT services.

Key Words : Convergence media, Online video service, Binge-watching, Artificial neural networks, Data mining, Watching behavior

*This work has been supported by the 2017 Special Research Grant from Korean Association for Broadcasting & Telecommunication and GS SHOP.
*Corresponding Author : Kyung-Ae Kim(erinkim33@hanyang.ac.kr)
Received January 28, 2020 Revised March 2, 2020
Accepted March 20, 2020 Published March 28, 2020

1. 서론

최근 방송시장이 다채널, 다플랫폼 시대로 진입하면서 소비자들이 콘텐츠를 소비하는 환경과 방식도 다양해지고 있다. 이러한 변화는 넷플릭스와 같은 OTT 서비스의 등장으로 더욱 촉진되고 있다.

OTT 서비스는 기존의 방송 네트워크가 아닌 인터넷 망을 이용하여 소비자에게 직접 콘텐츠를 제공하는 모든 동영상 서비스를 통칭하는 포괄적 개념이다[1]. 이용자는 인터넷만 연결되어 있다면 휴대폰, 노트북 등 다양한 기기를 통해 동영상을 시청할 수 있게 되었다. 시간과 장소의 제약을 받지 않고 콘텐츠를 볼 수 있다는 OTT 서비스의 특징은 이용자의 콘텐츠 이용 행태에 큰 영향을 미친다.

일반적으로 Binge-watching 혹은 Binge-viewing이라고 불리는 몰아보기 시청행태는 기존에도 존재했지만 2013년 넷플릭스가 드라마 시리즈 전체를 한 번에 공개하는 비즈니스 모델을 선보인 것을 계기로 하나의 사회문화적 현상으로 자리 잡았다[2]. 이러한 몰아보기 시청행위는 전통적인 미디어 소비방식과는 다르다는 점에서 OTT 플랫폼 및 기타 콘텐츠 기반의 융합 미디어 연구에 시사하는 바가 크다.

몰아보기 행태와 관련된 대부분의 기존 문헌에서는 수용자들이 왜 몰아보기를 하는지 그 이용동기에 주목한다. 일반적으로 몰아보기 행위 자체의 유용성, 수용자의 성격 및 콘텐츠의 특성 등이 지적된다[3,4]. 이 중에서도 개인의 심리적 요인과 콘텐츠의 특성을 통해 몰아보기 행태의 주된 동기를 설명하고자 하는 연구가 다수이다[5,6]. 미디어 이용동기 관련 연구는 OTT와 같은 새로운 미디어가 유발하는 다양한 현상을 살펴보는 기초적인 접근법이라는 점에서 의미가 있다[7].

그러나 이 같은 선행연구들은 실제 OTT 서비스의 몰아보기 이용행태에 직접적인 영향을 미치는 요인을 파악하고 실무적인 전략을 수립하는 데는 한계가 있을 수 있다. 최근 넷플릭스를 필두로 OTT 플랫폼들이 몰아보기를 전략적으로 활용하고 있다는 점에서[7], 몰아보기 행태에 영향을 미치는 요인을 밝히는 것은 중요하다. 실례로 대표적인 방송통신 융합 서비스 중 하나인 영상 추천 알고리즘은 모든 OTT 서비스에서 활용되어 소비자의 몰입을 유도하고 있으며, 좀 더 정확한 영상 추천을 위해 지속적으로 개선되고 있다[1].

따라서 본 연구에서는 이용자들의 새로운 영상 시청행태이자 사회문화적인 현상인 OTT 몰아보기 시청행위에 영향을 미치는 요인들을 다층 퍼셉트론(multi-layer perceptron; MLP) 인공신경망 알고리즘을 적용하여 탐색하고, 각 영향 요인들 간의 상대적 중요도를 살펴보고자 하였다.

2. 이론적 배경

2.1 몰아보기의 정의와 확산 배경

몰아보기 시청은 학계 내에서 공통된 정의나 기준이 존재하지는 않지만, 일반적으로 한 자리에서 동일한 프로그램의 에피소드를 2편 이상 시청하는 것으로 광범위하게 정의된다[3,8]. 많은 시청자가 방송사에서 정해진 시간에 편성된 프로그램을 매 주 한 회씩 수동적으로 시청하기보다는 자신의 미디어 이용 속도와 시간을 능동적으로 통제하는 시청행태를 보이면서 몰아보기 행위가 주는 함의도 증가하고 있다. 나아가 몰아보기는 정해져 있는 프로그램 시청시간에서 자율성을 확보하려는 욕망뿐만 아니라 TV의 플로우(flow)에 속해있지 않는 순수 텍스트(pure text)만을 보려는 욕구와도 관계된다[9]. 실제로 최근 국내 연구에서도 1인 가구 위주로 몰아보기와 같은 능동적 시청이 선호되고 있는 것으로 나타났으며[10], 이러한 추세는 전 세계적으로 증가하고 있는 것으로 알려진다[11].

몰아보기 현상의 확산은 전통적인 방송사업자와는 차별화된 영상 콘텐츠를 제공하는 OTT 사업자들의 증가가 주요 원인으로 지적된다[4]. OTT 플랫폼들은 자체 제작한 양질의 오리지널 콘텐츠의 확보함으로써 지상파 방송사에 비해 경쟁우위를 가질 뿐만 아니라 시즌별 에피소드를 한 번에 공개하는 방식으로 몰아보기에 친화적인 환경을 제공하고 있다. 또한 원하는 시간에 보고 싶은 콘텐츠를 찾아볼 수 있는 온라인 동영상 스트리밍 방식의 OTT 서비스의 특징 역시 몰아보기 현상을 가속화시키는 역할을 하고 있다.

그러나 몰아보기 행위를 단순히 디지털 기술의 발전과 OTT 플랫폼의 비즈니스 전략만으로 설명하는 것은 한계가 존재한다. 선행연구에서 지적하는 바와 같이 콘텐츠의 특성 그리고 이용자 개인의 인구통계적, 심리적 속성 등이 미디어 이용 행위를 결정하는 요소가 될 수 있기 때문이다[4]. 이에 본 연구는 크게 이용자 측면과 콘텐츠 유형 측면에서 몰아보기에 영향을 주는 요소를 탐색해보고 OTT를 비롯한 융합 미디어 연구에 시사점을 제공하고자 한다.

2.2 몰아보기 연구의 방향 및 영향 요인

몰아보기 시청행위의 영향요인을 탐색하는 다수의 관련 연구는 몰아보기의 동기로 작용하는 이용자의 심리학적 변인에 주목하고 있다[5,6]. 이러한 연구는 기본적으로 몰아보기를 과도성과 중독성이 내재한 부정적 관점에서 접근하고 있으나, 다수의 이용자가 주도적으로 원하는 시간에 원하는 만큼 미디어를 소비하는 능동적 행위라는 일종의 긍정적 측면도 존재한다[8]. 그러므로 몰아보기를 이용자의 부정적인 심리적 상태에 한정해 바라보는 것은 OTT플랫폼들의 실무적인 전략 수립의 관점에서 적절한 시사점을 제시하기 힘들다.

몰아보기 행위와 관련된 다양한 선행요인을 탐색한 연구에서는 일반적으로 인구통계학적 요인[3,4,12]과 서비스의 이용빈도[7], 서비스 효율성[4], 콘텐츠의 유형[13] 등을 고려하고 있다.

인구통계학적 속성에 따라 몰아보기 시청 경험에 대한 평가가 어떻게 달라지는지 살펴본 연구에서는 연령이 낮을수록 몰아보기 후 긍정적인 감정을 느끼는 경향이 있고, 여성이 남성보다 몰아보기 후 피로를 우려하는 것으로 나타났다[14]. 연령이 낮을수록 몰아보기 경험을 긍정적으로, 그리고 여성일수록 몰아보기 경험을 부정적으로 평가했다는 결과는 연령과 성별이 실제 몰아보기 행위를 설명하는 변수가 될 수 있음을 시사한다. 이와 유사하게 연령이 낮을수록 몰아보기 행위가 유의미하게 나타난다고 보고하고 있는 선행문헌들이 존재한다[3,12]. 반면 이성준[4]의 연구에서는 인구통계학적 요인과 인터페이스 효율성이 몰아보기 시청행위에 영향을 미치지 않는다는 실증결과를 제시하고 있다.

3. 연구방법

3.1 분석대상

본 연구는 OTT 이용자들의 시청행위를 파악하기 위해 한국언론진흥재단 미디어연구센터에서 실시한 'OTT 서비스 이용자 인식조사'[15]의 원시자료를 이용하였다. 'OTT 서비스 이용자 인식조사'는 OTT 이용자를 대상으로 OTT 이용실태와 평가와 관련된 견해를 종합적으로 파악하기 위한 목적에서 수행되었으며, 2018년 12월 기준 OTT 이용 경험이 있는 성인 남녀 1,000명을 대상으로 온라인 설문조사를 실시하였다. 조사항목은 OTT 서비스 이용실태, OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형, OTT 서비스 이용빈도, 가장 선호하는 OTT 이용패턴, OTT 콘텐츠 프로그램 추천 알고리즘 만족도 등이 포함되었다.

3.2 변수의 구성 및 측정

본 연구에서 사용된 주요변수는 독립변수와 종속변수로 나누어진다. 독립변수는 성별, 연령, OTT 서비스 이용 빈도(매일 이용, 주 3-4회 이용, 주 1-2회 이용, 격주 1-2회 이용, 월 1-2회 이용), OTT 콘텐츠 프로그램 추천 알고리즘 만족도(전혀 만족하지 못한다, 거의 만족하지 못한다, 약간 만족한다, 매우 만족한다), OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형(국내영화, 해외영화, 국내드라마, 해외드라마, 예능프로그램, 다큐멘터리, 뮤직비디오, 스포츠 중계, 애니메이션, 크리에이터 제작 영상)을 포함하였다.

종속변수는 OTT 몰아보기 시청행위로 설정하였으며, 동일한 프로그램의 에피소드를 3편 이상 쉬지 않고 지속적으로 보는 것으로 정의하였다. 이를 위해 가장 선호하는 OTT 이용패턴 4개의 응답 범주(실시간 방송 시청, 출퇴근 시간 정기적 시청, 여가시간에 1-2편 시청, 여가시간에 몰아서(3편 이상) 시청)를 OTT 몰아보기 시청행위(여가시간에 몰아서(3편 이상) 시청)와 그 외 시청행위(실시간 방송 시청, 출퇴근 시간 정기적 시청, 여가시간에 1-2편 시청)로 재구성하여 분석에 활용하였다.

3.3 자료의 분석방법

데이터 분석을 위하여 인공신경망 알고리즘인 다층 퍼셉트론(MLP) 분석 기법을 적용하였다. 다층 퍼셉트론(MLP)은 인공신경망의 대표적인 알고리즘으로 가장 많이 쓰이는 기법이다. 기본적으로 입력노드, 은닉노드, 출력노드로 구성되고 입력층 뉴런(변수)으로부터 전달되는 신호를 모아 선형결합을 수행한다. 즉, X_1, …, X_p를 독립변수(입력노드)라고 할 때, 뉴런은 다음 신호를 전달받는다.

$$L = w_1X_1 + \cdots + w_pX_p \quad \cdots\cdots (1)$$

여기서 w_1, …, w_p는 시냅스(synapse)에 붙는 가중값을 의미한다. L이 클수록 뉴런이 크게 활성화되고 그 활성화 정도를 S라고 한다면, 다층 퍼셉트론(MLP)은 S가 제한된 범위의 값을 갖도록 시그모이드(sigmoid)($0 \leq S \leq 1$) 또는 쌍곡 탄젠트(hyperbolic tangent)($-1 \leq S \leq 1$) 변환을 사용한다. 출력노드는 은닉 뉴런으로부터 오는

신호들을 가중치로 결합하여 최종 반응을 결정한다. 종속변수가 범주형인 경우에는 각 범주별 출력값 모두 0과 1 사이에 오도록 소프트맥스(softmax) 변환이 적용된다.

다층 퍼셉트론(MLP)을 비롯한 인공신경망 기법은 인간의 뇌와 유사한 문제 해결 방식을 보이는데, 복잡한 비선형적 관계를 병렬적으로 분석할 수 있으며 데이터 학습(machine learning)을 통한 예측 및 일반화의 능력이 뛰어난 것으로 평가되어[16], 보건학, 미디어커뮤니케이션학, 도시학 등과 같은 다양한 학문 분야에서 널리 활용되고 있다[17-19].

4. 연구결과

4.1 응답자의 인구통계학적 속성 및 OTT 서비스 이용 특성

전체 응답자의 성별은 남성 500명(50%), 여성 500명(50%), 연령은 20대 250명(25.0%), 30대 250명(25.0%), 40대 250명(25.0%), 50대 이상 250명(25.0%)으로 균형 있게 나타났다. OTT 서비스 이용 빈도는 매일 이용 360명(36.0%)으로 가장 많았으며, 주 3-4회 이용 325명(32.5%), 주 1-2회 이용 210명(21.0%) 등의 순으로 나타났다. OTT 콘텐츠 추천 알고리즘에 대한 만족도는 전체 응답자의 74.4%(744명)가 만족(약간 만족 698명(69.8%), 매우 만족 46명(4.6%))한다고 응답했다.

OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형(복수응답)은 예능프로그램 334명(16.7%)으로 가장 많았으며, 해외영화 317명(15.9%), 국내드라마 281명(14.1%), 국내영화 246명(12.3%), 크리에이터 제작 영상 178명(8.9%) 등의 순으로 나타났다. 주요 변수별 기초통계 분석결과는 Table 1에 제시하였다.

Table 1. Descriptive statistics

Variables	Frequency/ Responses	Valid percent
Gender		
Male	500	50.0%
Female	500	50.0%
Age		
20-29	250	25.0%
30-39	250	25.0%
40-49	250	25.0%
50+	250	25.0%
Frequency of OTT services use		
Every day	360	36.0%
3-4 times a week	325	32.5%
1-2 times a week	210	21.0%
1-2 time every other week	36	3.6%
1-2 times a month	69	6.9%
OTT content program recommendation algorithm satisfaction		
Very dissatisfied	20	2.0%
Dissatisfied	236	23.6%
Satisfied	698	69.8%
Very satisfied	46	4.6%
Total	1,000	100.0%
Content type mostly watched on OTT services (Multiple responses)		
Korean film	246	12.3%
Foreign film	317	15.9%
Korean drama	281	14.1%
Foreign drama	165	8.3%
Entertainment program	334	16.7%
Documentary	124	6.2%
Music video	148	7.4%
Sport broadcasting	143	7.2%
Animation	64	3.2%
Creator production video	178	8.9%
Total	2,000	100.0%

4.2 인공신경망 분석을 활용한 OTT 몰아보기 영향요인 탐색

전체 표본(n=1,000)을 학습 표본 69.4%(n=694), 검정 표본 30.6%(n=306)의 비율로 각각 분할하여 인공신경망 분석을 실시한 결과, 데이터의 오차를 최소화하는 은닉층의 수는 1개, 은닉층 1에서의 노드의 수는 7개가 각각 도출되었다. ROC 곡선 아래 면적(Area Under ROC Curve; AUC)은 0.649로 0.5 이상을 나타내어 모형의 판별력이 있는 것으로 판단되나[20], 정확도는 다소 낮은 것(0.5<AUC≤0.7)으로[21] 평가된다.

신경망의 네트워크 다이어그램에서 시냅스 가중값은 투입된 변수의 레이어와 다음 단계의 레이어 사이의 관련성을 시각적인 방법으로 제시하는데, 연결 가중치가 높을수록 레이어 간의 선이 굵게 표시된다. 본 다층 신경망 모형을 통한 독립변수 중요도 분석결과, 연령(0.226), OTT 콘텐츠 프로그램 추천 알고리즘 만족도(0.181), OTT 서비스 이용 빈도(0.083), OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형 중 국내드라마(0.070), 국내영화(0.065), 해외드라마(0.065)가 OTT 몰아보기 시청행위 예측의 가중치가 높은 주요 변수로 도출되었다. 입력 변수중요도와 입력된 변수의 영향 수준을 동일한 단위로 변환한 정규화 중요도는 Table 2에 제시하였다.

Table 2. Relative importance of independent variable

Independent variable	Relative importance	Normalized importance
Gender	0.054	23.9%
Age	0.226	100.0%
Frequency of OTT services use	0.083	36.8%
OTT content program recommendation algorithm satisfaction	0.181	79.9%
Content type mostly watched on OTT services		
Korean film	0.065	28.9%
Foreign film	0.028	12.6%
Korean drama	0.070	31.0%
Foreign drama	0.065	28.7%
Entertainment program	0.036	15.8%
Documentary	0.057	25.1%
Music video	0.037	16.6%
Sport broadcasting	0.017	7.6%
Animation	0.035	15.3%
Creator production video	0.046	20.3%

5. 결론

본 연구에서 OTT 서비스 이용자들의 몰아보기 시청행위에 영향을 미치는 요인을 다층 퍼센트론 모형을 통해 살펴본 결과 연령, OTT 콘텐츠 프로그램 추천 알고리즘 만족도, OTT 서비스 이용 빈도, OTT에서 주로 이용하는 콘텐츠 유형 중 국내드라마, 국내영화, 해외드라마 등이 주요 예측 요인으로 파악되었다.

이와 같은 결과는 젊은 연령대에서 몰아보기 시청행위가 유의미하게 나타나는 한편, 성별은 관련이 없음을 밝힌 기존 문헌과 유사한 맥락이다[12,13]. 몰아보기 행위에서 성별보다 연령이 더 영향을 미친다는 결과는 OTT 플랫폼 기업에 시사하는 바가 크다. 연령대가 낮은 이용자층에서 콘텐츠 몰입 행위가 더욱 유의하게 나타난다는 것은 그만큼 젊은 층이 접근하기 쉬운 기기와 편리하고 인상적인 사용자 경험 환경을 제공해야 함을 의미한다.

또한, 본 연구결과는 몰아보기를 유도하기 위해 OTT 플랫폼에서 제공하고 있는 빅데이터 기반의 영상 추천 서비스 역시 그 정교함에 따라 이용자의 콘텐츠 이용 촉진에 영향을 미칠 수 있음을 시사한다. 이용자 개인 추천 서비스는 단순한 편의 제공의 의미를 넘어 OTT 서비스의 지속적 이용을 가능하게 한다는 점에서 꾸준히 개선될 필요가 있을 것이다[1].

마지막으로 몰아보기 시청행위의 주요 예측 요인으로 콘텐츠의 유형이 영향을 미쳤다. 이는 콘텐츠의 장르에 따라 몰아보기의 유용성 인식에 차이가 있다는 선행 문헌의 결과와 그 맥을 같이 한다[3]. 몰아보기에 최적화된 콘텐츠 유형과 특성을 파악하는 것은 이용자 확보 및 유지 전략에도 유용하게 활용될 수 있을 것이다. OTT 플랫폼 기업에서 자사의 오리지널 콘텐츠를 확보하고 직접 제작까지 하려는 노력 역시 이러한 결과의 연장선에서 파악할 수 있다.

본 연구가 가지는 의미는 다음과 같다. 첫째, 아직 학술적으로 시작 단계에 있는 OTT 서비스의 몰아보기 행위에 대한 탐색적 시도를 함으로써 새로운 시청행위를 예측할 수 있는 변인들을 밝혀냈다는 점이다. 둘째, 몰아보기를 주로 하는 이용자층 및 콘텐츠 특성을 파악함으로써 몰아보기를 전략적으로 유도하는 국내 OTT 관련 기업에 실무적인 시사점을 제공할 수 있을 것으로 보인다.

본 연구는 이미 조사된 2차 자료를 활용하여 분석을 시행하였기 때문에 좀 더 다양한 독립변수를 고려하지 못했다는 한계점이 존재한다. 향후 연구에서는 미디어 이용동기 연구에서 지적하는 개인의 다양한 심리상태 및 사회구조적 변인 등을 고려한 확장된 OTT 시청행위 예측모형을 살펴볼 필요가 있다.

REFERENCES

[1] J. H. Yoo & J. Y. Park. (2018). A Study on the Factors Influencing Continuous Usage Intension based on OTT Service User. *Journal of Broadcasting and Telecommunications Research, 102,* 46-79.

[2] S. Matrix. (2014). The Netflix Effect: Teens, Binge Watching, and On-Demand Digital Media Trends. *Jeunesse: Young People, Texts, Cultures, 6(1),* 119-138. DOI : 10.1353/jeu.2014.0002

[3] S. S. Han, H. S. Yu & D. H. Shin. (2017). Explicating Motivations and Attitudes Affecting the Persistent Intention to Adopt Binge-Watching. *Journal of the Korea Contents Association, 7(2),* 521-534. DOI : 10.5392/JKCA.2017.17.02.521

[4] S. Lee. (2018). Analysis of Psychological and Structural Determinants that Affect Binge-watching of Drama Series. *Journal of the Korea Contents Association, 18(2),* 405-418. DOI : 10.5392/JKCA.2018.18.02.405

[5] R. Tukachinsky & K. Eyal. (2018). The Psychology of Marathon Television Viewing: Antecedents and Viewer Involvement. *Mass Communication and Society, 21(3),* 275-295. DOI : 10.1080/15205436.2017.1422765

[6] M. Flayelle, P. Maurage & J. Billieux. (2017). Toward a Qualitative Understanding of Binge-watching Behaviors: A Focus Group Approach. *Journal of Behavioral Addictions, 6(4),* 457-471.

DOI : 10.1556/2006.6.2017.060

[7] H. Kim, S. Kwon & B. Chang. (2019). Investigating Factors Affecting Consumer Segment of Cord-Cutting: Focusing on Korean Subscribers. *Korean Journal of Broadcasting and Telecommunication Studies, 33(2),* 67-103.

[8] K. H. Jung & Y. J. Choi. (2019). A Study on Explicating Binge-watching as an Active Behavior of Audiences: Binge-watching Model Applying to Theory of Planned Behavior. *Korean Journal of Broadcasting and Telecommunication Studies, 33(3),* 141-179.

[9] M. Jenner. (2016). Is this TVIV? On Netflix, TVIII and Binge-watching. *New Media & Society, 18(2),* 257-273. DOI : 10.1177/1461444814541523

[10] Y. C. Chung. (2019). *One-person Households: Active Media User*. KISDI STAT Report, 19-03.

[11] Limelight Networks. (2019). *The State of Online Video*[Online]. *https://www.limelight.com/resources/white-paper/state-of-online-video-2019/*

[12] A. A. M. Ahmed. (2017). New Era of TV-watching Behavior: Binge-watching and Its Psychological Effects. *Media Watch, 8(2),* 192-207. DOI : 10.15655/mw/2017/v8i2/49006

[13] A. E. Moore. (2015). *Binge Watching: Exploring the Relationship of Binge Watched Television Genres and Colleges at Clemson University*. Graduate Research and Discovery Symposium, paper 138.

[14] H. J. Shim, S. H. Ju, S. H. Lim & H. Lee. (2015). *A Study on the Change of Media Use Behavior of Audiences and Its Ripple Effects in Nonlinear TV Viewing Environment*. KISDI, 15-10.

[15] M. J. Choi. (2018). A Survey on User Awareness in OTT Service. *Media Issue, 4(12),* 1-12.

[16] I. A. Basheer & M. Hajmeer. (2000). Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application. *Journal of Microbiological Methods, 43(3),* 3-31.

[17] H. Byeon. (2017). Exploring Influence Factors for Peer Attachment in Korean Youth Based on Multi-Layer Perceptron Artificial Neural Networks. *Journal of the Korea Convergence Society, 8(10),* 209-214. DOI : 10.15207/JKCS.2017.8.10.209

[18] S. H. Kwon, K. W. Park & B. H. Chang. (2017). A Comparison of Predicting Movie Success between Artificial Neural Network and Decision Tree. *Asia-pacific Journal of Multimedia Services Convergent with Art, Humanities, and Sociology, 7(4),* 593-601. DOI : 10.14257/AJMAHS.2017.04.37

[19] K. Jeong. (2018). Application of Artificial Neural Network model to an Analysis of the Factors Affecting the Intention of the Vulnerable Class to move to Hangbok Housing in Incheon. *Housing Studies Review, 26(3),* 55-78. DOI : 10.24957/hsr.2018.26.3.55

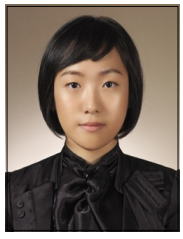
[20] J. Na, S. Park, H. Ju, I. Kim & H. Lee. (2016). Caries Prediction Using the Caries Activity Test with a Sulfisomidine Mixture: A 3-year Follow-up Study. *Journal of Korean Academy of Oral Health, 40(3),* 183-189. DOI : 10.11149/jkaoh.2016.40.3.183

[21] S. W. Song. (2018). Assess the Accuracy of Diagnostic Tools. *Korean Journal of Family Practice, 8(1),* 1-2. DOI : 10.21215/kjfp.2018.8.1.1

황 경 호(Kyung-Ho Hwang) [정회원]

· 2016년 2월 : 성균관대학교 신문방송학과(언론학박사)
· 2018년 3월 ~ 현재 : 경남대학교 자유전공학부 조교수
· 2019년 4월 ~ 현재 : 경남대학교 교육인프라혁신센터장
· 관심분야 : 미디어경제·경영, 미디어산업, 사이버커뮤니케이션, 빅데이터분석방법론
· E-Mail : kyungho3506@naver.com

김 경 애(Kyung-Ae Kim) [정회원]



· 2019년 8월 : 한양대학교 경영학과(경영학박사)
· 2019년 9월 ~ 현재 : 한양대학교 경영학부 강사
· 관심분야 : 미디어경영, 소비자행동
· E-Mail : erinkim33@hanyang.ac.kr