개인화된 썸네일 큐레이션 사용성 평가 -넷플릭스 사례를 통한 UX study-

박시원¹, 박지수¹, 강지수², 이보아^{3*} ¹중앙대학교 예술공학대학 학부생, ²중앙대학교 첨단영상대학원 예술공학전공 석사과정, ³중앙대학교 예술공학대학 교수

An Empirical Study of Personalized Thumbnail Curation of Netflix

Siwon Park¹, Jisu Park¹, Jisu Kang², Boa Rhee^{3*}

¹Undergraduate student, College of Art & Technology, Chung-Ang University

²Graduate student, Graduate School of Advanced Imageing Science, Multimedia and Film, Chung-Ang University

³Professor, College of Art & Technology, Chung-Ang University

요 약 본 연구는 기술수용모델을 기반으로 넷플릭스 썸네일 큐레이션에 대한 사용자 경험에 대해 실증적으로 접근했다. 상관관계 분석 결과를 살펴보면, 썸네일에 대한 의존도가 높을수록 썸네일 큐레이션에 대한 만족도가 높았고, 썸네일 정보 유용성과 썸네일 이용 용이성은 썸네일 큐레이션 만족도에 유의미한 영향을 미쳤다. 특히 썸네일 이용 용이성의 경우, 세부 변인 가운데 썸네일 적합성에 대한 영향력이 가장 높게 제시되었으며, 이 변인은 썸네일 큐레이션 만족도에 유의미한 영향을 미친다는 사실도 입증되었다. 또한 넷플릭스 썸네일 큐레이션의 만족도는 넷플릭스 전체 만족도와 행동적 이용 의사에 긍정적 영향을 미쳤으며, 본 연구를 통해 넷플릭스 썸네일 큐레이션 사용성 평가도구로써 기술수용모델의 적합성이 입증되었다.

주제어 : 콘텐츠 큐레이션, 썸네일 개인화, 기술수용모델, 추천 알고리즘, 넷플릭스, 사용자 경험

Abstract This study empirically analyzed the users' experiences with the Netflix thumbnail curation based on the Technology Acceptance Model(TAM). According to the correlation analysis results, the higher the dependence on the thumbnails, the higher the satisfaction with the thumbnail curation. Both Perceived Informational Usefulness(PIU) and Perceived Ease of Use(PEOU) had correlations with the degree of satisfaction with the thumbnail curation. In particular, the factors of relevance in PEOU had the greatest impact on the degree of satisfaction and this result proved that the suitability factors of the thumbnails had significant correlations with the degree of satisfaction. The degree of satisfaction with the thumbnail curation also positively correlated with Netflix's overall degree of satisfaction and behavioral intention to use the Netflix. This study demonstrated the suitability of the TAM as a UX evaluation tool for the Netflix thumbnail curation.

Key Words: Content Curation, Personalized Thumbnail, TAM, Recommendation Algorithm, Netflix, UX

*Corresponding Author: Boa Rhee(boa.rhee@gmail.com)

Received July 19, 2021 Accepted October 20, 2021

1. 서론

1.1 연구배경 및 목적

최근 미디어 시장의 소비 형태가 TV에서 모바일 기기 기반의 유료 시청으로 확장되면서 OTT(Over The Top) 서비스가 급격히 성장하고 있다. 2019 방송매체 이용행태 조사에 의하면[1], 2019년 국내 OTT 서비스 이용률은 전체 응답자의 52.0%를 차지했는데, 이 수치는 전년대비(42.7%) 10% 정도 증가했다. 2020년 6월 기준, 국외 OTT 서비스인 넷플릭스(Netflix)는 470만 명의 사 용자를 보유하며 유튜브(Youtube)에 이어 국내 OTT 서 비스 앱 사용자 수 2위를 차지했다[2]. 뿐만 아니라, 전 세계적으로 코로나 바이러스 감염증-19(COVID-19, 코 로나 19)의 확산에 따른 사회적 거리두기로 인해 콘텐츠 에 대한 이용 행태는 스트리밍 기반 뉴미디어로 편중되 는 현상이 나타났다. 예를 들어, 콘텐츠 이용률을 코로나 19 발생 전후로 비교하면, 54.8%에서 69.1%로 증가되 었고, 사회적 거리두기 이후 유튜브(45.5%)와 넷플릭스 (36.7%)는 신규 가입이 가장 증가한 플랫폼으로 나타났 다[3].

상술한 시장의 가파른 성장에 힘입어, OTT 서비스 플 랫폼들은 사용자의 만족도 증진 및 서비스 지속성을 유지시키기 위해 콘텐츠 큐레이션의 고도화에 주력하고 있다. 예를 들어, 넷플릭스와 왓차는 사용자 맞춤형 콘텐츠 큐레이션 서비스를 제공하고 있다. 특히 넷플릭스는 인공지능 기반 추천 알고리즘을 이용한 콘텐츠 큐레이션으로인해, 연 10억 달러 정도의 고객 관리 비용을 절감하고있다[4][5]. 또한 타 OTT 서비스와는 달리 넷플릭스는 90초 이내의 콘텐츠 유인력 발생 및 신속한 콘텐츠 검색을 지원하기 위해[6], 개인화된 썸네일 큐레이션 (Thumbnail curation) 서비스를 제공하고 있다. 이 서비스는 사용자의 콘텐츠 이력과 취향을 반영, 동일 작품에 대한 다수의 썸네일 가운데 적합한 것을 제공해준다.

상술한 바와 같이, OTT 서비스 플랫폼들은 사용자의 만족도 증진 및 서비스 지속성을 유지시키기 위해 콘텐 츠 큐레이션의 고도화에 주력하고 있지만, 이러한 큐레이 션에 대해 실증적으로 접근한 연구는 미흡한 상황이다. 이에 본 연구는 문헌 연구와 정량적 연구방법론을 통해 넷플릭스의 콘텐츠 큐레이션 서비스 가운데 맞춤형 썸네 일 큐레이션이 콘텐츠 서비스 만족도 및 지속적 이용 의 사에 미치는 영향력을 분석하는데 그 목적을 두고 있다.

본 연구는 썸네일 큐레이션 사용성 평가를 위한 연구 모형으로 기술수용모델(TAM: Technology Acceptance Model)을 차용했다. 이를 통해 넷플릭스의 혁신 기술이 자 차별화된 서비스로써 썸네일 큐레이션의 만족 요인을 도출하고, 사용자 경험 평가 모델로써 TAM의 적합성을 입증한다는데 학술적 의미를 둘 수 있다. 한편 실무적 차원에서는 사용자의 OTT 서비스의 이용 의사에 대한 썸네일 큐레이션의 영향력을 평가함으로써, 향후 콘텐츠전략 및 큐레이션 서비스의 사용성 개선을 위한 고려 사항에 대한 시사점을 제공할 것으로 기대한다.

2. 이론적 배경

2.1 OTT 서비스와 넷플릭스

OTT 서비스는 인터넷을 통해 방송 프로그램·영화·교육 등 각종 미디어 콘텐츠를 제공하는 서비스를 지칭한다[7]. 넷플릭스 등 온라인 동영상 서비스(OTT: Over The Top)의 전 세계 가입자가 10억 명을 돌파한 반면영화관 박스 오피스 매출은 코로나 19로 인해 72.0%나감소되었다[8]. 1998년 미국에서 처음으로 서비스를 출시한 넷플릭스는 2021년 기준, 구독자수 2억 800만명을기록함으로써[9], 글로벌 OTT 서비스 중 1위를 점유했으며, 국내의 경우 398만명으로 집계되었다[10].

넷플릭스는 미디어 및 콘텐츠 비즈니스 모델과 전략 [11], 그리고 소비자의 콘텐츠 소비 방식에 상당한 영향력과 변화를 일으키고 있는데, 2013년부터 사용되기 시작한 '넷플릭스 효과(The Netflix Effect)'라는 단어는 이러한 영향력을 방증해준다[12]. 넷플릭스의 대표적인 성공 요인으로는 저렴한 월정액 무제한 이용료, 사용자 맞춤 큐레이션 서비스, 넷플릭스 오리지널 콘텐츠를 들수 있다[8]. 또한 부분적으로는 넷플릭스가 기존 미디어 시장의 주를 이루었던 IPTV 사업자와 적극적인 제휴를통해 플랫폼간 상호 접근성을 개선하고, 콘텐츠 공급량을 늘려 시장 점유율을 지속적으로 증가시키는데 기인한다 [13].

2.2 콘텐츠 큐레이션과 추천 알고리즘 '씨네매치'

넷플릭스의 성공 요인 중 하나로 꼽히는 사용자 맞춤 큐레이션 서비스는 데이터베이스 구축과 이를 활용한 머 신러닝에 기반을 두고 있다. 신작이 등록되면 콘텐츠팀이 영상 검토를 마친 뒤, 태깅(Tagging)작업이 진행된다 [14], 이 과정을 통해 생성된 약 7만 여개의 태그를 기반 으로, 넷플릭스는 고객의 취향, 선호도, 시청 시간대 등을 고려, 사용자에게 맞춤형으로 콘텐츠를 제공한다[15]. 이후 데이터 분석 단계에서는 넷플릭스의 추천 알고리즘인 '시네매치(Cinematch)'가 사용된다. 인공지능 기반의 '모델 기반 협업 필터링'이 활용된 '시네매치'는 사용자의 선호 정보, 감상 후기, 대여 이력 등을 바탕으로 개개 사용자의 콘텐츠 배열을 구성한 뒤, 다른 사용자와 비교하여 유사도를 도출해서 사용자 간 유사 그룹을 확정한다. 그 다음 사용자의 소비 이력과 유사 그룹의 소비 이력을 비교해 사용자의 소비 이력에 속하지 않은 콘텐츠를 추천한다[16]. 상술한 방식으로 넷플릭스는 사용자의 취향에 적합한 다수의 비인기 작품을 재조명, 인기작에 몰리는 관심을 분산시키는 전략을 구사하고 있다. '시네매치'는 상술한 전략의 핵심 기술로써, 넷플릭스 전체 매출 발생의 60.0% 증가에 기여하고 있다[17].

현재 넷플릭스는 영화 소개 클릭 및 검색어 등 각 회원의 웹 사이트 내에서의 행동 패턴, 실제 대여목록, 사용자의 영화 평점 등 개별 사용자와 관련된 다양한 정보 분석을 통해 영화 추천의 최적화에 주력하고 있다. 넷플릭스는 하루 평균 3,000만 건의 사용자 정보를 활용해서 사용자의 콘텐츠에 대한 기호를 분석하고 있는데, 사용자의 서비스에 대한 반응은 매우 긍정적이다[20]. 한편 전체 매출의 약 20.0%를 차지하고 있는 넷플릭스의 사용자 맞춤 추천 영화들은 흥행작들보다 구매 원가가 저렴하기때문에, 콘텐츠 유지 비용의 절감 효과도 발생시킨다 [18].

넷플릭스는 '시네매치'의 성능 개선을 위해 2006년부터 3년 동안 '넷플릭스 프라이즈(Netflix Prize)'를 개최했으며[19], A/B 테스트를 진행하고, 콘텐츠 이미지와추천 방식, 타이밍 등을 개선시키기 위해 딥러닝을 접목하는 등 알고리즘 개선에 지속적으로 투자하고 있다[20].

2.3 넷플릭스의 썸네일 큐레이션

넷플릭스의 성공 요인 중 하나로 꼽히는 사용자 맞춤 큐레이션 서비스, 즉 개인화 시스템은 넷플릭스 화면의 등장과 함께 시작된다. 시작 화면은 고객의 취향과 과거 시청 목록을 기반으로 사용자에 따른 '개인화' 특성이 내재되어 있다. 넷플릭스의 '개인화된 썸네일 큐레이션'은 〈Fig 1〉과 같이 사용자의 콘텐츠 이력을 기반으로 다수의 썸네일 가운데 사용자의 취향에 적합한 것을 선별 및 제공하는 것이다. 예를 들어, 평소 로맨스 장르를 주로 시청하는 사용자의 경우, 콘텐츠의 로맨스적 요소를 부각시킨 장면이 담긴 썸네일을 제공하는 반면, 코미디 장르를 선호하는 사용자에게는 유명 코미디언이 등장하는 장면

을 선정해 썸네일로 노출시킨다. 또한 특정 배우가 출연한 다수의 콘텐츠를 본 사용자에게는 해당 배우가 등장한 장면을 썸네일로 게시해 사용자에게 콘텐츠를 추천해준다. 결과적으로, 개인화된 썸네일을 활용해서 콘텐츠를 큐레이션해서 제공했을 경우, 80%의 사용자가 추천된 콘텐츠를 선택했다[5].



Fig. 1. A variety of Thumbnail of Kingdom at Netflix

앞서 언급한 바와 같이, 넷플릭스는 보다 정교한 썸네일 큐레이션을 위해 A/B 테스트를 진행하고 있다. 분할테스트라고도 불리는 이 테스트는 두 가지 선택지 중 어떤 것이 합목적적인지를 판단하기 위해 사용된다. 넷플릭스는 자동으로 같은 배경을 사용하면서도 또다른 측면으로 편집하거나 타이들의 위치를 옮긴 썸네일을 그룹화하는 시스템을 개발, 하나의 콘텐츠에 대해 다양한 유형의썸네일 이미지를 생성한다. 이렇게 생성된 이미지들을 사용자의 취향에 맞춰 개인화해서 제공한 집단과 그렇지않은 집단으로 구분해서 A/B Test를 시행했다. 그 결과,개인화된 썸네일 이미지를 제공한 집단에서 참여도가 높게 나타나 넷플릭스는 사용자의 취향에 맞는 썸네일을 제공하는 방식의 썸네일 큐레이션을 채택했다[21].

3. 연구 문제 및 연구 모형

3.1 연구 문제

본 연구는 썸네일 큐레이션 서비스의 만족 요인을 도출하고, 주요 요인과 넷플릭스 이용 만족도, 향후 지속적이용 의사 간 영향력을 평가하는데 초점이 맞추어져 있다. 이를 위해 사용자의 기술 수용을 평가하는데 사용되고 있는 F. D. David(1989)의 기술수용모델(TAM: Technology Acceptance Model)을 차용했다[22]. TAM의 핵심 변인은 인지된 유용성(Perceived Usefulness)과 인지된

이용 용이성(Perceived Ease of use)이며, 이 두 가지의 변인은 기술에 대한 사용자의 이용 태도와 향후 행동적 이용 의사를 결정한다[23]. 지금까지 넷플릭스 썸네일큐레이션 사용성에 대해 학술적 접근이 적극적으로 이루어지지 않았으나, 콘텐츠 큐레이션이 사용자 만족도에미치는 영향[24], 썸네일을 통한 콘텐츠 정보 전달 효과[25] 등의 선행 연구를 기반으로 주요 변인을 구성했다.

본 연구에서는 TAM의 인지된 유용성과 인지된 이용 용이성을 차용, 썸네일의 정보 유용성(PIU: Perceived Informational Usefulness)과 썸네일의 이용 용이성 (PEOU: Perceived Ease of Use)을 설정했다. 또한 선행 연구를 기반으로 3개의 변인이 차용되었고, 넷플릭스썸네일 큐레이션의 고유한 특징에 해당하는 3개를 변인으로 추가 설정해서 PIU와 PEOU의 세부 변인을 각각 3개로 구성했다. 선행 연구[24]의 경우, 동영상 플랫폼 속썸네일 평가 관련 변인으로 정보성, 반응성, 신뢰성, 이용용이성, 맞춤성, 사용자 만족도를 제시했다. 또 다른 선행연구[25]에서는 콘텐츠 큐레이션의 선택 요인에 대한 변인으로 예측가능성, 일관성, 가시성, 경제성, 심미성을 사용했다. 연구팀은 상술한 변인 가운데 신뢰성, 가시성을 PIU의 세부 변인으로, 적합성을 PEOU의 세부 변인으로 차용했으며, 본 연구에서 정의된 변인은 Table 1과 같다.

Table 1. Thumbnail Satisfaction Variables

Variable		Definition	Researcher	
	Reliability	Does thumbnail give you reliable information about the content?	Jung, Seoyoon (2019)	
P I U	Visibility	Does thumbnail provide appropriate information to guess the content?	Shin, Youngsu (2017)	
	Impressions & Click through-rate	Does thumbnail make users interested in the content?	-	
P E O U	Diversity	Do different types of thumbnail help sustain interest in the content?	-	
	Freshness	Does regular replacement of thumbnail affect content selection?	-	
	Relevance	Does thumbnail properly reflect user preferences?	Jung, Seoyoun (2019)	

상술한 요인들을 기반으로 수립된 본 연구의 연구 모형은 Fig. 2와 같으며, 연구 모형의 구성 요소들에 대한설명은 Table 2와 같다. 본 연구에서 정의된 주요 변인을 살펴보면, 넷플릭스를 포함한 OTT 서비스에 대한 사전 경험과 코로나 19의 영향력이 외부 변인(EV: External Variable)으로 설정되었다. TAM의 이용 태도

는 썸네일 큐레이션 만족도와 넷플릭스 서비스 이용 만족도로 구성되었으며, PIU, PEOU와의 관계성이 상관분석을 통해 검증된다. 마지막으로, 사용자의 넷플릭스 이용 태도(ATUN: Attitude toward Using Netflix)가 향후 재이용 의사(ITRNF1: Intention to reuse Netflix) 및권유 의사(ITRNF2: Intention to recommend Netflix)에 대한 영향력이 상관분석을 통해 진단된다.

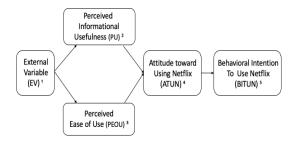


Fig. 2. Research Model

Table 2. The Component of the Research Model

Variables	Component		
EV	Previous using experience with Netflix & other OTT services, Impact of COVID-19		
PIU	Visibility factors, Impressions & Click-through-rate factors, Reliability factors		
PEOU	Diversity factors, Freshness factors, Relevance factors		
ATUN	Degree of satisfaction of Thumbnail Curation(NFTC DOS), Degree of satisfaction of Netflix(NF DOS)		
BTUN	BTUN Intention to reuse Netflix(ITRNF1), Intention to recommend Netflix(ITRNF2)		

앞서 상술한 연구 문제 가운데 PIU와 PEOU의 썸네일 큐레이션에 대한 만족도와의 관계성을 검증하기 위해 연구 모형을 기반으로 다음과 같은 가설을 수립했다.

- 〈가설 1〉썸네일 정보 유용성은 썸네일 큐레이션 만족 도와 상관관계를 가진다.
- 〈가설 2〉 썸네일 이용 용이성은 썸네일 큐레이션 만족 도와 상관관계를 가진다.

연구팀은 썸네일 큐레이션이 타 OTT 서비스와의 차 별성이라는 사실에 기반을 두고, 이 큐레이션 서비스가 사용자의 넷플릭스 서비스 이용 만족도에 긍정적인 영향 을 미칠 것이라고 예측했다. 이에 연구 문제와 연구 모형 을 바탕으로 썸네일 큐레이션 만족도와 서비스 이용 만 족도, 향후 이용 의사와의 관계를 가설로 구성했다. 〈가설 3〉썸네일 큐레이션 만족도는 넷플릭스 서비스 이용 만족도와 상관관계를 가진다.

〈가설 4〉 썸네일 큐레이션 만족도는 넷플릭스 향후 이용 의사와 상관관계를 가진다.

연구 모형 중 외부 변인에 해당하는 썸네일 의존도가 태도에 해당하는 썸네일 큐레이션 만족도와 넷플릭스 이 용 만족도에 대한 영향력을 가설로 설정했다.

〈가설 5〉썸네일 의존도는 썸네일 큐레이션 만족도와 상관관계를 가진다.

〈가설 6〉 썸네일 의존도는 넷플릭스 이용 만족도와 상 관관계를 가진다.

3.2 연구 방법 및 연구 설계

일반적으로 A/B 테스트는 고객의 선호도와 정량적 데이터를 기반으로 한 의사결정을 하기 위한 목적으로 실행된다. 또한 이 테스트는 두 집단의 사용자들에게 서로다른 페이지를 보여준 후, 어떤 집단에서 더 좋은 성과가나타나는지, 긍정적인 사용자 경험을 제공할 수 있는지의여부를 시험을 통해 정량적으로 평가하는 기법이다[26]. 넷플릭스는 2016년 3월 테크블로그(Netflix TechBlog)에 "A/B 테스트를 통해 영상에 적합한 작품 선정(Selecting the best artwork for videos through A/B testing)"에 대한 간략한 진행 절차와 결과 내용을 공유했다[6].

넷플릭스가 이 테스트를 실행한 목적은 개인화된 알고 리즘을 사용해서 90초 안에 사용자의 시선을 이끌어내기 위해서였다. 부연하면, 넷플릭스는 인터페이스에서 콘텐 츠별 아트워크를 개인 선호도와 일치하는 맞춤형 썸네일 로 제공함으로써, 더 많은 사용자들이 콘텐츠를 재생하도 록 유도하기를 원했다. 이를 위해 넷플릭스는 모집단을 구성해서 '셀(Cell)'이라 불리는 통제집단과 실험집단으 로 구분해서 일련의 A/B 테스트를 진행했는데, 각각의 실험집단은 실험적인 파일을 제공해 준 반면, 통제집단은 일반 사용자들과 똑같은 디폴트 파일(default file)을 받 았다[27]. 테스트가 진행되는 동안 통제집단과 실험집단 의 콘텐츠 클릭률, 총 재생 시간, 시청한 콘텐츠 비율 등 주요 특정 지표의 주요 내용이 추적되었고, 그 결과, 실험 참여자들이 아트워크의 변화에 민감하다는 사실과 함께 다양한 회원의 행동을 고려한 최선의 혁신 방법을 확인 할 수 있었다[28].

상술한 A/B 테스트의 경우, 넷플릭스는 블로그에서

실험의 진행 절차와 결과에 국한해서 매우 제약적인 정보만을 공유했기 때문에, 실질적으로 어떤 이용자를 대상으로, 그리고 몇 명의 실험참가자를 대상으로 A/B 테스트가 이루어졌는지에 대한 정보는 공개하지 않았다. 이에 본 연구에서는 국내 넷플릭스 구독자를 대상으로 정량적 연구 방법에 해당하는 온라인 설문조사를 통해개인화된 썸네일이 이용자의 전반적인 서비스 만족도에 미치는 영향력을 실증적으로 검증하고자 한다.

연구 모형을 토대로 설문 문항은 총 62문항으로 구성 되었다. Table 3은 주요 설문 문항에 대해 요악하고 있다. 이에 따르면 넷플릭스 및 OTT 서비스와 관련된 사전 경험, 넷플릭스의 추천 서비스와 썸네일, 썸네일 큐레이션 서비스를 고려한 변인 총 6가지에 대한 문항으로 구성되었으며, 외부 요인으로 코로나 19의 영향력이 포함되었다. 설문조사는 선택형 문항과 리커스 스케일(Likert-scale) 5점 척도가 병용되었으며, 선택형 문항중 일부 문항의 경우에는 중복 응답이 허용되었다.

Table 3. The Component of the Questionnaire

Factors	Subject of Questions	Number of Questions
Demographic information	Gender, Age	2
Effects of COVID-19	Impact on Notlity Subscription	
Prior experience with Netflix and other OTT services	Netflix subscription period, Motivation to use Netflix, Satisfaction with Netflix, Willing to continue using Netflix, Recommendation will for other, Satisfaction with Curation Service, Frequency of Using Netflix	22
Netflix Thumbnail Curation	Effect of Thumbnail for Contents Selection, Satisfaction with Thumbnail, Periodic Change of Thumbnail, Importance of Thumbnail, Reliance on Thumbnail, Appropriateness of Thumbnail	30

설문조사는 2020년 10월 7일-10월 17일 동안 구글 서베이를 통해 진행되었으며, 모집단은 넷플릭스 이용 비율이 높을 것이라 예상한 20-30대 중심의 중앙대학교 학생과 그 외 일반인으로 구성되었다. 설문조사는 교내 커뮤니티와 SNS를 통해 배포되었다. 총 11일의 조사 기 간 동안 초반 4일간 전체 설문 응답자의 92.7%가 설문 에 참여했으며, 설문 종료 5일 전부터 응답자가 전혀 발 생하지 않아 대학생, 대학원생, 일반인 등으로 이루어진 설문 응답자 55명으로 설문조사가 종료되었다. 모집단 55명은 현재 넷플릭스를 사용하고 있었으며, 70.0% 정도는 6개월 이상 넷플릭스를 구독하고 있었다. 인구통계학적 측면에서 모집단의 여성과 남성의 성비는 3(72.7%): 1(27.3%) 정도였으며, 다른 연령 계층에 비해 20대(78.2%)가 상대적으로 가장 높은 비율을 차지했다. Table 4 참고.

Demographic Information		Ratio (%)	
Gender	Male	27.3	
Gerider	Female	72.7	
	10-19	1.8	
	20-29	78.2	
A	30-39	5.5	
Age	40-49	1.8	
	50-59	9.1	
	Over 60	3.6	

4. 설문조사 결과

4.1 빈도 분석 결과

넷플릭스와 타 OTT 서비스에 대한 사전 경험과 관련 된 주요 빈도 분석 결과는 다음과 같다. 넷플릭스를 이용 하게 된 주된 동기는 지인의 추천(54.5%), TV/인터넷 광 고(9.1%)였으며, 다양한 콘텐츠(52.7%)와 넷플릭스 오리 지널 콘텐츠(25.5%) 등 타인의 권유와 콘텐츠의 특성이 주요 이용 동기로 작용했다.

모집단의 76.4%는 넷플릭스의 서비스 만족도에 대해 긍정적으로 평가했으며, 높은 만족도만큼 지속적 이용 의사(85.4%)와 넷플릭스 서비스의 타인에 대한 추천 의 사(83.7%)도 높게 제시되었다. 또한 Fig. 3에서 설명하는 넷플릭스의 큐레이션 서비스 만족도의 경우, 모집단의 과반수 이상에 이르는 61.8%가 만족도에 대해 긍정적으로 평가했으며, 모집단의 과반수 이상에 이르는 67.3%가 사용자의 콘텐츠에 대한 취향이 큐레이션에 적절히 반영되었다고 응답했다.

썸네일과 관련된 설문 문항에 대한 빈도 분석 결과를 나타내는 Fig. 4를 보면, 모집단의 과반수에 이르는 49.1% 정도는 새로운 콘텐츠를 보고 싶을 때 썸네일에 대한 의존도가 높다고 응답했으며〈Fig.4〉, 콘텐츠 선택에 썸네일 이미지가 영향력도 52.7%로 유사한 수준으로 나타났다. 하지만 사용자가 썸네일로 인해 타인에게 콘

텐츠를 추천한 경우는 12.7%로 상대적으로 낮은 비율로 제시되었다. 이 결과는 타인에게 콘텐츠를 추천할 때보다 사용자 스스로가 콘텐츠를 탐색 및 선택할 때 썸네일의 영향력이 크다는 것을 의미한다. 또한 모집단의 과반수 이상인 58.2%는 넷플릭스의 썸네일에 대해 만족했지만, 콘텐츠에 대한 정보와 티저 영상 이외에 부가적으로 조회수(30.9%), 전문가의 평가(23.6%), 해당 콘텐츠를 찜한 사용자 수(18.2%)가 썸네일을 클릭했을 때 제공되길 희망했다.

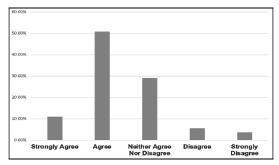


Fig. 3. Satisfaction with Curation Service.

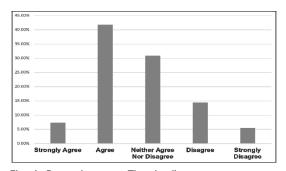


Fig. 4. Dependence on Thumbnail.

모집단의 과반수 이상에 이르는 63.6%는 콘텐츠 썸네일이 주기적으로 변화한다는 사실을 인지했으며, 썸네일이 맞춤형 특성을 지난다는 사실도 과반수 이상인 52.7%가 알고 있었다. 또한 모집단의 과반수 이상인 69.1%는 썸네일 큐레이션이나 추천 서비스가 인공지능기반의 서비스라는 사실을 알고 있었는데, 모집단의 76.4%는 사용자 맞춤형 썸네일의 콘텐츠 선택에 대한비중을 높게 평가했다. 비록 썸네일 큐레이션이 콘텐츠큐레이션에 비해 사용자의 인지도는 낮았지만, 상술한 빈도 분석 결과를 통해 콘텐츠 큐레이션과 더불어 썸네일 큐레이션이 넷플릭스에 대한 사용자 경험에 미치는 영향력이 확인되었다.

설문 문항 가운데 외부 요인에 해당하는 코로나19의

영향과 관련된 빈도 분석 결과를 나타내는 〈Fig 5〉를 보면, 모집단의 과반수 이상에 이르는 80.0%는 코로나19 이후 개인 여가시간이 증가했으며, 45.5%가 유튜브와 넷플릭스 시청과 같은 콘텐츠 소비에 여가시간을 할애했다. 모집단의 2/3에 이르는 74.5%는 코로나19 발생 이전에 넷플릭스를 구독했으며, 모집단의 과반수 이상인 61.8%는 코로나19 이후 넷플릭스의 사용 시간이 증가했다. 이 결과는 코로나 19로 인해 증가된 여가 시간이 사용자들의 OTT 서비스 이용의 증가에 긍정적인 영향을 미쳤다는 사실과 일치했다[3].

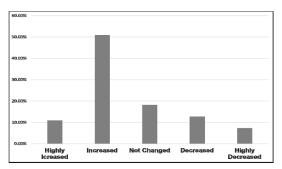


Fig. 5. Increased personal leisure time due to Covid 19

4.2 상관분석 결과 및 가설 검증

본 연구에서는 넷플릭스 썸네일의 정보 유용성과 이용용이성이 썸네일 큐레이션 만족도에 미치는 영향력, 썸네일 큐레이션 만족도와 향후 넷플릭스 이용태도와의 관계성을 중심으로 가설이 수립되었다. 각 변인 간 관계성을 검증하기 위해 Python을 사용해 설문 항목 간 피어슨 상관계수(Pearson correlation coefficient)를 도출했다. 연구팀은 상관계수를 통해 신뢰구간 유의확률검정(p-value)을 검증했다. 그 결과, Table 5에서 요약하는바와 같이 모든 변인에서 통계적 유의성이 확인되었으며, 결과적으로 6가지의 가설이 모두 채택되었다.

Table 5. Results of adoption of hypotheses 1-4) $$(^*p\zeta.05,\ ^{**}p\zeta.01)$$

	correlation with NFTC DOS					
PIU	VF1	VF2	R1	R2	I&C1	1&C2
	.407**	.468**	.320*	.210*	.328*	.278*
PEOU	RF1	RF2	DF1	DF2	FF1	FF2
	.585**	.364**	.449**	.350**	.378**	.400**
ATUN	NF DOS					
	.308*					
BITUN	ITRNF1		ITRNF2			
		.327**	M	.447**		. K

가설1과 가설2의 경우, 썸네일 큐레이션 만족도 (NFTC DOS: Netflix Thumbnail Curation DOS)와 PIU, PEOU와의 관계 검증이 가설로 수립되었다. PIU의 세부 요인 모두 NFTC DOS와 유의 수준에서 양의 상관관계가 도출되었다. PEOU 또한 모든 세부요인과 NFTC DOS 사이에서 유의 수준의 상관관계를 가졌다.

위의 결과를 종합해보면, PIU, PEOU의 6가지 세부 요인 중 적합성(r=.585, p<0.01)의 영향력이 가장 높게 제시되었다. 이는 썸네일 큐레이션의 요소 중 사용자 개인에게 적합성이 높은 썸네일을 제공하는 것이 NFTC DOS에 유의미한 영향을 미친다는 것을 의미한다. 상술한 상관분석 결과를 통해, 적합성 이외에도 넷플릭스 썸네일 큐레이션의 만족도에 대한 요인의 영향력도 확인되었다.

가설3과 가설4는 NFTC DOS와 넷플릭스 서비스 이용 만족도(NF DOS: Netflix DOS), 넷플릭스 향후 이용의사(BITUN: Behaviral Intention To Use Netflix)와의 관계성 검증에 초점이 맞추어졌다. 가설 3의 경우, 썸네일 큐레이션이 넷플릭스 서비스 이용 만족도에 미치는 영향력을 확인하기 위해 설정되었으며, 분석 결과를 통해 NFTC DOS는 NF DOS(r=.308, p<0.05)에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 밝혀졌다.

가설 4의 경우, NFTC DOS는 BITUN의 세부 요인인 넷플릭스 지속 사용 의사(r=.327, p<0.01)와 추천 의사(r=.447, p<0.01)와 유의 수준에서 상관관계를 가짐으로 써 가설이 채택되었다. 가설 3과 가설 4의 결과에 의하면, 썸네일 큐레이션 만족도가 높을수록 넷플릭스 서비스 이용 만족도가 높아질 뿐만 아니라, 썸네일 큐레이션의 지속적 사용 및 타인에 대한 넷플릭스 권유 행동에도 유의미하게 작용했다. 이 결과는 썸네일 큐레이션이 콘텐츠 큐레이션과 함께 넷플릭스 사용자 경험에 영향을 미치는 요소라는 빈도 분석의 결과와도 일치했다.

가설 5와 가설 6의 경우, 콘텐츠 선택 시의 썸네일 의존도가 NFTC DOS와 NF DOS에 미치는 영향을 확인하기 위해 수립되었다. Table 6에서 확인할 수 있듯, 썸네일 의존도와 NFTC DOS(r=.315, p<0.05), NF DOS(r=.267, p<0.05)간 유의 수준의 양의 상관관계가 도출됨에 따라 두 가지의 가설은 채택되었다. 이 결과는 콘텐츠 선택 시 썸네일 의존도가 높을수록 썸네일 큐레이션 만족도와 넷플릭스 서비스 이용 만족도 또한 높아진다는 것을 제시해 주었을 뿐만 아니라 만족도에 대한썸네일의 중요성도 확인시켜주었다. 이러한 결과는 사용자들이 콘텐츠 시청에 있어 썸네일의 의존도가 높다는

선행 연구의 결과와도 부분적으로 일치했다[25]. 본 연구는 콘텐츠 시청에 있어 썸네일의 의존도가 높다는 선행연구의 결과에서 머물지 않고, 더 나아가 썸네일에 대한의존도가 전체 서비스 만족도에도 긍정적인 영향을 입증했다는데 기존 연구와의 차별성이 있다. 본 연구의 6가지 가설에 대한 전체 상관분석 결과는 Fig. 6과 같다.

Table 6. Results of adoption of hypotheses (5–6) $(*p \land .05, **p \land .01)$

	correlation with reliance on thumbnails		
ATUN	NFTC DOS	NF DOS	
	.315 [*]	.267*	

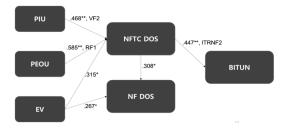


Fig. 6. Correlation Analysis results.

5. 결론

본 연구는 TAM을 기반으로 넷플릭스 썸네일 큐레이션이 서비스 만족도에 미치는 영향력을 규명하는데 목적을 두었다. 연구팀은 넷플릭스의 큐레이션에 대한 선행연구를 기반으로 썸네일 큐레이션의 PIU와 PEOU를 설정하여 만족도간 관계성을 검증했다. 상관분석 결과에의하면, 썸네일의 가시성이 썸네일 큐레이션 만족도에상대적으로 높은 영향력으로 작용하는 사실이 확인되었다. 또한 가시성을 포함하여 PIU의 모든 요인은 썸네일큐레이션 만족도와 유의미한 상관관계를 가졌다.

PEOU의 경우, 모든 요인과 썸네일 큐레이션 만족도 간 유의미한 관계성이 입증되었는데, 요인 중 썸네일의 적합성이 썸네일 큐레이션 만족도에 상대적으로 가장 큰 영향을 미쳤다. 분석 결과를 통해 썸네일 큐레이션 만족도에 영향을 미치는 주요 요인이 입증되었는데, 특히 개인의 취향에 적합한 썸네일의 제공뿐만 아니라 썸네일의 정보 정확성 또한 썸네일 큐레이션의 만족도에 영향력을 미쳤다.

넷플릭스 썸네일 큐레이션의 서비스 만족도에 대한 영

항력을 규명한 본 연구의 경우, 결론적으로 썸네일에 대한 의존도가 전체 서비스 만족도에 긍정적인 영향을 미친다는 사실을 입증했다. 또한 본 연구에서는 콘텐츠 선택 시 사용자의 썸네일 의존도와 썸네일 큐레이션 만족도, 넷플릭스 전체 만족도 간의 유의미한 상관관계가 도출되었다. 따라서 본 연구는 사용자들의 콘텐츠 이용에 대한 썸네일 의존도가 높다는 선행 연구의 결과를 재입증했으며, 더 나아가 썸네일에 대한 의존도가 전체 서비스 만족도에 긍정적인 영향을 미친다는 사실을 입증함으로써, 전체 서비스 만족도에 대한 썸네일의 중요성을 부각했다는데 의의를 둘 수 있다. 마지막으로, 썸네일 큐레이션 만족도는 넷플릭스 만족도와 넷플릭스 향후 이용의사의 모든 요인에 대해 유의미한 상관관계를 가짐으로써, 본 연구는 썸네일 큐레이션 사용성 평가를 위한 연구모형으로써 TAM의 적합성도 입증해 주었다.

또한 선행 연구는 모바일 동영상 콘텐츠의 썸네일 연구를 위해 효과적인 정보 전달을 위한 썸네일 인터페이스 디자인의 평가 기준의 도출에 집중했다. 또한 특정 플랫폼을 연구 대상으로 설정하지 않았으며, 모바일 기기기반의 동영상 콘텐츠 이용자를 설문 대상에 포함시켰다. 상술한 선행 연구와는 달리 본 연구는 썸네일 인터페이스 디자인 평가가 아닌 넷플릭스 썸네일 큐레이션의 사용성 평가에 연구 목적을 두었으며, 넷플릭스 이용자의 참여로 설문조사가 진행되었으므로, 결과적으로 연구목적, 연구 대상, 모집단의 특성 측면에서 선행 연구와 명백한 차별성이 내재해 있다.

구독경제 시장의 성장과 코로나 19 팬데믹으로 OTT 시장은 폭발적인 성장과 동시에 경쟁 또한 과열되고 있다. 넷플릭스를 포함한 OTT 기업은 차별화된 큐레이션 전략을 통해 신규 고객 유입과 재구독 비율에 집중하고 있다. 그 중에서도 넷플릭스는 자사 큐레이션 알고리즘 인 씨네매치와 썸네일 큐레이션을 운영해서 더욱 정교한 개인화를 실현하고 있다. 이러한 사용자 데이터 기반의 콘텐츠 제작과 유통 구조의 구축은 향후 동종 간 경쟁에서 우위를 점유할 수 있는 핵심 차별화 전략이 될 수 있다.

넷플릭스의 큐레이션 전략은 수많은 콘텐츠에 대해 선택 장애를 겪는 사용자의 '넷플릭스 증후군'을 해소해 주고 있다. 넷플릭스 관점에서 큐레이션과 관련된 사용자데이터에 대한 수집 및 분석 결과는 넷플릭스 오리지널콘텐츠 제작에 대한 투자 집행의 타당성을 마련해준다. 따라서 본 연구에서 제시된 썸네일 큐레이션 사용성 평가 방법 및 PIU와 PEOU의 요인은 개인화 큐레이션 서비스의 고도화를 위한 도구로 적용될 수 있다.

개인화 큐레이션 서비스를 통한 콘텐츠 선택과 OTT 플랫폼에 대한 만족도의 제고는 썸네일 뿐만 아니라 엔터테인먼트 업계의 이슈의 반영, 선호 배우 또는 장르와 관련한 프로모션 등 다양한 요인이 작용할 수 있다. 현재웨이브(Wavve), 시즌(Seezn), 티빙(Tving), 왓차(Watcha) 등도 넷플릭스처럼 개인화 큐레이션 서비스를 고려하고 있다. 따라서 향후 후속 연구에서는 이들 OTT 서비스의 개인화 큐레이션 서비스를 비교·분석하고, 규모가 큰 모집단을 대상으로 큐레이션 사용자 경험에 영향을 미치는 변인에 대한 다각적 접근과 평가가 진행될예정이다.

REFERENCES

- [1] Y. C. Jung. (2019). 2019 Investigation of Broadcasting Media Usage Behavior. Gwacheon: KCC.
- [2] Mobile Index. (2020). Korea Mobile App Market Analysis Report in the first half of 2020. Seoul: Mobile Index.
- [3] KOCCA. (2020. June). The Effect of Corona 19 on Content Usage Behavior. Ncontent, 15, 7-73.
- [4] I. C. UTA. (2020). 8 key factors behind Neflix's success story. Brand Minds. https://brandminds.live/8-key-factors-behind-netflixs -success-story/
- [5] C. Gomez-Uribe & N Hunt. (2015). Netflix Recommender System Algorithms Business Value and Innovation. ACM Transactions on Management Information Systems. 6(4). 1-19.
- [6] G. Krishnan. (2016). Selecting the best artwork for videos through A/B testing. Netflix Tech Blog. https://netflixtechblog.com/selecting-the-best-artwor k-for-videos-through-a-b-testing-f6155c4595f6
- [7] B. H. Bae. (2013). OTT Service. Naju: KISA.
- [8] Y. S. Lee. (2021). Over 1 bilion OTT subscribers including Netflix.. Movie theater sales are 72% decreased. ChosunBiz. https://biz.chosun.com/site/data/html_dir/2021/03/2 1/2021032100227.html
- [9] S. O. Kang. (2021). Netflix reports first-quarter results in 2021.. Pay-per-view households surpass 208 milion. Datanet. https://www.datanet.co.kr/news/articleView.html?idx no=158627
- [10] H. J. Kwon. (2021). Netflix has 3.98 milion new subscribers in the first quarter. A slowdown in growth. MediaSR. https://www.mediasr.co.kr/news/articleView.html?idx no=68279

- [11] KOCCA. (2019). Content Industry Trend of USA. Naju : KOCCA.
- [12] K. Macdonald. (2016). The Netflix Effect: Technology and Entertainment in the 21th Century. New York: Bloomsbury Publishing USA.
- [13] H. B. Park, H. S. Lee, D. S. Han. (2020). The Effects of Perceived Service Attributes on Continuance Usage Intention of Netflix. Journal of Cybercommunication Academic Society, 13(1), 5-46.
- [14] I. Y. Kang. (2016). Secrets of Netflix's Recommended System: Simple Labor and Machine Learning. IT Donga. https://it.donga.com/23942/.
- [15] E. Fernández-Manzano, E. Neira & J. Clares-Gavilán. (2016). Data management in audiovisual business: Netflix as a case study. Profesional de la Información, 25(4), 568-576.
- [16] S. Y. Oh., Y. H. Oh, S. H. Han, H. J. Kim. (2012). Broadcast Content Recommender System based on User&s Viewing History. Journal of Broadcast engineering, 17(1), 129-139.
- [17] J. W. Kim. (2019). A study on the use of Big Data in Film Industry - Focused on 'Netflix' Analytical Tools. The Korean Journal of Arts Studies, 25, 51-64.
- [18] J. Y. Lee. (2017). The Story of Netflix's Strategy to bankrupt Blockbuster(2). MoneyToday. https://news.mt.co.kr/mtview.php?no=2017121808191 955107
- [19] B. W. Seo. (2016). (BROADCASTING TREND & INSIGHT) April and May 2016 (vol.05). Seoul : KOCCA.
- [20] DMC MEDIA. (2019). 2019 OTT Platform Trend Analysis - part 1. Seoul: DMC REPORT.
- [21] A. Chandrashekar., F. Amat., J. Basilico, T. Jebara. (2017). Artwork Personalization at Netflix. THE NETFLIX TECH BLOG. https://netflixtechblog.com/artwork-personalizationc589f074ad76
- [22] J. H. You. & C. Park. (2010). A Comprehensive Review of Technology Acceptance Model Researches. Entrue Jounal of Information Technology, 9(2), 31-50.
- [23] E. Y. Kim, J. H. Lee, D. U. Seo. (2013). A Study on the Effect of Organization's Environment on Acceptance Intention for Big Data System. Journal of Information Technology Applications & Management, 20(4), 1-18.
- [24] S. Y. Jung. ∟(2019). Effects of Artificial Intelligence-Based Content Curation Services on User's Satisfaction: Focused on Netflix and Naver's AiRS service. Mater degree dissertation. Hongik University. Seoul.
- [25] Y. S. Shin. (2019). Information Delivery Effect of Thumbnails on Mobile Video Content. Master degree dissertation. Ewha Womans University: Seoul.

- [26] E. J. Jo. (2020). Development of A/B Testing Method Considering Data Distribution. Master degree dissertation. Myongji University, Yongin.
- [27] S. Urban. (2016). It's all A/Bout Testing: The Netflix Experimentation Platform. Netflix Tech Blog. https://netflixtechblog.com/its-all-a-bout-testing-the-netflix-experimentation-platform-4e1ca458c15
- [28] I. Bojinov. (2020. March). Avoid the Pitfalls of A/B Testing. Harvard Business Review, 2, 28-53.

박 시 원(Siwon Park)

[학생회원]



- · 2019년 3월 ~ 현재 : 중앙대학교 예술 공학대학 학부생
- · 관심분야 : 인공지능 기반의 예술, 인 터렉티브 미디어
- · E-Mail: parkic3751@gmail.com

박 지 수(Jisu Park)

[학생회원]



- · 2019년 3월 ~ 현재 : 중앙대학교 예 술공학대학 학부생
- · 관심분야 : 인터렉티브 미디어, 콘텐츠 재매개, 디지털 헤리티지
- · E-Mail: floom425@gmail.com

강 지 수(Jisu Kang)

[학생회원]



- · 2016년 8월 : 한국외국어대학교 독일 어과(문학사)
- · 2020년 3월 ~ 현재 : 중앙대학교 예 술공학 석사과정
- · 관심분야 : 온라인 전시, 빅 데이터 기 반 관람객 연구
- · E-Mail: kritik.sowieso@gmail.com

이 보 아(Boa Rhee)

[정회원]



- · 2018년 3월 ~ 현재 : 중앙대학교 예술 공학대학 교수
- · 관심분야 : 인터랙티브 미디어, 디지털 헤리티지, 빅 데이터 기반의 문화소비 자 연구
- · E-Mail: boa.rhee@gmail.com

www.kci.go.kr