

틱톡의 수준별 추천 서비스에 따른 지속적 사용의도에 미치는 영향: 프라이버시계산 모델을 중심으로

Effect of TikTok's Level-specific Recommendation Service on Continuous Use Intention: Focusing on the Privacy Calculation Model

장 열 (Yue Zhang) 경희대학교 경영학 석사
진 정 숙 (JeongSuk Jin) 경희대학교 빅데이터연구센터 전임연구원, 교신저자
박 주 석 (Joo-Seok Park) 경희대학교 경영학과 교수

요 약

짧은 동영상의 대표서비스인 틱톡의 사용자를 대상으로 프라이버시 계산 모델을 이용하여 틱톡의 추천서비스 유형(추천서비스 정도에 따라서 3단계로 구분함)에 대한 사용자의 반응(인지된 위험, 인지된 혜택, 지속적 사용의도)과 인지된 위험과 인지된 혜택이 지속적 사용의도에 미치는 영향을 검증하였다. 뿐만 아니라 지속적 사용의도에 영향을 조절하는 호기심의 역할이 있는지를 검증하였다.

연구 결과, 인지된 혜택(인지된 정보성)요인과 지속적 사용의도는 추천서비스 유형중에서도 고, 저, 중 추천 서비스정도 순으로 높게 나타났고, 인지된 혜택(인지된 오락성)과 인지된 위험(프라이버시 심각성, 프라이버시 침해 가능성)은 고, 중, 저의 추천 서비스정도 순으로 높게 나타났다. 인지된 혜택(인지된 정보성, 인지된 오락성)은 지속적 사용의도에 긍정적인 영향을 주었으나, 인지된 위험(프라이버시 심각성, 프라이버시 침해 가능성)은 지속적 사용의도에 부정적인 영향을 주는 것으로 확인되었다. 마지막으로 프라이버시 계산모델에서 호기심은 조절효과가 있다는 것을 확인하였다.

사용자들은 추천서비스의 프라이버시에 대한 우려와 서비스에 대한 혜택 모두를 인지하고 있으며, 추천서비스에 대해서 위험과 혜택이 모두 있지만 지속적으로 서비스를 이용할 것으로 나타났다. 더 많은 연구를 통해서 추천시스템의 긍정적인 효과와 부정적인 반응을 비교하여 사용자들의 프라이버시 허용정도에 대해서 좀 더 알게 되었을 때 추천서비스를 염려없이 사용할 수 있을 것으로 사료된다.

키워드 : 틱톡, 추천 서비스, 프라이버시 계산, 지속적 사용의도, 호기심

† 이 논문은 2020년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2020S1A5B8103855). 이 논문은 장열의 석사학위논문을 기본으로 작성되었음.

I. 서론

지금 인터넷에서는 매일 수많은 데이터가 생성되고 있을뿐만 아니라 데이터를 분석하는 기술도 발전되어 다양한 분야에서 활용되고 있다. 빅데이터는 개인과 시스템이 수용할 수 있는 정보의 양을 훨씬 넘어섰으며 방대한 양의 정보 앞에서 사용자는 스스로에게 유용한 정보를 찾기 어렵다. 인터넷 상에서 각종 쓸데없는 정보를 소극적으로 수용하기도 하고 자신의 핵심 니즈를 제대로 찾기도 어려운 실정이다. 개인화 추천은 이러한 문제를 해결하는 주요 수단 중 하나가 되었다. 개인화 추천 시스템은 플랫폼에서 정보 필터링 기술을 통해 사용자를 대상으로 일련의 제품을 추천하여 다양한 개인에 대한 맞춤형 추천 및 개인화 추천을 달성할 수 있다. 개인화된 추천은 사용자의 선택을 도울 뿐만 아니라 사용자의 정보 검색 효율성을 향상시킬 수 있다.

개인화 추천 서비스의 핵심은 추천 알고리즘이다. 서비스 내용에 따라 추천 알고리즘을 구현하므로 추천 효율성 또한 다르다. 추천 서비스는 사용자의 가장 기본적인 요구를 충족하며 특히 개인화 추천은 주요 짧은 동영상 플랫폼에서 선호한다. 그러나 사용자가 짧은 비디오 플랫폼에서 더 개인화된 추천을 받고 싶다면 플랫폼과 더 많은 개인 정보를 공유해야 한다. 사용자 자신의 공유 외에도 짧은 동영상을 사용할 때 플랫폼에서 수집하는 사용자의 행위 정보도 있다. 따라서 프라이버시 문제가 발생한다. 사용자가 개인정보 노출에 대한 이용자의 인식과 개인정보 보호의식을 불러일으키고, 이에 따라 이용자의 지속적인 서비스 이용 의향에 영향을 미치게 된다(Zlatolas *et al.*, 2019; 민현홍 등, 2016). 제공자의 관점에서 개인화 서비스는 사용자에게 맞춤형 된 서비스와 혜택을 제공하는 것이며 제품이나 서비스 사용에 긍정적인 영향을 미치고 있다. 그런데 사용자의 입장에서 정보의 이용 및 수집은 프라이버시 침해로 느낄 수 있어 부정적인 영향을 미칠 수도 있다. 이는 결국 서비스와

플랫폼에 대한 불신으로 이어져 서비스 이용에 부정적 영향을 미치게 된다.

이 논문은 프라이버시와 추천서비스의 관계에 대한 연구이다. 특히 짧은 동영상 서비스를 제공하는 있는 틱톡의 서비스를 중심으로 사용자에게 추천되는 서비스를 좀 더 맞춤화될수록 사용자의 정보를 더 많이 활용하게 된다. 이때 사용자들은 프라이버시 문제와 서비스의 만족도에 대해 어떻게 인지하고 있으며 틱톡 서비스의 지속적 사용의도에 대해서 연구하고자 한다.

연구의 목적을 위해 프라이버시 계산이론을 이용하였다. 프라이버시 계산 이론은 경제적인 관점에서 사용자의 의사 결정 과정을 설명한다. 사용자가 틱톡의 추천 서비스를 사용할 때 인지된 프라이버시 위험과 얻을 수 있는 혜택이 사용 의향에 어느 정도로 미칠 수 있는지, 그리고 사용자가 어떤 추천 정도의 서비스를 수락할 가능성이 더 높은지를 연구하고 싶어서 본 논문을 수행하였다.

따라서 본 연구에서는 틱톡의 짧은 동영상 추천 서비스의 유형에 따라 사용자가 느끼는 혜택과 프라이버시 위험에 대한 인식의 변화를 살펴보고자 한다. 틱톡의 다양한 추천 서비스에서 채택한 다양한 추천 알고리즘에 따라 추천 서비스 정도를 세 가지 그룹으로 나눈 다음 각 그룹에 대한 사용자의 인지를 탐색한다. 또한 프라이버시 계산 모델에서 호기심 조절 효과가 사용자의 지속적인 사용 의도에 영향을 미치는지 여부도 본 논문의 연구 문제이다.

이 연구를 통해서 추천서비스에서 발생할 수 있는 프라이버시에 대한 우려는 사용자가 인지하는 서비스의 혜택이 더 많을 때 그리고 추천서비스에 대한 호기심이 있으면 사용자들은 서비스를 수용하는 것으로 판단된다. 그러나 연구에서는 직접적으로 논의되지 않았지만 프라이버시의 정도도 간과할 수 없는 부분이라고 판단한다. 더 많은 추가연구가 필요하지만 프라이버시 계산모델을 이용한 다양한 연구에서처럼 추천서비스 알고리즘에 개인정보 활용에 대해서 사용자들은 무조건

배척하지 않는다는 것을 알 수 있다.

II. 이론적 배경

2.1 틱톡

최근 들어 콘텐츠시장은 길게는 10분, 짧게는 15초 단위의 콘텐츠인 짧은 동영상(Short-form) 콘텐츠가 밀레니얼세대와 MZ세대에게 높은 인기가 있다. 짧은 동영상콘텐츠의 중심에는 유튜브와 틱톡 등의 플랫폼이 있다. 유튜브의 인기영상은 평균 12분 정도로 짧은 동영상 콘텐츠가 대세이며, 틱톡은 플랫폼 자체가 15초에서 1분이내의 짧은 동영상 형식의 영상을 제작 및 공유할 수 있는 글로벌 동영상플랫폼이다. 틱톡은 짧은 동영상 콘텐츠의 놀이문화를 주도한 선두주자라고 할 수 있다 (김현지 등, 2020)

2.2 추천 시스템

추천 시스템은 매번 다른 사용자에게 다른 콘텐츠를 추천해야만 각 사용자마다 개인화된 추천을 한다고 할 수 있다. 짧은 동영상의 추천 시스템은 주로 사용자의 개인 기본정보, 선호도, 위치, 친구 정보 및 행위 정보를 수집하고 추천 알고리즘을 통해 사용자의 잠재적인 관심 콘텐츠를 마이닝하여 추천한다(Zhao, 2021). 개인화 추천 알고리즘은

협업 필터링, 내용 기반 추천, 소셜 네트워크기반 추천 및 하이브리드 추천 알고리즘으로 나눌 수 있다(Ricci *et al.*, 2010; Zhou *et al.*, 2007).

틱톡의 ‘관심’, ‘같은 도시’, ‘친구’서비스에서는 기본 정보에 기반한 협업 필터링을 채택하고 사용자의 성별, 나이, 위치, 친구 정보 등을 분석하여 일치하는 콘텐츠를 추천한다. 틱톡의 ‘추천’서비스는 협업 필터링을 채택할 뿐만 아니라 ‘탈중앙화’맞춤 추천도 채택한다. 즉, 내용기반 추천과 소셜 네트워크기반 추천의 결합을 통해 사용자 행위 정보와 소셜 노드를 통해 다양한 사용자에게 콘텐츠를 추천함으로써 정보 고치(Information Cocoons)의 상황을 줄이고 지능적 추천을 실현한다(Gan, 2020). 또한 틱톡의 추천 방식에는 비개인화 추천도 있다. 즉, ‘추천’서비스에서 채택한 ‘트래픽 풀’기반 오버레이 추천, ‘핫 리스트’ 서비스에서 채택한 인기 추천이다. 이 두 방식은 영상 완료율, 좋아요 수, 댓글 수, 리포스트(repost) 수에 따라 가중치를 사용한다. “트래픽 풀” 기반 추천은 가중치가 일정 수준에 도달하면 사용자를 추천하고(Li, 2019; Zhao *et al.*, 2019) 인기 추천은 현재 가중치 순위에 따라 추천한다.

2.2.1 협업 필터링

사용자 등록정보인 성별, 나이, 주소, 소셜 정보 및 관심사 등의 기본 정보를 획득하여 사용자의 모습을 대략적으로 설명할 수 있다. 기존 사용자

〈표 1〉 틱톡의 추천 시스템

추천 시스템		설명			
개인화 추천	협업 필터링	사용자의 기본 정보를 통해 사용자 간의 유사도를 고려하여 비슷한 성향의 콘텐츠를 추천한다(Schein <i>et al.</i> , 2002; Wang, 2019)			
	“탈중앙화” 맞춤형 추천	<table border="1"> <tr> <td>내용기반 필터링</td> <td>사용자가 브라우징 습관과 행위 정보를 통해 선호와 유사한 항목을 추천한다(Zhao <i>et al.</i>, 2019).</td> </tr> <tr> <td>소셜네트워크 기반 추천</td> <td>소셜 네트워크분석을 통해 지인이나 가능한 지인의 콘텐츠를 추천한다(Zhao <i>et al.</i>, 2019).</td> </tr> </table>	내용기반 필터링	사용자가 브라우징 습관과 행위 정보를 통해 선호와 유사한 항목을 추천한다(Zhao <i>et al.</i> , 2019).	소셜네트워크 기반 추천
내용기반 필터링	사용자가 브라우징 습관과 행위 정보를 통해 선호와 유사한 항목을 추천한다(Zhao <i>et al.</i> , 2019).				
소셜네트워크 기반 추천	소셜 네트워크분석을 통해 지인이나 가능한 지인의 콘텐츠를 추천한다(Zhao <i>et al.</i> , 2019).				
비개인화 추천	“트래픽 풀” 기반 오버레이 추천	콘텐츠의 트래픽 가중치 특정 수준에 도달하면 추천한다(Li, 2019; Zhao <i>et al.</i> , 2019).			
	인기 추천	인기가 높은 순위로 콘텐츠를 추천한다(Lei, 2019).			

데이터 정보에 따라 처리한 후 사용자 간의 유사성을 얻는다. 이후 정보유통 과정에서 사용자 간의 유사도를 고려하여 유사한 콘텐츠를 추천한다 (Schein *et al.*, 2002; Wang, 2019). 사용자가 플랫폼에 접속하기 시작하고 더 자세하고 정확한 정보가 제공될 때 사용자의 요구에 대한 시스템의 판단은 사용자의 실제 요구에 더 가깝다. 협업 필터링 알고리즘은 현재 사진, 오디오 및 비디오와 같은 데이터 소스에 대한 개인화된 추천 시스템에서 많이 사용하고 있다(마뤄야오, 김소정, 2021). 그러나 새로운 사용자가 시스템에 최초 합류시에는 과거 행동 기록이 거의 없기 때문에 협업 필터링 알고리즘 선호도를 모델링하기 어렵고 결과적으로 유사하지 않은 이웃 사용자를 계산하게 된다. 이러한 상황을 협업 필터링의 콜드 스타트(Cold Start) 문제라 할 수 있다(Park, 2012).

2.2.2 내용기반 필터링

협업 필터링의 콜드 스타트 문제를 피하기 위해 협업 필터링과 콘텐츠 기반 추천 알고리즘을 결합하여 만들어졌다. 내용 기반 추천 방식은 주로 텍스트 추천에 사용되며 개인화 추천 문제를 해결하기 위해 Fab 시스템에서 초기에 사용되다가 점차 음악 추천 시스템, 전자상거래 추천 시스템, 뉴스 추천 시스템 등에 적용(Tang, 2018)되었다. 동영상 추천 분야에서 내용 기반 추천은 주로 관심 있는 콘텐츠를 고려하여 좋아요, 댓글, 전달 및 기타 행동과 같은 사용자 행동 습관을 통해 사용자의 관심 콘텐츠를 데이터 기반 방식으로 마이닝(mining)한 다음, 그 결과를 토대로 추후에 합리적인 추천을 한다(서봉원, 2016). 그러나 과도한 맞춤형 추천은 정보고치를 형성하게 되며, 사용자들은 동일한 유형의 콘텐츠를 반복적으로 접하다 보면 다른 분야의 콘텐츠에 대한 흥미를 잃을 수 있다. 그리고 인지하고 익숙한 분야에서 정보의 섬(Island of Information)을 형성할 수 있다. 또한 추천 콘텐츠의 심각한 동질성으로 이어질 것이다. 동질화된 콘텐츠를 많이 보거나 팔로우할수록 동질화된 콘

텐츠로 밀려날 가능성이 커진다.

2.2.3 소셜 네트워크기반 추천

최근에는 사용자가 너무 단순한 콘텐츠를 받아들이는 것을 방지하기 위해 소셜 네트워크기반 추천 알고리즘을 개인화 추천 시스템에 적용하는 것이 새로운 연구 방향이 되었다. 짧은 동영상 추천 분야에서도 ‘탈중앙화’라는 개념이 도입되고 있다. 사용자와 콘텐츠의 속성 특성을 고려할 필요가 없지만 소셜 노드로 취급하고 관계에 포함된 정보를 활용한다는 것이다. 모바일 인터넷 기술의 발전과 함께 모든 사람들의 사회적 서클(circle)은 지속적으로 확장되고 있다(Xiao *et al.*, 2015). ‘탈중앙화’는 콘텐츠 추천 기반 알고리즘과 네트워크 기반 알고리즘을 결합하여 속성이 다른 사용자에게 다양한 콘텐츠를 배포하여 다양한 사용자의 요구를 충족할 수 있을 뿐만 아니라 사용자의 소셜 속성을 향상시킬 수 있으며, 정보고치의 상황을 줄여서 지능형 추천을 실현한다(Gan, 2020).

2.2.4 비개인화 추천

비개인화 추천은 ‘인기 추천’과 ‘트래픽 풀’ 기반 오버레이 추천이 포함한다. 인기 추천은 전체 동영상의 인기 순위를 계산하여 사용자에게 가장 인기가 높은 동영상을 추천하는 방식이다.

인기계산은 주로 해당 주제의 기본적인 트렌드에 의한 열풍, 사용자 간의 상호작용에 의한 영향력 및 이벤트의 영향력을 기반으로 한다.

주제에 따라서 기본적으로 영향력이 다르며, 이는 사용자가 해당 콘텐츠에 대한 관심을 갖는 시점에 따라 결정된다. 사용자 상호작용 영향력은 좋아요, 공유, 즐겨찾기, 댓글 등과 같은 특정 주제 콘텐츠에 대한 사용자의 상호작용 행동에 따라서 가중치가 계산되고 추세는 지속된다. 물론 화제의 핫 이슈는 어느 정도 시의성이 있기 때문에 시간의 경과에 따라 인기 순위도 낮아질 것이다(Lei, 2019). 틱톡의 ‘핫 리스트’는 이 인기 추천 방식을 사용한다. 틱톡의 ‘추천’ 서비스인 ‘트래픽 풀’ 기반

오버레이 추천도 인기 추천의 하나이다. ‘트래픽 풀’ 기반 오버레이 추천은 ‘핫 리스트’와 달리 순위가 매겨지지 않고 종합 가중치에 따라 추천된다. 일반적으로 콘텐츠 트래픽 풀에서 잘 수행되는 콘텐츠는 중첩된 추천 순위에 들어가 더 많은 조회수와 좋아요를 얻게 된다. 오버레이 추천은 콘텐츠의 종합 가중치를 평가 기준으로 하여 가중치가 일정 값까지 누적되면 사용자를 추가로 추천한다(Li, 2019). 개인화 추천 알고리즘과 달리 인기기반 추천은 사용자 피드백을 통해 더 많이 추천되기 때문에 이 추천 방식의 무작위성이 더 강하다.

2.3 프라이버시 계산 모델(Privacy Calculus Model)

본 연구는 위험 및 혜택 측면에서 틱톡 추천 서비스를 계속 사용하려는 사용자의 의사를 심층적으로 이해하기 위해 개인정보 계산 모델을 사용하려고 한다. 프라이버시 계산 모델은 사용자가 서비스를 사용할 때 얻을 수 있는 혜택과 프라이버시 위험을 비교하여 서비스 사용 여부를 결정하는 것이다.

Laufer and Wolfe(1974)는 개인정보 관리가 직면한 어려움, 즉 대인 관계와 프라이버시 간의 균형에 주목하기 시작했다. “비용-편익”을 평가하는 과정을 “프라이버시 계산”이라고 하며, 이후 연구 이론적 개념을 더욱 심화시키면서, 계산 행위는 기술 경험과 정보 관리 능력 모두에 의해 영향을 받는다는 점을 지적한다. 그들은 “계산”이라는 용어가 특정 분석 모델을 의미하는 것이 아니라 개인이 예상되는 이점과 프라이버시 위험을 평가하는 상황적 제약 하에서 인지적 절충을 의미한다고 지적하고, 이로부터 프라이버시 다차원 개발 프레임워크를 제안한다(Laufer and Wolfe, 1977). 1980년대에 이르러 컴퓨터 기술이 발전하면서 학자들은 디지털시대의 개인 프라이버시에 주목하기 시작하면서, 1990년대 후반에 Culnan and Armstrong

(1999)의 실증연구에서 개인정보가 상품으로 교환될 수 있다는 가정하에 기업과 소비자 사이에서 소비자가 프라이버시 문제에 직면할 때 거래의 인지된 위험과 인지된 혜택을 저울질하고 혜택이 위험을 능가할 때 합리적인 선택을 한다는 발표하였다. 그 이후, 정보시스템 분야에서 프라이버시 계산 이론을 적용한 연구가 번성하였다.

특히 틱톡 추천 서비스는 사용자 데이터를 축적하여 추천 시스템을 점진적으로 최적화하기 때문에 짧은 동영상 추천 분야에서 프라이버시 이득 및 손실 모델에 대한 연구가 절대적으로 필요하다. 틱톡 추천 서비스 사용의 이점이 개인 정보 보호의 잠재적 손실보다 크다면 사용자는 틱톡 플랫폼에 개인 정보를 제공하면서 개인화된 추천 서비스를 계속 사용할 것이다. 본 연구는 프라이버시 계산 이론을 틱톡 짧은 동영상 추천 서비스에 적용하여 위험 요인과 혜택 요인을 분류하고 사용자가 인지한 프라이버시 위험과 혜택이 사용자의 지속 사용 의향에 미치는 영향을 연구하였다.

III. 연구 가설

3.1 추천 서비스 정도

프라이버시 계산 모델의 관점에 따르면, 사용자 수용 행동에 대한 연구는 개인화 서비스의 인지된 혜택이 가능한 만큼 하며, 인지된 프라이버시 위험은 가능한 낮은 정도에서 사용자가 서비스를 사용할 가능성이 높다는 것을 보여준다(Dinev and Hart, 2006; Krasnova et al., 2012; 이주희, 문장호, 2020). 따라서 플랫폼은 가장 효과적인 추천 서비스를 찾아 사용자가 최대의 혜택과 최소의 위험을 느낄 수 있도록 해야 한다.

김예솔란, 이세진(2016)과 변성혁, 조창환(2020)은 추천 수준은 개인화 서비스에 포함된 개인정보에 따라 개인화 추천 수준을 고, 중, 저 세 가지 수준으로 분류하여 소비자의 인식이 개인화 수준에 따라 다른 것으로 연구했다. 박병지, 최선형

(2018)과 박윤주(2016)와 최혜진, 조창환(2020)은 사용자에게 따라서 다른 추천시스템을 사용하였으며, 사용자에게 대한 추천 수준이 다른 것으로 연구했다. 개인화 수준이 높을수록 사용자에게 더 호의적이지만 일부에서는 나쁜 영향을 주기도 하였다. 따라서 플랫폼은 사용자에게 가장 적합한 수준의 개인화된 추천을 찾아야 한다.

본 연구에서는 틱톡의 추천서비스 정도를 세 가지(저, 중, 고)로 구분하였다. ‘저’는 사용자의 개인정보 및 행위데이터(behavior data)를 전혀 사용하지 않고 단지 틱톡에서 현재 가장 많이 소비되고 있는 ‘인기추천’에 의한 영상을 추천하는 서비스이다. ‘중’은 틱톡에서 사용자가 팔로우하는 친구, 관심있는 정보, 거주지역과 같은 개인정보를 활용하여 추천하는 서비스로 협업필터링 알고리즘을 이용한 추천방식이다. ‘고’는 사용자의 키워드검색과 콘텐츠에 대해서 ‘좋아요’와 같은 행동 정보 등을 활용하여 추천한 서비스로 협업필터링, 탈중양화 맞춤 추천, 트래픽 풀 기반 오버레이 추천 알고리즘 방식이 이용되었다.

3.2 추천 서비스 정도와 인지된 위험

개인화 추천은 사용자에게 효율성과 편의성이라는 장점이 있지만, 사용자의 개인정보가 이용되고

있음을 인지하게 되면 자신의 정보가 노출되는 위험을 느끼게 된다. 김종기, 김상희(2013)의 연구에서는 프라이버시 계산과 보호 동기의 이원론을 이용하여, 프라이버시 침해 가능성과 심각성은 프라이버시 위험에 영향을 미치는 것으로 나타났다. Ma et al.(2021)프라이버시 계산 이론을 이용하여 소셜 미디어에서 개인정보 제공의도의 연구에서 프라이버시 심각성과 인지된 침해를 통해 프라이버시 위험을 평가했으며, Krasnova and Veltri(2010)는 SNS에서 나타날 수 있는 프라이버시 비용으로 인지된 가능성, 인지된 피해, 프라이버시 염려를 이용하여 측정하였다. 본 연구에서는 이전 연구와 결합하여 추천 서비스를 통해 사용자가 인지하는 프라이버시 위험을 프라이버시 심각성과 프라이버시 침해 가능성의 두 가지 측면에서 조사하였다.

따라서 인지된 위험은 사용자가 추천 서비스를 사용하는 과정에서 자신의 개인정보가 활용되는 것을 주관적으로 판단할 때 인지되는 프라이버시 위험 인식정도이다. 가설은 다음과 같이 설정하였다.

H1: 추천 서비스 정도에 따라 인지된 위험은 차이가 있을 것이다.

H1-1: 추천 서비스 정도에 따라 프라이버시 심

〈표 2〉 추천 서비스 정도

구분	추천 서비스 정도		
	저	중	고
포함 요소	인기 추천	· 협업 필터링	· 협업 필터링 · ‘탈중양화’맞춤형 추천 · ‘트래픽 풀’기반 오버레이 추천
사용한 정보	없음	· 개인기초 정보 (친구 정보, 위치 정보)	· 개인 기초 정보 (친구 정보, 위치 정보, 선호 정보) · 행위 정보 (하트 누름, 저장, 전재(repost), 동영상재생 시간 등)
서비스 예시	‘핫리스트’ 서비스	· ‘같은도시’서비스 · ‘관심’서비스 · ‘친구’서비스	· ‘추천’서비스

각성은 차이가 있을 것이다.

H1-2: 추천 서비스 정도에 따라 프라이버시 침해 가능성은 차이가 있을 것이다.

3.3 추천 서비스 정도와 인지된 혜택

틱톡 추천 서비스의 인지된 혜택에 대한 평가는 사용자가 틱톡에서 제공하는 콘텐츠를 자발적 의지에 의해서 사용하면서 개인의 욕구가 충족되었는지를 평가하는 것이다. 이 부분은 Katz(1959)의 이용과 충족이론(Use and Gratification Theory)과 연결될 수 있다. 이용 및 충족 이론은 사람들이 제품이나 서비스를 사용할 때 의식적으로 자신의 필요를 충족시킬 것이라는 사용자 심리학의 관점에서 분석하고 설명한다(Katz, 1959).

Kevin and Eric(2018)은 연구에서 오락성, 정보성 및 사회적 상호 작용의 세 가지 수준을 통해 관광 명소에 대한 사용자의 태도와 방문하려는 의지에 영향을 미친 것으로 나타났다. Vishwanath *et al.*(2018)의 연구는 정보 요구, 오락 요구 및 사회적 요구를 통해 소셜 미디어에 대한 사람들의 개인 정보 관리 정도의 영향을 조사했다. Ozelik and Varnali(2019)은 광고 혜택인 오락성과 정보성을 통해 사용자가 맞춤형 광고에 대한 태도를 연구했다. 본 연구에서도 정보성과 오락성을 이용하여 추천서비스에 대한 인지된 혜택을 검증하였다. 인지된 혜택은 개인정보를 제공한 후 사용자가 틱톡의 추천 서비스에서 얻을 수 있는 혜택을 주관적으로 판단한 것이다. 이에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

H2: 추천 서비스 정도에 따라 인지된 혜택은 차이가 있을 것이다.

H2-1: 추천 서비스 정도에 따라 인지된 정보성은 차이가 있을 것이다.

H2-2: 추천 서비스 정도에 따라 인지된 오락성은 차이가 있을 것이다.

3.4 추천 서비스 정도와 지속적 사용의도

지속적 사용 의도는 사용자가 시스템이나 서비스를 사용한 후에도 계속 사용하려는 의지를 말한다. 사용자의 선호도가 추천 서비스 수준에 따라 다르다는 선행 연구 결과를 보면(김현석, 윤주현, 2011; 박병지, 최선형, 2018; 박윤주, 2016; 변성혁, 조창환, 2020). 추천 서비스 정도는 인지된 위험 및 혜택의 매개 없이 사용 의도에 직접적인 영향을 미친다. 이에 다음과 같이 가설을 설정하였다.

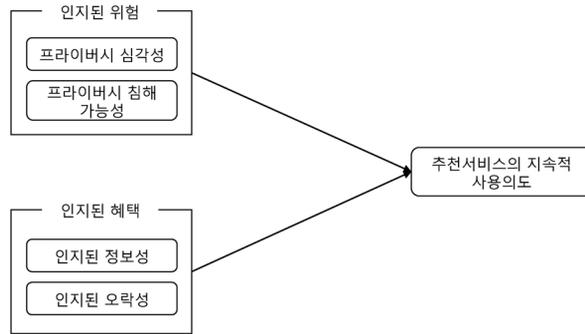
H3: 추천 서비스 정도에 따라 지속적 사용의도는 차이가 있을 것이다.

3.5 프라이버시 계산 모델과 지속적 사용의도

본 연구는 프라이버시 계산모델의 인지된 위험과 인지된 혜택을 이용하여 개인정보를 활용한 추천서비스에서 사용자의 지속적인 사용의도를 확인하는 것이다.

선행 연구에서, 성동규, 이장석(2020)은 지능형 추천 서비스에서 인지된 혜택은 사용자의 태도와 사용 의향에 영향을 미쳤다고 하였다. 김영욱 등(2018)은 광고 추천 서비스에서는 소비자의 인지된 혜택이 높을수록 정보제공의도와 서비스 사용 의도에 미치는 영향이 높다고 하였다. SNS에서 인지된 개인화 서비스의 혜택은 서비스 수용 의도에 긍정적인 영향을 미쳤다(강한나, 마정미, 2020; 이주희, 문장호, 2020)는 연구도 있었다. 기존 연구를 확인한 결과, 인지된 혜택은 사용자의 지속적 사용에 긍정적인 영향을 미치고 있음을 알 수 있다.

프라이버시에 대한 인지된 위험은 추천 서비스에 사용자의 반응에도 영향을 줄 수 있다. 개인화 추천 서비스와 관련된 연구에서는 프라이버시 상실 가능성에 대한 염려 인식이 높을수록 이용자의 지속적인 이용의도에 대한 부정적 영향이 높으나(김예슬란, 이세진, 2016; 소현정, 광기영, 2021; 이준기 등, 2007), 모바일 소셜네트워크 및 인터넷



〈그림 1〉 연구의 프라이버시 계산 모형

관련 연구에서는 프라이버시의 위험성에 대한 인식이 정보공개에 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다(Lan, 2017; Lee and David, 2011). 따라서 본 연구에서는 추천서비스에 대한 사용자의 인지된 위험이 이용자의 지속적인 이용의도에 미치는 영향에 대해서도 검토할 필요가 있다. 이에 다음과 같이 가설을 상정하였다.

- H4: 인지된 위험은 추천서비스의 지속적 사용의도에 부(-)의 영향을 미칠 것이다.
- H4-1: 프라이버시 심각성은 추천서비스의 지속적 사용의도에 부(-)의 영향을 미칠 것이다.
- H4-2: 프라이버시 침해 가능성은 추천서비스의 지속적 사용의도에 부(-)의 영향을 미칠 것이다.
- H5: 인지된 혜택은 추천서비스의 지속적 사용의도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H5-1: 인지된 정보성은 추천서비스의 지속적 사용의도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H5-2: 인지된 오락성은 추천서비스의 지속적 사용의도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

3.6 호기심

Litman(2005)은 호기심을 미지에 대한 자극에 의해 유발되며 불확실성이나 관심을 탐색하려는

동기라고 하였다. 본 연구에서 호기심은 틱톡을 활용한 추천 서비스에서 추천 콘텐츠에 대해서 사용자가 궁금해 하거나, 알고 싶어서 탐색하는 호기심 정도를 의미한다.

선행 연구 결과에 따르면 SNS에서 프라이버시 침해와 관련된 동기는 주로 대인관계의 친구와 인지적 호기심이다(안수미 등, 2014). 윤남희 등(2020)의 연구에서 호기심은 독립변수로서 소비자의 지속적인 사용의도에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 송용태(2012)의 연구에서도 호기심이 독립 변수로 사용자의 지속 사용의도에 정(+)의 영향을 미치고 있었다. 이에 다음과 같이 가설을 상정하였다.

- H6: 인지된 위험은 호기심 정도에 따라서 지속적 사용의도에 부(-)의 영향을 미칠 것이다.
- H7: 인지된 혜택은 호기심 정도에 따라서 지속적 사용의도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

IV. 연구 방법

4.1 조작적 정의와 측정문항

4.1.1 추천 서비스 정도

추천 서비스 정도는 사용자가 알고리즘을 통해 추천 서비스의 개인화와 지능화 수준에 대한 인식 정도라고 정의한다. 측정문항은 Gan(2020)의 연구

에서 활용한 6개의 측정문항을 본 연구에 맞게 수정하였다. 각 문항은 ‘이 추천 콘텐츠는 흥미를 이끌어냈다’, ‘이 추천 콘텐츠는 나의 다양한 관심사를 충족시켰다’, ‘이 추천 콘텐츠는 내가 좋아하는 내용이었다’, ‘이 추천 콘텐츠는 나의 관심사와 일치하였다’, ‘이 추천 서비스를 통해서 팔로우하지 않은 콘텐츠를 추천해서 관심이 생겼다’, ‘이 추천 서비스에서 본 적이 없는 콘텐츠를 추천해줘서 관심이 생겼다’로 구성하였다.

4.1.2 프라이버시 심각성

프라이버시 심각성은 추천 서비스에서 나온 행태정보가 자신의 프라이버시를 침해한 정도라고 정의한다. 측정문항은 Liang and ajiong(2010), Taneja et al.(2014)의 연구에서 활용한 5개의 측정문항은 본 연구에 맞게 수정하였다. 각 문항은 ‘이 추천서비스에서 프라이버시가 침해된다면 매우 심각한 문제이다’, ‘이 추천 서비스를 사용할 때 프라이버시가 침해되는지 여부는 나에게 중요한 문제이다’, ‘이 추천 서비스를 사용할 때 프라이버시가 침해되는 것은 위험한 일이다’, ‘이 추천서비스 이용시, 내 개인정보가 유출된다면 걱정, 초조 등의 감정들로 힘들 것이다’, ‘이 추천서비스 이용시, 개인정보 유출은 나에게 심각한 경제적 손실을 야기할 수 있다’로 구성되었다.

4.1.3 프라이버시 침해 가능성

프라이버시 침해 가능성은 추천 서비스에서 나온 행태정보가 자기의 프라이버시를 침해하는 것이 자신에게 일어날 가능성이라고 정의한다. 측정문항은 Liang and Xue(2010), Taneja(2014)의 연구에서 활용한 내용을 본 연구에 맞게 수정하여 5개의 문항으로 구성하였다. 문항은 ‘이 추천 서비스는 개인정보가 잠재적으로 유출될 가능성이 있다’, ‘이 추천 서비스는 나의 프라이버시를 침해할 가능성이 있다’, ‘이 추천서비스는 나의 개인정보를 도용할 가능성이 있어 보인다’, ‘이 추천 서비스 이용시 나의 개인정보가 사전 동의 없이 수집

될 수 있다고 생각한다’, ‘이 추천 서비스 이용시, 개인 정보가 남용(타사 판매 등)될 가능성이 있을 것 같다’로 구성되었다.

4.1.4 인지된 정보성

인지된 정보성은 사용자가 추천하는 내용의 정보의 유용성과 유의성에 대한 인식이라고 정의한다. 측정문항은 윤세연, 조창환(2018)과 Ozcelik and Varnali(2019)의 연구에서 활용한 5개의 측정문항은 본 연구에 맞게 수정하였다. 각 문항은 ‘이 추천 서비스의 내용은 내가 모르는 정보를 제공해주는 좋은 정보원이다’, ‘이 추천 서비스 내용은 최신 정보를 제공해주는 정보원이다’, ‘이 추천 서비스를 통해 최신 정보를 얻는다’, ‘이 추천 서비스를 통해 편리하게 정보를 얻는다’, ‘이 추천서비스를 통해서 빠르고 쉽게 정보를 얻는다’로 구성되었다.

4.1.5 인지된 오락성

인지된 오락성은 추천 내용이 사용자의 엔터테인먼트, 레크리에이션, 즐거움 등 요구를 충족시키는 능력에 대한 인식이라고 정의한다. 측정문항은 Ozcelik and Varnali(2019)와 Lee and Kim(2017)의 연구에서 활용한 4개의 측정문항은 본 연구에 맞게 수정하였다. 각 문항은 ‘이 추천서비스는 나의 엔터테인먼트 요구사항을 충족시켜 준다’, ‘이 추천서비스는 나에게 즐거움을 준다’, ‘이 추천서비스의 내용은 유쾌하다’, ‘이 추천서비스는 재미 있다’로 구성되었다.

4.1.6 호기심

호기심은 틱톡 추천 서비스에서 콘텐츠에 대한 호기심의 정도라고 정의한다. 측정문항은 Litman(2008)의 연구에서 활용한 3개의 측정문항을 본 연구에 맞게 수정하였다. 각 문항은 ‘추천된 이 추천서비스 콘텐츠는 어떤 내용인지 궁금하다’, ‘새로운 이 추천 서비스 콘텐츠가 없는지 항상 확인한다’, ‘다른 추천서비스 콘텐츠를 기대하고 있

다'로 구성되었다.

4.1.7 지속적 사용의도

지속적 사용의도는 사용자들이 향후 틱톡 추천 서비스를 지속적으로 이용하고자 하는 의지정도라고 정의한다. 측정문항은 Lee and Kim(2017), 김예슬란, 이세진(2017)의 연구에서 활용한 문항을 본 연구에 맞게 4개의 문항으로 수정하였다. 각 문항은 '틱톡을 사용할 때 이 추천 서비스를 우선적으로 사용할 것이다', '틱톡의 다양한 추천서비스 중에서 이 추천서비스를 가장 많이 이용할 것이다', '이 추천 서비스를 지속적으로 사용할 것이다', '이 추천 서비스를 자주 사용할 의향이 있다'로 구성되었다.

4.2 조사방법

이 연구는 중국의 틱톡 사용자 대상으로 온라인으로 설문조사를 진행하였다. 설문 대상자들은 총 3가지 정도의 실험 집단에 자극물은 전시하고 소개한 뒤 이를 사용한 적이 있거나 알고 있는지를 확인하였다. 설문대상자에게는 3가지 실험에 대해서 무작위로 선정하여 설문을 진행하였다. 변수들은 모두 Likert 5점(1 = 전혀 아니다 ~5 = 매우 그렇다) 척도에 의해 측정하였다. 설문분석에 사용된 설문은 총 384명의 응답을 활용하였다.

V. 연구결과

5.1 응답자 분석

조사에 참여한 응답자의 인구통계적 특성은 다음과 같다. 성별은 남성이 193명(50.3%), 여성이 191명(49.7%)이었다. 연령은 20대가 250명(65.1%)으로 가장 많았으며, 학력은 대학생이 228명(59.4%), 직업은 학생이 245명(63.8%)으로 절반 이상인 것으로 나타났다. 틱톡 이용회수는 매일 1~5회가

276명(71.9%)로 가장 많았고, 사용시간은 매일 1시간 이내가 164(42.7)로 가장 많았다.

5.2 측정 문항의 신뢰도 및 타당도 검사

변수를 측정하기 위한 항목들 간의 신뢰도를 분석한 결과, 측정 문항의 신뢰도는 모두 Cronbach's alpha 계수가 0.8 이상이고 신뢰도에 문제가 없음을 확인하였다. 변수들의 타당성을 검증하기 위해서 탐색적 요인분석(EFA: Exploratory Factor Analysis)과 확인적 요인분석(Confirmatory Factor Analysis: CFA)을 실시하였다. 탐색적 요인 분석 결과, KMO 측도 값은 0.907이고 Bartlett의 구형성 검정 통계값은 11344.571($p < 0.001$)로 요인분석하기에 적합하다고 할 수 있다. 측정 문항은 전체 분산의 80.31%가 설명되고 있다.

확인적 요인 분석은 Amos26을 통해 실시하였다. 확인적 요인분석 결과를 보면, 모든 변수들의 평균분산추출(Average Variance Extracted; AVE) 값이 0.601 이상으로 나타나 기준치인 0.5보다 높았으며, 결합된 신뢰도 CR에서도 0.7보다 높게 나타났다으며, 요인 적재량(Factor loading)의 값은 0.671에서 0.936의 범위에서 유의한 것으로 나타나 집단타당성을 확보하였다.

5.3 추천 서비스 정도의 조작 검증 결과

추천 서비스 정도는 틱톡의 추천 서비스가 이용한 추천 방식에 따라 세 가지 정도(고·중·저)로 조작하였으며, 조작검증을 위해 ANOVA 분석을 실시하였다. 분석 결과, 높은 추천 정도 집단의 평균은 4.11(S.D. = 0.92, N = 126), 중간 추천 정도 집단의 평균은 3.81(S.D. = 1.14, N = 131), 낮은 추천 정도 집단의 평균은 3.37(S.D. = 1.12, N = 127)로 나타났으며, Scheffe를 통한 사후검증 결과 세 집단 서비스에 대한 추천 정도 인식에 유의미한 차이가 있는 것으로 나타나 실험물의 조작이 적절한 것으로 확인되었다($F = 15.52, p < .001$).

<표 3> 추천 서비스 정도 집단별 편차 분석 결과

	N	Mean	Std. Deviation	F	Sig.
저	127	3.37	1.12	15.52	0.000
중	131	3.81	1.14		
고	126	4.11	0.92		
Total	384	3.76	1.10		

<표 4> 추천 서비스 정도 사후 검증 결과

추천 서비스 정도(I)	추천 서비스 정도(J)	Mean Difference(I-J)	Sig.
고	중	0.30	0.026
중	저	0.44	0.001
저	고	-0.74	0.000

5.4 가설 검증 결과

5.4.1 추천 서비스 정도에 따른 인지된 위험
 틱톡 추천 서비스 정도에 따라 인지된 위험인 프라이버시 심각성, 프라이버시 침해 가능성이 어떻게 차이가 나는지 알아보기 위해 일원분산분석(One-way ANOVA)과 Scheffe를 통해 사후 검증 분석을 하였다. 결과는 <표 5>, <표 6>과 같다.

H1의 추천 서비스 정도에 따라 인지된 위험은

집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 23.92, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추천의 인지된 위험($M = 2.80, SD = 1.15$)은 ‘중’ 정도 추천의 인지된 위험($M = 2.36, SD = 1.28$)보다 높고($p < 0.01$), ‘저’ 정도 추천의 인지된 위험($M = 1.89, SD = 0.56$)보다 높은 것으로 나타났다($p < 0.001$). 그리고 ‘중’ 정도 추천은 ‘저’ 정도 추천의 인지된 위험보다 높게 나타났다($p < 0.001$). 틱톡 추천 서비스 정도가 높을수록 인지된 위험에 정(+)적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다.

H1-1에서는 추천 서비스 정도에 따라 프라이버시 심각성에 대해서는 집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 23.29, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추천에서 프라이버시 심각성($M = 2.82, SD = 1.28$)은 ‘중’ 정도 추천의 프라이버시 심각성($M = 2.39, SD = 1.35$)보다 높고($p < 0.01$), ‘저’ 정도 추천의 프라이버시 심각성($M = 1.84, SD = 0.66$)보다 높다($p < 0.001$). 그리고 중 정도 추천은 저 정도 추천의 프라이버시 심각성보다 높게 나타났다($p < 0.001$). 추천 서비스 정도가 높을수록 프라이버시 심각성에 정(+)적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다.

H1-2에서는 추천 서비스 정도에 따라 프라이버시 침해 가능성에서는 집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 17.01, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추

<표 5> 집단별 인지된 위험 및 위험유형별 편차 분석 결과

	추천서비스정도	N	Mean	Std. Deviation	F	Sig.
인지된 위험	저	127	1.89	0.56	23.92	0.000
	중	131	2.36	1.28		
	고	126	2.80	1.15		
	Total	384	2.35	1.11		
프라이버시 심각성	저	127	1.84	0.66	23.29	0.000
	중	131	2.38	1.35		
	고	126	2.82	1.28		
	Total	384	2.35	1.21		
프라이버시 침해 가능성	저	127	1.94	0.74	17.01	0.000
	중	131	2.33	1.35		
	고	126	2.79	1.27		
	Total	384	2.35	1.20		

<표 6> 추천 서비스 정도에 따른 인지된 위험 사후 검증 결과

변수	추천 서비스 정도(I)	추천 서비스 정도(J)	Mean Difference(I-J)	Sig.
인지된 위험	고	중	0.45	0.001
	중	저	0.46	0.000
	저	고	-0.91	0.000
프라이버시 심각성	고	중	0.44	0.002
	중	저	0.54	0.000
	저	고	-0.98	0.000
프라이버시 침해 가능성	고	중	0.46	0.002
	중	저	0.39	0.007
	저	고	-0.85	0.000

천의 프라이버시 심각성(M = 2.79, SD = 1.27)은 ‘중’ 정도 추천의 프라이버시 심각성(M = 2.33, SD = 1.35)보다 높고($p < 0.01$), ‘저’ 정도 추천의 프라이버시 심각성(M = 1.94, SD = 0.74)보다 높다($p < 0.001$). 그리고 ‘중’ 정도 추천은 ‘저’ 정도 추천의 프라이버시 심각성보다 통계적으로 유의미하게 높게 나타났다($p < 0.01$). 추천 서비스 정도가 높을 수록 프라이버시 침해 가능성에 정(+)적인 영향을 미치는 것으로 확인되었다.

5.4.2 추천 서비스 정도에 따른 인지된 혜택
 티톡 추천 서비스 정도에 따른 인지된 혜택으로 인지된 정보성과 인지된 오락성에서 차이가 있는

지를 알아보기 위해 일원분산분석(One-way ANOVA)을 실시하였다. Scheffe를 통해 사후 검증 분석한 결과는 다음 <표 7>, <표 8>과 같다.

H2에서 검증하고자 추천 서비스 정도에 따라 인지된 혜택은 집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 20.41, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추천의 인지된 혜택(M = 4.20, SD = 0.42)은 ‘중’ 정도 추천의 인지된 혜택(M = 3.72, SD = 0.68)보다 높고($p < 0.001$), ‘저’ 정도 추천의 인지된 혜택(M = 3.88, SD = 0.65)보다 높다($p < 0.001$). 그리고 ‘저’ 정도 추천은 ‘중’ 정도 추천의 인지된 혜택보다 높게 나타났다($p < 0.05$). 인지된 혜택은 ‘고’ 정도 추천, ‘저’ 정도 추천, ‘중’ 정도 추천 순으로 높게 나타났다.

<표 7> 집단별 인지혜택 및 혜택유형별 편차 분석 결과

		N	Mean	Std. Deviation	F	Sig.
인지된 혜택	저	127	3.88	0.65	20.41	0.000
	중	131	3.73	0.68		
	고	126	4.20	0.42		
	Total	384	3.93	0.63		
인지된 정보성	저	127	3.99	0.80	20.41	0.000
	중	131	3.49	0.94		
	고	126	4.22	0.67		
	Total	384	3.89	0.86		
인지된 오락성	저	127	3.78	0.74	10.20	0.000
	중	131	3.96	0.74		
	고	126	4.17	0.58		
	Total	384	3.97	0.71		

<표 8> 추천 서비스 정도에 따른 인지된 혜택 사후 검증 결과

변수	추천 서비스 정도(I)	추천 서비스 정도(J)	Mean Difference(I-J)	Sig.
인지된 혜택	고	중	0.47	0.000
	중	저	-0.16	0.036
	저	고	-0.31	0.000
인지된 정보성	고	중	0.73	0.000
	중	저	-0.50	0.000
	저	고	-0.23	0.024
인지된 오락성	고	중	0.21	0.016
	중	저	0.18	0.034
	저	고	-0.39	0.000

H2-1에서는 추천 서비스 정도에 따라 인지된 정보성에서 집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 27.05, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추천의 인지된 정보성($M = 4.22, SD = 0.67$)은 ‘중’ 정도 추천의 인지된 정보성($M = 3.50, SD = 0.67$)보다 높고($p < 0.001$), ‘저’ 정도 추천의 인지된 정보성($M = 3.98, SD = 0.80$)보다 높다($p < 0.05$). 그리고 ‘저’ 정도 추천은 ‘중’ 정도 추천의 인지된 정보성보다 높게 나타났다($p < 0.001$). 즉 인지된 정보성은 ‘고’ 정도 추천, ‘저’ 정도 추천, ‘중’ 정도 추천 순으로 높은 것으로 나타났다.

H2-2에서의 검증결과는 추천 서비스 정도에 따라 인지된 오락성은 집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 10.19, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추천의 인지된 오락성($M = 4.17, SD = 0.58$)은 ‘중’ 정도 추천의 인지된 오락성($M = 3.96, SD = 0.74$)보다 높고($p < 0.05$), ‘저’ 정도 추천의 인지된 오락성($M = 3.78, SD = 0.74$)보다 높다($p < 0.001$). 그리고 ‘중’ 정도 추천은 ‘저’ 정도 추천의 인지된 오락성보다 통계적으로 유의미하게 높게 나타났다($p < 0.05$). 즉, 추천 서비스 정도가 높을수록 인지된 오락성은 정(+)-적인 영향을 미치는 것으로 나타났다.

5.4.3 추천 서비스 정도에 따른 지속적 사용의도

추천 서비스 정도에 따라서 지속적 사용의도에 차이가 있는지를 알아보기 위한 사후비교분석을

하였다. 결과는 <표 9>와 <표 10>과 같다.

H3의 분석결과는 추천 서비스 정도에 따라서 지속적 사용의도에 집단별 차이가 유의미한 것으로 나타났다($F = 24.86, p < 0.001$). ‘고’ 정도 추천의 지속적 사용의도($M = 4.52, SD = 0.65$)는 ‘중’ 정도 추천의 지속적 사용의도($M = 3.68, SD = 0.95$)보다 높고($p < 0.001$), ‘저’ 정도 추천의 지속적 사용의도($M = 4.03, SD = 1.22$)보다 높다($p < 0.001$). 그리고 ‘저’ 정도 추천은 ‘중’ 정도 추천의 지속적 사용의도보다 높게 나타났다($p < 0.01$). 지속적 사용의도는 ‘고’ 정도 추천, ‘저’ 정도 추천, ‘중’ 정도 추천 순으로 높게 나타났다.

<표 9> 집단별 지속적 사용의도의 편차 분석 결과

	N	Mean	Std. Deviation	F	Sig.
저	127	4.03	1.22	24.86	0.000
중	131	3.68	0.95		
고	126	4.52	0.65		
Total	384	4.07	1.03		

<표 10> 추천 서비스 정도별 지속적 사용의도 사후 검증 결과

추천 서비스 정도(I)	추천서비스 정도(J)	Mean Difference(I-J)	Sig.
고	중	0.85	0.000
중	저	-0.35	0.004
저	고	-0.50	0.000

5.4.4 프라이버시 계산에 따른 지속적 사용 의도

추천 서비스에 대한 인지된 위험과 인지된 혜택이 지속적 사용의도에 미치는 영향을 검증하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. <표 11>에 제시한 다중회귀분석 결과는 독립 변수들이 지속적 사용의도를 37.0% 설명하는 것으로 나타났으며 이는 통계적으로 유의미하다고 할 수 있다($F = 84.23, p < 0.000$).

두 독립변수의 상대적인 영향 효과의 경우, 표준화된 계수를 비교하면 인지된 혜택($\beta = 0.47$)이 인지된 위험($\beta = -0.31$)보다 큰 것을 알 수 있다.

H4의 검증 결과, 인지된 위험은 지속적 사용의도에 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다($p < 0.001$)이며, H5에서는 인지된 혜택은 지속적 사용의도에 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다($p < 0.001$).

좀 더 자세히 살펴보면, 인지된 위험인 프라이버시 심각성과 프라이버시 침해 가능성, 그리고 인지된 혜택인 정보성과 오락성이 지속적 사용의도에 미치는 영향을 검증한 결과는 다음과 같다. <표 12>에 제시한 바와 같이 다중회귀분석 결과 유의미한 독립변수들의 지속적 사용의도에 대한 설명력은 30.8%이며, 이는 통계적으로 유의미하다고 할 수 있다($F = 41.20, p < 0.001$).

H4-1에서 검증한 결과 인지된 심각성은 지속적 사용의도에 부정적인 영향을 주는 것으로 나타났다($p < 0.01$). H4-2에 대한 검증 결과 프라이버시 침해 가능성은 지속적 사용의도에 부정적인 영향을 주는 것으로 나타났다($p < 0.01$).

H5-1에서 검증한 결과 인지된 정보성은 지속적 사용의도에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다($p < 0.001$). H5-2에 대한 검증 결과 인지된 오락성은 지속적 사용의도에 긍정적인 영향을 주는 것으로 나타났다($p < 0.001$).

<표 11> 인지된 위험과 인지된 혜택이 지속적 사용의도에 미치는 영향에 대한 다중회귀분석 결과

	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std.Error	Beta		
(Constant)	1.711	0.291		5.881	0.000
인지된 위험	-0.286	0.039	-0.309	-7.245	0.000
인지된 혜택	0.771	0.07	0.47	11.007	0.000

$F = 84.23, R^2(\text{수정된 } R^2) = .37$

<표 12> 지속적 사용의도에 대한 다중회귀 분석 결과

	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std.Error	Beta		
(Constant)	1.668	0.297		5.619	0.000
프라이버시 심각성	-0.134	0.051	-0.158	-2.639	0.009
프라이버시 침해가능성	-0.155	0.051	-0.182	-3.031	0.003
인지된 정보성	0.349	0.053	0.295	6.629	0.000
인지된 오락성	0.434	0.065	0.298	6.712	0.000

$F = 41.20, R^2(\text{수정된 } R^2) = .31$

<표 13> 인지된 위험, 인지된 혜택과 지속적 사용의도 간에 '호기심'의 조절 효과 분석 결과

	지속적 사용의도		
	단계 1	단계2	단계3
인지된 위험	-0.309**	-0.220**	-0.155**
인지된 혜택	0.470**	0.384**	0.423**
호기심	-	0.280**	0.244**
호기심×인지된 위험	-	-	0.223**
호기심×인지된 혜택	-	-	0.136**
R ²	0.307	0.370	0.435
ΔR ²	0.307	0.063	0.065
F	84.233**	74.387**	58.198**
ΔF	84.233**	38.231**	21.737**

* $p < .05$, ** $p < .01$, *** $p < .001$.

5.4.5 호기심의 조절 효과

인지된 위험 또는 인지된 혜택에서 조절변수인 호기심이 지속적 사용의도에 영향력이 있는지를 검증하기 위해 다중회귀분석을 실시하였다. 결과는 <표 13>에서 제시한 바와 같다.

H6에서 호기심은 인지된 위험의 상호작용에서 지속적 사용의도에 유의한 정(+)의 영향을 미쳤다 ($p < 0.01$). 호기심은 인지된 위험과 지속적 사용의도 간에 긍정적으로 조절하였다. H6에서, 호기심과 인지된 혜택의 상호작용에서도 지속적 사용의도에 유의한 정의 영향을 미쳤으며($p < 0.01$), 이는 호기심이 인지된 혜택과 지속적 사용의도 간에 긍정적으로 조절하였다.

VI. 결 론

6.1 연구결과 논의 및 함의

본 연구는 프라이버시 계산 모델을 사용하여 틱톡의 추천 서비스 정도가 사용자의 인식과 지속 사용 의도에 미치는 영향을 조사하였다. 먼저, 추천 서비스에 대한 선행연구를 기본으로 추천 서비스 정도를 세 가지 유형으로 분류하였다. 추천 서비스 유형별로 사용자가 인지하고 있는 프라이버시의 위험과 혜택이 지속적 사용의도에 어떻게 다

른지를 알아보고 이러한 인식이 사용자의 행동 의도인 지속적 사용의도에 영향을 미치는지를 검증하였다. 뿐만 아니라 호기심이 지속사용의도에 미치는 영향이 있는지에 대해서 조절효과로 분석하였다. 연구에서 사용된 프라이버시 위험은 '프라이버시 심각성'과 '프라이버시 침해 가능성'이었으며, 인지된 혜택의 주요 변수는 '인지된 정보성'과 '인지된 오락성'으로 활용하였다. 이에 대한 연구의 결과는 다음과 같다.

H1에서는 추천 서비스 유형별 인지된 프라이버시 위험의 차이는 유의미한 것으로 나타났다. 즉 추천서비스의 정도가 높을수록 사용자들은 프라이버시에 대한 위험 또한 더 높다고 인지하는 것으로 나타났다. 즉, 추천서비스 정도가 높을수록 프라이버시 심각성 H1-1과 프라이버시 침해 가능성 H1-2가 더 높다고 분석되었다. 이는 추천 서비스에서 개인 정보의 사용이 많을수록 사용자가 프라이버시에 대한 위험을 더 높게 인지하기 때문이다. 즉, 사용자들은 추천 서비스정도가 높을수록 자신의 인지된 프라이버시 침해 심각성과 가능성에 대해 우려한다는 것이다. 선행 연구에서도 개인정보를 많이 사용할수록 프라이버시 문제에 대해 우려가 높다고 인지하였다(Manyika et al., 2011; 김우주, 김민준, 2015; 손상영, 김사혁, 2012; 손지연, 2014). 사용자들은 개인정보를 많이 활용하여

추천서비스를 받고 있는 것에 대해서 프라이버시 측면에서는 부정적인 입장을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

H2에서는 추천 서비스 정도별 인지된 혜택의 차이는 유의미한 것으로 나타났다. 사용자들은 ‘고’ 정도의 추천 서비스에서 혜택이 가장 높다고 인지하고 있으며, 그 다음 ‘저’ 정도 그리고 ‘중’ 정도의 추천 서비스 순이었다. 이러한 연구는 이미 선행 연구에서도 찾아볼 수 있다. 개인화 수준이 높을수록 인지된 혜택이나 인지된 유용성이 높다 (Lee et al., 2011; 강하나, 마정미, 2020; 김영옥 등, 2018)고 하였다. ‘고’ 정도 추천이 ‘중’ 정도 추천보다 개인화 수준이 더 높기 때문에 사용자들은 혜택이 더 높다고 인지하고 있는 것으로 해석된다.

연구결과 분석에서 ‘중’ 정도 추천서비스는 ‘저’ 정도의 추천서비스에 비해 혜택이 더 낮다고 분석되었다. 개인화 추천 서비스에서는 개인의 정보를 많이 사용할수록 추천서비스에 대한 혜택이 높다는 연구결과가 있지만 이번 연구에서는 비개인화 추천서비스에 해당하는 ‘저’ 정도의 추천서비스가 ‘중’ 정도의 추천서비스보다 인지된 혜택이 더 높았다. 이러한 결과는 사용자는 자신의 취향을 고려한 개인화와 비개인화인 인기 추천을 모두 고려하는 ‘고’ 정도 추천서비스가 가장 유용하다고 인지하고 있다. 그러나 다수의 사람들이 선택이 반영된 인기 추천인 ‘저’ 추천이 단순한 개인화 추천서비스인 ‘중’ 정도 추천효과가 더 낮다고 인지하는 것임을 알 수 있다. 이러한 연구결과는 기존연구에서도 비슷한 연구결과를 찾아볼 수 있다. 전자상거래에서 상품 추천 서비스는 지인기반의 협업필터링 추천은 내용기반의 베스트셀러 추천보다 선호도가 더 낮게 나타났다(박윤주, 2016; 최혜진, 조창환, 2020).

틱톡의 ‘같은 도시’, 친구 및 ‘관심’과 같은 서비스의 추천은 사용자의 개인정보에 더 많은 초점을 맞추어 유사성을 고려하였지만 사용자는 ‘핫리스트’와 같은 비개인화 추천 서비스에 더 높은 관심을 보이고 있다는 것이다. 틱톡플랫폼은 짧은

층들을 위해 더 트렌디하고 새로운 서비스를 지원하는 전략으로 짧은 동영상 콘텐츠를 제공하고 있다. 짧은 동영상 플랫폼 제공은 사용자가 직접 촬영하여 서비스할 수 있는 기회를 더 많이 제공하고 있어 인기있는 콘텐츠를 많이 만들어 내고 있다(Zhang et al., 2020). 그리고 틱톡은 관영 매체, 연예인 및 인플루언서 등을 짧은 동영상 서비스를 제작, 소비에 참여하도록 함으로써 인기있는 주제의 추천 서비스를 자신과 유사성이 높은 추천 서비스보다 더 관심을 보이고 있다.

H2-1 분석결과, 추천 서비스 정도별 인지된 정보성의 차이는 유의미한 것으로 나타났다. 그 차이를 자세히 살펴보면 사용자들이 인지하는 정보성은 ‘고’ 정도 추천이 가장 높고 그 다음 저 정도 추천과 중 정도 추천 순으로 높게 나타났다. 이 결과는 추천 서비스 정도별 인지된 혜택인 인지된 정보성과 동일하다. 이는 사용자는 “같은 도시”, “친구” 및 “관심” 등 추천 서비스보다 “핫 리스트” 추천 서비스에서 더 유용하고 유익한 정보를 얻을 수 있다고 느끼는 것이다.

그리고 H2-2에서 확인하고자 했던 추천 서비스 정도별 인지된 오락성의 차이에서도 유의미한 것으로 나타났다. 추천서비스 정도가 높을수록 사용자들은 인지된 오락성이 더 높다고 하였다. 즉, 오락성의 관점에서 보면 추천 서비스 정도가 높을수록 사용자들이 엔터테인먼트, 레크리에이션, 즐거움 등의 요구정도를 충족시킬 가능성이 더 높다.

추천 서비스 정도별 지속적 사용의도를 알아보 고자 했던 H3에 대한 검증 결과, ‘고’·‘저’, ‘중’ 정도 추천서비스 순으로 지속적 사용의도가 높았다. 이 결과는 추천서비스 정도별 인지된 혜택과 동일하다. 즉 사용자들은 혜택이 가장 높은 반면 프라이버시 침해도 가장 높은 ‘고’서비스에서 짧은 동영상 서비스의 지속적 사용의도가 가장 높다고 할 수 있다. 이러한 연구결과는 기존 연구와도 일치한다(박병지, 최선형, 2018; 최혜진, 조창환, 2020).

‘중’ 정도 추천 서비스는 개인화 추천 서비스이고 ‘저’ 정도 추천 서비스보다 개인화된 추천 정도

가 높지만 인지된 혜택이 가장 낮고, 프라이버시 위험에 대한 인지가 높아서 사용자의 사용의도가 가장 낮다. ‘저’ 정도 추천 서비스는 비개인화 추천이지만 인지된 혜택이 중 정도 추천 서비스보다 높고 프라이버시 손실도 없어서 ‘중’ 정도 추천 서비스에 비해 사용의도가 높은 것으로 해석할 수 있다.

H4에서는 프라이버시 계산모형의 두 요인이 인지된 위험과 인지된 혜택이 추천 서비스의 지속적 사용의도에 미치는 영향을 살펴보았다. 그리고, 프라이버시 침해의 인지된 위험은 추천 서비스의 지속적 사용의도에 부정적 영향을 미칠 것으로 예상하여, 세부가설로는 프라이버시의 심각성 H4-1과 프라이버시 침해 가능성 H4-2가 높을수록 지속적 사용의도는 감소하는 것으로 가설검증하였다.

분석 결과, H4, H4-1, H4-2는 지지(채택)되었다. 즉 프라이버시에 영향을 미치는 요인이 있으면 사용자들은 서비스 사용에 부정적 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 사용자들은 인터넷에서 서비스를 이용하면서 개인정보와 같은 프라이버시가 이용된다는 것에 대해서는 부정적임을 알 수 있다. H4, H4-1, H4-2의 연구결과는 프라이버시 계산 모델의 이론적인 위험 부분에 대한 해석과도 일치한다.

H5에서는 인지된 혜택이 추천 서비스의 지속적 사용의도에 미치는 영향을 살펴보려고 하였다. 추천된 서비스의 인지된 혜택은 사용자에게 긍정적인 영향을 미치게 되어 서비스를 지속적으로 사용하게 될 것으로 예상하였다. 그리고 인지된 정보성 H5-1과 인지된 오락성 H5-2가 높을수록 지속적 사용의도가 증가할 것으로 가설을 설정하였다. 분석결과, H5, H5-1, H5-2는 지지되었다.

H4, H5의 연구결과에서, 인지된 혜택은 지속적 사용의도에 긍정적인 영향을 미치는 반면 인지된 위험은 부정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 이는 프라이버시 계산 모델을 사용하는 개인화 서비스에 대한 선행연구와 일치한다(김예슬란, 이세진, 2016; 소현정, 곽기영, 2021; 임태민, 이형석, 2019; 채수연 등, 2016).

그러나 추천 서비스의 지속적 사용의도에 대한 인지된 프라이버시 위험의 기여도는 상대적으로 인지된 혜택 측면보다 낮은 것으로 나타났다. 즉, 인지된 프라이버시 위험은 추천 서비스의 지속적 사용의도에 영향을 미치기는 하지만 혜택에 비해 영향은 크지 않다는 것이다. 특히 빅데이터가 널리 활용되는 요즘에서 개인화 추천은 사람들의 온라인 생활에 걸쳐 적용되고 있으며, 사용자들이 개인정보를 이용한 추천 서비스에 점점 익숙해질수록 거절의 정도는 낮아지고 있다. 또한, 본 연구의 대상자가 대부분 20대의 대학생이기 때문에 신기술과 제품에 대한 수용도가 상대적으로 더 높고 위험요인은 덜 중요하다고 생각할 수 있다.

인지된 위험과 인지된 혜택이 지속적 사용의도에 미치는 영향관계에서 사용자들의 호기심은 조절효과가 있다는 사실을 확인하였다. 분석결과, H6과 H7이 지지되었다. 따라서 사용자들의 호기심이 높을수록 인지된 위험이 지속적 사용의도에 미치는 부(-)의 영향력을 약화시키고, 인지된 혜택이 지속적 사용의도에 미치는 정(+)의 영향력을 강화시킨다는 것을 알 수 있다.

본 연구의 이론적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 틱톡의 추천 서비스 정도를 세 가지로 분류하여 실증적으로 검증함으로써 추천서비스에 대한 사용자의 태도를 구체적으로 알게 되었다는 것이다. 즉, 기존 연구에서는 개인화 수준이 높을수록 사용자의 긍정적 부분이 증가한다는 분석에 그쳤으나, 이번 연구에서는 개인화 수준과 긍정적 효과는 반드시 비례하는 것이 아님을 알 수 있었다. 둘째, 프라이버시 계산 모델의 혜택과 위험요인을 이용하여 추천서비스에 대한 지속적 사용의도를 검증하였다는 것이다. 개인화 추천에 있어서도 사용자가 자신이 얻을 수 있는 혜택과 감수해야 할 위험을 고려하여 지속적 사용의도를 결정한 것을 보여주었다. 그리고 호기심의 조절효과도 확인되었다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 첫째, 빅데이터와 인공지능의 발달로 인해 다양한 개인화 추천 서비스인 개인화 영상, 개인화 콘텐츠 등

이 많이 서비스되고 있다. 개인화된 서비스로 추천을 하는 경우, 추천기술에 따라 사용자가 인지된 혜택과 프라이버시 위험이 다를 수 있음을 연구에서 발견하였기에 이 부분을 타 연구에서도 다양한 방법으로 검증된다면 추천시스템에 발전에 기여할 수 있을 것으로 판단한다. 개인정보를 활용한 개인추천서비스가 최선이 아니기에 개인화 추천 기법보다 인기 있는 추천 서비스와 같은 비개인화 추천 방식이 더 효과적일 수도 있을 것으로 생각된다. 다음은, 사용자가 추천 서비스에 대한 인지된 혜택도 중요하지만 사용의도에 부정적인 효과를 줄 수 있는 프라이버시에 대한 위험 정도를 고려해야 하는 것도 생각할 수 있다. 또한 사용자에게 호기심을 자극할 수 있고 강화하는 서비스 요인이 무엇인지를 서비스플랫폼에서 확인하는 것도 방법이라고 볼 수 있다.

6.2 한계점과 제언

본 연구의 한계점은 다음과 같다.

첫째, 연구에서 중점적으로 탐색한 협업 필터링, ‘탈중앙화’맞춤형 추천, ‘트래픽 풀 기반의 오버레이 추천시스템을 활용하여 서비스추천을 소개하는데 그쳤다. 연구에서 다양한 추천시스템을 이용하지 않은 점이 한계로 지적될 수 있다.

둘째는 틱톡 이외에 Kwai, WeChat, Watermelon video 등 짧은 동영상 앱의 추천 시스템을 고려하지 않았다는 것이다. 향후 연구에서는 보다 많은 추천 기법이나 다른 짧은 동영상 앱을 고려하여 이에 대한 사용자들의 반응을 비교하는 연구가 의미 있는 효과를 줄 것이라고 기대된다.

셋째, 본 연구의 실험 대상자는 20대 대학생이 다수를 차지했기 때문에 인구통계학적인 측면에서 한계점이 된다. 후속 연구에서는 다양한 연령층과 직업군을 고려되어야 하며, 특히 나이가 많고 교육 수준이 낮은 짧은 동영상 사용자 그룹을 더 많이 고려해야 한다. 조사대상자가 다양해진다면 짧은 동영상 추천시스템 개발에 더 많은 기여

를 할 수 있을 것이라고 생각한다.

마지막으로 사용자의 인지를 검증하는 데 있어 보다 다양한 사용자 개인 특성 변수를 고려하지 못했다. 본 연구에서는 추천 서비스 정도 별 사용자에 반응의 연구에서 통제변수를 고려하지 못했다. 그리고 사용자의 호기심이 조절효과를 갖는지 검증하였지만 이 밖에도 많은 개인 특성 변수들이 인지된 위험과 인지된 혜택에 미치는 영향을 조절할 수 있을 것이다. 관련하여 향후 연구에서는 사용자의 프라이버시 침해 경험, 플랫폼의 신뢰, 행동 통제력 등 다양한 개인적, 심리적 변수들을 고려한다면 보다 의미 있는 결과를 얻을 수 있을 것이다.

참고문헌

- [1] 강한나, 마정미, “인지된 개인화와 유용성이 온라인 행동 맞춤형 광고 수용의도에 미치는 영향: 프라이버시 침해 우려와 인지된 통제감의 조절된 매개효과를 중심으로”, *광고학연구*, 제31권, 제2호, 2020, pp. 7-34.
- [2] 김영옥, 김혜인, 윤소영, “온라인 맞춤형 광고 수용에 영향을 미치는 요인 연구”, *한국언론정보학보*, 제89권, 2018, pp. 7-41.
- [3] 김예솔란, 이세진, “개인화 수준이 소비자의 인식과 수용의도에 미치는 영향: 모바일 쿠폰을 중심으로”, *광고학연구*, 제27권, 제7호, 2016, pp. 31-57.
- [4] 김우주, 김민준, “문(問) 생각의 테마 5: 정부 3.0과 빅데이터 시대에서의 개인정보 보안 위협과 대처 방안”, *도시문제*, 제50권, 제55호, 2015, pp. 30-33.
- [5] 김종기, 김상희, “온라인 환경에서 프라이버시 행동의도에 미치는 영향: 보호동기이론을 중심으로”, *정보화정책*, 제20권, 제3호, 2013, pp. 63-85.
- [6] 김현식, 윤주현, “온라인 쇼핑몰에서 SNS 지인(知人) 기반 상품추천 방식의 선호도”, *기초조형학연구*, 제12권, 제1호, 2011, pp. 137-145.

- [7] 김현지, 오세림, 조수빈, “숏폼 콘텐츠 트렌드”, *마케팅*, 2020, pp. 60-69.
- [8] 마뤄야오, 김소정, “틱톡(TikTok) 광고 효과에 주요한 광고 속성: 광고인게이지먼트를 중심으로”, *광고PR실학연구*, 제14권, 제1호, 2021, pp. 7-32.
- [9] 민현홍, 박성배, 정진섭, 한경석, “빅데이터 시대의 개인정보 제공의도에 영향을 미치는 요인”, *인터넷전자상거래연구*, 제16권, 제1호, 2016, pp. 95-117.
- [10] 박병지, 최선형, “온라인 패션쇼핑몰의 추천서비스 유형별 사용자 평가와 사용의도 및 구매의도”, *한국디자인포럼*, 제61권, 2018, pp. 139-149.
- [11] 박윤주, “추천기법별 고객 선호도 및 영향요인에 대한 분석: 전자제품과 의류군에 대한 비교연구”, *Information Systems Review*, 제18권, 제2호, 2016, pp. 59-77.
- [12] 변성혁, 조창환, “AI 금융 챗봇 추천 메시지의 의인화와 개인화 수준이 고객 반응에 미치는 영향”, *한국광고홍보학보*, 제22권, 제2호, 2020, pp. 466-502.
- [13] 서봉원, “콘텐츠 추천 알고리즘의 진화”, *방송트렌드 & 인사이트*, 제5권, 2016, pp. 19-24.
- [14] 성동규, 이장석, “중국 AI 뉴스 애플리케이션의 이용 만족과 지속이용 의도에 영향을 미치는 요인에 관한 연구”, *한국디지털콘텐츠학회 논문지*, 제21권, 제11호, 2020, pp. 1927-1937.
- [15] 소현정, 곽기영, “모바일 헬스 앱 사용의도 동기요인: 조절초점성향과 프라이버시계산 이론을 중심으로”, *지식경영연구*, 제22권, 제2호, 2021, pp. 33-53.
- [16] 손상영, 김사혁, “빅데이터 시대의 새로운 정책이슈와 이용자 중심의 활용방안 연구”, *방송통신정책연구*, 12-진흥-097, 2012, pp. 1-123.
- [17] 손지연, “빅데이터 시대 소비자의 정보 프라이버시 보호에 관한 연구”, *정책연구*, 제14권 제09호, 2014, pp. 1-196.
- [18] 송용태, “혁신 신제품에 대한 지각된 혁신성과 지각된 호기심이 수용의도에 미치는 영향: 프리어나운싱의 정보속성을 중심으로”, *상품학연구*, 제30권, 제2호, 2012, pp. 65-76.
- [19] 안수미, 장재영, 김지동, 김범수, “SNS에서 프라이버시 침해의도에 영향을 미치는 요인”, *Information Systems Review*, 제16권, 제2호, 2014, pp. 1-23.
- [20] 윤남희, 김현숙, 추호정, “온라인 해외직접구매의 쇼핑가치가 호기심 및 자기효능감을 매개로 지속사용의도에 미치는 영향: 헤비유저와 라이트유저의 비교”, *한국의류학회지*, 제44권, 제5호, 2020, pp. 1004-1018.
- [21] 윤세연, 조창환, “SNS 광고에서의 개인화 요소가 광고 효과에 미치는 영향 페이스북 광고 메시지의 프라이버시 계산 모형을 중심으로”, *한국광고홍보학보*, 제20권, 제2호, 2018, pp. 64-94.
- [22] 이장석, 성동규, 고산, 이주연, “기대일치모형을 적용한 쇼트 클립 애플리케이션의 지속이용의도에 미치는 영향 연구: 중국 틱톡(TikTok) 이용자를 중심으로”, *한국디지털콘텐츠학회 논문지*, 제22권, 제1호, 2021, pp. 125-135.
- [23] 이주희, 문장호, “페이스북에 대한 인지된 개인화가 사용자 반응에 미치는 영향”, *광고연구*, 제124권, 2020, pp. 5-36.
- [24] 이준기, 최희재, 최선아, “서비스의 유용성과 프라이버시 염려도가 개인화된 서비스 수용성에 미치는 영향에 관한 연구”, *한국전자거래학회지*, 제12권, 제4호, 2007, pp. 37-51.
- [25] 임태민, 이형석, “소셜 네트워크 서비스(SNS)에서의 개인정보 제공의도 및 지속적 이용의도에 미치는 영향요인”, *인터넷전자상거래연구*, 제19권, 제1호, 2019, pp. 17-38.
- [26] 채수연, 이윤구, 정운혁, 최세정, “프라이버시 계산모형 관점에서 스마트 웨어러블 기기 사용의도에 관한 연구”, *정보사회와 미디어*, 제

- 17권, 제2호, 2016, pp. 99-128.
- [27] 최혜진, 조창환, “상품 추천 서비스 유형에 따른 소비자 반응 연구: 프라이버시 계산 모델을 중심으로”, *한국콘텐츠학회논문지*, 제20권, 제3호, 2020, pp. 254-266.
- [28] Culnan, M. J., and P. K. Armstrong, “Information privacy concerns, procedural fairness, and impersonal trust: An empirical investigation”, *Organization Science*, Vol.10, No.1, 1999, pp. 104-115.
- [29] Dinev, T. and P. Hart, “An extended privacy calculus model for e-commerce transactions”, *Information Systems Research*, Vol.17, No.1, 2006, pp. 61-80.
- [30] Gan, Z., “Research on the influence of short-video App recommender system on users’ flow experience (Master Thesis)”, Guangdong University of Foreign Studies, 2020.
- [31] Katz, E., “Mass communications research and the study of popular culture: An editorial note on a possible future for this journal”, *Studies in Public Communication*, Vol.2, 1959, pp. 1-6.
- [32] Kevin, K. W. and W. K. Eric, “The impact of the uses and gratifications of tourist attraction fan page”, *Internet Research*, Vol.28, No.3, 2018, pp. 587-603.
- [33] Krasnova, H. and N. F. Veltri, “Privacy calculus on social networking sites: Explorative evidence from Germany and USA”, *2010 43rd Hawaii International Conference on System Sciences*, 2010, pp. 1-10.
- [34] Krasnova, H., N. F. Veltri, and O. Gunther, “Self-disclosure and privacy calculus on social networking sites: The role of culture”, *Business & Information Systems Engineering*, Vol.4, No.3, 2012, pp. 127-135.
- [35] Lan, X., “Empirical study on intention to disclosure information in mobile social network: From the perspectives of privacy calculus and trust”, *Journal of Modern Information*, Vol.37, No.4, 2017, pp. 82-86.
- [36] Laufer, R. S., H. M. Proshansky, and M. Wolfe, “Some analytic dimensions of privacy. In. R. Kuller (Eds.), *Architectural Psychology: Proceedings of the Lund Conference*, Stroudsburg, PA: Dowden, Hutchinson and Ross, 1974.
- [37] Laufer, R. S. and M. Wolfe “Privacy as a concept and a social issue: A multidimensional developmental theory”, *Journal of Social Issues*, Vol.33, No.3, 1977, pp. 22-42.
- [38] Lee, C. H. and D. A. Cranage, “Personalisation-privacy paradox: The effects of personalisation and privacy assurance on customer responses to travel web sites”, *Tourism Management*, Vol.32, No.5, 2011, pp. 987-994.
- [39] Lee, S. and B. G. Kim, “The impact of qualities of social network service on the continuance usage intention”, *Management Decision*, Vol.55, No.4, 2017, pp. 701-729.
- [40] Lei, L., “Weibo hot search list and regulation of internet information services”, *Shanghai Journalism Review*, Vol.10, 2019, pp. 81-87.
- [41] Li, M., “Limitations and countermeasures analysis of douyin algorithm recommendation mechanism”, *New Media Research*, Vol.5, No.2, 2019, pp. 28-29.
- [42] Liang, H. and Y. Xue, “Understanding security behaviors in personal computer usage: A threat avoidance perspective”, *Journal of the Association for Information Systems*, Vol.11, No.7, 2010, pp. 394-413.
- [43] Litman, J. A., “Interest and deprivation factors of epistemic curiosity”, *Personality and Individual Differences*, Vol.44, No.7, 2008, pp. 1585-1595.
- [44] Ma, X., Y. Qin, Zhuo, C., and H. Cho, “Perceived

- ephemerality, privacy calculus, and the privacy settings of an ephemeral social media site”, *Computers in Human Behavior*, Vol.124, 2021, pp. 1-14.
- [45] Manyika, J., McKinsey Global Institute, M. Chui, B. Brad, B. Jacques, D. Richard, R. Charles, H. B. Angela, *Big data: The Next Frontier for Innovation, Competition, and Productivity*, McKinsey Global Institute, 2011.
- [46] Ozcelik, A. B. and V. Kaan, “Effectiveness of online behavioral targeting: A psychological perspective”, *Electronic Commerce Research and Applications*, 33, 2019, 100819. Web.
- [47] Park, Y. J., “The adaptive clustering method for the long tail problem of recommender systems”, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol.25, No.8, 2013, pp. 1904-1915.
- [48] Ricci, F., L. Rokach, and B. Shapira, *Recommender Systems Handbook*, Springer, NY: Springer Science Business Media, 2011.
- [49] Schein, A., I. A. Popescul, L. H. Ungar, D. M. Pennock, “Methods and metrics for cold-start recommendations”, *Proceedings of the 25th annual international ACM SIGIR conference on Research and development in information retrieval*, ACM, 2002, pp. 253-260.
- [50] Shani, G., A. Gunawardana, and C. Meek, “Unsupervised hierarchical probabilistic segmentation of discrete events”, *Intelligent Data Analysis*, Vol.15, No.4, 2011, pp. 483-501.
- [51] Taneja, A., J. Vitrano, and N. J. Gengo, “Rationality-based beliefs affecting individual’s attitude and intention to use privacy controls on Facebook: An empirical investigation”, *Computers in Human Behavior*, Vol. 38, 2014, pp. 159-173.
- [52] Tang, L., “Analysis of the reasons and prospects of douyin short video APP’s popularity”, *Journal of News Research*, Vol.9, No.17, 2018, pp. 68-69.
- [53] Vishwanath, A., W. Xu, and Z. Ngoh, “How people protect their privacy on facebook: A cost benefit view”, *Journal of the Association for Information Science and Technology*, Vol.69, No.5, 2018, pp. 700-709.
- [54] Wang, H., “Analysis of algorithm recommendation characteristics of douyin”, *New Media Research*, Vol.4, No.20, 2018, pp. 21-33.
- [55] Xiao, Y., D. Wang, and C. Yang, “Knowledge recommendation algorithm based on tripartite graph network structure”, *Computer Application Research*, Vol.32, No.2, 2015, pp. 386-390.
- [56] Zhang, Y., W. Yao, and S. Jiang, “Review of personalized recommendation system”, *Value Engineering*, Vol.39, No.2, 2020, pp. 287-292.
- [57] Zhao, C., T. Liu, and H. Du, “Research on the video recommendation mode of Douyin short video platform from the perspective of algorithm”, *View on Publishing*, Vol.18, 2019, pp. 76-78.
- [58] Zhao, Z., “Analysis on the couyin (Tiktok) mania phenomenon based on recommendation algorithms”, *E3Web of Conferences*, 235, *E3S Web Conf.*, 2021, pp. 1-10.
- [59] Zhou, T., J. Ren, M. Medo, and Y. Zhang, “Bipartite network projection and personal recommendation”, *Physical Review E*, Vol. 76, No. 4, 2007, p. 46115.
- [60] Zlatolas, L. N., T. Welzer, M. Hölbl, M. Heričko, and A. Kamišalić, “A model of perception of privacy, trust, and self-disclosure on online social networks”, *Entropy (Basel, Switzerland)*, Vol.21, No.8, 2019, pp. 1-18.

Effect of TikTok's Level-specific Recommendation Service on Continuous Use Intention: Focusing on the Privacy Calculation Model

Yue Zhang^{*} · JeongSuk Jin^{**} · Joo-Seok Park^{***}

Abstract

The video recommendation services help to save the user's information search time in the overflowing online information, and algorithms for more efficient and accurate recommendation are continuously developed. In particular, TikTok has the largest number of users in the short video industry due to its unique recommendation algorithms. In this study, by applying a privacy calculation model, the research tried to compare users' responses to each type of TikTok's recommendation service. Users are well aware of the privacy concerns and benefits of TikTok's recommendation service. Although there is a risk, it was found that users continue to use TikTok's recommendation service because the benefits are greater.

Keywords: *TikTok, Recommendation Service, Privacy Calculation, Continuous Use Intention, Curiosity*

* Master, Business, [Kyung Hee University](#)

** Corresponding Author, Full-time researcher, Bigdata Research Center, [Kyung Hee University](#)

*** Professor, Business, [Kyung Hee University](#)

◎ 저 자 소 개 ◎



장 열 (zxr.grace@gmail.com)

경희대학교 대학원 석사과정(빅데이터전공)을 2022년 8월 졸업으로, 빅데이터, 마이데이터, 데이터활용에서의 프라이버시 등에 관심을 가지고 연구 중이다.



진 정 숙 (networkjin@khu.ac.kr)

경희대학교 대학원에서 경영학과 박사과정(MIS전공)을 마쳤으며, 현재 경희대학교 빅데이터센터 학술연구교수로 연구 및 경영대학원 시간강사로 있다. 주요 관심분야는 데이터품질, 4차산업혁명과 관련된 동인기술(인공지능, 인공지능 토론, 빅데이터 등), 비즈니스모델, 디지털트랜스포메이션에 관심을 가지고 연구 및 수업하고 있다.



박 주 석 (jspark@khu.ac.kr)

현재 경희대학교 경영학과 교수이며, University of California, Berkeley Haas School of Business(MIS전공)로 박사학위(1990년)를 받았으며, 데이터베이스, 모델링, 아키텍처, 정보화전략, 빅데이터, 마이데이터 등을 주로 연구하고 있다.

논문접수일 : 2022년 06월 05일

게재확정일 : 2022년 08월 11일

1차 수정일 : 2022년 07월 17일