

자기해석과 인공지능 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과가 인공지능 추천 서비스 설득효과에 미치는 영향*

진 형 록	안 정 용	성 용 준 [†]
고려대학교 심리학부	고려대학교 미디어학부 정보문화연구소	고려대학교 심리학부

본 연구는 소비자의 내적 특성인 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형에 초점을 맞추어 자기해석과 인공지능 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과가 인공지능 추천 서비스 설득효과에 미치는 영향에 대해 알아보고자 하였다. 연구 1에서는 자기해석수준을 측정하여 자기해석수준에 따른 인공지능 추천 메시지 유형 선호의 관계를 살폈다. 그 결과, 상호의존적 자기해석수준은 개인 시청이력 기반 추천에 비해 내집단 작품 선호 기반 추천 선호에 정적 영향을 미친 반면, 독립적 자기해석수준은 내집단 작품 선호 기반 추천 대비 개인 시청이력 기반 추천 선호에 유의미한 영향을 미치지 못했다. 연구 2에서는 자기해석수준 조작하여 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형 간의 상호작용 효과가 해당 추천 서비스의 설득효과에 미치는 영향을 확인하였다. 상호의존적 자기해석이 점화된 피험자들은 개인 구매이력 기반 추천 메시지보다 내집단 선호 기반 추천 메시지에 더 큰 설득효과를 보였으며, 독립적 자기해석이 점화된 피험자들은 내집단 선호 기반 추천 메시지보다 개인 구매이력 기반 추천 메시지에 부분적으로 더 큰 설득효과를 보였다. 본 연구는 인공지능 추천 서비스라는 새로운 영역에서 소비자의 내적 특성과 추천 메시지 유형의 상호작용 효과를 검증했다는 이론적 함의가 있으며, 다양한 분야에서 인공지능 추천 서비스 도입이 활발히 이뤄지고 있는 현 시점에서 유용한 실무적 시사점 또한 제공할 수 있을 것으로 기대된다.

주요어 : 인공지능 추천 서비스, 추천메시지, 자기해석, 설득효과

* 이 논문은 2019년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2019S1A3A2099973).

† 교신저자 : 성용준, 고려대학교 심리학부, gradysung@gmail.com

인공지능 추천 서비스는 빅데이터 기술을 통해 소비자의 니즈를 분석하고 그에 맞는 제품 혹은 서비스를 대상에게 추천해주는 기술이다(Lu, Wu, Mao, Wang, & Zhang, 2015). 인공지능 추천 서비스는 소비자 개인정보 및 빅데이터 분석을 통해 소비자별 맞춤 추천이 가능하기 때문에 기존 추천 방식에 비해 정교한 추천이 가능하다(Kalyanaraman & Sundar, 2006; Tam & Ho, 2006). 또한 24시간 365일 운영할 수 있고, 시스템 정착 후에는 인력 대비 적은 비용으로 운영 가능하다는 이점을 지닌다. 이러한 이점들 덕분에 다양한 분야에서 인공지능 추천 서비스를 적극적으로 도입하고 있다. NAVER의 경우, 상품 추천 기능 고도화를 위해 인공지능 추천 시스템 AiTEMS를 도입한 이후 쇼핑 사업 매출이 전년 동기 대비 17.3% 증가했으며, AiTEMS 이용률은 80% 확대되었다(박수현, 2019). AiTEMS를 통해 상품을 추천 받은 소비자들은 그렇지 않은 소비자들에 비해 인지도는 낮지만 자신에 취향에 맞는 상품을 선택할 확률이 6.2배 더 높았다(이건웅, 2020). 즉, 인공지능 추천 서비스는 방대한 상품 정보 속에서 사용자에게 가장 적합한 상품을 보여줌으로써 사용자 경험에 긍정적 영향을 미치고 있다(Liang, Lai, & Ku, 2006). 이처럼 인공지능 추천 서비스의 보급이 늘어나고 다양한 플랫폼에서 수행하는 역할이 커짐에 따라 효과적인 인공지능 추천 서비스 운영 전략이 필요하다.

인공지능 추천 서비스는 크게 두 가지 방식이 있다. 하나는 기존 고객 행동 정보를 분석하여 현재 사용자와 비슷한 취향을 가진 고객들이 선호했던 아이템들을 추천해주는 협업 필터링(Collaborative Filtering)이며, 다른 하나는 상품 특성과 사용자 개인의 구매 및 검색 내

역을 기준으로 유사한 특성을 가진 제품을 추천하는 내용기반 필터링(Content-based Filtering)이다(Balabanović & Shoham, 1997). 인공지능 추천 서비스는 추천 제품과 함께 그 제품을 추천한 이유를 메시지로 제시하는데, 협업 필터링 방식은 “30대 여성이 많이 검색한 잇템”처럼 자신과 같은 인구통계 정보를 공유하는 사람들의 선호 데이터가 추천의 기반이 되었음을 알 수 있는 내집단 선호 유형의 메시지를 제공하며, 내용기반 필터링 방식은 제품에는 “당신의 브라우징 기록에서 영감을 받은 맞춤 추천”처럼 사용자 자신의 데이터가 추천의 기반이 되었음을 알 수 있는 개인 구매이력 유형의 메시지를 제공함으로써 추천 서비스의 신뢰성에 영향을 미친다(Wang, Luse, Townsend, & Mennecke 2015). 소비자들은 각기 다른 내적 특성을 지니며(김수민, 이병관, 2015), 추구하는 가치도 다르게 나타난다. 따라서, 인공지능 추천 서비스 방식에 따라 집단주의적 가치 혹은 개인주의적 가치를 내포하는 추천 메시지의 설득효과는 내적 특성에 따라 다르게 나타날 수 있다. 특히 소비자가 어떤 정보를 중점적으로 처리하는지를 결정하는 중요한 내적 특성인 자기해석수준은 두 가지 유형의 추천 서비스가 지닌 설득효과에 영향을 미칠 수 있다.

자기해석은 자기와 타인이 분리되거나 연결된다고 생각하는 정도를 말하며, 독립적 자기해석과 상호의존적 자기해석으로 구분된다(Markus & Kitayama, 1991). 독립적 자기해석수준이 높은 사람은 자신을 남들과 구별되는 독특하고 독립적인 존재로 간주하고 개인의 목표를 추구하는 반면, 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람은 타인과의 관계 속에서 자신을 정의하고 집단의 가치를 추구하려는 경향

이 있다. 인공지능 추천 서비스가 제공하는 내집단 선호 유형의 추천 메시지는 내집단이 추구하는 가치 정보를, 개인 구매이력 유형은 소비자 개인의 취향과 가치 정보를 반영한다. 이에 따라 상호의존적 자기해석자는 내집단 선호 유형의 추천 메시지를, 독립적 자기해석자는 개인 구매이력 유형의 추천 메시지를 더 선호하고, 추천 서비스의 설득효과 역시 더 높을 것이라 추론이 가능하다.

소비자의 자기해석을 다룬 다수의 연구가 자기해석에 따른 광고효과, 브랜드 태도에 미치는 영향을 다루었음에도 불구하고(Agrawal & Maheswaran, 2005; Ahluwalia, 2008; Swaminathan, Page, & Gürhan-Canli, 2007), 자기해석이 인공지능 추천 서비스의 설득효과에 미치는 영향을 다룬 소비자 분야의 연구는 부족하다. 본 연구는 소비자의 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형에 초점을 맞추어 자기해석과 인공지능 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과가 인공지능 추천 서비스 설득효과에 미치는 영향에 대해 알아보고자 한다. 구체적으로, 본 연구는 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람들은 개인 구매이력 추천 메시지보다 내집단 선호 메시지에 더 큰 설득효과를 보일 것이며, 독립적 자기해석이 점화된 사람들은 내집단 선호 메시지보다 개인 구매이력 추천 메시지에 더 큰 설득효과를 보일 것이라고 제안한다.

본 연구는 두 개의 연구로 진행된다. 첫 번째 연구에서는 자기해석수준을 측정하여 자기해석수준에 따른 인공지능 추천 메시지 유형 선호의 관계를 밝히고, 두 번째 연구에서는 자기해석수준 조작을 통해 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형 간의 상호작용 효과가 해당 추천 서비스의 설득효과에 미치는 영

향을 확인하고자 한다. 본 연구는 기존 연구 결과를 인공지능 추천 서비스라는 새로운 영역으로 확장함으로써, 연구 결과의 일반화를 높였음에 의의가 있다. 또한, 본 연구는 기존의 추천 알고리즘 개발 연구에 자기해석이라는 소비자의 내적 특성을 고려 대상으로 제안함에 선행 연구와 차별성을 갖는다. 이에 따라 온라인 커머셜 기업이 추구하는 방향이나 판매하는 제품 특성에 맞게 소비자의 자기해석을 점화하는 장치를 마련해 점화된 자기해석에 맞는 추천 메시지를 제공하는 마케팅 전략을 제안함에 실무적 의의가 있다. 나아가 다양한 소비자 데이터를 통해 자기해석수준을 분석할 수 있는 알고리즘을 개발해 소비자의 자기해석수준에 따라 제품 추천 메시지 유형을 다르게 적용하는 마케팅 전략을 제안한다. 실무자들은 본 연구를 토대로 인공지능 추천 서비스를 활용한 더 다양한 마케팅 전략을 펼칠 수 있을 것으로 기대된다.

인공지능 추천 서비스

인공지능 추천 서비스는 빅데이터 기술을 통해 소비자의 니즈를 분석하고 그에 맞는 제품 혹은 서비스를 대상에게 추천해주는 기술이다(Lu et al. 2015). 과거 추천 서비스는 다수의 사용자가 선호하는 상품을 모든 사용자에게 동일하게 추천하는 방식이었으나, 이후 인공지능 기술의 발달로 알고리즘 기반의 개인화된 추천 서비스들이 등장했다(Adomavicius & Tuzhilin, 2005). 인공지능 기술을 바탕으로 한 개인화 추천 서비스를 갖춘 플랫폼은 사용자 개인에게 특화된 콘텐츠를 추천해주며, 이는 플랫폼에 대한 사용자 만족도에 긍정적 영향을 미친다(Liang, Lai, & Ku, 2006). 게다가 최근

기업들의 빅데이터 활용이 활발해짐에 따라 방대한 양의 소비자 데이터를 기반으로 한 추천 서비스들이 미디어 콘텐츠, 음원, 쇼핑 등 다양한 산업 분야의 마케팅에서 활용되고 있다(Lu, Wu, Mao, Wang, & Zhang, 2015).

추천 서비스는 각 분야 플랫폼 사업자가 보유한 기술적 특성으로서, 해당 특성은 소비자들이 플랫폼을 이용하는 동기로 작용해 플랫폼의 성장을 이끈다(배현진, 이상우, 2020). 온라인 동영상 스트리밍 서비스 기업 Netflix는 콘텐츠 평점과 시청 기록을 바탕으로 인공지능 추천 서비스를 통해 사용자 선호도에 부합하는 작품을 추천하며, Netflix Prize라는 추천 알고리즘 개발 경쟁 대회를 개최해 지속해서 추천 서비스에 투자하고 있다(유지훈, 박주연, 2018). 제1회 Netflix Prize가 열렸을 당시, 전 세계에서 5000팀이 참여했으며 이후 4만 팀 이상의 데이터 분석가들이 Netflix 추천 알고리즘 성능 개선을 위해 뛰어들었다(심재석, 2016). 그 결과 Netflix 사용자의 75%가 추천 서비스를 통해 제공된 작품을 시청하고 있으며, Netflix 추천 서비스 경험이 있는 사용자들은 다른 온라인 동영상 스트리밍 서비스 플랫폼의 추천 서비스에 비해 Netflix의 추천 서비스에 만족도 측면에서 더 높은 점수를 주었다(Troy, 2019).

인공지능 추천 서비스 방식은 크게 두 가지로 구분된다. 우선, 협업 필터링(Collaborative Filtering)은 타깃 고객과 프로필 정보나 선호도가 유사한 고객들의 상품에 대한 평가점수를 활용해 추천하는 방식이다(Hardesty, 2019). 협업 필터링은 사용자의 평가 데이터가 많을수록 예측 정확도가 올라가지만, 신규 상품이나 인기가 없는 상품에 대해서는 사용자들의 평가 데이터가 쌓이기 전까지 제대로 된 선호

예측과 그에 따른 추천이 어렵다는 문제점을 지닌다(Park, 2012). 협업 필터링 방식의 가장 직관적인 예시는 어떤 고객의 상품A 구매 평점을 예측하기 위해서 상품A를 구매한 다른 고객의 과거 데이터를 이용하는 것이며(조성은, 2018), 여기에는 나이, 성별 등의 인구통계 정보가 비슷하거나 동일한 제품에 관심을 공유하고 있었다면 미래에도 유사한 취향을 가질 것이라는 가정이 전제돼 있다. 따라서 협업 필터링을 통해 추천된 제품에는 “이 상품을 검색한 다른 분들이 함께 본 상품”이나 “30대 여성이 많이 검색한 아이템”처럼 자신과 같은 인구통계 정보를 공유하는 사람들의 선호 데이터가 추천의 기반이 되었음을 알 수 있는 메시지가 제공된다.

내용기반 필터링(Content-based Filtering)은 추천하고자 하는 상품 자체의 설명과 사용자 개인의 구매 및 검색 내역을 기준으로 유사한 특성을 가진 제품을 추천하는 방식이다. 새로운 콘텐츠 혹은 상품에 대한 사용자의 선호도를 과거 본인이 구매한 다른 상품에 대한 평가 성향에 기반하여 예측하기 때문에 다른 사람들의 데이터 없이도 오직 상품과 고객의 연관성만을 갖고 선호도를 예측하여 추천에 쉽게 반영할 수 있다(Adomavicius & Tuzhilin, 2005). 단 사용자의 제품 구매나 관심 분야 등록과 같은 수동적인 데이터 입력에 기반을 두기 때문에 데이터 입력 회피, 개인 정보 제공 거부, 혹은 사용자 프로필 부재의 상황에서는 적절한 추천이 어렵다(Pazzani, 1999). 내용기반 필터링 방식으로 추천된 제품에는 “당신의 브라우징 기록에서 영감을 받은 맞춤 추천”이나 “당신을 위한 장바구니 연관 제품”처럼 사용자 자신의 데이터가 추천의 기반이 되었음을 알 수 있는 메시지가 제공된다.

이처럼 소비자들이 인공지능 추천 서비스로부터 제공받는 추천 메시지 유형은 해당 추천의 기반이 되는 알고리즘 방식에 따라 달라진다. 즉, 인공지능 추천 서비스가 제공하는 추천 메시지의 설득효과는 단순히 메시지 프레임만의 문제가 아닌 해당 메시지가 제공되는 데 기반이 된 추천 서비스 방식의 적절성 문제로 이어진다. 따라서 본 연구에서는 사용자가 지향하는 가치가 자기해석과 같은 내적 특성에 따라 달라짐에 따라, 해당 가치를 내포하는 데이터에 초점을 맞춘 인공지능 추천 서비스 방식을 적용하는 것을 제안함으로써 효과적인 추천 전략을 찾고자 한다.

자기해석

자기해석은 자신과 타인이 분리되거나 연결된다고 생각하는 정도를 말하며, 독립적 자기해석과 상호의존적 자기해석으로 구분된다(Markus & Kitayama, 1991). 독립적 자기해석수준이 높은 사람은 자신을 남들과 구별되는 독특하고 독립적인 존재로 간주하고 개인의 목표를 추구하는 반면, 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람은 타인과의 관계 속에서 자신을 정의하고 집단의 가치를 추구하려는 경향이 있다. 이러한 자기해석은 사람들의 자기일관성에 영향을 미친다. 독립적 자기해석수준이 높은 사람은 자신의 생각 및 느낌과 같은 내적인 속성의 독특성을 강조하기 때문에 여러 상황에 걸쳐 자신만의 독특한 권리, 요구 등을 일관되게 드러낸다. 반면에 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람은 자신을 사회적 관계 속에서 바라보며, 자신의 행동이 타인의 행동과 불가분의 관계에 있다고 간주한다. 따라서 상황에 따라 적절한 사회적 관계를 유지

하고 맥락에 맞는 융통성을 발휘하는 것을 중요시해 이들의 공적이고 외부적인 자아는 늘 변하는 속성을 지닌다(Markus & Kitayama, 1991). 평균적으로 서양인들은 독립적 자아를, 동양인들은 상호의존적 자아를 형성하는 경향이 있지만(Markus & Kitayama, 1991), 문화적 성향에는 개인차가 존재하기에 사람들은 개인마다 고유한 자기해석 성향을 갖는다(Singelis, 1994). 나아가 독립적 자아와 상호의존적 자아는 개인 내에서 공존할 수 있다(Aaker & Lee, 2001).

추천 서비스의 설득효과에 소비자의 자기해석수준이 중요한 이유는 두 가지 유형의 자기해석이 서로 다른 동기를 유발하며, 이에 따라 브랜드 및 제품, 나아가 추천 서비스에 대한 소비자 태도가 달라질 수 있기 때문이다(Escalas & Bettman, 2005). 독립적 자아가 형성된 사람은 남들과 차별화되는 독특성을 발휘하고 내적 속성을 표현하고자 하는 목표를 갖고 있는 반면, 상호의존적 자아가 형성된 사람은 집단에 소속되고, 집단의 목표에 자신을 맞추는 경향이 있다(Aaker & Schmitt, 2001; Kampmeier & Simon, 2001; Markus & Kitayama, 1991). 소비자의 자기해석수준에 따른 목표와 특성이 브랜드 및 제품 태도에 미치는 영향을 다른 연구의 결과를 살펴보면, 사회맥락을 중요하게 고려하며 내집단 소속 동기를 지닌 상호의존적 자아가 형성된 사람은 브랜드 성격과 그 브랜드를 사용하는 사회상황이 일치할 때 독립적 사람보다 브랜드를 더 긍정적으로 평가했다(Sung, Choi, & Tinkham, 2012). 또한, 친구에게 선물을 해야 하는 상황에서 독립적 자기해석자는 상호의존적 자기해석자보다 자신의 정체성과 일치하는 제품을 선물로 더 택한 반면에, 상호의존적 자기해석자는 선물 수

해자의 정체성과는 일치하지만 자신의 정체성과는 불일치 하는 제품을 더 선택하였으며(탁현아, 성용준, & 성영신, 2017), 다른 제품과의 차별성을 지닌 혁신제품에 대해서는 독립적 자기해석자가 상호의존적 자기해석자에 비해 더 긍정적으로 평가한 반면, 상호의존적 자기해석자는 기존제품을 고수하는 경향인 혁신저항이 독립적 자기해석자보다 더 높은 것으로 나타났다(안은미, 2012).

상호의존적 자기해석자는 집단 내에서 소속감을 느끼며 집단의 가치를 추구하려는 경향이 있기 때문에(Lin, Chang, & Lin, 2012), 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람은 자신의 취향이 담긴 콘텐츠 시청, 상품 구매 등의 활동이력을 기반으로 한 추천은 선호하지 않는 반면, 내집단 사람들의 선호 데이터를 바탕으로 제공된 추천은 선호할 것이다. 이와 반대로 독립적 자기해석수준이 높은 사람은 자신의 독특성을 드러낼 수 있는 자기표현을 중시하며 다른 사람과의 차별화를 목표로 하기 때문에(Singelis, 1994), 독립적 자기해석 점수가 높은 사람은 내집단 사람들의 선호 데이터를 기반으로 한 추천은 선호하지 않는 반면, 자신의 취향과 선택이 반영된 개인 활동이력을 바탕으로 한 추천은 선호할 것이라는 추론이 가능하다.

가설 1a: 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람들은 플랫폼 내 개인 활동이력 기반 추천보다 내집단 선호 기반 추천을 더 선호할 것이다.

가설 1b: 독립적 자기해석수준이 높은 사람들은 내집단 선호 기반 추천보다 플랫폼 내 개인 활동이력 기반 추천을 더 선호할 것이다.

연구 I

연구 대상 및 절차

연구 1에서는 인공지능 추천 서비스가 제공하는 두 가지 유형의 추천 메시지에 따른 추천 서비스의 설득효과에 사용자의 자기해석수준이 미치는 영향을 검증하고자 하였으며, 연구는 온라인으로 진행되었다. 질문 문항은 자기해석수준을 측정하는 문항과 인공지능 추천 서비스에 대한 태도를 묻는 문항, 추천 서비스로부터 제공받은 추천 수용 의도를 묻는 문항, 인공지능 추천 서비스에 의한 프라이버시 염려를 측정하는 문항, 그리고 피험자의 인구통계학적 특성을 묻는 문항으로 구성되었다. 피험자들은 2021년 2월 3일부터 2월 6일까지 온라인 커뮤니티를 통해 모집되었으며, 피험자 수는 총 100명(남: 41명, 여: 59명, 평균 연령: 24.73세, $SD = 2.79$)이었다. 설문 참여에 대한 보수로 모든 피험자에게 약 4000원 상당의 기프트콘이 지급되었다.

자극물 선정

결과의 외적 타당도를 높이기 위해 피험자들이 일상에서 쉽게 접할 수 있는 다양한 산업 분야의 인공지능 추천 시스템 중 코로나19 바이러스로 인한 팬데믹 사태로 이용자 수가 급격히 증가한 온라인 동영상 스트리밍 서비스 기업이 제공하는 작품 추천 서비스를 연구 대상으로 선정하였다(박소은, 2021). 구체적으로는, 국내에서도 330만 명의 가입자를 보유한 세계 최대 온라인 동영상 스트리밍 서비스 기업 Netflix의 추천 서비스가 선정되었다(노경조, 2020). Netflix 코리아 공식 SNS 계정에서

자주 사용되는 게시물 디자인을 참고하여 Netflix의 작품 추천 방식을 설명하는 자극물을 제작하였다. 자극물은 두 가지 유형으로 제작되었는데, 하나는 Netflix가 사용자 내집단의 작품 선호를 기반으로 작품을 추천한다고 설명하며, 다른 하나는 사용자 개인의 시청이력에 기반하여 작품을 추천한다고 설명한다. 2개의 자극물에 대한 순서효과를 방지하기 위해 피험자가 추천 메시지 유형을 보는 순서가 무작위로 제시되도록 무선탈당 방식을 사용하였다. 자극물의 이미지는 부록에서 확인할 수 있다.

측정 변인

피험자의 독립적, 상호의존적 자기해석수준을 모두 측정하여 각각 점수화하기 위하여 Singelis(1994)의 자기해석 척도를 번역해 사용하였다. 이는 총 14문항으로 7문항은 독립적 자기해석, 나머지 7문항은 상호의존적 자기해석을 측정하는 문항이었다. 피험자는 각 문항을 읽고 해당 문항이 자신에게 잘 맞다고 생각하는 정도를 7점 리커트 척도(1 = 전혀 그렇지 않다, 7 = 매우 그렇다)로 평정하였다. 평정된 값의 중위수 분리를 통해 자기해석 집단을 분류하는 방식은 상호의존적 자기해석 경향과 독립적 자기해석 경향이 모두 높거나 낮은 경우를 데이터로서 고려하지 못하기 때문에 본 연구에서는 측정된 독립적 자기해석 수준과 상호의존적 자기해석수준을 각각 독립변인으로 설정하였다.

인공지능 추천 서비스에 대한 사용자 평가는 본 연구에서 측정하고자 하는 2개의 종속 변인인 인공지능 추천 서비스 태도와 추천 수용 의도로 구성되었다. 인공지능 추천 서비스

태도는 Netflix의 추천 방식을 설명하는 자극물을 접한 피험자들이 Netflix 추천에 대해 가질 수 있는 일반적인 느낌이나 생각으로, Bruner와 Kumar(2000)의 연구에서 사용된 문항을 참고 및 수정하여 3개의 문항을 사용하였다(1 = 전혀 그렇지 않다, 7 = 매우 그렇다; $\alpha = .93$).

인공지능 추천 서비스에 대한 수용 의도는 Netflix의 인공지능 추천 서비스가 제공한 작품 추천을 수용할 의도 또는 추천받은 작품을 시청할 의도로, Lin과 Lu(2000)의 웹사이트 사용 의도에 대한 연구에서 사용된 문항을 수정 및 제거 후 총 2개의 문항으로 구성하여 사용하였다(1 = 전혀 그렇지 않다, 7 = 매우 그렇다; $\alpha = .91$). 두 가지 추천 방식에 따른 Netflix 추천에 대한 사용자 평가를 명확히 측정하기 위해 각 자극물에 따라 문항의 주어를 수정하여 사용하였다(내집단 작품 선호 기반: “20대 대학생들의 시청 패턴 분석을 기반으로 한 Netflix 추천은 좋다”; 개인 시청 이력 기반: “나의 최근 3개월 간 시청 패턴 분석을 기반으로 한 Netflix 추천은 좋다”).

또한, 통제변인으로 인공지능 추천 서비스에 대한 피험자들의 주관적인 프라이버시 염려를 측정하기 위해 Sheng, Nah와 Siau(2008)의 연구에서 사용된 프라이버시 염려 측정 문항을 수정 및 보완하여 사용하였다(“인공지능 추천 시스템이 나에게 대한 정보를 추적하는 것 같다”, “인공지능 추천 시스템이 나에게 대한 정보를 너무 많이 갖고 있는 것 같다”, “인공지능 추천 시스템이 나의 개인정보에 접근할 것 같다”, “인공지능 추천 시스템이 나의 개인정보를 내가 예상하지 못한 방법으로 사용할까 염려된다”; 1 = 전혀 그렇지 않다, 7 = 매우 그렇다; $\alpha = .85$).

결과

가설 검증을 위해 피험자의 상호의존적 자기해석과 독립적 자기해석을 독립변인으로, 프라이버시 염려를 통제변인, 내집단 작품 선호 기반과 개인 시청 이력 기반 방식에 따른 추천 서비스 태도와 추천 수용 의도를 종속변인으로 설정하고 다중회귀분석을 실시하였다. 프라이버시 염려는 내집단 작품 선호 기반 추천 서비스 태도($\beta = -.13, t = -1.32, p > .05$)를 제외한 종속변인에 모두 유의미한 영향을 미쳤다(내집단 작품 선호 기반 추천 수용 의도: $\beta = -.30, t = -3.23, p < .05$; 개인 시청 이력 기반 추천 서비스 태도: $\beta = -.28, t = -2.87, p < .01$; 개인 시청 이력 기반 추천 수용 의도: $\beta = -.36, t = -3.71, p < .001$).

내집단 작품 선호 기반 추천 서비스에 대한 태도의 경우, 회귀모형은 유의미한 것으로 나타났다, $F = 3.65, p = .015$. 회귀식에 대한 $R^2 = .102$ 로 10.2%(수정계수에 의하면 7.4%)의 설명력을 보이고 있다. Durbin-Watson은 1.73으로 잔차들 간에 상관관계가 없어 회귀모형이 적합한 것으로 나타나고 있다. 자기해석수준과 내집단 작품 선호 기반 추천 서비스에 대한 태도와의 관계를 분석한 결과 상호의존적 자기해석수준($\beta = .27, t = 2.79, p < .01$)은 내집단 작품 선호 기반 추천 서비스 태도에 유의미한 영향을 미치는 반면, 독립적 자기해석수준($\beta = .10, t = 1.03, p > .05$)은 유의미한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다. 내집단 작품 선호 기반 추천 서비스가 제공한 추천에 대한 수용 의도의 경우, 회귀모형은 유의미한 것으로 나타났다, $F = 9.24, p < .001$. 회귀식에 대한 $R^2 = .224$ 로 22.4%(수정계수에 의하면 20%)의 설명력을 보이고 있다. Durbin-

Watson은 1.98로 잔차들 간에 상관관계가 없어 회귀모형이 적합한 것으로 나타나고 있다. 자기해석수준과 내집단 작품 선호 기반 추천 수용 의도와의 관계를 분석한 결과 상호의존적 자기해석수준($\beta = .39, t = 4.28, p < .001$)은 내집단 작품 선호 기반 추천 서비스 태도에 유의미한 영향을 미치는 반면, 독립적 자기해석수준($\beta = -.05, t = -.58, p > .05$)은 유의미한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다. 따라서 가설 1a는 지지되었다.

개인 시청 이력 기반 방식 추천 서비스에 대한 태도의 경우, 회귀모형은 유의미한 것으로 나타났다, $F = 3.50, p = .019$. 회귀식에 대한 $R^2 = .098$ 로 9.8%(수정계수에 의하면 7%)의 설명력을 보이고 있다. Durbin-Watson은 1.90으로 잔차들 간에 상관관계가 없어 회귀모형이 적합한 것으로 나타나고 있다. 자기해석수준과 개인 시청 이력 기반 추천 서비스에 대한 태도와의 관계를 분석한 결과 상호의존적 자기해석수준($\beta = .15, t = 1.55, p > .05$)과 독립적 자기해석수준($\beta = -.01, t = -.09, p > .05$) 모두 개인 시청 이력 기반 추천 서비스 태도에 유의미한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다. 개인 시청 이력 기반 방식 추천 서비스가 제공한 추천에 대한 수용 의도의 경우, 회귀모형은 유의미한 것으로 나타났다, $F = 5.50, p < .01$. 회귀식에 대한 $R^2 = .147$ 로 14.7%(수정계수에 의하면 12%)의 설명력을 보이고 있다. Durbin-Watson은 1.88으로 잔차들 간에 상관관계가 없어 회귀모형이 적합한 것으로 나타나고 있다. 자기해석수준과 개인 시청 이력 기반 추천 시스템에 대한 태도와의 관계를 분석한 결과 상호의존적 자기해석수준($\beta = .17, t = 1.75, p > .05$)과 독립적 자기해석수준($\beta = -.27, t = -.27, p > .05$) 모두 개인

시청 이력 기반 추천 서비스 태도에 유의미한 영향을 미치지 못하는 것으로 나타났다. 따라서 가설 1b는 지지되지 않았다.

논의

결과를 보면, 상호의존적 자기해석수준은 내집단의 작품 선호를 기반으로 하는 추천 서비스의 설득효과에는 정적 영향을 미치지 않지만 개인 시청 이력을 기반으로 하는 추천 서비스의 설득효과에는 유의미한 영향을 미치지 못한다. 반면, 독립적 자기해석수준은 내집단의 작품 선호를 기반으로 하는 추천 서비스와 개인 시청 이력을 기반으로 하는 추천 서비스의 설득효과에서 모두 유의미한 영향을 미치지 못한다.

온라인 동영상 스트리밍 서비스 기업에서 제공하는 작품 추천 서비스를 다룬 연구 1을 통해 내집단 작품 선호 기반 추천에서만 자기해석수준에 따른 추천 선호의 차이가 존재한다는 것을 확인하였다. 연구 1의 결과를 재현 및 확장하고, 자기해석수준과 인공지능 추천 서비스 메시지 유형 간의 상호작용 효과를 다방면으로 검증하기 위해 연구 2에서는 온라인 스트리밍 서비스가 아닌 온라인 커머셜 맥락에서 소비자의 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 간의 상호작용효과가 추천 서비스의 설득효과에 미치는 영향을 살펴보고자 하였다.

또한, 연구 2에서는 소비자의 자기해석을 측정하는 것이 아니라 직접 조작하여 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 간의 상호작용 효과를 확인하고자 하였다. 선행 연구에 의하면, 자기해석수준은 점화 과정을 통해 다르게 활성화될 수 있다(김수민, 이병관, 2015; Aaker & Williams, 1998; Agrawal & Maheswaran,

2005; Zhang & Shrum, 2009). Gardner, Gabriel과 Lee(1999)는 같은 문화권 내에서도 점화 과정을 통해 자기해석이 다르게 활성화될 수 있으며, 나아가 활성화된 자기해석에 따라 추구하는 가치가 달라질 수 있다고 주장하였다.

자기해석수준은 다양한 과정을 통해 점화될 수 있으므로(Aaker & Williams, 1998; Sung & Choi, 2011), 온라인 쇼핑 중 상호의존적 자기해석이 점화된 소비자는 독립적 자기해석이 점화된 사람들보다 차별화 동기가 적고 내집단에 소속되고 싶은 동기가 활성화되기 때문에 자신의 취향에 따라 선택한 제품을 기반으로 추천된 제품을 선호하지 않는 반면, 내집단 사람들이 구매한 제품을 구매하고자 할 것이다. 이와 반대로 온라인 쇼핑 중 독립적 자기해석이 점화된 소비자는 상호의존적 자기해석이 점화된 사람들에 비해 자신을 독립적 존재로 인식하고 다른 사람과 차별화되고자 하는 동기가 활성화될 것이다. 따라서 내집단 사람들이 구매한 제품을 선호하지 않는 반면, 자신의 취향과 선택이 반영된 개인 구매이력을 토대로 추천된 제품을 구매하고자 할 것이다.

가설 2a: 상호의존적 자기해석이 점화된 사람들은 개인 구매이력 추천 메시지보다 내집단 선호 메시지에 더 큰 설득효과를 보일 것이다.

가설 2b: 독립적 자기해석이 점화된 사람들은 내집단 선호 메시지보다 개인 구매이력 추천 메시지에 더 큰 설득효과를 보일 것이다.

연구 II

실험 설계

실험은 2(자기해석수준 : 상호의존적 vs. 독립적) x 2(인공지능 추천 메시지 유형: 내집단 선호 vs. 개인 구매이력) 집단 간 설계 방식을 채택하였고, 온라인 환경에서 실시되었다. 자기해석수준은 시나리오 점화를 통해 조작되었다. 본 연구에서는 포스트 코로나 시대에 기업들이 원하는 인재상을 다룬 뉴스 기사를 작성해 피험자에게 제시하였다. 상호의존적 자기해석 조작의 경우 뉴스 기사는 기업들이 집단 구성원과의 화합, 협동, 팀워크가 돋보이는 인재를 선호한다는 내용으로 구성되었고, 독립적 자기해석 조작의 경우 개인의 능력과 독창성이 돋보이는 인재가 선호된다는 내용으로 구성되었다.

추천 품목으로는 향수를 선정하였다. 향수는 타인에게 자신을 드러내는 사회적 표현 수단으로서 소비되는 소비재이다(Hakim, 2010). 향수는 섹슈얼리티의 요소가 결합된 매력자본(Erotic Capital)인 만큼 뚜렷하게 남성적이거나 여성적인 특색을 지니는 제품이 있는 반면, 남녀 모두 선호하는 중성적인 향을 지닌 제품도 있다. 본 연구에서는 향수 패키지 디자인과 향에 대한 묘사를 바탕으로 지나치게 남성적이거나 여성적인 제품을 배제한 후, 실제 중성적인 이미지의 패키지 디자인과 향 묘사를 갖춘 향수들을 참고삼아 가상의 향수 브랜드 자극물을 제작하였다. 자극물의 라벨지에는 브랜드명 “MOTIVE”와 제품명 “SAFI”를 삽입했다.

인공지능 추천 메시지 유형은 추천 제품과 함께 제공되는 메시지를 통해 내집단 선호 기

반 추천 혹은 개인 구매이력 기반 추천으로 조작되었다. 내집단 선호 데이터를 기반으로 추천된 제품은 “20대 대학생들의 쇼핑 패턴을 분석하여, 20대 대학생들이 가장 선호하는 향수를 추천합니다”라는 메시지와 함께 제시되었으며, 개인 구매이력 기반으로 추천된 제품은 “당신의 최근 3개월 간의 쇼핑 패턴을 분석하여, 당신에게 가장 잘 맞는 향수를 추천합니다”라는 추천 메시지와 함께 제시되었다. 각 추천 메시지는 자극물과 함께 부록에서 확인할 수 있다.

연구 대상 및 절차

성인 남녀 160명이 본 실험에 참여하였으며, 불성실한 피험자를 제외한 나머지 156명(남: 61명, 여: 95명, 평균 연령 = 23.38세, SD = 2.75)의 데이터가 최종 분석에 포함되었다.

피험자들은 4개의 실험 조건 중 하나에 무선 할당되었다(상호의존적/내집단 선호: 39명, 상호의존적/개인 구매이력: 39명, 독립적/내집단 선호: 39명, 독립적/개인 구매이력: 39명). 피험자들이 실험 중 실제 인공지능 추천 시스템을 이용하고 있다는 느낌을 받도록 하기 위해, 실험 진행 전 모든 피험자에게 지난 3개월 간 쇼핑 내역이 있는 NAVER 계정을 제공하도록 요청하였다. NAVER 계정 제공에 동의하지 않은 피험자는 실험에 제외되었다. 피험자들은 NAVER 인공지능 추천 시스템이 데이터를 분석하는 동안 뉴스 기사를 읽고 설문에 대해 달라는 요청과 함께 점화 과제를 부여받았다. 뉴스 기사를 읽은 피험자들은 자기해석수준 조작 점검을 위한 설문에 답한 뒤 인공지능 추천 시스템으로부터 가상의 향수를 추천받았다. 독립변수 외 다른 요인의 영향을

통제하기 위해 모든 피험자는 동일한 제품을 추천받았다. 이후 피험자들은 추천 서비스의 설득효과(제품 태도, 추천 시스템 태도, 추천 시스템 사용 의도)를 측정하는 문항에 응답한 후, 인구통계정보를 입력하고 실험을 마무리하였다. 실험 참가에 대한 보수로 모든 피험자에게 5000원 상당의 문화상품권이 지급되었다.

측정 변인

시나리오를 통해 접화된 자기해석수준의 조작점검을 위해 기사를 읽고 피험자들이 느낀 상호의존적 가치와 독립적 가치의 중요성을 기존의 자기해석수준 조작점검 방법에서 착안하여 측정하였다(Lee, Aaker, & Gardner, 2000; Sung & Choi 2011). 상호의존적 가치의 중요성에 대한 느낌은 두 문항으로 구성된 7점 리커트 척도를 통해 측정되었다(“방금 읽은 뉴스를 통해 다른 사람들과의 화합에 대한 중요성을 느꼈다”, “방금 읽은 뉴스는 개인의 능력보다 팀의 화합이 중요하다는 생각을 들게 한다”; 1 = 전혀 동의하지 않는다, 7 = 매우 동의한다; $\alpha = .91$). 독립적 가치의 중요성에 대한 느낌도 두 문항으로 구성된 7점 리커트 척도를 통해 측정되었다(“방금 읽은 뉴스를 통해 개인의 능력에 대한 중요성을 느꼈다”, “방금 읽은 뉴스는 팀의 화합보다 개인의 능력이 중요하다는 생각을 들게 한다”; 1 = 전혀 동의하지 않는다, 7 = 매우 동의한다; $\alpha = .92$).

본 실험의 종속변인 중 제품 태도, 추천 시스템 태도는 세 문항, 추천 시스템 사용 의도는 한 문항으로 구성된 7점 리커트 척도를 통해 측정되었다(제품 태도: “향수 모티브는 좋다”, “향수 모티브는 마음에 든다”, “향수 모

티브는 호감이 간다”; 1 = 전혀 동의하지 않는다, 7 = 매우 동의한다; $\alpha = .94$; 추천 시스템 태도: “NAVER의 인공지능 추천 시스템(AiTEMS)는 좋다”, “NAVER의 인공지능 추천 시스템(AiTEMS)는 마음에 든다”, “NAVER의 인공지능 추천 시스템(AiTEMS)는 호감이 간다”; 1 = 전혀 동의하지 않는다, 7 = 매우 동의한다; $\alpha = .95$; 추천 시스템 사용 의도: “NAVER의 인공지능 추천 시스템(AiTEMS)을 사용할 의향이 있다”). 마지막으로 통제 변인인 제품 관여도를 두 문항으로 구성된 7점 리커트 척도로 측정하였다(“평소 향수에 대해 얼마나 알고 계십니까?”, “평소 향수를 얼마나 자주 사용하십니까?”; 1 = 전혀 동의하지 않는다, 7 = 매우 동의한다; $\alpha = .79$).

결과

독립표본 t 검정 결과, 상호의존적 자기해석이 접화된 조건의 경우 팀의 화합이 중요하다는 응답값($M = 5.46, SD = 1.03$)이 개인의 능력이 중요하다는 응답값($M = 3.13, SD = 1.29$)보다 더 높았다, $t = 12.56, p < .001$. 독립적 자기해석이 접화된 조건의 경우에는 개인의 능력이 중요하다는 응답값($M = 5.46, SD = 1.02$)이 팀의 화합이 중요하다는 응답값($M = 2.84, SD = 1.08$)보다 더 높았다, $t = 15.65, p < .001$.

가설 검증을 위해 제품 관여도를 통제한 2(자기해석수준 : 상호의존적 vs. 독립적) x 2(인공지능 추천 메시지 유형: 내집단 선호 vs. 개인 구매이력) 공변량분석을 실시하였다. 분석 결과, 제품 태도에 대한 자기해석수준의 주효과와 추천 메시지 유형의 주효과 모두 유의하지 않았다($p_s > .05$). 하지만 자기해석수준과

추천 메시지 유형 간의 상호작용효과는 유의하였다, $F = 7.27, p < .05, \eta^2 = .05$. 단순 주효과(simple main effect) 분석 결과, 독립적 자기해석이 점화된 피험자들은 내집단 선호를 기반으로 제품 추천을 받았을 때($M = 4.22, SE = .21$)와 개인 구매이력을 기반으로 추천 받았을 때($M = 4.65, SE = .21$) 추천 받은 제품에 대한 태도에 유의한 차이를 보이지 않았다, $M_{내집단\ 선호-개인\ 구매이력} = -.43, SE = .29, p > .05$. 반면 상호의존적 자기해석이 점화된 피험자들은 내집단 선호를 기반으로 제품 추천을 받았을 때($M = 4.71, SE = .21$) 개인 구매이력을 기반으로 추천 받았을 때($M = 4.01, SE = .21$)에 비해 추천 받은 제품에 긍정적인 태도를 보였다, $M_{내집단\ 선호-개인\ 구매이력} = .70, SE = .29, p < .05$. 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형이 제품 태도에 미치는 상호작용효과의 결과는 그림 1에서 확인할 수 있다.

인공지능 추천 시스템 태도의 경우, 자기해석수준의 주효과와 추천 메시지 유형의 주효과 모두 유의하지 않았다($p > .05$). 하지만 자기해석수준과 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과는 유의하였다, $F = 17.79, p < .001, \eta^2$

$= .11$. 단순 주효과 분석 결과, 독립적 자기해석이 점화된 피험자들은 개인 구매이력을 기반으로 추천 받았을 때($M = 4.70, SE = .21$) 내집단 선호를 기반으로 제품 추천을 받았을 때($M = 4.00, SE = .21$)에 비해 인공지능 추천 시스템에 긍정적인 태도를 보였다, $M_{내집단\ 선호-개인\ 구매이력} = -.69, SE = .29, p < .05$. 반면 상호의존적 자기해석이 점화된 피험자들은 내집단 선호를 기반으로 제품 추천을 받았을 때($M = 4.65, SE = .21$) 개인 구매이력을 기반으로 추천 받았을 때($M = 3.61, SE = .21$)에 비해 추천 받은 제품에 긍정적인 태도를 보였다, $M_{내집단\ 선호-개인\ 구매이력} = 1.04, SE = .29, p < .001$. 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형이 인공지능 추천 시스템 태도에 미치는 상호작용효과의 결과는 그림 2에서 확인할 수 있다.

인공지능 추천 시스템 사용 의도의 경우, 자기해석수준의 주효과와 추천 메시지 유형의 주효과 모두 유의하지 않았다($p > .05$). 하지만 자기해석수준과 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과는 유의하였다, $F = 20.03, p < .001, \eta^2 = .12$. 단순 주효과 분석 결과, 독립

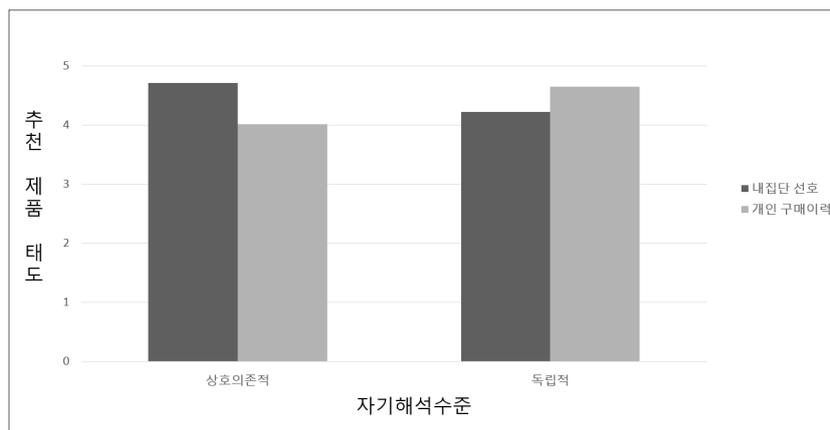


그림 1. 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형에 따른 추천 제품 태도

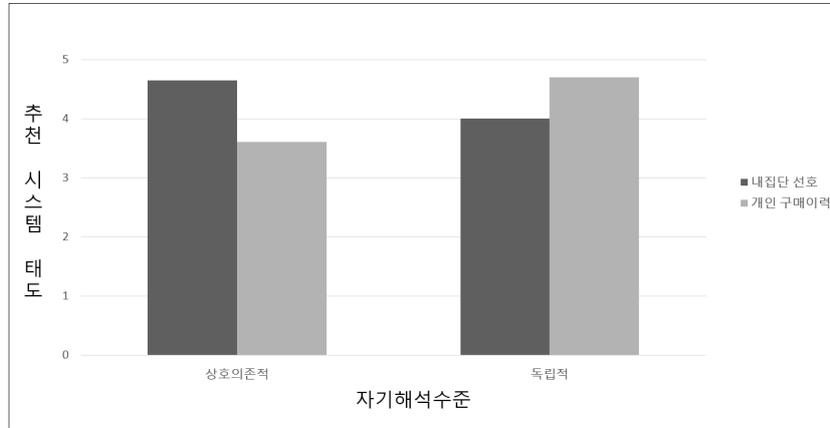


그림 2. 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형에 따른 추천 시스템 태도

적 자기해석이 점화된 피험자들은 개인 구매 이력을 기반으로 추천 받았을 때($M = 4.95$, $SE = .23$) 내집단 선호를 기반으로 제품 추천을 받았을 때($M = 4.13$, $SE = .23$)에 비해 인공지능 추천 시스템에 긍정적인 태도를 보였다, $M_{\text{내집단 선호}-\text{개인 구매이력}} = -.82$, $SE = .33$, $p < .05$. 반면 상호의존적 자기해석이 점화된 피험자들은 내집단 선호를 기반으로 제품 추천을 받았을 때($M = 4.92$, $SE = .23$) 개인 구매이력을 기반으로 추천 받았을 때($M = 3.69$,

$SE = .23$)에 비해 추천 받은 제품에 긍정적인 태도를 보였다, $M_{\text{내집단 선호}-\text{개인 구매이력}} = 1.23$, $SE = .33$, $p < .001$. 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형이 인공지능 추천 시스템 사용 의도에 미치는 상호작용효과 결과는 그림 3에서 확인할 수 있다. 결과적으로 가설 2a는 지지되었으며, 가설 2b는 부분적으로 지지되었다.

결과를 보면, 상호의존적 자기해석이 점화된 사람들은 개인 구매이력 메시지보다 내집

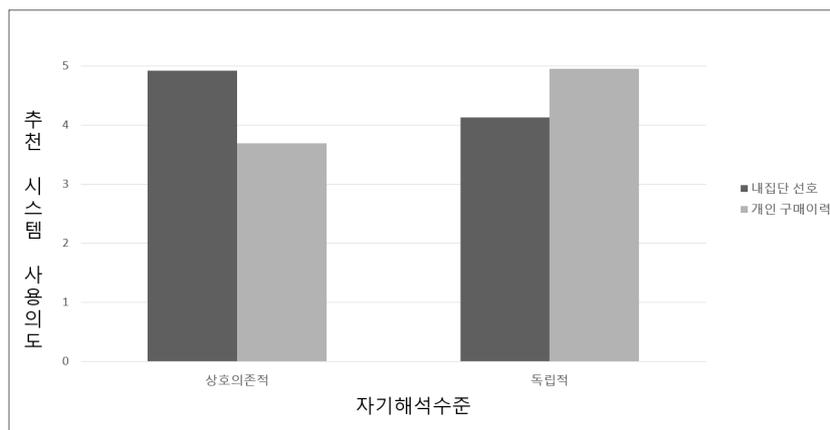


그림 3. 자기해석수준과 인공지능 추천 메시지 유형에 따른 추천 시스템 사용의도

단 선호 메시지를 제공받을 때 추천받은 제품과 추천을 제공한 인공지능 추천 시스템을 더 선호했으며, 해당 인공지능 추천 시스템을 추후 다시 사용할지에 대해서도 더 높은 의도를 보였다. 즉, 상호의존적 자기해석이 점화된 사람들은 개인 구매이력 메시지보다 내집단 선호 메시지에 더 큰 설득효과를 보였다. 반면에, 독립적 자기해석이 점화된 사람들은 내집단 선호 메시지보다 개인 구매이력 메시지를 제공받았을 때 추천을 제공한 인공지능 추천 시스템을 더 선호하고, 추후 해당 추천 시스템 재사용에 대한 높은 의도를 보였다. 독립적 자기해석이 점화된 사람들은 추천된 제품에 대해서는 내집단 선호 메시지를 제공받았을 때와 개인 구매이력 메시지를 제공받았을 때 통계적으로 유의하지 않은 태도 차이를 보였으나, 개인 구매이력 메시지를 제공받았을 때의 제품 태도 점수는 4.65점이었고, 이는 내집단 선호 메시지를 받았을 때 추천 제품에 대한 태도 점석이 점화된 사람들은 내집단 선호 메시지보다 개인 구매이력 메시지에 더 큰 설득효과를 보인다고 할 수 있다. 즉, 독립적 자기해석이 점화된 사람들은 인공지능 추천 시스템 태도 및 사용의도와 마찬가지로 내집단 선호 메시지보다는 개인 구매이력 메시지를 받았을 때 추천된 제품을 더 선호하는 방향성을 보였다. 따라서 독립적 자기해

논 의

본 논문은 총 두 개의 연구를 통해 소비자의 자기해석과 인공지능 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과가 인공지능 추천 서비스 설

득효과에 미치는 영향을 체계적으로 검증하였으며, 연구 결과의 외적 타당도를 높이기 위해 사적 소비재와 공적 소비재를 각각 추천 항목으로 삼아 서로 다른 산업 분야에서 실제로 사용되는 인공지능 추천 서비스의 설득효과를 살펴보았다. 첫 번째 연구에서는 온라인 동영상 스트리밍 서비스 기업에서 제공하는 작품 추천 서비스를 다루었고, 자기해석과 프라이버시 염려를 측정하여 내집단 작품 선호 기반 추천에서만 자기해석수준에 따른 추천 선호의 차이가 존재한다는 것을 확인하였다. 구체적으로, 상호의존적 자기해석수준은 개인 시청이력 기반 추천에 비해 내집단 작품 선호 기반 추천 선호에 정적 영향을 미친 반면, 독립적 자기해석수준은 내집단 작품 선호 기반 추천 대비 개인 시청이력 기반 추천 선호에 유의미한 영향을 미치지 못했다. 두 번째 연구에서는 추천 맥락을 온라인 커머셜 기업에서 제공하는 상품 추천 서비스로 변경하였으며, 소비자의 자기해석을 실험적으로 조작하여 자기해석과 인공지능 추천 메시지 간의 상호작용효과가 인공지능 추천 서비스의 설득효과에 영향을 끼친다는 것을 확인하였다. 구체적으로, 상호의존적 자기해석이 점화된 피험자들은 개인 구매이력 기반 추천 메시지보다 내집단 선호 기반 추천 메시지에 더 큰 설득효과를 보였다. 반면, 독립적 자기해석이 점화된 피험자들은 추천된 제품에 대한 태도에서는 추천 메시지 유형에 따른 차이를 보이지 않았지만, 인공지능 추천 시스템에 대한 태도 및 사용 의도는 내집단 선호 메시지를 제공받았을 때보다 개인 구매이력 메시지를 제공받았을 때 더 높았다.

자기해석은 소비자의 내적 특성에 대한 합리적인 설명을 제공할 수 있으면서 집단주

의·개인주의적 가치와 매우 긴밀한 관계가 있음에도 불구하고(Markus & Kitayama, 1991), 이 두 가지 가치와 소비자의 자기해석의 상호작용효과를 다룬 기존의 연구는 주로 광고 맥락에서 이뤄졌다(Baaren & Ruivenkamp, 2007; Bernritter, Loermans, Verlegh, & Smit, 2017). 본 연구는 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람은 집단주의적 가치를 선호하고, 독립적 자기해석수준이 높은 사람은 개인주의적 가치를 선호하기 때문에 소비자의 자기해석과 광고가 내포하는 가치 간의 상호작용 효과에 따른 설득효과가 달라진다는 기존 연구 결과를 인공지능 추천 서비스라는 새로운 영역으로 확장했다는 점에서 선행 연구와 차별된다. 또한, 본 연구는 상호의존적 자기해석수준이 높은 사람들은 프라이버시 염려를 고려하더라도 개인 활동이력 기반 추천 메시지 보다 내집단 선호 기반 추천 메시지를 제공받았을 때 더 높은 설득효과를 보인 반면, 독립적 자기해석수준이 높은 사람들은 프라이버시 염려의 영향이 자기해석의 영향보다 더 커 내집단 선호 기반 추천 메시지 대비 개인 활동이력 기반 추천 메시지의 설득효과 차이가 나타나지 않는다는 것을 밝힘으로써 소비자의 자기해석수준과 집단주의·개인주의적 가치 간의 상호작용효과 관련 연구 분야에 이론적 기여를 하였다.

전 세계적으로 인공지능 추천 서비스가 다양한 산업 분야에서 활발히 도입되고 있는 현 상황에서(김연정, 2020), 본 연구는 마케터 및 개발자들에게도 시사점을 제공할 수 있을 것으로 기대된다. 본 연구는 인공지능 추천 서비스 방식이 크게 두 가지로 구분되며(Adomavicius & Tuzhilin, 2005), 각 방식에 따라 추천에 사용되는 데이터 유형이 다르며, 추천

서비스가 사용자에게 해당 제품이 추천된 이유를 설명하는 추천 메시지 유형 역시 달라진다는 점에 집중했다. 예를 들어, 타깃 고객의 프로필 정보나 선호도가 유사한 고객들의 상품에 대한 평가점수를 활용하는 협업 필터링 방식의 추천에는 소비자와 유사한 인구통계학 정보를 공유하는 사람들이 추천 제품을 선호하였다는 사실을 보여주는 내집단 선호 추천 메시지가 제공된다. 반면에, 추천 상품 정보와 사용자 개인의 구매 및 검색 내역을 활용하는 내용기반 필터링 방식 추천에는 사용자 자신의 데이터가 추천의 기반이 되었음을 알 수 있는 개인 구매이력 추천 메시지가 제공된다. 따라서 소비환경이나 판매하는 제품특성에 맞게 소비자의 자기해석수준을 점화시키고, 이에 맞는 추천 메시지를 제공함으로써 더 높은 설득 효과를 기대할 수 있을 것이다. 예를 들어 넷플릭스 같은 온라인 동영상 스트리밍 서비스의 메인 화면에 야구처럼 팀 위크가 중요시되는 단체 스포츠를 다룬 영화 예고편을 보여줌으로써 상호의존적 자기해석을 점화한 후, 내집단 선호 기반의 추천 메시지와 함께 특정 콘텐츠를 추천하는 것은 해당 콘텐츠의 시청률을 올리는 데 효과적인 전략이 될 수 있다.

또한 새로운 방식의 추천 알고리즘 도입에 따른 추천 메시지 적용에도 본 연구의 결과를 적용할 수 있을 것이다. 인공지능 추천 서비스의 대표적인 두 가지 방식인 협업 필터링과 내용기반 필터링은 각각의 결함을 지닌다. 협업 필터링은 사용자의 상품 평가 데이터가 많을수록 예측 정확도가 올라가는 만큼, 비인기 상품이나 신규 상품처럼 사용자의 평가 데이터가 없는 경우에는 제대로된 선호 예측과 그에 따른 추천이 어렵다(Park, 2012). 내용기반

필터링은 제품 구매에 대한 평가나 관심 분야 등록 등 사용자가 수동으로 입력한 데이터에 기반을 두기 때문에 만일 사용자가 관련 데이터 입력을 회피하거나 개인 정보를 제공하기 거부한다면 적절한 추천이 어렵다(Pazzani, 1999). 이에 따라 협업 필터링과 내용기반 필터링을 동시에 적용하여 두 기법의 단점을 보완할 수 있는 하이브리드 추천 시스템이 개발되었다(De Campos, Fernández-Luna, Huete, & Rueda-Morales, 2010; Kouki, Fakhraei, Foulds, Eirinaki, & Getoor, 2015). 하지만 하이브리드 방식을 적용하기 위해서는 기존의 방식보다 많은 시간과 비용이 소요되며(정지윤, 김명준, 2018), 빅데이터와 인공지능 기술의 발전으로 시간과 비용 문제가 해결된다고 할지라도 하이브리드 방식이 제공하는 추천 메시지는 기존의 두 가지 추천 방식이 제공하는 추천 메시지와는 달리 추천을 위해 어떤 정보가 사용됐는지 명확하게 설명하지 못한다. 즉, 이 경우 사용자의 자기해석과 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과가 발생할 수 없다. 따라서 협업 필터링과 내용기반 필터링 방식을 결합한 하이브리드 방식에서도 소비자의 자기해석 수준에 따라 추천 메시지 유형을 달리하는 것은 다양한 추천 환경에 노출된 소비자들 대상으로 진행할 수 있는 또 다른 마케팅 전략이 될 수 있다. 특히 하이브리드 추천 시스템에 관한 연구는 대부분 추천의 정교함을 고도화시키는 방향으로 초점이 맞춰져 있으며(Bostandjiev, O'Donovan, & Höllerer, 2012; Gunawardana & Meek, 2009; Guo, Wang, & Li, 2017; Sharma & Cosley, 2013; Tang, 2019; Tran, & Cohen, 2000), 해당 추천 방식이 제공하는 추천 메시지에 대해서는 다루지 않았기 때문에 더욱 의미가 있다고 판단된다. 이와 같이

본 연구를 토대로 실무자들은 다양한 산업 분야에서 적극 도입하고 있는 인공지능 추천 서비스의 설득효과를 높일 수 있는 더 다양한 마케팅 전략을 펼칠 수 있을 것이며, 연구자들은 자기해석과 그에 따라 다르게 추구되는 가치에 대해 지속적인 탐구를 할 수 있을 것으로 기대된다.

한편, 본 연구는 몇 가지 한계점을 가지고 있다. 선행 연구에 의하면 상호의존적 자기해석이 강한 사람은 집단 내 소속감과 조화를 강조하고, 자신의 행동은 타인의 행동과 불가분의 관계에 있다고 간주하는 반면, 독립적 자기해석이 강한 사람은 자신의 독특성과 자기표현을 중시하며, 자신의 내적인 속성을 강조하는 경향이 있다(Singelis, 1994). 이러한 경향성은 광고, 친사회적 행동, 환경 오염 염려 등 다양한 맥락에서 검증됐다(Agrawal & Maheswaran, 2005; Arnocky, Stroink, & DeCicco, 2007; Duclos & Barasch, 2014). 본 연구는 선행 연구들의 결과를 인공지능 추천 서비스 환경에 적용 및 재현하고자 상호의존적 자기해석 수준이 높은 사람들은 플랫폼 내 개인 활동이력 기반 추천보다 내집단 선호 기반 추천을 더 선호할 것이며, 독립적 자기해석수준이 높은 사람들은 내집단 작품 선호 기반 추천보다 플랫폼 내 개인 활동이력 기반 추천을 더 선호할 것이라는 가설을 검증하고자 했다. 하지만 연구 1에서 인공지능 추천 서비스 사용에 따른 프라이버시 염려가 추천 서비스 설득효과에 미치는 영향을 함께 고려한 결과, 내집단 선호 기반 추천에 비해 개인 시청이력 기반 추천에 대해서는 독립적 자기해석의 영향보다 프라이버시 염려가 추천 서비스 설득효과에 미치는 영향이 더 커 독립적 자기해석이 추천 서비스의 설득효과에 미치는 영향은 유

의하게 나타나지 않았다. 연구 1의 피험자들은 20대 대학생들이 활발하게 활동하는 온라인 커뮤니티를 통해 모집되었으며, 평균 나이는 24.73세였다. 실험 자극물 역시 이를 고려하여 피험자들의 내집단은 모두 20대 대학생으로 설정되었다. 기술의 정교화로 사용자의 개인정보에 대한 접근 가능성은 높아졌으며 (Rauhofer, 2008), 수집되는 개인정보의 종류도 다양하다. 어떠한 개인정보가 수집되는지에 따라 사용자들의 민감도, 지각된 위험, 프라이버시 염려가 다른데 (Markos, Labrecque, & Milne, 2018; Markos, Milne, & Peltier, 2017; Phelps, Nowak, & Ferrell, 2000), 인구통계 정보에 대해서는 40대가 10대보다 더 프라이버시로 인식하는 반면, 개인의 디지털 발자취 정보는 20대가 50대보다 더 자신의 프라이버시로 인식한다 (김정원, 성용준, 2021). 즉, 본 연구의 피험자는 모두 개인 시청이력으로 대표되는 디지털 발자취 정보를 프라이버시로 인식했을 가능성이 높기 때문에 개인 시청이력 기반 추천의 설득효과에 자기해석이 미치는 영향이 유의하지 않았을 수 있다. 다양한 연령대의 피험자를 모집했다면 보다 더 정교하게 자기해석이 추천 방식에 따른 추천 서비스 설득효과에 미치는 영향을 살펴볼 수 있었을 것이다. 따라서 후속 연구자들은 연령대에 따라 프라이버시로 인식하는 개인정보 종류가 달라짐을 고려하여, 다양한 연령대의 피험자를 모집함으로써 20대 대학생만을 피험자로 모집했을 때 생길 수 있는 한계점을 보완할 수 있을 것이다.

본 연구는 피험자들이 실제 자신의 데이터를 인공지능 추천 시스템이 분석해 추천을 해준다고 느끼도록 하기 위해 모든 피험자에게 3개월 간 쇼핑 내역이 있는 NAVER 아이디를

제공하도록 요청하였다. 하지만 온라인 실험 환경에서 접화 과제 이후 제공된 추천은 일상에서 접하는 실제 추천 서비스와 비교해서 추천을 받기까지의 과정이 부자연스럽다. 따라서 후속 연구에서는 가상의 온라인 커머셜 사이트를 제작하고 사이트 내 광고를 통해 소비자의 자기해석을 조작하는 실험을 설계함으로써 피험자들이 인공지능 추천 서비스로부터 추천을 받는 상황에 보다 몰입할 수 있게 하여 본 연구의 한계점을 보완할 수 있을 것이다.

또한 연구자들은 사적으로 소비되는 제품과 공적으로 소비되는 제품을 함께 추천하는 추천 서비스 환경을 갖춘 실험을 설계해 후속 연구를 진행할 수 있을 것이다. 온라인 커머셜 사이트에서는 선크림이나 매트리스처럼 사적으로 소비되는 제품과 티셔츠와 운동화처럼 공적으로 소비되는 제품 추천이 동시에 이뤄진다. 연구 2의 결과에 따르면, 독립적 자기해석이 접화된 사람들의 경우, 내집단 선호 추천 메시지에 비해 개인 구매이력 추천 메시지에서 인공지능 추천 시스템을 더 긍정적으로 평가하고, 해당 추천 시스템에 대한 더 높은 사용 의도를 보였으나, 추천된 제품에 대해서는 두 가지 유형의 추천 메시지 사이 통계적으로 유의한 차이가 없었다. 따라서 같은 추천 환경 내에서 사적 소비재와 공적 소비재를 모두 추천함으로써 본 연구의 가설을 재검증하는 후속 연구를 진행할 수 있을 것이다. 나아가 추천 제품 속성을 사적 소비재와 공적 소비재 뿐만 아니라 사치품과 필수품으로도 구분하여 살펴볼 수 있을 것이다. Bearden과 Etzel(1982)은 제품과 브랜드 결정에 대한 참조 그룹 영향을 다룬 연구에서 제품 특성을 공적-사적 소비와 사치품-필수품 개념을 연합하여

4개 조건으로 구분 지었다. 이들이 제시한 제품 속성 범주에 부합하는 제품을 추천하는 추천 서비스 환경을 조성함으로써 후속 연구자들은 추천 제품 속성이 자기해석과 추천 메시지 유형 간의 상호작용효과에 미치는 영향에 대해 탐색해 볼 수 있을 것이다.

참고문헌

- 김수민, 이병관 (2015). 자기해석 (Self-construal) 이 제품 구색에 대한 선호와 다양성 추구 행동(Variety Seeking Behavior)에 미치는 효과 연구. 한국심리학회지: 소비자·광고, 16(3), 499-518.
- 김연정 (2020, December 22). “세계 인공지능 시장 급성장...2025년까지 연평균 38% 성장”. 연합뉴스, <https://www.yna.co.kr/view/AKR20201221155600002>
- 김정원, 성용준 (2021) 사용자 인식을 기반으로 한 디지털 개인 정보 유형 연구. 한국심리학회지: 소비자·광고, 22(1), 1-24.
- 노경조 (2020, October 21). 코로나 특수 주춤한 Netflix, 한국이 살렸다. 아주경제, <https://www.ajunews.com/view/20201021151838847>
- 박소은 (2021, January 11). 코로나19에 2명 중 1명 OTT 활용...압도적 1위 'Netflix'. 이투데이, <https://www.etoday.co.kr/news/view/1983160>
- 박수현 (2019, December 4). 어느새 생활 속에 스며든 AI...취향 저격 서비스 인기. 글로벌이코노믹, https://cmobile.g-enews.com/view.php?ud=20191202144716240bf45d5d5ca_1&md=20191204151438_M&md=20191204151438_R#
- 배현진, 이상우 (2020). 콘텐츠 특성에 따른 개인화 추천서비스 플랫폼에 대한 사용자 인식 연구. 한국방송학보, 34(3), 5-42.
- 심재석 (2016, March 24). Netflix는 어떻게 최고의 추천시스템을 만들었나. 동아사이언스, <http://dongascience.donga.com/news/view/11089>.
- 안은미 (2012). 혁신적 신제품 (Innovative new product) 의 혁신유형이 소비자의 제품태도에 미치는 영향: 소비자의 자기해석 수준의 조절효과를 중심으로. 한국심리학회지: 소비자·광고, 13(2), 121-136.
- 엄주연 (2021, February 3). 글로벌 강자 스포티파이 韓 상륙... 이통사 음원 플랫폼 ‘긴장’. 뉴데일리, <http://biz.newdaily.co.kr/site/data/html/2021/02/03/2021020300051.html>
- 유지훈, 박주연 (2018). 글로벌 OTT 서비스 이용자의 지속적 이용 의도에 미치는 요인 연구. 방송통신연구, 102, 46~79.
- 이건웅 (2020). AI·TEMS, SME의 새로운 발견을 위한 AI기술. D-커머스 리포트 2020, Part 4, https://www.navercorp.com/navercorp_/research/2020/20201210194403_2.pdf
- 정지윤, 김명준 (2018). 사용자의 음악 선호요인 분석을 통한 개인 맞춤형 음악추천모델 연구. 한국디지털콘텐츠학회 논문지, 19(11), 2041-2047.
- 조성은, 임희석 (2019). 사용자의 검색 키워드 특징에 기반한 상품 추천 시스템에 관한 연구. 한국디지털콘텐츠학회 논문지, 20(2), 315-320.
- 탁현아, 성용준, 성영신 (2017). 개인의 자기 해

- 석 성향이 선물 소비에 미치는 영향. 한국 심리학회지: 소비자·광고, 18(4), 587-607.
- Aaker, J. L., & Lee, A. Y. (2001). "I" seek pleasures and "we" avoid pains: The role of self-regulatory goals in information processing and persuasion. *Journal of Consumer Research*, 28(1), 33-49.
- Aaker, J., & Schmitt, B. (2001). Culture-dependent assimilation and differentiation of the self: Preferences for consumption symbols in the United States and China. *Journal of cross-cultural psychology*, 32(5), 561-576.
- Aaker, J. L., & Williams, P. (1998). Empathy versus pride: The influence of emotional appeals across cultures. *Journal of consumer research*, 25(3), 241-261.
- Adomavicius, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the next generation of recommender systems: A survey of the state-of-the-art and possible extensions. *IEEE transactions on knowledge and data engineering*, 17(6), 734-749.
- Agrawal, N., & Maheswaran, D. (2005). The effects of self-construal and commitment on persuasion. *Journal of Consumer Research*, 31(4), 841-849.
- Ahluwalia, R. (2008). How far can a brand stretch? Understanding the role of self-construal. *Journal of Marketing Research*, 45(3), 337-350.
- Arnocky, S., Stroink, M., & DeCicco, T. (2007). Self-construal predicts environmental concern, cooperation, and conservation. *Journal of Environmental Psychology*, 27(4), 255-264.
- Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997). Fab: content-based, collaborative recommendation. *Communications of the ACM*, 40(3), 66-72.
- Bearden, W. O., & Etzel, M. J. (1982). Reference group influence on product and brand purchase decisions. *Journal of consumer research*, 9(2), 183-194.
- Bernritter, S. F., Loermans, A. C., Verlegh, P. W., & Smit, E. G. (2017). 'We' are more likely to endorse than 'I': the effects of self-construal and brand symbolism on consumers' online brand endorsements. *International Journal of Advertising*, 36(1), 107-120.
- Bostandjiev, S., O'Donovan, J., & Höllerer, T. (2012, September). TasteWeights: a visual interactive hybrid recommender system. In *Proceedings of the sixth ACM conference on Recommender systems* (pp. 35-42).
- Bruner, G. C., & Kumar, A. (2000). Web commercials and advertising hierarchy-of-effects. *Journal of advertising research*, 40(1-2), 35-42.
- De Campos, L. M., Fernández-Luna, J. M., Huete, J. F., & Rueda-Morales, M. A. (2010). Combining content-based and collaborative recommendations: A hybrid approach based on Bayesian networks. *International journal of approximate reasoning*, 51(7), 785-799.
- Duclos, R., & Barasch, A. (2014). Prosocial behavior in intergroup relations: How donor self-construal and recipient group-membership shape generosity. *Journal of Consumer Research*, 41(1), 93-108.
- Escalas, J. E., & Bettman, J. R. (2005). Self-construal, reference groups, and brand meaning. *Journal of consumer research*, 32(3), 378-389.
- Gardner, W. L., Gabriel, S., & Lee, A. Y. (1999).

- “I” value freedom, but “we” value relationships: Self-construal priming mirrors cultural differences in judgment. *Psychological science*, 10(4), 321-326.
- Gunawardana, A., & Meek, C. (2009, October). A unified approach to building hybrid recommender systems. In *Proceedings of the third ACM conference on Recommender systems* (pp. 117-124).
- Guo, Y., Wang, M., & Li, X. (2017). Application of an improved Apriori algorithm in a mobile e-commerce recommendation system. *Industrial Management & Data Systems*.
- Hakim, C. (2010). Erotic capital. *European sociological review*, 26(5), 499-518.
- Kalyanaraman, S., & Sundar, S. S. (2006). The psychological appeal of personalized content in web portals: Does customization affect attitudes and behavior? *Journal of Communication*, 56(1), 110-132.
- Kampmeier, C., & Simon, B. (2001). Individuality and group formation: The role of independence and differentiation. *Journal of personality and social psychology*, 81(3), 448.
- Kouki, P., Fakhraei, S., Foulds, J., Eirinaki, M., & Getoor, L. (2015). Hyper: A flexible and extensible probabilistic framework for hybrid recommender systems. In *Proceedings of the 9th ACM Conference on Recommender Systems* (pp. 99-106).
- Larry Hardesty (2019, November 22). The history of Amazon's recommendation algorithm. amazon science. Retrieved from <https://www.amazon.science/the-history-of-amazon-recommendation-algorithm>
- Lee, A. Y., Aaker, J. L., & Gardner, W. L. (2000). The pleasures and pains of distinct self-construals: the role of interdependence in regulatory focus. *Journal of personality and social psychology*, 78(6), 1122.
- Liang, T. P., Lai, H. J., & Ku, Y. C. (2006). Personalized content recommendation and user satisfaction: Theoretical synthesis and empirical findings. *Journal of Management Information Systems*, 23(3), 45-70.
- Lin, J. C. C., & Lu, H. (2000). Towards an understanding of the behavioural intention to use a web site. *International journal of information management*, 20(3), 197-208.
- Lin, Y. C., Chang, C. C. A., & Lin, Y. F. (2012). Self-construal and regulatory focus influences on persuasion: The moderating role of perceived risk. *Journal of Business Research*, 65(8), 1152-1159.
- Lu, J., Wu, D., Mao, M., Wang, W., & Zhang, G. (2015). Recommender system application developments: a survey. *Decision Support Systems*, 74, 12-32.
- Markos, E., Labrecque, L. I., & Milne, G. R. (2018). A new information lens: The self-concept and exchange context as a means to understand information sensitivity of anonymous and personal identifying information. *Journal of Interactive Marketing*, 42, 46-62.
- Markos, E., Milne, G. R., & Peltier, J. W. (2017). Information sensitivity and willingness to provide continua: a comparative privacy study of the United States and Brazil. *Journal of Public Policy & Marketing*, 36(1), 79-96.

- Markus, H. R., & Kitayama, S. (1991). Culture and the self: Implications for cognition, emotion, and motivation. *Psychological review*, 98(2), 224.
- Park, Y. J. (2012). The adaptive clustering method for the long tail problem of recommender systems. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 25(8), 1904-1915.
- Pazzani, M. J. (1999). A framework for collaborative, content-based and demographic filtering. *Artificial intelligence review*, 13(5), 393-408.
- Phelps, J., Nowak, G., & Ferrell, E. (2000). Privacy concerns and consumer willingness to provide personal information. *Journal of public policy & marketing*, 19(1), 27-41.
- Rauhofer, J. (2008). Privacy is dead, get over it! Information privacy and the dream of a risk-free society. *Information & Communications Technology Law*, 17(3), 185-197.
- Sharma, A., & Cosley, D. (2013, May). Do social explanations work? Studying and modeling the effects of social explanations in recommender systems. In *Proceedings of the 22nd international conference on World Wide Web* (pp. 1133-1144).
- Singelis, T. M. (1994). The measurement of independent and interdependent self-construals. *Personality and social psychology bulletin*, 20(5), 580-591.
- Sung, Y., & Choi, S. M. (2011). Increasing power and preventing pain. *Journal of Advertising*, 40(1), 71-86.
- Sung, Y., Choi, S. M., & Tinkham, S. F. (2012). Brand situation congruity: The roles of self construal and brand commitment. *Psychology & Marketing*, 29(12), 941-955.
- Swaminathan, V., Page, K. L., & Gürhan-Canli, Z. (2007). “My” brand or “our” brand: The effects of brand relationship dimensions and self-construal on brand evaluations. *Journal of consumer research*, 34(2), 248-259.
- Tam, K. Y., & Ho, S. Y. (2006). Understanding the impact of web personalization on user information processing and decision outcomes. *MIS quarterly*, 865-890.
- Tang, E. (2019, June). A quantum-inspired classical algorithm for recommendation systems. In *Proceedings of the 51st Annual ACM SIGACT Symposium on Theory of Computing* (pp. 217-228).
- Tran, T., & Cohen, R. (2000, July). Hybrid recommender systems for electronic commerce. In *Proc. Knowledge-Based Electronic Markets, Papers from the AAAI Workshop, Technical Report WS-00-04, AAAI Press* (Vol. 40).
- Troy, D. (2019, May 21). Netflix rules in customer satisfaction survey, followed by vue. Streaming Media. Retrieved from <https://www.streamingmedia.com/Articles/News/Online-Video-News/Netflix-Rules-in-Customer-Satisfaction-Survey-Followed-By-Vue-131889.aspx>
- Van Baaren, R. B., & Ruivenkamp, M. (2007). Self construal and values expressed in advertising. *Social Influence*, 2(2), 136-144.
- Zhang, Y., & Shrum, L. J. (2009). The influence of self-construal on impulsive consumption. *Journal of Consumer Research*, 35(5), 838-850.

원 고 접 수 일 : 2021. 04. 19.
수정원고접수일 : 2021. 06. 03.
게 제 결 정 일 : 2021. 06. 09.

The Impact of Self-construal and Message Framing on the Persuasion of Artificial Intelligence Recommendations

Hyungrok Jin¹⁾

Jungyong Ahn²⁾

Yongjun Sung³⁾

¹⁾School of Psychology, Korea University

²⁾Research Institute for Information and Culture, School of Media and Communication, Korea University

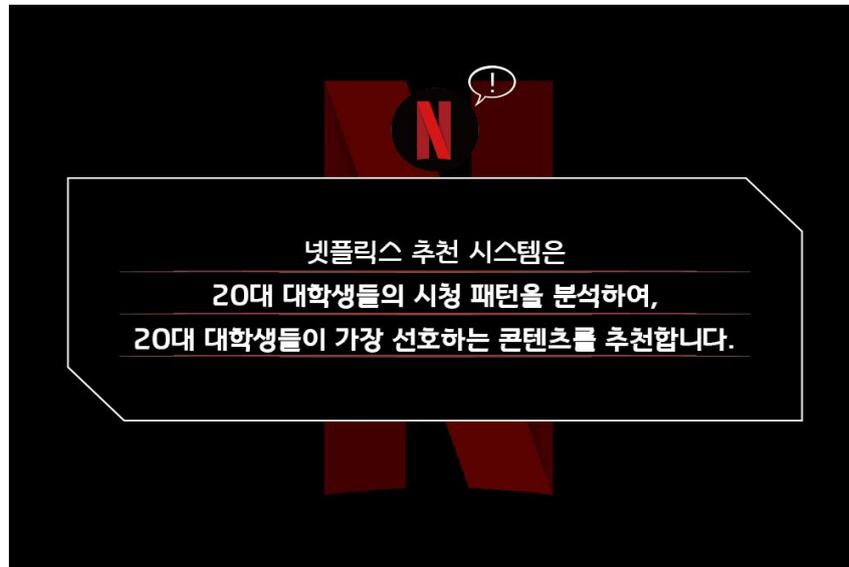
³⁾School of Psychology, Korea University

This research examines how an individual's self-construal and message framing interplay in determining AI recommendation persuasiveness. In study 1, we examine the moderating role of an individual's chronically accessible self-construal. The results show that interdependent self-construal generated more positive attitudes toward ingroup preference-based recommendation message than individual viewing history-based recommendation message. However, independent self-construal had no significant impact. Study 2 replicates this relationship, but self-construal is temporarily primed. Participants who were primed with interdependent self-construal displayed more positive attitude toward the ingroup preference-based (vs. personal purchase history) recommendations. Participants in the independent self-construal manipulation condition displayed higher preference toward the personal purchase history-based (vs. ingroup preference) recommendations. Our findings provide theoretical implications by extending the previous finding in the context of artificial intelligence recommendation. Also, some managerial implications are offered, especially for marketers and AI technology developers.

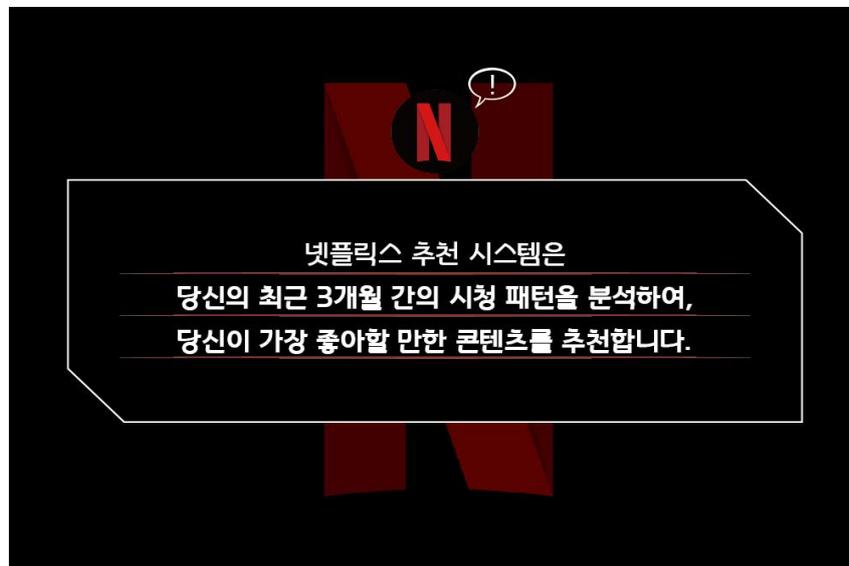
Key words : Artificial intelligence (AI), recommendation agent, self-construal, message framing

연구 I. 자극물

Netflix 추천 화면 : 내집단 작품 선호 기반



Netflix 추천 화면 : 개인 시청이력 기반



연구 II. 자극물

내집단 선호 기반 추천 화면

네이버 인공지능 추천 시스템(AiTEMS)이
20대 대학생들의 쇼핑 패턴을 분석하여,
20대 대학생들이 가장 선호하는 향수를 추천합니다.



모티브(MOTIVE) 사피(SAFI) 50ml (41,000원)

산뜻하고 매력적인 향 사피.
사피는 두 가지 요소, 전통적인 코오롱의 신선한
노트와 지중해의 문화, 지형,
그리고 섬세하고 향기로운 식물에서 영감을 받아
탄생했습니다.
시트러스 노트의 친숙함과 현대적인 바질 향이
더해져 섬세한 스파이시한 플로브의 언더톤이
어우러진 그런 내용을 선사합니다.

개인 구매이력 기반 추천 화면

네이버 인공지능 추천 시스템(AiTEMS)이
당신의 최근 3개월 간의 쇼핑 패턴을 분석하여,
당신에게 가장 잘 맞는 향수를 추천합니다.



모티브(MOTIVE) 사피(SAFI) 50ml (41,000원)

산뜻하고 매력적인 향 사피.
사피는 두 가지 요소, 전통적인 코오롱의 신선한
노트와 지중해의 문화, 지형,
그리고 섬세하고 향기로운 식물에서 영감을 받아
탄생했습니다.
시트러스 노트의 친숙함과 현대적인 바질 향이
더해져 섬세한 스파이시한 플로브의 언더톤이
어우러진 그런 내용을 선사합니다.