



아는 만큼 보인다?

추천 알고리즘 이용자 태도에 미치는 인지된 지식, 실제 지식, 지식격차 요인의 영향력 탐색

이슬기 부산대학교 미디어커뮤니케이션학과 조교수

김범수 부산대학교 미디어커뮤니케이션학과 조교수

The More People Know, the More They See?*

The Impact of Perceived and Actual Knowledge, and Knowledge Gap Factors on User Attitudes Toward Recommendation Algorithms

Sigi (Sage) Lee**

(Assistant Professor, Department of Media and Communication, Pusan National University)

Bumsoo Kim***

(Assistant Professor, Department of Media and Communication, Pusan National University)

Recommendation algorithms, while not immediately evident, can have a significant and lasting impact on users. Therefore, it is critical that media users recognize and comprehend these algorithms. Specifically, it is essential to accurately identify the potential negative outcomes and biases that recommendation algorithms may introduce, and to apply them with critical awareness. Such critical attitude is fundamental for the democratic use of recommendation algorithms. Hence, this study conducted an empirical analysis of the factors that shape people's attitudes toward recommendation algorithms. Specifically, we examined how perceived and actual knowledge about recommendation algorithms influence attitudes toward three types of recommendation algorithms—that are, entertainment content, news, and advertisements recommendation algorithms. We first investigated how two types of algorithm knowledge are influenced by (a) socio-demographic factors, (b) media use, and (c) digital literacy (collectively referred to as the "knowledge gap" factor), and examined how algorithm knowledge is associated with algorithm attitudes. A nation-wide survey of 1,169 adult algorithm users was conducted using quota sampling. The findings show that there were substantial disparities in levels of algorithm knowledge based on the knowledge gap factors such as age, income, education level, online media use, and digital literacy. Groups with younger individuals and those with

* This work was supported by Pusan National University Research Grant, 2021(본 연구는 2021학년도 부산대학교 교내학술연구비(신입교수연구정착금)에 의한 연구임).

** sg.lee@pusan.ac.kr, the first author

*** kbs0035@pusan.ac.kr, corresponding author

higher levels of income, education, online media use, and digital literacy tend to have both higher perceived, and actual knowledge of recommendation algorithms. Second, perceived knowledge about recommendation algorithms had a positive relationship with actual knowledge. However, these two types of knowledge had different relationships with algorithm attitudes; that is, only perceived knowledge showed a positive relationship with entertainment-content algorithm, whereas actual knowledge did not show any significant relationship with any types of algorithm attitude. Third, there were several knowledge gap factors that significantly correlated with algorithm attitude. Age, online media use, and digital literacy were significantly related to attitudes toward entertainment-content recommendation algorithms, whereas traditional and online media use were positively related to news recommendation algorithm attitudes. On the other hand, no factors were found to influence attitudes toward advertisements recommendation algorithms. Fourth, across all three types of algorithms, traditional media use, online media use, and digital literacy were found to be significant factors influencing algorithm attitudes, while algorithm knowledge (both perceived and actual) was of lower importance. Overall, media use and digital literacy were the most critical factors in shaping attitudes toward recommendation algorithms, whereas algorithm knowledge had a minimal impact. Additionally, we found a "knowledge gap" in algorithm knowledge, in which people's level of algorithm knowledge varies significantly depending on their age, income, education level, and digital literacy. However, no identical pattern of gap was found in relation to the formation of algorithm attitudes. Implications for algorithm literacy education were discussed.

Keywords: Recommendation Algorithm Attitude, Recommendation Algorithm Knowledge, Knowledge Gap Factors, Digital Divide

국문초록

추천 알고리즘은 겉으로 잘 드러나 있지는 않으나, 이용자의 정보환경을 구성하는 데 있어 지속적이고 상당한 영향을 미칠 수 있다. 따라서 미디어 이용자들이 이러한 추천 알고리즘을 올바르게 이해하고 인식하는 것은 매우 중요하다. 특히 추천 알고리즘이 초래할 수 있는 부정적 결과와 편향성을 정확히 인지하고, 이를 비판적으로 바라보는 태도는 추천 알고리즘의 민주적 활용에 있어 필수적이다. 이에 본 연구는 추천 알고리즘 태도에 영향을 미치는 요인에 대한 실증적 탐색을 수행하였다. 구체적으로, 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식과 실제 지식이 세 종류의 알고리즘(엔터테인먼트 콘텐츠 추천, 뉴스 추천, 광고 추천)에 대한 태도에 미치는 영향을 살펴보았다. 이에 앞서, '지식격차' 요인으로 제시된 성별, 연령, 소득 및 교육 수준, 지역의 (a) 인구사회학적 요인파 (b) 미디어 이용 수준, (c) 디지털 리터러시 수준에 따라 추천 알고리즘에 대한 지식이 어떻게 형성되어 있으며, 이는 알고리즘 태도와 어떠한 관계가 있는지 살펴보았다. 이를 위해 전국 단위의 할당표집을 통해 성인 알고리즘 이용자 1,169명을 대상으로 설문을 시행하였다. 연구 결과, 첫째, 지식격차 요인 중 연령, 소득, 교육수준, 온라인미디어 이용, 디지털 리터러시에 따라 추천 알고리즘 지식에 유의미한 차이가 발견되었다. 즉, 연령이 낮고, 소득이 높으며, 온라인미디어 이용과 디지털 리터러시 수준이 높은 집단일수록 인지된 알고리즘 지식과 실제 알고리즘 지식이 모두 높은 경향

을 보였다. 둘째, 알고리즘에 대한 인지된 지식과 실제 지식은 서로 정의 관계를 보였다. 그러나, 이들이 각각 알고리즘 태도에 미치는 영향은 상이했다. 인지된 지식만이 엔터테인먼트 추천 알고리즘 태도와 정적인 관계를 보였으며, 실제 지식은 어떤 종류의 알고리즘 태도와도 유의미한 관계를 보이지 않았다. 셋째, 지식 요인 외에 지식격차 요인 또한 알고리즘 태도에 유의미한 영향을 보였다. 구체적으로, 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도에는 연령, 온라인미디어 이용, 디지털 리터러시가 각각 유의미한 관계를 보였으며, 뉴스 추천 알고리즘 태도에는 전통미디어와 온라인미디어 이용이 정적인 관계를 보였다. 반면, 광고 추천 알고리즘 태도에 영향을 미치는 지식격차 요인은 발견되지 않았다. 넷째, 세 종류의 추천 알고리즘 태도에 있어 공통적으로 높은 영향력을 보인 요인은 전통미디어 이용, 온라인미디어 이용, 디지털 리터러시였던 반면, 알고리즘 지식(인지된 지식 및 실제 지식)은 낮은 순위의 중요도를 차지했다. 이를 종합하면, 추천 알고리즘 태도 형성에 있어 미디어 이용과 디지털 리터러시가 가장 중요하였으며, 추천 알고리즘을 얼마만큼 이해하고 있는가에 대한 지식의 영향은 상대적으로 미미하다고 볼 수 있다. 또한, 추천 알고리즘 지식과 관련하여 연령, 소득, 교육수준, 디지털 리터러시 등의 요인에 의한 지식격차가 존재하였으나, 동일한 요인에 의한 격차가 알고리즘 태도에도 그대로 작용한다고 보기는 어려웠다. 추천 알고리즘 리터러시 교육과 관련한 함의를 논의하였다.

핵심어 : 추천 알고리즘 태도, 추천 알고리즘 지식, 지식격차 요인, 디지털(정보)격차

1. 서론

오늘날 추천 알고리즘은 거의 모든 플랫폼에 존재한다. 이용자의 이용 패턴과 흔적들을 분석하여 이용자의 선호도를 예측하고, 이를 기반으로 콘텐츠를 추천하거나 자동으로 배열하는 추천 알고리즘은 검색 엔진과 소셜미디어를 비롯하여 엔터테인먼트 플랫폼과 이커머스(E-commerce) 사이트 등 각종 플랫폼에 보편적으로 사용되고 있다. 포털 사이트의 뉴스 기사, 온라인 쇼핑 사이트에서의 상품, OTT(Over-The-Top) 플랫폼의 영상 콘텐츠 등 이용자가 무언가를 선택해야 하는 거의 모든 상황에서 추천 알고리즘이 작용하고 있다.

지능정보기술의 연결이 보편화된 작금(昨今)의 매체환경에서 추천 알고리즘은 플랫폼과 온라인 환경을 구성하는 핵심적 기반 요소로 자리매김하였다. 추천 알고리즘은 이용자의 최적화된 소비를 촉진할 수 있도록 정교하게 계산되어 설계된 프로그램이나, 동시에 그 존재가 겉으로 드러나 있지 않으며, 작동 방식 또한 명확하게 공개되어 있지 않다. 이런 점에서 추천 알고리즘은 방송통신망이나 이동통신망과 유사하게, 이용자에게 대부분 비가시적(invisible)이며, 정보와 의사소통을 증계하는데 핵심적 기반이 되는 미디어 인프라스트럭처(media infrastructure)의 일종으로 기능한다고 볼 수 있다(Campbell, Zhao, Frith, & Liang, 2021; Gran, Booth, & Bucher, 2021).

겉으로 드러나 있지는 않지만, 이용자에게 지속적이고 상당한 수준의 영향을 미칠 수 있다는 점에서 추천 알고리즘에 대한 개인들의 지각과 인식은 중요하다. 추천 알고리즘은 자신에게 관련성 있는 정보에 대한 잣대를 제공하고, 특정 정보를 선택하거나 특정 정보에 우연히 노출되는 데 있어 직간접적인 영향을 미친다(이슬기·강신후, 2024). 어떠한 정보를 접하고 소비하는가의 문제는 공적인 이슈에 대한 정보 소비와 참여, 그리고 이 과정에서 행사되는 시민적 주도권(agency)에 중요한 영향을 미칠 수 있기 때문에 민주주의와도 밀접한 관련이 있다(Gillespie, 2013). 현재 추천 알고리즘은 공공행정 및 정책, 미디어, 사회복지, 의료·보건, 정치 등 사회 전반의 다양한 영역에서 이루어지는 주요한 의사결정 과정에 활용되고 있다(Gerdon, Bach, Kern, & Kreuter, 2022; Williams, Brooks, & Shmargad, 2018). 이러한 점에서 개인이 추천 알고리즘을 어떻게 지각하고 인식하는가는 추천 알고리즘의 활용과 규제에 있어 보다 거시적인 차원의 사회적 합의를 형성하는 핵심적인 전제가 될 수 있다.

특히, 추천 알고리즘의 편향성을 올바르게 인식하고 이에 대해 비판적인 태도를 유지하는 것은 추천 알고리즘의 민주적 활용에 있어 매우 중요하다. 추천 알고리즘은 서비스 제공자의 특수한 목적과 사용자 편의에 따라 설계되기 때문에, 설계 과정에서 개발자의 선입견, 제한된 관

점, 데이터의 불완전함 등이 불가피하게 개입될 수 있다. 이로 인해 특정 집단이나 의견에 불이익을 주거나 혜택을 주는 편향성이 발생할 수 있다(Zou & Schiebinger, 2018). 또한, 추천 알고리즘으로 인해 이용자의 선호도와 관련된 콘텐츠에만 집중적으로 노출되어 다양성이 감소하고 선유경향이 강화되는 ‘필터 버블(filter bubbles)’ 현상이 증폭될 수 있다(Pariser, 2011).

추천 알고리즘에 대한 올바른 인식과 비판적 태도의 중요성을 고려해 볼 때, 알고리즘 태도 형성에 영향을 미칠 수 있는 요인에 대한 실증적 조사가 필요하다. 이에 본 연구는, 개인이 추천 알고리즘을 지각하고 이해하는 수준을 의미하는 ‘추천 알고리즘 지식’에 주목하고, 알고리즘 지식과 태도 간의 관계를 살펴보고자 한다. 추천 알고리즘은 그 작동과 운영방식이 모호하고 불분명하기에, ‘블랙박스’에 빔대어 표현되곤 하는데, 이러한 추천 알고리즘에 대한 무지(無知)는 알고리즘에 대한 맹목적인 신뢰 또는 낙관적 태도와 관련이 있는 것으로 보인다.

2019년 <한국언론진흥재단>에서 실시된 조사에 의하면, 국내 이용자들은 추천 알고리즘에 대해 전반적으로 우호적인 태도를 보였는데, 응답자들의 70~80%가 추천 알고리즘이 자신에게 필요하고 관련성 있는 정보들을 추천해 줄 뿐만 아니라, 뉴스와 같은 정보성 콘텐츠 추천에 있어 공정성, 다양성, 정확성, 투명성 등 여러 차원에서 알고리즘 추천을 전문가 추천보다 더 신뢰한다고 응답하였다. 반면, 추천 알고리즘에 대한 이해는 현저히 낮았는데, 절반에 가까운 응답자(46.3%)들이 네이버나 다음 등 그들이 주로 이용하는 플랫폼에서 실행되고 있는 뉴스자동배열 시스템을 전혀 인지하지 못하고 있었다(오세욱, 2019). 이와 유사하게, 해외 이용자를 대상으로 수행된 선행연구(Gran et al., 2021)에서도 추천 알고리즘에 대한 지각수준이 낮을수록 알고리즘에 대해 더 긍정적인 태도를 보이는 경향이 발견되었다.

한편, 디지털 리터러시와 관련된 선행연구는 새로운 미디어 기술에 대한 지식의 함양이 해당 기술에 대한 비판적 인지 과정을 촉진시키고, 기술에 대한 경계와 비판적 태도 형성에 기여할 수 있음을 제시한다(엄정운·정세훈, 2018; 오세욱·윤현옥, 2022; 이수범·손영곤, 2018). 이러한 미디어에 대한 지식과 태도 간의 영향 관계는 추천 알고리즘에도 적용될 수 있다. 다시 말해, 추천 알고리즘에 대한 지식의 증대가 알고리즘에 대한 비판적 태도 형성에 영향을 미칠 수 있다는 것이다. 이러한 근거를 기반으로 추천 알고리즘에 대한 지식수준과 알고리즘 태도와의 관계를 탐색하고자 한다.

본 연구는 추천 알고리즘에 대한 지식을 실제 지식과 인지된 지식으로 구분하고, 두 차원의 지식과 태도 간의 관계를 살펴보고자 한다. 디지털 리터러시와 관련된 대부분의 선행연구는 디지털 미디어 기술의 지각, 활용, 평가 등과 관련한 개인 자신의 역량을 주관적으로 평가하는 ‘인지된 지식’을 중심으로 이루어져 왔다(이수범·손영곤, 2018; 이슬기·강신후, 2024; 허윤철,

2020; Alam, Cho, & Kim, 2018; Zarouali, Boerman, & de Vreese, 2021). 그러나 인지된 지식과 실제 지식, 즉, 안다고 생각하는 것과 실제로 알고 있는 것 간의 차이가 존재할 수 있으며(김현우·이종혁, 2020; 최지향·오해정·전현지, 2023; Kruger & Dunning, 1999), 인지된 지식만을 고려할 경우 비판적 태도 형성에 미치는 실제 지식의 영향력을 왜곡시킬 가능성이 있다. 따라서 추천 알고리즘 지식과 태도 간의 보다 명확한 관계 확인을 위해 인지된 지식, 실제 지식, 태도 간의 관계를 살펴보는 것이 필요하다.

아울러, 본 연구는 추천 알고리즘 태도 형성에 작용할 수 있는 ‘지식격차’에도 주목하고자 한다. 대부분의 이용자들이 추천 알고리즘을 자주 접하고 있음에도 불구하고, 알고리즘의 존재를 지각하거나 알고리즘의 유용성을 평가하는데 있어서 개인별로 크고 작은 차이를 보이고 있다(김미경·이은지, 2019; 오세욱, 2019; Ytre-Arne & Moe, 2020). 이러한 차이는 주로 이용 경험, 개인적 성향, 이용 동기 및 이용 환경 등 이용자의 개인적 요인에 초점을 맞춰 연구되고 있으나, 보다 상위 차원의 ‘정보격차(digital divide)’라는 관점에서 접근할 필요가 있다. 정보격차란 일반적으로 지식과 정보에 대한 접근이 경제적 수준, 성별, 연령, 지역 등 사회경제적 지위와 관련된 요인에 의해 불균형하게 나타나는 현상을 지칭하는데(민영, 2011), 이러한 정보격차 관점에서 보면 추천 알고리즘에 대한 지식과 태도는 상황적이고 개인적인 요인 보다는, 보다 연속적이고 계층적인 요인에 의해 형성될 수 있다.

정보격차는 주로 소득, 성별, 세대, 지역이라는 ‘4대 변인’에 의해 발현되는 것으로 알려져 있다(김문조·김종길, 2002, Wilson, Wallin, & Reiser, 2003). 교육수준과 미디어 이용 및 미디어 리터러시 수준 또한 정보격차의 주요한 유발 요인으로 제시되는데(김문조, 2020; 민영, 2011; 송효진, 2014; 이민상, 2020; 이숙정·육은희, 2014; 정영호·이혜미, 2010), 지식격차가설(Knowledge gap hypothesis: Tichenor, Donohue, & Olien, 1970)에 따르면, 디지털 미디어를 통해 전달되는 정보의 양이 증가함에 따라, 정보를 이해하는 인지적 자원과 이 정보를 공유하고 논의할 수 있는 사회적 관계망에 대한 계층 간 차이로 인해 지식수준의 격차가 확대 되게 된다. 실제로, 해외 이용자들을 대상으로 한 선행연구에서는 추천 알고리즘에 대한 지각 수준에 있어 연령, 성별, 교육수준 등의 요인에 따른 집단 간 차이가 발견된 바 있다(Cotter & Reisdorf, 2020; Gran et al., 2021; Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023a, 2023b). 한편, 국내연구에서는 디지털 미디어 이용 수준과 디지털 기술을 다양한 방식으로 활용할 수 있는 능력을 의미하는 디지털 역량 수준이 지능정보기술에 대한 지식수준에 영향을 미칠 수 있음을 확인하였다(이민상, 2020). 이는 사회경제적 지위와 관련한 요인뿐만 아니라 미디어 이용 및 디지털 리터러시 수준 등이 추천 알고리즘에 대한 지식 형성에 주요한 영향을 미칠 수 있음을 의미하

며, 이와 관련한 국내 이용자들에 대한 보다 면밀한 조사가 필요함을 시사한다. 이에 본 연구는 선행연구에서 지식격차를 유발할 수 있는 요인으로 제시된 성별, 연령, 소득 및 교육 수준, 지역의 인구사회학적 요인과 미디어 이용 수준, 디지털 리터러시를 ‘지식격차’ 요인으로 설정하고, 이 지식격차 요인 수준에 따라 추천 알고리즘에 대한 국내 사용자들의 지식(실제 및 인지된 지식)이 어떻게 형성되어 있는지를 살펴보고자 한다.

마지막으로, 본 연구는 추천 알고리즘을 (1) 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 (2) 뉴스 추천 (3) 광고 추천 기능의 세 유형으로 분류하고, 각 유형에서의 지식과 태도 간 관계를 살펴보고자 한다. 다양한 영역에서의 추천 알고리즘 사용이 보편화되어 있는 현재의 매체환경에서 수용자들은 알고리즘의 기능 별로 상이한 수준의 지각 능력과 태도를 보이고 있다(Gran et al., 2021; Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023a). 이는 어떠한 유형의 콘텐츠를 추천해주는가의 문제가 추천 알고리즘의 기능과 직결되며, 인지된 기능 별로 알고리즘에 대한 이용자의 인식과 평가가 상이하게 형성될 수 있음을 의미한다. 따라서 본 연구에서는 추천 알고리즘의 기능별 세분화를 통해 이용자 지식과 태도 간의 관계를 보다 면밀하게 살펴보고자 한다. 종합하면, 본 연구는 (1) 지식격차 요인과 알고리즘 지식(실제 및 인지된 지식) 간의 관계를 파악하고, (2) 추천 알고리즘 지식(실제 및 인지된 지식)이 알고리즘 태도에 미치는 영향을 분석한다. 이 과정에서 (3) 추천 알고리즘의 인지된 지식과 실제 지식 간의 관계를 탐색하고, 이를 종합하여 (4) 추천 알고리즘 태도에 미치는 인지된 지식, 실제 지식, 지식격차 요인들의 영향력을 통합적으로 살펴보고자 한다.

2. 이론적 논의

1) 정보격차(digital divide)와 추천 알고리즘에 대한 지식격차

지능정보사회의 고도화에 따른 대표적인 문제 중 하나는 기술과 정보 활용에 있어 개인 또는 사회경제적 계층 별로 그 격차가 점차 증가되는 정보격차(digital divide)이다. 이는 연령, 성별, 지역, 소득수준 등으로 인해 기술 활용에 제약을 받는 개인들이 그렇지 않은 개인들과 비교하여 받게 되는 혜택의 양과 질의 차이가 점점 크게 나타나는 현상을 의미한다. 정보화의 진전과 함께 정보격차는 보다 복잡한 방식으로 재생산되며 심화되고 있다. 이에 따라 오늘날 정보격차의 핵심적 쟁점은 ‘접근(access)’의 차원에서 ‘비판적이고 주체적인 수용(quality and conscious reception)’의 차원으로 전환되고 있다(김문조·김종길, 2002). 정보화의 초기 단계에서는 매체 또는 기기에 대한 접근(1차 정보격차)이 중요했다면, 정보통신 기기의 보급화가 이루어진 현재

국내의 상황에서는 개인들의 정보 활용 역량(2차 정보격차) 또는 의식적 수용(3차 정보격차)과 관련된 격차가 주요 쟁점으로 부각되고 있다. 누구나 비교적 쉽게 다양한 정보에 접근할 수 있는 환경이 되었지만, 정보자원을 올바르게 이해하고 분별하는 과정을 통해, 이를 주체적이고 윤리적으로 활용하는 것은 더 어려워졌기 때문이다. 디지털 정보의 범람으로 인해, 정보의 진위여부를 판단하고, 양질의 정보를 분별해 내는 비판적 수용은 더욱 어려워졌다. 이로 인해 현재의 매체환경에서 정보 역량 또는 정보 활용 차원의 격차는 더욱 심화되는 형태로 나타나고 있다(김문조, 2020; 정영호·이혜미, 2010).

소득 및 직업 등과 연관된 경제 수준과 인구사회학적 요인은 정보자원에 대한 태도, 활용방식에 유의미한 영향을 미칠 수 있다. 개인의 지적 능력, 문화적 소양 등 비가시적인 의식 또한 중요한 요인이 될 수 있는데, 이는 정보의 다양한 수용과 해석이 가능한 다원적 정보환경에서 이용자의 해석 능력과 윤리적 의식 등이 정보의 활용 가치를 결정하는데 주요한 역할을 하기 때문이다. 이러한 맥락에서, 정보에 대한 해석 능력이 높은 사람일수록 동일한 정보를 통해 더 많은 것을 인지하고 느낄 수 있다(김문조·김종길, 2002). 아울러, 교육수준 및 미디어 이용 요인 또한 정보 격차를 유발할 수 있다. 지식격차가설(Tichenor et al., 1970)에 의하면, 미디어에서 접하는 정보의 양과, 이 정보자원을 공유하고 논의할 수 있는 사회적 관계망과 관련한 계층 간 차이가 존재할 수 있으며, 이러한 차이로 인해 개인 간 지식수준의 격차가 더욱 확대될 수 있다. 이후 수행된 다수의 연구들은 소득 및 인구사회학적 요인뿐만 아니라 미디어 이용과 디지털 정보를 이해하는 리터러시 수준이 정보격차에 작용하는 원인이 될 수 있음을 제시했다(김문조, 2020; 민영, 2011; 송효진, 2014; 이민상, 2020; 이숙정·육은희, 2014; 정영호·이혜미, 2010).

인공지능기술과 디지털 플랫폼이 보편화된 현재의 매체환경에서 플랫폼과 이를 둘러싼 추천 알고리즘에 대한 지식은 중요하다. 자신이 소비하는 대부분의 콘텐츠를 추천하고 있는 알고리즘의 존재를 명확하게 지각하고, 이에 대한 영향력을 올바르게 파악하는 것은 자신에게 더 유용한 정보에 대한 접근성을 높이고, 이를 잘 활용하는 결과로 이어질 수 있기 때문이다(이슬기·강신후, 2024; Alam et al., 2018; Gillespie, 2013). 만약 지식격차가설이 제시하는 바와 같이 추천 알고리즘 지식과 관련한 경우에도 집단 간 격차가 존재한다면, 이는 디지털 정보를 비판적으로 수용하고 활용하는 능력의 격차를 의미하는 ‘활용 역량 격차’로 이어질 수 있으며, 나아가 보다 실질적인 차원의 정보 불평등을 포함한 ‘결과 격차’로 이어질 가능성이 있다(송효진, 2014; 이숙정·육은희, 2014).

이러한 가능성을 탐색하기 위해 앞서 지식격차를 유발하는 요인으로 제시된 인구사회학적 요인, 미디어 이용, 디지털 리터러시 수준이 실제 알고리즘 지식에 어떠한 영향을 미치는지 파악

하고자 한다. 추천 알고리즘과 관련한 지식격차를 살펴보는 것은 추천 알고리즘에 대한 수용 여부 예측을 것을 넘어 알고리즘 활용 격차로 인해 야기되는 다양한 결과적 격차를 예측하는데 있어서 이론 및 실용적 함의를 제공할 수 있을 것이다.

2) 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식, 실제 지식, 태도

추천 알고리즘에 대한 지식은 한 개인의 메타 인지 능력(metacognitive ability)과 밀접한 연관이 있다(Kruger & Dunning, 1999). 메타 인지 능력은 자신의 인지적 활동의 경험 축적과 기억에 의해 형성되는 것으로, '스스로 무엇을 알고 있는지'와 '무엇을 잘 모르는지'를 인지하는 능력을 의미한다(Dunning, Johnson, Ehrlinger, & Kruger, 2003; Kruger & Dunning, 1999). 인지심리학자들은 메타 인지 능력을 메타 기억(meta-memory), 이해(meta-comprehension), 그리고 자기 모니터링 기술(self-monitoring skill)로 유형화하였다(Chi, Glaser, & Rees, 1982; Klin, Guzman, & Levine, 1997; Míguez-Álvarez, Cuevas-Alonso, & Cruz, 2021). 인간의 메타 인지 능력은 자신이 속한 환경 및 맥락에 따른 행동과 상황에 적합한 결정을 수행하는 데 중요한 요인이다. 이러한 메타 인지 능력은 불확실성을 감소시키기 위해 정보 추구의 행위로 연결될 수 있다.

불확실성 감소 이론 연구자들은 개인의 불확실성을 자극하는 요소가 다양하며(예: 관계, 자기 자신, 상황 등), 이를 줄이기 위해 미디어 이용을 자주 하거나 다른 사람들과의 커뮤니케이션 행위에 적극 참여한다고 강조한다(Berger & Calabrese, 1975; Knobloch, Satterlee, & DiDomenico, 2010). 사람들은 다면적인 정보를 추구하면서 자신의 모호성과 불확실성을 줄일 수 있으며, 이러한 반복적 과정이 개인의 메타 인지 능력 향상에 도움이 될 뿐만 아니라 학습 효과를 야기할 수 있다. 개인의 학습은 장기 기억 속 실질적인 정보 축적으로 이어지고, 우리는 이를 '지식'이라고 말한다.

지식은 복잡한 현안을 이해하고, 합리성을 기반으로 한 상황 대처 능력과 관련이 있다. 지식 축적은 파편화된 정보 종합 과정, 정보에 대한 구조적 연결 과정, 정보에 대한 내재적 정교화 과정, 그리고 주관적인 정보 이해 과정으로 구성될 수 있다(Eveland, 2001). 특히, 지식 축적 과정에서는 특정 현안에 대한 다면적인 정보의 양을 종합하고 이해하는 것이 중요하다. 이를 위해서는 다양한 인간관계 속에서 이루어지는 학습이 필요하다. 현대의 디지털 미디어 환경에서는 미디어가 지식을 위한 학습 도구로써 중요한 역할을 수행하기 때문에, 지식은 미디어와 사람 간 커뮤니케이션을 통해 얻어지는 산물이라고 볼 수 있다(Carpini & Keeter, 1993; de Vreese & Boomgaarden, 2006; Kruger & Dunning, 1999).

사람들은 다양한 미디어를 통해 우연히 정보에 노출될 수 있고, 자신이 스스로 미디어를 활용하여 정보를 적극적으로 추구할 수도 있다. 이러한 과정을 통해 미디어에 대한 어포던스(affordance)를 지각하는 수준이 높아지고 복잡한 미디어의 기능적 속성에 대해서도 점진적으로 이해할 수 있게 된다. 선행연구에서 강조한, 사람들의 미디어에 대한 이해는 본 연구에서 주목한 추천 알고리즘에 적용할 수 있다. 유비쿼터스(ubiquitous) 미디어 환경 속에서 사람들은 언제 어디서나 정보에 우연히 노출되기도 하고, 정보를 추천받기도 한다(Barnidge, 2021; Gil de Zúñiga, Cheng, & González-González, 2022). 의도성이 존재하든 존재하지 않든 미디어로부터 콘텐츠를 추천받기 때문에 사람들은 실제로 다양한 정보를 기반으로 지식을 쌓을 수 있다. 또는 언제 어디서나 접한 뉴스 노출로 인해 마치 자신이 정보를 많이 알고 있다고 인지할 수 있다(Diehl & Lee, 2022; Gil de Zúñiga et al., 2022).

인지심리학 연구자들은 지식을 ‘자신이 실제로 아는 지식’과 ‘자신의 지식을 인지하는 지식’으로 구분하였다. 먼저, 자신이 실제로 아는 지식은 특정 주제 및 대상에 대한 실질적인 지식 수준을 의미하며, 자신의 지식을 인지하는 지식은 일종의 메타 인지 개념으로 본인의 지식에 대해 얼마나 알고 있는지에 관한 주관적인 평가를 하는 지식을 의미한다(김현우·이종혁, 2020; 최지향 외, 2023; Yamamoto & Yang, 2022). 커뮤니케이션학의 정량적 연구자들은 실제 지식(actual knowledge)은 특정 주제나 분야에 대한 사실적이고 정확한 정보를 보유하고 있는 상태를 의미한다고 강조하며(Yamamoto & Yang, 2022), 사실성, 정확성, 그리고 이해력의 종합적인 산물로 볼 수 있다고 한다. 실제 지식은 개인이 특정 현안이나 이슈에 대해 얼마나 정확하게 알고 있는지 또는 실제 과업을 수행하는 능력을 평가함으로써 측정할 수 있다(Kruger & Dunning, 1999). 반면에, 인지된 지식(perceived knowledge)은 개인이 특정 현안이나 대상에 대해 자신이 잘 알고 있다고 인식하는 것을 의미한다. 이는 특정 이슈에 대해 자신이 충분한 지식을 가지고 있다고 느끼는 정도로 개념화할 수 있으며, 주관적인 지식 평가를 나타낸다.

구체적으로, 자기 지식에 대한 ‘인지’는 자신의 기억 능력을 모니터링하고 뇌의 작업 기억(working memory) 및 장기 기억(long-term memory)에 저장된 정보에 대한 주관적인 판단을 의미한다. 이러한 주관적인 판단은 실제 기억 능력과 차이가 있을 수 있다. 즉, 자신의 객관성이 부족하지만, 스스로 객관성이 높다고 인지할 수 있다는 것이다. 그러나, 인지된 지식과 실제 지식 간 차이만 존재하는 것은 아니다. 인지심리학 선행 연구자들은 인지된 지식과 실제 지식 간 정(+)의 상관관계가 존재한다고 강조하였다. 칼슨 등(Carlson, Vincent, Hardesty, & Bearden, 2009)은 사람들이 자신의 지식수준에 대한 인식과 믿음이 실제 경험을 통한 학습 등을 통해 획득된 실제 지식과 정의 관계를 갖는다고 강조하였으며, 비우도인과 데스리처드 또한

자기 기억에 대한 인지와 실제 지식 간의 연관성을 실증적으로 밝힌 바 있다(Beaudoin & Desrichard, 2011). 이처럼, 인지 지식과 실제 지식 간의 정의 관계는 메타인지 모니터링(metacognitive monitoring) 활동이 활발할 때 가능하다.

메타인지 모니터링은 자기 학습과 기억에 대한 주관적 평가를 의미하며, 이를 통해 자기 통제와 학습에 대한 욕구를 더욱 증진시킬 수 있다(Dunlosky & Metcalfe, 2009). 이러한 메타인지 모니터링은 특정 주제 및 대상에 대한 인지된 지식의 특징과 유사하다. 자기 지식에 대한 신념 형성은 자신이 학습하거나 경험한 내용을 바탕으로 이루어지며, 이러한 신념과 믿음은 실제 지식과 일치하지 않을 때도 있다. 일상생활에서 자주 접하는 알고리즘 기반 콘텐츠를 통해 알고리즘에 대한 사람들의 메타인지 수준이 높아질 수 있으며(인지 지식), 실제 알고리즘에 대한 경험과 학습을 통해 실제 지식이 습득될 수도 있으나, 알고리즘에 대한 이 두 유형의 지식 간에는 차이가 발생할 수 있다.

앞서 언급한 바와 같이 추천 알고리즘에 대한 인지 지식과 실제 지식은 자신의 경험에 의한 학습에 의해 형성될 수 있다. 다양한 미디어를 통해 알고리즘에 대한 정보를 장기 기억에 저장할 수 있으며, 동시에 사람들은 미디어 경험을 통해 형성된 정보에 대해 주관적인 태도를 형성할 수 있는데, 태도는 외부 현상 또는 자극에 대한 맥락적인 판단 및 평가라고 볼 수 있다(Bodenhausen & Gawronski, 2013). 인지심리학 선행연구는 사람들의 행동을 통해 습득한 정보가 태도 형성 및 변화에 중요한 역할을 할 수 있음을 강조하는데(Albarran & Wyer, 2000), 알고리즘 이용 경험을 기억 장치에 저장하고, 이를 바탕으로 특정 주제 및 현상에 대해 주관적으로 맥락적 평가를 하는 과정 속에서 알고리즘에 대한 태도가 형성될 수 있다.

여기서 주목할 점은 알고리즘에 대한 경험과 학습이 개인마다 다를 수 있다는 것이다. 이는 개인마다 디지털 미디어 환경 상 타자와 연결되어 있는 관계가 상이하고, 다매체 다채널 환경에서 반복적으로 소비하는 콘텐츠가 이질적일 수 있기 때문이다(Barnidge, 2021). 반두라(Bandura, 2001)는 특정 정보의 특징을 인지 구조에 종합한 후, 이를 뇌 기억장치에서 구조적으로 조직화한다고 강조하였다. 이러한 논리를 알고리즘에 대한 태도 형성에 적용한다면, 이용자들은 추천 알고리즘으로부터 누적된 정보 스키마를 바탕으로 주관적인 정보 체계를 형성하고, 이 과정에서 긍정적 또는 부정적 태도를 형성할 수 있다. 이러한 판단 및 평가는 정서적 반응(affective self-reaction)이며, 이러한 반응은 자기 효능감에 의해 다르게 나타날 수 있다(Bandura, 2001). 이러한 맥락에서, 추천 알고리즘에 의한 콘텐츠는 학습과 정서적 효과를 유발한다고 볼 수 있다.

3) 연구기설 및 연구문제

앞선 논의에서 살펴본 것과 같이, 추천 알고리즘 지식에 있어 이용자 간 격차가 존재할 수 있으며, 이러한 격차를 유발하는 요인을 파악하는 것은 알고리즘 지식과 태도 형성에 영향을 미치는 주요 변수들을 검증하는 것과 연관하다. 지식격차가설(Tichenor et al., 1970)은 지식격차를 유발하는 다양한 요인에 대한 이론적 근거를 제시한다. 지식격차가설에 의하면, 개인들의 지식은 (1) 미디어에서 제공하는 정보를 획득하고 이를 이해하는데 필요한 인지적 자원과 (2) 정보자원을 공유하고 논의할 수 있는 인적 또는 사회적 자원(예: 사회적 연결망)에 의해 형성될 수 있다. 이 두 차원에 따라 정보 습득과 활용에 유리한 개인들과 그렇지 못한 개인들이 존재하게 되며, 이러한 차이가 지식의 차이로 이어지게 되는 것이다. 미디어를 통한 정보량이 지속적으로 증가함에 따라, 미디어 정보를 습득하고 활용하는 데 필요한 여러 요인에 있어 계층 간 차이가 심화되며, 이로 인해 지식격차는 더욱 확대될 수 있다.

지식격차이론과 관련된 국내외 선행연구들은 교육수준, 성별, 연령, 소득, 지역 등 사회경제적 지위와 관련된 요인들에 따라 개인들이 획득하는 미디어 정보량의 차이가 유발되고, 이를 통해 지식의 차이가 존재함을 발견했다(김문조, 2020; 민영, 2011; 이숙정·육은희, 2014; 정영호·이혜미, 2010; Kim, 2008; Kwak, 1999; Lee, 2009). 추천 알고리즘에 대한 지식과 관련하여도 앞선 요인들의 영향력을 유추할 수 있는 결과들이 최근 발견되고 있다. 구체적으로, 해외 이용자 대상의 선행연구에서 추천 알고리즘을 지각하는 수준에 대해 연령, 성별, 교육수준에 따른 차이가 존재함이 발견되었다(Cotter & Reisdorf, 2020; Gran et al., 2021; Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023a, 2023b). 예를 들어, 노르웨이 이용자를 대상으로 수행된 선행연구(Gran et al., 2021)에서는 전체 응답자의 40%가 추천 알고리즘에 대해 전혀 들어보지 못한, 인지도(awareness)가 전무한 그룹으로 분류되었는데, 이들은 다른 그룹에 비해 연령대가 높았으며, 가장 낮은 교육수준을 보였고, 여성의 비율이 유의미하게 높았다. 마찬가지로, 미국과 독일 이용자들 사이에서도 나이, 교육수준 등의 인구사회학적 요인이 알고리즘 인지(algorithmic awareness) 수준을 예측하는 주요 요인으로 나타났다(Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023a).

사회경제적 지위와 관련된 요인 외에 미디어 이용 역량과 관련한 요인에 의해서도 지식격차가 유발될 수 있다. 특히 다양한 유형의 디지털 정보자원을 활용할 수 있는 역량을 의미하는 디지털 리터러시는 지식 획득에 있어 주요한 요소로 제시되고 있다(김문조, 2020; 민영, 2011; 송효진, 2014; 이민상, 2020; 이숙정·육은희, 2014; 정영호·이혜미, 2010; Wei & Hindman, 2011). 미디어 정보자원이 현저한 속도로 증대되고 있는 현재의 지능정보사회에서

는, 정보를 효율적으로 찾고 분별력 있게 활용할 수 있는 정보 리터러시 역량의 중요성이 그 어느 때보다도 부각되고 있기 때문이다(Hargittai & Hinnant, 2008). 이와 관련하여, 최근의 선행연구에서는 지능정보기술 지식의 획득에 있어 사회경제적 요인보다, 미디어 이용과 디지털 리터러시 수준이 더 큰 영향을 미칠 수 있음을 발견하였다(이민상, 2022). 비록 추천 알고리즘에 대한 국내 이용자들의 지식이 미디어 이용 수준과 리터러시 역량에 따라 어떠한 형태로 형성되어 있는지, 또는 이들 간의 관계가 어떠한지를 확인할 수 있는 구체적인 자료는 충분치 않으나, 지식격차이론과 관련된 여러 선행연구에 근거하여 이 두 요인(미디어 이용 수준 및 디지털 리터러시)이 알고리즘 지식에 미치는 영향력을 유추해볼 수 있다.

이러한 이론적 근거를 바탕으로, 본 연구에서는 추천 알고리즘에 대한 지식에 차이를 유발할 수 있는 요인으로 (1) 인구사회학적 요인, (2) 미디어 이용, (3) 디지털 리터러시를 선정하여 이들을 지식격차 요인으로 설정하고, 이들 요인과 알고리즘 지식 간의 관계를 조사하고자 한다. 앞선 논의에서 전술한 바와 같이, 추천 알고리즘에 대한 지식은 인지된 지식과 실제 지식 두 차원으로 살펴볼 필요가 있으므로, 이들 두 유형의 지식과 지식격차 요인과의 관계를 각각 살펴본다.

연구기설 1-1. 추천 알고리즘에 대한 지식(실제 및 인지된 지식)은 인구사회학적 요인(성별, 연령, 소득수준, 교육수준, 지역)에 따른 차이를 보일 것이다.

연구기설 1-2. 추천 알고리즘에 대한 지식(실제 및 인지된 지식)은 미디어 이용(전통미디어, 온라인미디어)에 따른 차이를 보일 것이다.

연구기설 1-3. 추천 알고리즘에 대한 지식(실제 및 인지된 지식)은 디지털 리터러시에 따른 차이를 보일 것이다.

추천 알고리즘에 대한 인지 능력과 학습에 의한 지식 간에는 밀접한 연관성이 존재할 수 있다. 스키마 이론을 적용한다면, 정보는 기억 장치에 저장되는데 단편적인 정보가 여러 층으로 축적되는 것이 아니라 구조적인 체계로서 기억 장치 저장될 수 있다(McVee, Dunsmore, & Gavelek, 2005). 새로운 정보는 기존의 스키마에 따라 분류되고 구조적으로 재조직된다. 예를 들어, 알고리즘과 관련된 새로운 정보는 기존 알고리즘에 대한 스키마에 통합되고 기억 속에 저장되는데, 맞춤 동영상, 인기 검색어, 트렌드 탐색 등 관련 정보를 연상하고 뇌 속에서 조직화한다. 이러한 스키마 구조는 사람의 경험과 학습 내용과 양에 따라 달라질 수 있으며, 기억 장치에 구축된 스키마는 새로운 정보를 선택하고 해석하는 데 영향을 미칠 수 있다. 개인이 과거의 정보

를 회상하고, 새롭게 획득한 정보를 적극적으로 수용하고 이해하는 과정은 정보 처리 이론 (information processing theory) 차원에서 외부 자극에 의한 수용 과정의 설명과 유사하다 (Adekoya, 2013).

일상생활에서 알고리즘에 대한 경험이 많은 사람들, 또는 알고리즘 개발자 및 연구자들은 알고리즘에 대한 원리와 특징 등에 대한 인지 능력이 높을 수 있으며, 알고리즘에 대해 더 자세하게 알고자 하는 정향 욕구 또한 높을 수 있다. 하지만, 개인마다 자신의 기존 스키마를 바탕으로 취사선택하는 정보가 다를 수 있으며, 이로 인해 편향된 사고를 초래할 수 있다(McVee et al., 2005). 따라서, 뇌 기억 장치 속 부정확한 정보 기반 스키마가 지식인 것으로 오해할 수 있으며, 이에 대한 자기 정당화가 발생할 수 있다(Nonaka, 1994). 다시 말해, 기존 알고리즘에 대한 인지와 정보로 인해, 또는 개인의 다면적 정보 추구의 노력을 통해 실제 지식이 향상될 수 있지만, 인지와 실제 지식 간 차이가 나타날 수도 있다는 것이다.

기존 매스 커뮤니케이션 연구는 주로 특정 미디어 이용과 사람들의 행동이 인지된 지식과 실제 지식에 어떠한 영향을 미치는지에 대한 '효과'에 집중해왔다(김현우·이종혁, 2020; 최지향 외, 2023; Yamamoto & Yang, 2022). 이에 따라 특정 주제 및 대상에 대한 인지된 지식과 실제 지식 간의 연관성에 대해서는 명확한 이해가 부족한 실정이다. 따라서, 본 연구는 추천 알고리즘에 대한 인지적 지식과 실제 지식 간의 연관성을 실증적으로 파악하고자 하며, 이를 위해 다음과 같은 연구문제를 도출하였다.

연구문제 1. 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식과 실제 지식 간의 관계는 어떠한가?

본 연구는 추천 알고리즘에 대한 이용자의 인지적 지식과 실제 지식이 개인의 메타 인지 능력과 기억에 밀접한 연관이 있을 수 있음에 주목한다. 스키마 이론에 따르면, 사람들은 알고리즘에 대한 파편적인 정보를 체계적으로 구축하여 기억 장치에 저장하고, 자기 모니터링을 통해 알고리즘에 대한 평가와 판단을 수행할 수 있다. 사람들은 자신들의 기억 장치에 저장된 알고리즘 정보와 새롭게 접한 알고리즘 정보가 일치할 때 긍정적인 태도를 가질 수 있으며, 정보의 불일치가 발생할 경우 부정적인 태도를 형성할 수 있다. 이는 기존 정보의 다양성과 메타 인지 수준에 따라 달라질 수 있다(Weinstein, 2017). 또한, 사람들의 비관적 사고와 분석적 접근 태도에 따라 특정 주제 및 대상에 대한 태도와 평가가 다를 수 있다(Vraga, Tully, Maksl, Craft, & Ashley, 2021).

다양한 정보 습득을 통한 학습과 경험은 개인의 메타 인지 수준을 향상시키고, 기억 장치에

복합적인 인지적 구성 요소를 저장할 수 있다(McVee et al., 2005). 특히, 일상생활에서 반복되는 미디어와 인간 간 상호작용은 추천 알고리즘에 대한 태도 형성과 변화에 영향을 미칠 수 있다(Issar, 2023). 사회학습이론에 따르면(Bandura, 2001), 사람들은 지속적인 정보 노출과 학습을 통해 점진적으로 효능감을 형성하며, 다양한 정보를 비판적으로 수용하고 분석하는 능력은 정확하고 유용한 정보를 선별하는 데 도움이 된다. 이러한 자기 주도 학습과 경험은 추천 알고리즘에 대한 전반적인 태도 형성에 기여할 수 있다. 이러한 맥락에서, 본 연구는 추천 알고리즘에 대한 태도를 알고리즘에 대해 전반적으로 느끼는 호의적 또는 비호의적 감정적 반응으로 정의하고, 추천 알고리즘에 대한 인지적 지식과 실제 지식이 추천 알고리즘 태도에 유의미한 영향을 미치는지의 여부를 조사하고자 한다.

새로운 미디어 기술에 대한 이해와 지식을 습득하는 것은 해당 기술에 대한 비판적 인지 과정을 촉진시키고, 경계심과 비판적 태도를 형성하는 데 기여할 수 있다(염정운·정세훈, 2018; 오세욱·윤현옥, 2022; 이수범·손영곤, 2018). 사회학습이론 및 리터러시 관련 선행 연구를 바탕으로, 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식과 실제 지식은 추천 알고리즘에 대한 긍정 또는 부정적 태도와 유의미한 연관성을 가질 것으로 추론할 수 있다. 그러나 추천 알고리즘에 대한 지식과 태도는 알고리즘이 추천하는 콘텐츠의 주제와 내용에 따라 달라질 수 있다. 즉, 서로 다른 알고리즘이 추천하는 콘텐츠에 따라 동일한 패턴의 태도를 예측하기 어렵다. 이에 따라, 본 연구는 선행 연구를 참고해 추천 알고리즘을 세 가지 종류로 구분하였으며(Gran et al., 2021), 각 추천 알고리즘에 대한 지식과 태도의 연관성을 실증적으로 조사하고자 한다.

연구문제 2. 추천 알고리즘에 대한 지식(실제 및 인지된 지식)은 추천 알고리즘 태도에 어떠한 영향을 미치는가?

연구문제 3. 추천 알고리즘에 대한 실제 및 인지된 지식은 추천 알고리즘 태도에 각각 상이한 영향을 미치는가?

연구문제 4. 추천 알고리즘에 대한 실제 및 인지된 지식이 알고리즘 태도에 미치는 영향은 세 종류의 추천 알고리즘(엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘, 뉴스 추천 알고리즘, 광고 추천 알고리즘)별로 어떠한 차이를 보이는가?

3. 연구방법

1) 자료 수집

연구문제와 가설 검증을 위해 온라인 패널 설문조사를 실시하였다. 해당 설문조사는 2023년 4월, 국내 설문조사 전문 업체 마이크로밀 엠브레인(<https://embrain.com/>)을 통해 실시되었다. 2023년 전국 인구총조사 데이터를 기반으로 성별, 연령별, 지역별 인구 비례 할당 표집을 수행하였으며, 전국 만 19세 이상 69세 이하 성인 남녀 패널 8,251명에게 설문조사 참여를 유도하여 총 1,318명의 응답을 수집하였다(응답률 16.0%). 최종적으로, 부실 응답을 제외한 1,169명의 응답을 분석에 사용하였다.

본 설문 조사에 참여한 응답자의 성별은 49.1%의 남성(574명)과 50.9%의 여성(595명)으로 집계되었으며, 평균 연령은 46.26세였다(최소값 = 20, 최대값 = 69세). 지역별로는 경기도에 거주하는 응답자의 참여가 가장 높았으며(287명, 24.6%), 그다음으로 서울(218명, 18.1%), 경상남도(76명, 6.5%), 부산광역시(73명, 6.2%), 인천광역시(69명, 5.9%), 경상북도(60명, 5.1%), 대구광역시(54명, 4.6%), 충청남도(49명, 4.2%), 대전광역시(41명, 3.5%), 전라북도(40명, 3.4%), 전라남도/강원도(39명, 3.3%), 충청북도(37명, 3.2%), 광주/울산 광역시(30명, 2.6%), 제주도(19명, 1.6%), 세종시(14명, 1.2%) 순으로 집계되었다. 본 조사에 참여한 응답자들 중 4년제 대학 졸업의 비중이 가장 높았으며(574명, 49.1%), 그다음으로는 대학 재학 및 2/3년제 졸업 또는 수료(233명, 19.9%), 고등학교 졸업(224명, 19.2%), 대학원 이상(131명, 11.2%), 중학교 졸업 이하(7명, 0.6%) 순이었다. 월평균 소득은 400-499만원으로 집계되었다.

2) 주요 변인 측정

(1) 인구사회학적 요인

인구사회학적 요인으로 성별, 연령, 교육수준, 월별 소득수준, 거주 지역의 변인을 측정하였다. 먼저, 성별은 여성을 1로 남성을 0으로 변환하였으며, 수치형 변인인 나이는 범주형 변인인 연령대로 변환하였다: 만 20-29세(182명, 15.6%), 만 30-39세(191명, 16.3%), 만 40-49세(251명, 21.5%), 만 50-59세(287명, 24.6%), 만 60-69세(258명, 22.1%). 소득 변인은 9점 척도(1 = 100만원 미만, 9점 = 800만원 이상)로 측정하였으며, 중위값을 활용해 3단계(상, 중, 하) 범주형 변인으로 구분하였다: 낮은 수준(500명, 42.8%), 보통(146명, 12.5%), 높은

수준(523명, 44.7%). 지역은 크게 광역시 이상의 지역(849명, 72.6%)과 일반 시 단위 지역(320명, 27.4%)으로 구분하여 분석에 활용하였다.

(2) 미디어 이용 요인

미디어 이용 요인은 전통미디어와 온라인미디어로 분류한 후 각 미디어를 통한 뉴스 이용 수준을 측정하였다. 설문 참여자들은 지난 일주일 동안 (1) 종이신문, (2) 지상파 뉴스(예, KBS, MBC, SBS), (3) 케이블 또는 종합편성채널 뉴스 프로그램(예, YTN, JTBC, 채널A), (4) 라디오 뉴스 프로그램을 얼마나 이용하였는지 응답하였다(1점 = 전혀 이용 하지 않음, 5점 = 매일 이용; $M = 2.41$, $SD = .92$). 동일한 방식으로 (1) 인터넷 포털 및 검색 엔진(예, 네이버, 다음, 구글), (2) 인터넷 뉴스 사이트(예, 조선닷컴, 동아닷컴), (3) 소셜네트워킹서비스(예, 밴드, 페이스북, 인스타그램), (4) 온라인 동영상 사이트(예, 유튜브, 네이버TV) 상의 뉴스를 얼마나 이용하였는지 응답하였다($M = 3.54$, $SD = .92$).

(3) 디지털 리터러시

기존 디지털 리터러시 변인 측정 방식을 참고하여(최인호·정세훈, 2019) 총 6문항을 구성하였다: “나는 인터넷에서 다양한 생각과 의견을 검색할 수 있다,” “나는 인터넷 콘텐츠의 신뢰도와 공정성을 판단할 수 있다,” “나는 (그림판이나 포토샵 등) 이미지를 꾸미거나 변경하는 소프트웨어를 사용할 수 있다,” “나는 동영상을 편집하는 소프트웨어를 사용할 수 있다,” “나는 인터넷에서 다양한 사회적, 정치적 의견을 보고 내 의견을 표현할 수 있다,” “나는 인터넷에서 시사 문제에 대한 비판적 의견을 담은 미디어 콘텐츠를 만들 수 있다”. 각 진술문은 7점 척도(1점 = 전혀 동의하지 않음, 7점 = 전적으로 동의함)를 통해 측정하였으며, 평균값을 디지털 리터러시 변인으로 생성하였다($M = 4.40$, $SD = 1.03$, Cronbach's alpha = .81).

(4) 추천 알고리즘에 대한 인지 지식

추천 알고리즘에 관한 인지된 지식(perceived knowledge)은 ‘응답자가 추천 알고리즘에 대해서 얼마나 알고 있다고 생각하는지’를 의미하며, 이 변인의 측정은 크루거와 더닝 (Kruger & Dunning, 1999)의 정치 지식에 대한 자기 평가 방법을 참고하여 진행하였다. 먼저, 설문조사 참여자들에게 추천 알고리즘이 무엇인지 설명한 후¹⁾, 응답자 스스로가 추천 알고리즘에 대해서

1) 다음과 같은 설명문을 사용하였음: “추천 알고리즘이란 포털 사이트, 소셜미디어 및 온라인 동영상 사이트 또는 모바일

얼마나 잘 알고 있다고 생각하는지에 대한 자기 평가를 하도록 하였다. 추천 알고리즘에 대한 자기 평가 질문은 5점 단일 척도를 활용하여 측정하였으며($M = 2.73, SD = .97$), 이 연구에서 측정된 실제 알고리즘 지식과 비교하기 위해 해당 변인의 지표를 백분위로 환산하여 추천 알고리즘에 대한 인지적 지식 변인을 생성하였다($M = 43.18, SD = 24.30$).

(5) 추천 알고리즘에 대한 실제 지식

추천 알고리즘에 대한 기본 지식을 평가하기 위해 객관식 질문으로 구성된 알고리즘 퀴즈를 응답자들에게 제시하였다. 이는 기존 정치 커뮤니케이션 연구에서 사용되는 정치 지식 측정 방법을 참고한 것이다(Carpini & Keeter, 1993; Eveland & Hively, 2009). 퀴즈는 총 6개 문항으로 구성되었으며, 각 문항에 대한 참 또는 거짓을 선택하는 OX 퀴즈 형태로 진행되었다.²⁾

다음의 문항을 통해 추천 알고리즘에 대한 실제 지식을 측정하였다. “동영상 공유 사이트(예: 유튜브)나 넷플릭스와 같은 OTT 플랫폼에는 나와 같은 혹은 유사한 사람들이 보았던 영상을 자동으로 추천해주는 색션이 있다.” “넷플릭스와 같은 OTT 플랫폼에서 이용자에게 보여지는 콘텐츠 썸네일 이미지는 같은 이용자라 할지라도 그 이용자가 무슨 콘텐츠를 시청했느냐에 따라 매번 바뀔 수 있다.” “포털사이트(예: 네이버, 다음)에서 뉴스나 시사정보 콘텐츠를 볼 때, 이용자가 특정 기사를 본 시간과 순서 등의 정보가 자동적으로 기록된다.” “현재 국내 포털사이트인 네이버와 다음에서는 뉴스를 배열할 때, 사람 편집자가 아닌 기계적 처리를 통해 자동적으로 배열하고 있다.” “구글은 이용자의 인터넷 사이트 사용 기록 및 검색 기록 등을 수집하고, 이를 바탕으로 이용자가 원하는 혹은 관심을 가질 만한 광고를 자동적으로 노출시키는 프로그래매틱 광고를 제공하고 있다.” “현재 국내 온라인 사이트(또는 모바일 플랫폼)에서 사용하는 이용자 맞춤형 광고 알고리즘은 그 작동원리와 기준이 투명하게 공개되어 있다.” 각 문항에 대해 정답이면 1점을 부여하였으며, 잘 모르거나 오답일 경우 0점으로 처리하였다($M = 3.43, SD = 1.68$). 이와 같이 측정된 추천 알고리즘에 대한 실제 지식 변인은 백분위로 환산하여 생성하였다($M = 57.20, SD = 28.05$).

일 플랫폼에서 사용자의 선호도에 맞는 콘텐츠나 상품을 추천해주는 시스템입니다. 추천 알고리즘은 온라인 사이트 및 모바일 플랫폼에서 다양한 콘텐츠(음악, 동영상, 뉴스 기사, 지인들의 포스팅 등)를 자동으로 추천해주기도하고, 사용자의 선호도를 반영해 상업 광고를 자동적으로 배열하고 노출시키기도 합니다.”

2) 인터넷 검색 등을 방지하기 위해 각 문항마다 30초의 시간제한을 두었으며, ‘잘 모르겠다’라는 보기를 추가하였음.

(6) 추천 알고리즘 태도

본 연구에서는 추천 알고리즘을 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘, 뉴스 추천 알고리즘, 광고 추천 알고리즘의 3가지로 분류하고(Gran et al., 2021), 각 유형의 추천 알고리즘에 대한 개인의 전반적 정서적 태도를 단일 문항으로 측정하였다(1점 = 매우 부정적, 4점 = 중립, 7점 = 매우 긍정적, 8점 = 잘 모르겠다). 각 추천 알고리즘 태도 문항에서 '잘 모르겠다'의 응답은 분석에서 제외하였다(엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 $M = 4.83$, $SD = 1.22$; 뉴스 추천 알고리즘 $M = 4.01$, $SD = 1.42$; 광고 추천 알고리즘 $M = 3.34$, $SD = 1.44$).

3) 분석 방법

추천 알고리즘 지식에 대한 지식격차 요인 집단 간 차이 분석, 지식격차 요인 및 알고리즘 지식과 태도와의 연관성 분석, 알고리즘 인지 지식 및 실제 지식 간 연관성 분석, 그리고, 추천 알고리즘 태도에 대한 중요 요인 탐색 분석을 수행하였다. 구체적으로, 지식격차 요인 집단 간 차이 분석을 위해 중위값을 활용한 범주형 변수로 생성하고 다변량 분석(analysis of variance) 및 독립표본 t-검정을 실시하였다. 각 지식격차 요인과 알고리즘 지식 및 태도 간 연관성 분석은 다중 회귀 분석을 수행하였으며, 알고리즘 인지 지식 및 실제 지식 간 회귀 분석도 병행하였다. 마지막으로, 각 추천 알고리즘 태도에 관한 요인 별 중요도 탐색을 위해 기계학습 기법을 적용한 앙상블 랜덤 포레스트 분석(ensemble random forest)을 수행하였다.

앙상블 랜덤 포레스트 분석은 의사결정나무(decision tree) 분석의 진화된 형태로서, 무작위로 다중 의사결정 나무를 생성해 특정 변인에 대한 주요 영향력을 분석하는 방법이다. 해당 분석은 데이터의 과적합 오류를 방지할 수 있는 장점이 있으며, 위계적 및 다중 회귀 분석과 병행할 수 있는 기계학습 방법론이라고 볼 수 있다. 특히, 특정 종속 변수에 대한 다중 선행 요인 중 영향력 있는 변인을 탐색하는 데 적합한 방법이다. 본 연구에서는 (1) 엔터테인먼트 콘텐츠, (2) 뉴스, (3) 광고 추천 알고리즘 태도에 대한 지식 및 지식격차 요인 별 중요도를 파악하기 위해, 이들 변인의 결측치를 평균값으로 대체하였다. 또한, 하이퍼파라미터 튜닝(Hyperparameter Tuning)을 위해 그리드 탐색 교차 검증(Grid Search)을 활용하여 최적의 랜덤 포레스트 모델을 탐색하고자 하였다.³⁾ 최적 모델을 기반으로 테스트 데이터와 예측 데이터를 8:2의 비율로 분

3) 구체적으로, 100, 200, 500, 1000개의 결정 트리, 3, 5, 7, 9의 최대 깊이, 내부 노드를 분할하는 데 필요한 최소 샘플 수로서 2, 5, 10, 15, 20, 리프 노드에 있어야 하는 최소 샘플 수로서 1, 2등의 하이퍼파라미터를 설정함. 최적 모델을 기반으로 테스트 데이터와 예측 데이터를 8:2의 비율로 분할하여 모델을 학습하고 검증함.

할하여 모델을 학습하고 검증하였다. 본 연구에서 실시한 회귀분석 및 앙상블 랜덤 포레스트 등 모델 검증은 파이썬(Python)을 통해 구현하였다.

4. 연구 결과

1) 추천 알고리즘 지식에 대한 지식격차 요인 집단 간 차이

〈연구가설 1-1〉, 〈연구가설 1-2〉, 〈연구가설 1-3〉은 인구사회학적 요인, 미디어 요인, 디지털 리터러시의 지식격차 요인과 알고리즘 지식 간의 관계를 탐색하고자 하였다. 이를 위해 먼저 알고리즘 지식에 대한 지식격차 요인 집단 간의 차이를 살펴보았다(〈Table 1〉 참고). 알고리즘 인지 지식에 대하여 연령 변인에서 통계적으로 유의미한 평균 차이를 발견하였으며($F = 12.71, p < .001$), 40대 연령층의 알고리즘 인지 지식수준이 다른 연령층에 비해 높은 편이었다. 교육수준 집단 간 인지 지식에 대해서도 유의미한 차이를 발견하였는데($F = 14.65, p < .001$), 4년제 대학 졸업자가 다른 교육수준의 참여자들에 비해 인지 지식이 높았다. 미디어 이용 요인 중 전통미디어 이용 수준과($t = 4.08, p < .001$) 온라인미디어 이용 수준($t = -6.02, p < .001$)은 모두 알고리즘 인지 지식에 유의미한 차이를 보였다. 마지막으로, 디지털 리터러시 수준이 높은 집단에서 인지 지식이 높았는데, 이는 리터러시가 낮은 집단과 비교하여 유의미한 차이가 있었다($t = -8.31, p < .001$).

알고리즘 실제 지식에 대한 각 변인 간 평균 분석 결과, 실제 지식에 대한 성별의 유의미한 차이가 있었으며($t = 2.48, p < .05$), 남성이 여성에 비해 실제 지식이 높았다. 교육 수준 집단 간 유의미한 차이도 발견되었으며, 대학원 이상 졸업자들의 알고리즘에 대한 실제 지식수준이 높은 편이었다($F = 7.70, p < .001$). 소득 집단 간의 유의미한 차이도 있었으며($F = 4.04, p < .001$), 소득수준이 높은 집단이 실제 지식이 높은 편이었다. 미디어 이용 요인 중 전통미디어 이용 수준에 따라 실제 지식수준에서 유의미한 차이가 발견되었는데, 전통미디어 이용 수준이 낮은 집단에서 실제 지식이 유의미하게 높았다($t = 2.06, p < .001$). 온라인미디어 이용 수준에서는 높은 집단에서 실제 지식이 유의미하게 높았다($t = -2.60, p < .01$). 마지막으로, 디지털 리터러시 수준이 낮은 집단에서 실제 지식이 유의미하게 높았다($t = -5.90, p < .001$).

Table 1. Algorithm Knowledge Mean Comparisons by Multiple Factors

| 범주 | 세부 변인 | 인지 지식 | | | 실제 지식 | | |
|----------|---------|-------|----------|----------|-------|----------|----------|
| | | 평균 | t값 | F값 | 평균 | t값 | F값 |
| 성별 | 남 | 2.78 | 1.91 | - | 3.56 | 2.48* | |
| | 여 | 2.67 | | | 3.31 | | |
| 연령 | 20-29 | 3.58 | - | 12.71*** | 3.23 | - | 39.32*** |
| | 30-39 | 3.68 | | | 3.01 | | |
| | 40-49 | 3.85 | | | 2.88 | | |
| | 50-59 | 3.28 | | | 2.48 | | |
| | 60-69 | 2.90 | | | 2.30 | | |
| 교육수준 | 초등학교 | 2.00 | - | 14.65*** | 1.50 | - | 7.70*** |
| | 중학교 | 1.60 | | | 1.80 | | |
| | 고등학교 | 2.29 | | | 3.01 | | |
| | 2년제 | 2.75 | | | 3.23 | | |
| | 4년제 | 2.88 | | | 3.62 | | |
| | 대학원이상 | 2.79 | | | 3.77 | | |
| 소득수준 | 낮음 | 2.67 | - | 2.34 | 3.30 | - | 4.04* |
| | 중간 | 2.68 | | | 3.31 | | |
| | 높음 | 2.80 | | | 3.59 | | |
| 지역 | 광역시 이상 | 2.67 | -1.19 | - | 3.32 | -1.37 | - |
| | 일반 시 단위 | 2.75 | | | 3.47 | | |
| 전통 미디어 | 낮음 | 2.84 | 4.08*** | - | 3.53 | 2.06* | - |
| | 높음 | 2.61 | | | 3.33 | | |
| 온라인 미디어 | 낮음 | 2.59 | -6.02*** | - | 3.33 | -2.60** | - |
| | 높음 | 2.93 | | | 3.59 | | |
| 디지털 리터러시 | 낮음 | 2.53 | -8.31*** | - | 3.33 | -5.90*** | - |
| | 높음 | 2.89 | | | 3.59 | | |

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

2) 지식격차 요인과 알고리즘 지식 간 연관성

다음으로, 지식격차 요인과 알고리즘 인지 및 실제 지식 간 연관성 분석을 수행하였다. 다중 회귀 분석 결과(〈Table 2〉), 연령, 소득수준, 교육수준, 온라인미디어, 디지털 리터러시 변인이 인지 지식과 유의미한 관계를 보였다. 구체적으로 연령이 높을수록 알고리즘에 대한 인지 지식이 낮아지는 경향을 보였다($B = -.63$, $SE = .05$, $p < .001$). 소득수준이 높을수록 인지 지식이 높은 경향을 보였으며($B = .71$, $SE = .30$, $p < .05$), 교육수준이 높은 응답자들이 인지 지식이 높았다($B = 4.38$, $SE = .72$, $p < .001$). 온라인미디어 이용 수준이 높은 사람들은 알고리즘에 관한 인지 지식이 높은 경향을 보였으며($B = 3.93$, $SE = .73$, $p < .001$), 디지털 리터러시 수준이 높은 사람들도 알고리즘 인지 지식이 높은 편이었다($B = 4.95$, $SE = .64$, $p < .001$).

실제 지식에 관한 회귀 모델 분석 결과, 연령이 높을수록 알고리즘에 관한 실제 지식이 낮은 편이었다(나이 $B = -.33$, $SE = .06$, $p < .001$). 응답자 중 교육수준이 높을수록 알고리즘에 대한 실제 지식이 높은 편이었다($B = 4.15$, $SE = .88$, $p < .001$). 아울러, 온라인미디어를 자주 이용하고($B = 2.21$, $SE = .92$, $p < .05$), 디지털 리터러시 수준이 높을수록($B = 4.14$, $SE = .80$, $p < .001$) 알고리즘에 관한 실제 지식이 높은 경향을 보였다.

Table 2. Hierarchical Regression Analyses for Algorithm Knowledge

| | 인지 지식 | 실제 지식 |
|-------------------|---------------|---------------|
| 인구사회학적 요인 | | |
| 성별 | -1.39 (1.33) | -.28 (1.62) |
| 연령 | -.63 (.05)*** | -.33 (.06)*** |
| 지역 | .01 (.14) | .01 (.17) |
| 소득수준 | .71 (.30)* | .87 (.37) |
| 교육수준 | 4.38 (.72)*** | 4.15 (.88)*** |
| 누적 R ² | .16 | .06 |
| 미디어 이용 요인 | | |
| 전통미디어 이용 | -.98 (.80) | -.61 (.100) |
| 온라인미디어 이용 | 3.93 (.73)*** | 2.21 (.92)* |
| 누적 R ² | .19 | .07 |
| 디지털 리터러시 | | |
| | 4.95 (.64)*** | 4.14 (.80)*** |
| 누적 R ² | .19 | .09 |
| 지식 요인 | | |
| 인지 지식 | - | .35 (.04)*** |
| 실제 지식 | .22 (.02)*** | - |
| 누적 R ² | .29 | .16 |

Note. 비표준화 회귀계수와 표준 오차를 기재하였음: *** $p < .001$; ** $p < .01$; * $p < .05$

3) 인지 지식과 실제 지식 간 연관성

〈연구문제 1〉은 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식과 실제 지식의 관계를 파악하기 위해 도출되었다. 〈Table 2〉에 제시된 바와 같이, 인구사회학적 요인과 미디어 요인을 통제한 상태에서, 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식이 실제 지식에 유의미한 정의 영향을 미친다는 결과를 발견하였다($B = .35$, $SE = .04$, $p < .001$). 또한, 추천 알고리즘에 대한 실제 지식도 인지된 지식에 긍정적인 영향을 미쳤다($B = .22$, $SE = .02$, $p < .001$). 이러한 결과는 추천 알고리즘에 대해 잘 알고 있다고 인지하는 사람들이 실제로도 많은 정보를 기억하고 있으며, 추천 알고리즘에 대한 실제 지식이 높은 개인들 역시 자신 스스로 알고리즘에 대해 잘 알고 있다고 인식하는 경향이 있음을 나타낸다.

4) 추천 알고리즘 지식과 추천 알고리즘 태도 간 연관성

〈연구문제 2〉, 〈연구문제 3〉, 〈연구문제 4〉는 추천 알고리즘 지식(실제 및 인지된 지식)과 세 유형의 알고리즘 태도 간의 관계를 탐색하고자 하였다. 이를 위해 세 유형의 추천 알고리즘 태도를 종속변인으로 한 회귀 분석 모델을 분석하였다(〈Table 3〉). 먼저, 각 추천 알고리즘 태도와 지식격차 요인 간의 연관성을 살펴보면, 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도의 경우, 연령이 증가할수록 해당 콘텐츠 추천에 대한 부정적인 태도를 가졌으며($B = -.01, SE = .00, p < .001$), 미디어 이용 요인 중 온라인 미디어이용 수준이 높은 사람들($B = .18, SE = .04, p < .05$)과 디지털 리터러시 수준이 높은 사람들($B = .16, SE = .04, p < 0.05$)이 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘에 대해 긍정적인 태도를 가지는 경향을 보였다.

뉴스 추천 알고리즘 태도와 관련해서는 미디어 이용 요인에서만 유의미한 연관성을 발견하였다. 전통미디어 이용 수준이 높은 사람들일수록 해당 추천 알고리즘에 대해 긍정적인 태도를 가졌으며($B = .26, SE = .05, p < .001$), 이러한 패턴은 온라인미디어 이용에서도 발견되었다($B = .23, SE = .05, p < .001$). 반면, 광고 추천 알고리즘 태도와 관련성을 갖는 요인은 없었다.

추천 알고리즘에 대한 인지 및 실제 지식과 세 유형의 알고리즘 태도 간의 관계와 관련해서는, 인지 및 실제 지식 모두 각 유형의 추천 알고리즘 태도에 대해 제한적인 연관성을 보였다. 〈Table 3〉에 제시된 바와 같이, 인지 지식만이 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도와 정의 관계를 보였으나, 통계적인 영향력은 미미하였다($B = .01, SE = .00, p < .001$). 뉴스 추천 알고리즘 또는 광고 추천 알고리즘과 유의미한 관계를 보인 지식 요인은 없었다.

Table 3. Hierarchical Regression Analyses for Algorithm Attitude

| | 추천 알고리즘 태도 | | |
|-------------------|--------------------|--------------|------------|
| | 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 | 뉴스 추천 알고리즘 | 광고 추천 알고리즘 |
| 인구사회학적 요인 | | | |
| 성별 | -.09 (.07) | -.12 (.08) | -.13 (.09) |
| 연령 | -.01 (.00)*** | .01 (.00) | -.00 (.00) |
| 지역 | -.00 (.01) | .00 (.01) | -.01 (.01) |
| 소득수준 | -.00(.02) | -.01 (.02) | -.02 (.02) |
| 교육수준 | -.07 (.04) | -.18 (.05) | -.04 (.05) |
| 누적 R ² | .03 | .02 | .00 |
| 미디어 이용 요인 | | | |
| 전통미디어 이용 | .02 (.05) | .26 (.05)*** | .12 (.05) |
| 온라인미디어 이용 | .18 (.04)* | .23 (.05)*** | .09 (.05) |

| | | | |
|-------------------|-------------|------------|------------|
| 누적 R ² | .05 | .08 | .02 |
| 디지털 리터러시 | .16 (.04)* | .04 (.15) | .07 (.04) |
| 누적 R ² | .07 | .08 | .02 |
| 지식 요인 | | | |
| 인지 지식 | .01 (00)*** | .00 (.00) | .00 (.00) |
| 실제 지식 | .00 (.00) | -.00 (.00) | -.00 (.00) |
| 누적 R ² | .09 | .08 | .02 |

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

5) 추천 알고리즘 태도에 미치는 영향 요인 탐색

마지막으로, 각 추천 알고리즘 태도를 중심으로 앙상블 랜덤 포레스트 모델을 구현하였다. 먼저, 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도에 대한 변인 별 중요도 분석 결과, 알고리즘 태도 형성에 가장 큰 영향을 미치는 변인은 '온라인미디어 이용'으로, 중요도 계수는 0.22로 나타났다 (<Figure 1> 참고). 즉, 온라인미디어 이용 수준은 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도에 영향을 미치는 주요 변인이라고 볼 수 있다. 다음으로 중요한 변인은 '디지털 리터러시'로, 중요도 계수는 0.18이다. 연령은 중요도 계수 0.17로 세 번째로 중요한 변수로 나타났으며, 인지 지식과 실제 지식의 중요도 계수는 각각 0.15와 0.14로 나타나, 이용자의 지식수준이 추천 알고리즘 태도에 일정 수준의 영향을 미친다는 것을 알 수 있다. 기타 변수로는 지역(중요도 계수

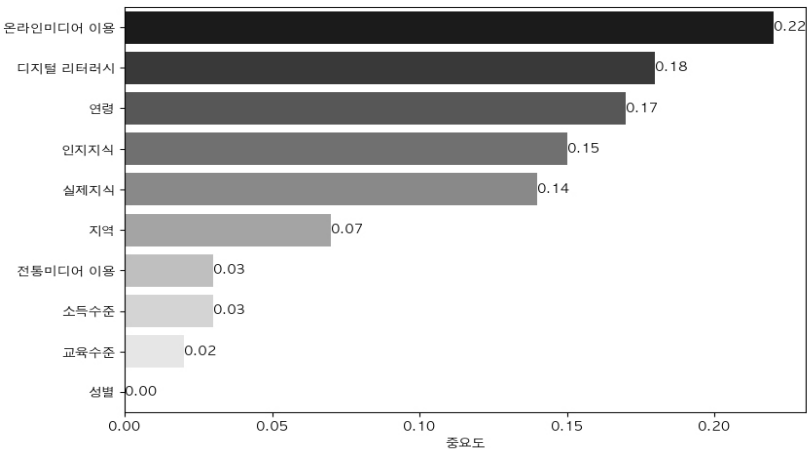


Figure 1. Random forest-based variable importance on entertainment-content recommendation algorithms

Note. 최적의 하이퍼파라미터는 최대 깊이: 3, 최소 잎 노드 샘플 수: 2, 최소 분할 샘플 수: 2, 결정 트리 수: 200임. 평균 제곱 오차(Mean Squared Error)는 1.29, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)는 .89, 루트 평균 제곱 오차(Root Mean Squared Error)는 1.14, 결정 계수(R-squared)는 .05

0.07), 전통미디어 이용(중요도 계수 0.03), 소득수준(중요도 계수 0.03), 교육수준(중요도 계수 0.02), 성별(중요도 계수 0.00)이 있으며, 이들은 상대적으로 낮은 중요도를 보였다.

다음으로 뉴스 추천 알고리즘 태도에 대한 각 변인 별 중요도 분석 결과, 중요도 계수가 높은 변인은 '전통미디어 이용'으로서 계수는 0.24로 나타났다(〈Figure 2〉 참고). 전통 미디어 이용 수준이 뉴스 추천 알고리즘 태도 형성에 가장 큰 영향을 미친다는 것을 시사한다. 다음으로 중요한 변수는 '온라인미디어 이용(0.19)', '디지털 리터러시(0.17)', '연령(0.12)'으로 나타났다. 이외에도 소득수준(0.08), 지역(0.07), 교육수준(0.05) 순으로 나타났으며, 실제와 인지 지식(0.03)의 중요도는 낮은 편에 속했다.

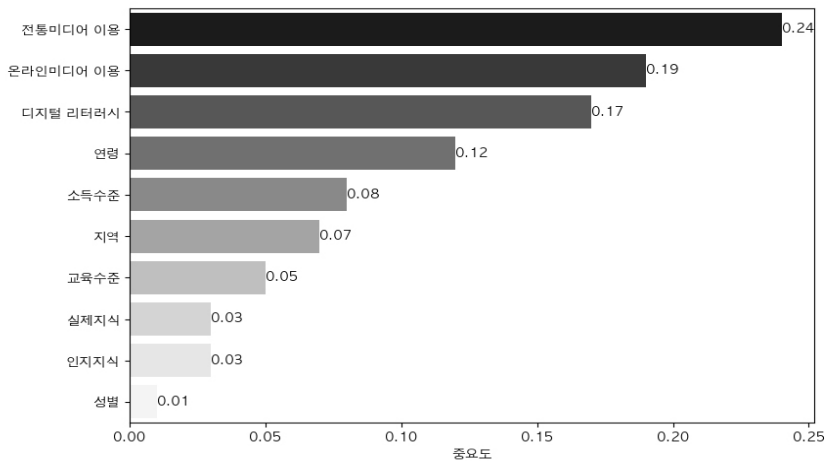


Figure 2. Random forest-based variable importance on news recommendation algorithms

Note. 최적의 하이퍼파라미터는 최대 깊이: 5, 최소 잎 노드 샘플 수: 1, 최소 분할 샘플 수: 2, 결정 트리 수: 500임. 평균 제곱 오차(Mean Squared Error)는 1.67, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)는 .98, 루트 평균 제곱 오차(Root Mean Squared Error)는 1.29, 결정 계수(R-squared)는 .00

마지막으로, 광고 추천 알고리즘 태도에 관한 랜덤 포레스트 모델 분석 결과, 해당 변인에 대해 중요도가 높은 변인은 '디지털 리터러시'였다(0.29). 즉, 디지털 리터러시 수준은 광고 콘텐츠 추천 알고리즘 태도 형성에 영향을 미치는 가장 주요한 변인이라고 볼 수 있다. 다음으로 중요한 변인은 연령이었으며(0.20), 전통미디어(0.15), 온라인미디어 이용(0.12), 지역(0.08), 소득수준(.06) 순으로 나타났다. 인지 및 실제 지식의 중요도는 낮은 편에 속했다(〈Figure 3〉 참고).

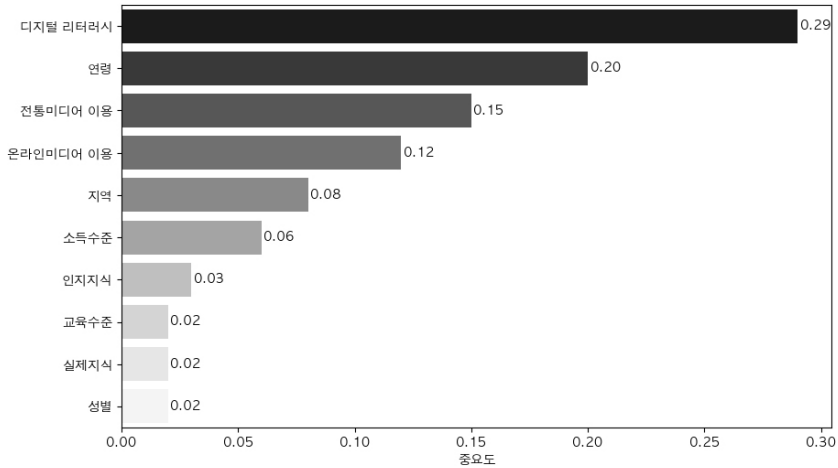


Figure 3. Random forest-based variable importance on advertisements recommendation algorithms

Note. 최적의 하이퍼파라미터는 최대 깊이: 3, 최소 잎 노드 샘플 수: 1, 최소 분할 샘플 수: 15, 결정 트리 수: 200임. 평균 제곱 오차(Mean Squared Error)는 2.01, 평균 절대 오차(Mean Absolute Error)는 1.18, 루트 평균 제곱 오차(Root Mean Squared Error)는 1.42, 결정 계수(R-squared)는 .00

5. 논의 및 결론

본 연구는 (1) 인구사회학적 요인, 미디어 이용, 디지털 리터러시의 지식격차 요인과 추천 알고리즘 지식(실제 및 인지된 지식) 간의 관계를 분석하고, (2) 지식격차 요인과 추천 알고리즘 지식이 세 유형의 추천 알고리즘(엔터테인먼트 추천, 뉴스 추천, 광고 추천) 태도에 미치는 영향을 탐색하였다. 이 과정에서 (3) 추천 알고리즘의 인지된 지식과 실제 지식 간의 관계를 탐색하였고, 이를 종합하여 (4) 추천 알고리즘 태도에 미치는 인지된 지식, 실제 지식, 지식격차 요인들의 영향력을 통합적으로 분석하였다. 주요 연구결과에 대한 논의는 다음과 같다.

1) 주요 연구결과 요약 및 해석

첫째, 알고리즘 지식과 관련하여 연령, 소득, 교육수준, 온라인미디어 이용 정도, 디지털 리터러시 수준에 의한 격차가 발견되었다. 연령의 경우, 전체적으로 연령대가 낮을수록 인지 및 실제 지식이 높은 경향이 발견되었으며, 특히 30대와 40대가 가장 높은 수준의 인지 및 실제 지식을 보였다. 반면, 교육수준, 온라인미디어 이용, 디지털 리터러시는 모두 인지 및 실제 지식과 정의 관계를 보였다. 이는 소득 및 교육, 미디어 이용, 디지털 리터러시 등에 기반한 사회경제적 수준

에 따른 지식격차가 추천 알고리즘을 인지하고 이해하는 영역에서도 일어나고 있음을 의미한다고 볼 수 있다.

둘째, 이러한 지식격차는 인지된 지식과 실제 지식에 있어 모두 유사하게 일어나고 있었다. 즉, 위에서 언급된 지식격차 요인인 연령, 소득, 교육, 온라인미디어 이용, 디지털 리터러시는 인지된 지식과 실제 지식을 모두 유사하게 예측하였다. 또한, 본 연구에서 측정된 인지된 지식과 실제 지식은 서로 유의미한 정의 관계를 형성하였다. 즉, 추천 알고리즘에 대해 잘 알고 있다고 응답한 사람들은 실제로 추천 알고리즘에 대한 지식이 높았으며, 실제 지식이 높은 응답자들도 자신이 추천 알고리즘에 대해 잘 알고 있다고 응답하였다.

셋째, 알고리즘 태도를 예측하는데 있어 알고리즘 지식의 영향은 미미한 편이었다. 지식격차 요인과 지식 요인(실제 및 인지된 지식)의 영향을 통합적으로 살펴보았을 때, 지식 요인 자체의 영향은 상대적으로 크지 않았다. 세 종류의 알고리즘 태도 중 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도만이 유일하게 지식 요인과 유의미한 관계를 보였는데, 이 중 인지된 지식만이 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도를 정의 방향으로 예측하였으며, 실제 지식은 어떠한 유형의 알고리즘 태도와도 유의미한 관계를 보이지 않았다.

두 유형의 지식 중 인지된 지식만이 알고리즘 태도를 예측했다는 것을 무엇을 의미하는가? 먼저, 뉴미디어에 대한 태도는 해당 미디어의 수용 여부와 만족도, 지속적 이용 의도를 예측하는 중요요인으로 알려져 있다(Davis, 1989). 이를 고려했을 때, 추천 알고리즘의 만족도와 이용 의도에는 알고리즘에 대한 이용자의 인지적 지식이 실제 지식보다 중요함을 예측할 수 있다. 여기에는 알고리즘에 대한 인지적 지식이 일종의 효능감으로 작용했을 가능성이 있다. 새로운 미디어 서비스나 플랫폼을 활용하는 데 있어 이용자 자신이 이를 잘 이용할 수 있다고 생각하는 인지적 능력은 중요하다고 알려져 있다(Mao & Hovick, 2022; Velasquez & Rojas, 2017). 마찬가지로, 이용자가 알고리즘에 대해 실제 얼마나 정확하게 알고 있는가의 객관적 상태보다는, 이용자 자신이 알고리즘에 대해 잘 알고 있다고 생각하는, 일종의 주관적 효능감이 추천 알고리즘에 대한 전반적 태도 형성에 더 유효하게 작용하였을 것으로 해석된다.

또 한 가지 주목할 점은 인지된 알고리즘 지식수준이 높은 개인일수록 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘에 대해 상대적으로 긍정적인 태도를 보였다는 것이다. 이는 뉴미디어에 대한 지식수준이 높을수록 대상에 대한 다차원적인 이해가 가능하기 때문에, 보다 비판적인 태도를 형성할 것임을 제시한 미디어 리터러시 선행연구(염정윤·정세훈, 2018; 오세욱·윤현욱, 2022; 이수범·손영근, 2018)와는 상반되는 결과이다. 먼저, 이와 같은 결과는 교육적 개입이 크게 효과적이지 않을 수도 있다는 점을 시사한다. 즉, 교육적 개입을 통해 이용자가 알고리즘의 다양한

측면 즉, 기능적 특성을 넘어 역기능이나 윤리적 이슈, 잠재적 위험 요소에 대하여 비교적 균형 있게 인지할 수 있게 된다 할지라도, 이러한 균형적 이해가 알고리즘에 대한 중립적 태도나 경계로 이어지지 않을 수 있다는 것이다.

다른 한편으로, 이러한 결과는 본 연구에서 측정한 '중립적 태도'가 연구자가 애초에 상정한 중립적 상태를 의미하는 것이 아닐 가능성을 내포한다. 본 연구는 '중립적 태도'를 이용자들이 알고리즘의 양가성(ambivalence), 즉 추천 알고리즘에 대한 상반된 감정을 인식한 상태에서 형성하는 것으로 상정하였으나, 실제로는 이 중립적 태도가 단순히 알고리즘에 대해 뚜렷한 가치판단을 내리지 않은, 모호한 상태(vague)를 의미했을 가능성이 있다는 것이다. 추천 알고리즘에 대한 지각(algorithm awareness)과 태도 간의 관계를 살펴본 선행연구(Gran et al., 2020; Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023b)는 알고리즘에 대한 지각의 증가가 긍정 또는 부정 등 알고리즘에 대해 보다 뚜렷하고 명확한 태도로 이어질 수 있음을 발견한 바 있다. 구체적으로, 알고리즘 지각 수준이 높은 집단에서 (낮은 집단에 비해) 중립적 태도의 응답자 비율이 낮았던 반면, 긍정 또는 부정적 태도의 응답자가 더 많았다. 마찬가지로, 본 연구에서는 세 종류의 알고리즘 태도 전반에 걸쳐 인지된 지식과 실제 지식이 낮은 집단일수록 중립에 가까운 태도를 보이는 경향이 있었다. 이를 종합하면, 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식이 알고리즘이라는 다소 모호하고 불분명한 '블랙박스'와도 같은 대상에 대해 긍정적이고 구체적인 가치판단(Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023a)을 가능케 함으로써 보다 명확한 태도를 형성하는데 영향을 미쳤을 수 있다. 후속연구에서는 이러한 가능성을 보다 구체적으로 탐색하고 검증할 필요가 있겠다.

넷째, 추천 알고리즘 태도에 대한 지식 요인의 영향이 미미했던 것과는 대조적으로 지식격차 요인에 대한 알고리즘 태도의 차이가 발견되었다. 지식격차 요인 중 연령, 미디어 이용, 디지털 리터러시는 상대적으로 큰 예측력을 보였으며, 일부 알고리즘 태도(엔터테인먼트 및 뉴스 추천 알고리즘)에 있어 집단 간 유의미한 차이를 유발하였다. 먼저, 연령은 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도의 유의미한 영향요인으로 나타났다. 연령대가 낮을수록 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘에 대한 우호적 태도를 보이는 경향이 있었다. 특히 20대는 알고리즘 유형을 막론하고 모든 종류의 알고리즘에 대해 가장 긍정적인 태도를 보이는 경향이 있었다. 이는 태어나면서부터 인터넷과 각종 디지털 매체를 자연스럽게 접하고 디지털 언어를 모국어처럼 능숙하게 사용하는 20대의 디지털 네이티브(digital natives) 특성과 관련 있어 보인다(최인호·염정윤·김류원·정세훈, 2018). 즉, 20대 사용자들의 긍정적인 태도는 디지털 네이티브 특성이 가장 강하다고 볼 수 있는 이들이 알고리즘이라는 추천 시스템을 비교적 더 자연스럽게 받아들이는 과정

에서 형성되었을 가능성이 있다. 또한 알고리즘 태도를 예측하는데 있어 알고리즘 지식이 아닌, 연령이 더 큰 영향력을 보였다는 것은 개인의 지식수준보다, 성장 배경, 세대적 특성, 시대적 요인 등, 보다 환경적인 요인이 알고리즘 태도 형성에 더 주요하게 작용하고 있음을 시사한다. 이는 바꿔 말하면, 추천 알고리즘에 대한 이해를 높일 수 있는 리터러시 교육이 상대적으로 덜 중요하게 작용할 수도 있음을 시사하는 셈이다.

다음으로, 전통미디어와 온라인미디어 이용은 추천 알고리즘 태도 예측에 있어 큰 영향력을 보이는 중요 요인이었다. 미디어 이용량이 많은 개인일수록 엔터테인먼트 및 뉴스 추천 알고리즘에 대해 긍정적인 태도를 보이는 경향이 있었다. 이는 뉴스 미디어 이용량이 많은 개인일수록 추천 알고리즘에 대한 다양한 정보와 사회적 담론에 더 많이 노출되는 것과 관련이 있을 것으로 생각된다. 미디어 리터러시 관점에서 보면, 추천 알고리즘에 대한 정보에 많이 노출될수록 추천 알고리즘을 둘러싼 다양한 관점과 시각, 활용 방법 등을 학습하는데 유리하고, 이를 통해 비판적 태도를 형성할 수 있을 것이라고 예상할 수 있다. 그러나 이러한 예상과는 반대로 높은 수준의 미디어 이용이 알고리즘에 대한 긍정적 태도로 이어질 수 있음을 확인하였는데, 이는 미디어 이용이 추천 알고리즘의 역기능보다는 순기능과 이점을 현저하게 인지하는데 특히 큰 영향을 미치고 있음을 시사한다.

다섯째, 추천 알고리즘 태도에 있어 알고리즘 유형 별로 주목할 만한 차이점이 발견되었다. 세 종류의 추천 알고리즘 중, 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘과 뉴스 추천 알고리즘에 대한 태도는 광고 추천 알고리즘에 비해 전반적으로 긍정적이었다. 특히 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘의 경우, 다른 유형의 알고리즘 태도와 비교하여 전 연령대에 걸쳐 가장 긍정적이었는데, 이용자들이 OTT나 유튜브 등 일상적으로 사용하는 플랫폼 상에서의 콘텐츠 추천을 비교적 긍정적으로 인식하며, 이들의 편의성을 대체로 긍정적으로 평가하고 있음을 알 수 있다. 이와 동시에, 콘텐츠의 자동 추천으로 인해 일어날 수 있는 역기능이나 윤리적 위험성은 태도 형성에 큰 영향을 미치고 있지 않은 것으로 해석된다.

한편, 광고 추천 알고리즘에 대한 태도는 가장 부정적인 경향을 보였다. 연령과 교육수준, 소득수준을 막론하고 상대적으로 중립과 부정적 태도의 비중이 가장 높은 경향을 보였다. 여기에는 콘텐츠나 정보를 이용하는 도중 노출되는 광고에 대한 기본적인 거부반응이 작용한 것으로 해석된다. 또한 광고 추천 알고리즘에 대한 전반적이 이해나 친숙도가 상대적으로 낮기 때문일 가능성도 있다. 일상적이고 빈번하게 이용하는 콘텐츠 플랫폼에서 경험적으로나마 인지할 수 있는 콘텐츠 추천 알고리즘과는 달리, 광고 추천 알고리즘이 작용하는 ‘맞춤형 광고’ 등에 노출되는 경험은 상대적으로 적을 것으로 예상되며, 이에 따라 광고 추천 알고리즘에 대한 이용자의 이해가

제한적일 것이라고 예상된다. 아울러, 광고 추천 알고리즘의 경우 뉴스 기사나 웹 콘텐츠 등, 직접 소비하는 콘텐츠와 관련된 것이 아니라는 점에서 앞선 두 알고리즘과는 별개의 영역으로 인식되고 있을 가능성도 존재한다.

2) 학술적 함의

본 연구는 다음과 같은 학술적 함의를 갖는다. 먼저, 추천 알고리즘과 관련한 정보격차의 여부를 확인하였고, 추천 알고리즘이라는 미디어 인프라스트럭처에 대한 지식격차가설을 검증함으로써 관련 문헌을 확장시켰다. 본 연구는 국내 이용자들 사이에 존재하는 알고리즘에 대한 지식격차와 태도 격차가 단순히 상황적이고 개인적인 요인에 의한 것이 아닌, 보다 영속적인 계층적 차이일 수 있음을 제시하였다. 또한, 알고리즘 플랫폼에서의 정보 활용 격차와 이로 인해 초래될 수 있는 정보 양극화 현상, 개인정보 보호, 또는 부정확한 정보 수용에 있어서 취약 계층이 존재할 수 있음을 확인하였다.

아울러, 본 연구는 추천 알고리즘에 대한 인지된 지식과 실제 지식 간의 유의미한 관계를 발견함으로써, 뉴미디어 이용에 있어 이용자의 심리적 자원이나 인지적 효능감의 중요성을 제시하는 선행연구의 논의를 확장하였다(Bandura, 2001; Beaudoin & Desrichard, 2011; Mao & Hovick, 2022; Velasquez & Rojas, 2017). 반면, 실제 및 인지된 지식 간의 괴리와, 이를 기반으로 한 편향을 의미하는 더닝크루거 효과는 추천 알고리즘 지식에 적용되지 않음을 발견하였다. 더닝크루거 효과는 주로 사회적으로 잘 알려진 정치적 이슈에 관한 지식과 관련되어 관찰되었는데(김현우·이종혁, 2020; 최지향 등, 2023; Dunning et al., 2003; Kruger & Dunning, 1999), 추천 알고리즘 지식은 비교적 새로운 기술적 대상에 관한 것이라는 점에서 차이가 유발되었을 가능성이 있다. 실제 본 연구 응답자들의 추천 알고리즘 인지 수준은 전반적으로 낮았는데, 이는 추천 알고리즘이 여전히 이용자들에게 낯선 존재로 인식되고 있음을 의미한다. 익숙지 않은 대상에 대한 자기 지식을 평가하는 데 있어서는 과대평가가 아닌, 다른 형태의 메커니즘이 작용할 가능성이 있다는 것을 확인하였다.

마지막으로, 추천 알고리즘 지식과 태도 간의 관계를 규명함으로써, 새로운 미디어 기술에 대한 지식과 기술 수용 태도 간의 관계를 탐색하는 국내외 여러 선행연구와 디지털 리터러시 논의(염정윤·정세훈, 2018; 오세욱·윤현욱, 2022; 이수범·손영곤, 2018; Gran et al., 2020; Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023a, 2023b)를 확장하는데 기여하였다.

3) 교육 및 정책적 함의

본 연구는 추천 알고리즘 태도에 영향을 미치는 요인을 실증적으로 분석함으로써, 추천 알고리즘에 대한 리터러시 교육 및 정책에 있어서 유용한 함의를 제공하고자 하였다. 연구결과를 기반으로 추천 알고리즘 리터러시 제고를 위해 다음과 같은 사항을 제안하는 바이다. 먼저, 미디어를 활용한 교육적 개입이 효과적일 수 있으므로 이를 적극적으로 시도할 필요가 있다. 본 연구에서는 전통미디어와 온라인미디어 이용이 알고리즘 태도에 큰 영향력을 미치는 중요 요인임을 발견하였다. 또한, 미디어 이용량이 많은 개인일수록 추천 알고리즘에 대해 명확한 태도를 보이는 경향을 발견하였는데, 이는 미디어 이용량이 많은 개인일수록 추천 알고리즘에 대한 다양한 정보와 사회적 담론에 더 많이 노출되었기 때문이라고 추측된다. 이를 종합하면, 추천 알고리즘 태도 형성에 있어 알고리즘에 대한 정보에 접근하는 것은 매우 중요하며, 미디어가 이 알고리즘 정보를 전달할 수 있는 가장 효과적인 채널로 작용하고 있다고 볼 수 있다.

선행연구는 사회적 현상에 대한 미디어 담론이 해당 현상에 대한 이용자의 인식 형성에 중요한 영향을 미칠 수 있음을 제시한다. 가짜뉴스와 같은 미디어 현상에 대한 개인들의 인식 형성에 미디어 엘리트와 이용자 담론이 중요한 역할을 하였듯이(Van Duyn & Collier, 2019), 추천 알고리즘과 관련한 리터러시를 제고하는 데 있어 미디어는 중요한 역할을 수행할 수 있다. 따라서 인공지능 정보 기술에 대한 비판적 리터러시 교육 시행에 있어 미디어를 적극적으로 이용할 필요가 있다. 구체적으로, 추천 알고리즘을 둘러싼 다양한 관점과 쟁점, 정보편향성 및 개인정보 침해와 관련한 실제 피해 사례, 알고리즘 플랫폼 기업과 관련한 해외 판례 등을 이해하기 쉽게 전달하는 보도를 통해 비판적 의식을 제고시키고, 나아가 사회적 여론 형성에 관여할 필요가 있다.

아울러, 미디어는 자신들의 교육적 중요성을 인지하고 알고리즘에 대한 균형적인 시각을 제공할 필요가 있겠다. 미디어를 통해 추천 알고리즘에 대한 다양한 이해관계와 관점이 내포된 정보가 충분히 전달되고, 이를 통해 이용자들이 알고리즘의 양면성을 다차원적으로 인식할 수 있게 된다면, 이는 캠페인이나 교육 프로그램을 통한 직접적 개입보다 더 큰 교육적 효과를 보일 수 있을 것으로 생각된다.

다음으로, 지식격차가 발견된 연령, 소득, 교육 요인과 관련하여, 격차의 완화를 위해서는 고령, 저소득, 교육취약계층을 대상으로 한 교육적 개입이 우선적으로 이루어져야 한다. 여기에는 앞서 제시한 미디어 활용이 중요할 수 있으며, 특히 각 계층을 겨냥하여 차별화된 메시지를 전달하는 전략적 접근이 효과적일 수 있겠다. 즉, 각 계층의 특성을 이해하고, 이를 기반으로 계층 별 가장 적합한 콘텐츠를 고안하거나, 각 계층이 주로 이용하는 채널을 집중적으로 활용하는 전략이 효과적일 수 있다. 예를 들어, 고령 이용자에게는 시사 토크 프로그램 또는 텍스트 기반

의 뉴스 보도를, 교육취약계층 이용자에게는 숏폼 영상 뉴스, 카드 뉴스 등 시각적 엔터테인먼트 콘텐츠를 집중적으로 전달하는 메시지 전략이 유효할 수 있다.

또한, 알고리즘의 유형 또는 기능(콘텐츠 추천 및 광고 추천) 별로 교육의 내용이나 메시지 강도가 차별화될 필요성이 있다. 전술하였듯, 세 유형의 추천 알고리즘 중, 광고를 제외한 나머지 두 유형의 추천 알고리즘에 대한 태도(엔터테인먼트 및 뉴스 추천 알고리즘)는 전반적으로 긍정적인 편이었다. 엔터테인먼트 및 뉴스 추천 알고리즘은 필터버블의 위험성과 보다 직접적인 관련이 있을 수 있기에, 이들에 대한 균형적 시각의 견지는 더욱 중요하다. 따라서, 이들에 대한 기능적 이점보다는 역기능과 폐해, 윤리적 문제점 등을 효과적으로 강조하는 방식의 교육이 우선적으로 필요하다고 하겠다. 반면, 광고 추천 알고리즘에 관련해서는 이용자들의 인지도가 비교적 낮다고 판단되기 때문에, 해당 알고리즘에 대한 개념과 기본적인 특성을 교육하는 등 광고 추천 알고리즘에 대한 인식 제고에 초점을 맞춘 캠페인이 필요할 것이다.

4) 연구의 한계 및 후속연구를 위한 제언

끝으로 본 연구는 다음과 같은 한계점을 지니고 있다. 먼저, 국가 인구 통계에 기초한 할당표본 추출방법을 사용하였으나, 조사 업체의 기존 응답자 풀에서 추출된 샘플을 기반으로 했다는 점에서 표본의 대표성이 부족하다. 연령, 소득수준, 교육수준, 지역 등 정보격차 및 지식격차 요인의 영향력을 살피는 연구인만큼, 후속연구에서는 보다 대표성 있는 이용자들을 대상으로 할 필요가 있다.

또한, 횡단적 설문 자료를 활용하였기 때문에 변인들 간의 인과관계를 분석하는 데에 한계가 있다. 본 연구는 이론을 기반으로 지식격차 요인과 지식 간의 관계, 인지 지식과 실제 지식 간의 관계, 지식 요인과 태도 간의 인과관계를 상정하고, 실제 유의미한 관계가 존재함을 발견하였다. 주요 변인들을 대상으로 상정된 인과관계를 보다 명확하게 검증하기 위해, 후속연구에서는 보다 장기간에 걸쳐 관찰된 데이터를 기반으로 한 시계열 분석이나 실험 등이 시행될 필요가 있다.

아울러, 추천 알고리즘 태도 측정에 있어 단일 문항이 사용되었다. 본 연구에서는 선행연구(Gran et al., 2022)에 기반하여 그 기능과 특성이 구별되는 세 가지 유형의 추천 알고리즘을 분류하고, 각 유형에 대한 긍정과 부정의 태도를 묻는 측정 방식을 사용하였다. 후속연구에서는 본 연구의 태도 측정 방법을 확장하여 알고리즘에 대한 여러 정서적 항목을 제시한 후, 이에 얼마나 동의하는지를 파악하는 방식을 고려할 필요가 있다. 또한 각 유형의 추천 알고리즘의 고유한 특성을 조사하고, 이를 기반으로 차별화된 항목을 고안할 수도 있겠다. 이를 위해 측정도구에 대한 다양한 신뢰도 및 타당도 검사를 제언한다.

마지막으로, 알고리즘 태도 형성에 영향을 미칠 수 있는, 보다 다양한 요인을 고려할 필요가 있다. 특히, 본 연구 결과에서는 알고리즘의 태도 형성에 있어 지식격차 요인으로 설정된 사회경제적 요인과 알고리즘 지식의 영향력을 중점적으로 살펴보았으나, 알고리즘 지식의 경우 큰 영향력을 보이지 않았다. 후속연구에서는 알고리즘 지식 외에 보다 직접적으로 태도 형성에 영향을 미칠 수 있는 다양한 알고리즘 인식들을 살펴보는 것이 필요해 보인다. 아울러, 추천 알고리즘에 대한 이용자의 사전 경험과 이용 정도, 일련의 이용 동기(e.g., 방향성 및 정확성 동기) 등은 알고리즘 지식과 태도 간의 관계를 조절할 가능성이 있으므로(Oeldorf-Hirsch & Neubaum, 2023b) 후속연구에서 이러한 가능성을 검증해볼 것을 제안하는 바이다.

References

- Adekoya, H. O. (2013). Schema theory: A conceptual review. *Journal of Research and Development, 1*(2), 1-7.
- Alam, A., Cho, N., & Kim, K. (2018). The role of news media literacy in predicting news personalization and news engagement. *Ewha Journal of Social Sciences, 34*(1), 73-109.
- Albarracín, D., & Wyer, R. S., Jr. (2000). The cognitive impact of past behavior: Influences on beliefs, attitudes, and future behavioral decisions. *Journal of Personality and Social Psychology, 79*(1), 5-22.
- Bandura, A. (2001). Social cognitive theory of mass communication. *Media Psychology, 3*(3), 265-299.
- Barnidge, M. (2021). Incidental exposure and news engagement: Testing temporal order and the role of political interest. *Digital Journalism, 11*(1), 125-143. <https://doi.org/10.1080/21670811.2021.1906290>
- Beaudoin, M., & Desrichard, O. (2011). Are memory self-efficacy and memory performance related? A meta-analysis. *Psychological Bulletin, 137*(2), 211-241.
- Berger, C. R., & Calabrese, R. J. (1975). Some explorations in initial interaction and beyond: Toward a developmental theory of interpersonal communication. *Human Communication Research, 1*(2), 99-112.
- Bodenhausen, G. V., & Gawronski, B. (2013). Attitude change. In D. Reisberg (Ed.), *The Oxford handbook of cognitive psychology* (pp. 957-969). New York, NY: Oxford University Press.
- Campbell, S. W., Zhao, F., Frith, J., & Liang, F. (2021). Imagining 5G: Public sensemaking through advertising in China and the US. *Mobile Media & Communication, 9*(3), 546-562.
- Carlson, J. P., Vincent, L. H., Hardesty, D. M., & Bearden, W. O. (2009). Objective and subjective knowledge relationships: A quantitative analysis of consumer research findings. *Journal of Consumer Research, 35*(5), 864-876.
- Carpini, M. X. D., & Keeter, S. (1993). Measuring political knowledge: Putting first things first. *American Journal of Political Science, 37*(4), 1179-1206.
- Chi, M. T. H., Glaser, R., & Rees, E. (1982). Expertise in problem solving. In R. J. Sternberg (Ed.), *Advances in the psychology of human intelligence* (Vol. 1). Hillsdale, NJ: Erlbaum.
- Choi, I., Yum, J., Kim, R., & Jeong, S. (2018). Effects of income, age, and need for cognition on digital media skills and new media literacy. *Journal of Cybercommunication Academic Society, 35*(2),

181-221. [최인호·염정윤·김류원·정세훈 (2018). 소득, 연령, 인지욕구가 뉴미디어 리터러시에 미치는 영향과 연령과 인지욕구의 조절효과. <사이버커뮤니케이션학보>, 35권 2호, 181-221.]

Choi, J., Oh, H., & Jeon, H. (2023). Those who really know and those who look like they do: The effects of passive news consumption on subjective and objective political knowledge and political participation. *Korean Journal of Broadcasting and Telecommunication Studies*, 37(4), 310-333. [최지향·오해정·전현지 (2023). 정말 아는 시민과 아는 것 같은 시민: 수동적 뉴스 소비가 주관적, 객관적 정치지식 및 정치참여에 미치는 영향. <한국방송학보>, 37권 4호, 310-333.]

Cotter, K., & Reisdorf, B. C. (2020). Algorithmic knowledge gaps: A new dimension of (digital) inequality. *International Journal of Communication*, 14, 745-765.

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319-340.

de Vreese, C. H., & Boomgaarden, H. (2006). News, political knowledge and participation: The differential effects of news media exposure on political knowledge and participation. *Acta Politica*, 41, 317-341.

Diehl, T., & Lee, S. (2022). Testing the cognitive involvement hypothesis on social media: News-finds-me perceptions, partisanship, and fake news credibility. *Computers in Human Behavior*, 128, 107121. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2021.107121>

Dunlosky, J., & Metcalfe, J. (2009). *Metacognition*. Thousand Oaks, CA: Sage.

Dunning, D., Johnson, K., Ehrlinger, J., & Kruger, J. (2003). Why people fail to recognize their own incompetence. *Current Directions in Psychological Science*, 12(3), 83-87.

Eveland, W. P. (2001). The cognitive mediation model of learning from the news evidence from nonelection, off-year election, and presidential election contexts. *Communication Research*, 28(5), 571-601.

Gordon, F., Bach, R. L., Kern, C., & Kreuter, F. (2022). Social impacts of algorithmic decision-making: A research agenda for the social sciences. *Big Data & Society*, 9(1). <https://doi.org/10.1177/20539517221089305>

Gil de Zúñiga, H., Cheng, Z., & González-González, P. (2022). Effects of the News-finds-me perception on algorithmic news attitudes and social media political homophily. *Journal of Communication*, 72(5), 578-591.

Gillespie, T. (2013). The relevance of algorithms. In T. Gillespie, P. Boczkowski, & K. Foot (Eds.), *Media technologies: Essays on communication, materiality, and society* (pp. 167-194). Cambridge, MA: MIT Press.

- Gran, A., Booth, P., & Bucher, T. (2021). To be or not to be algorithm aware: A question of a new digital divide?. *Information, Communication & Society*, 24(12), 1779-1796.
- Hargittai, E., & Hinnant, A. (2008). Digital inequality: Differences in young adults' use of the Internet. *Communication Research*, 35(5), 602-621.
- Heo, Y. (2020). Influence of news literacy on the perceived impact and regulatory attitude of fake News: Definition of fake news as moderator. *Korean Journal of Communication & Information*, 101, 506-534. [허윤철 (2020). 뉴스 리터러시가 가짜뉴스의 영향력 지각과 규제 태도에 미치는 영향: 가짜뉴스 범위 인식의 조절 효과. <한국언론정보학보>, 통권 101호, 506-534.]
- Issar, S. (2023). The social construction of algorithms in everyday life: Examining tiktok users' understanding of the platform's algorithm. *International Journal of Human-Computer Interaction*. Advance online publication. <https://doi.org/10.1080/10447318.2023.2233138>
- Jung, Y., & Lee, H. (2010). A time series analysis of the multi-dimensional information divide and its factors. *Journal of Cybercommunication Academic Society*, 27(3), 227-263. [정영호·이혜미 (2010). 다면적 정보 격차의 변화와 그 요인: 2005년~2009년 시계열 분석을 중심으로. <사이버커뮤니케이션학보>, 27권 3호, 227-263.]
- Kim, H., & Lee, J. (2020). Ignoring political ignorance: Effects of actual political knowledge and perceived political knowledge on political participation. *Korean Journal of Journalism & Communication Studies*, 64(4), 210-246. [김현우·이종혁 (2020). 정치적 무지에 대한 무지: 실제지식과 인지된 지식이 정치 참여에 미치는 효과 분석. <한국언론학보>, 64권 4호, 201-246.]
- Kim, M. (2020). Digital divide in the age of artificial intelligence. *Korean Regional Sociology*, 21(1), 59-88. [김문조 (2020). AI 시대의 디지털 격차. <지역사회학>, 21권 1호, 59-88.]
- Kim, M., & Kim, J. (2002). Digital divide: Conceptual and practical implications. *Korean Journal of Sociology*, 36(4), 123-155. [김문조·김종길 (2002). 정보격차(Digital Divide)의 이론적·정책적 재고. <한국사회학>, 26권 4호, 123-155.]
- Kim, M., & Lee, E. (2019). Digital news algorithm platform's news reliability and false consensus effect: An analysis of the influence of motivation, perceived usefulness, perceived risk and perceived bias. *Journal of Political Communication*, 55, 39-83. [김미경·이은지 (2019). 디지털 뉴스 알고리즘 플랫폼의 뉴스 신뢰도와 합의착각 효과: 이용 동기, 지각된 유용성, 지각된 위험성과 지각된 편향성의 영향. <정치커뮤니케이션연구>, 통권 55호, 39-83.]
- Kim, S. (2008). Testing the knowledge gap hypothesis in South Korea: Traditional news media, the Internet,

- and political learning. *International Journal of Public Opinion Research*, 20(2), 193-210.
- Klin, C. M., Guzmán, A. E., & Levine, W. H. (1997). Knowing that you don't know: Metamemory and discourse processing. *Journal of Experimental Psychology: Learning, Memory, and Cognition*, 23(6), 1378-1393. <https://doi.org/10.1037/0278-7393.23.6.1378>
- Knobloch, L. K., Satterlee, K. L., & DiDomenico, S. M. (2010). Relational uncertainty predicting appraisals of face threat in courtship: Integrating uncertainty reduction theory and politeness theory. *Communication Research*, 37(3), 303-334.
- Kruger, J., & Dunning, D. (1999). Unskilled and unaware of it: How difficulties in recognizing one's own incompetence lead to inflated self-assessments. *Journal of Personality and Social Psychology*, 77(6), 1121-1134.
- Kwak, N. (1999). Revisiting the knowledge gap hypothesis: Education, motivation, and media use. *Communication Research*, 26(4), 385-413.
- Lee, C. (2009). The role of Internet engagement in the health knowledge gap. *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, 53(3), 365-382.
- Lee, M. (2020). A study on the influence of digital divide on knowledge gap in intelligent information society. *Social Science Research Review*, 36(2), 119-143. [이민상 (2020). 디지털격차의 지식격차에 대한 영향 연구: 지능정보사회에 대한 지식격차를 중심으로. <사회과학연구>, 36권 2호, 119-143.]
- Lee, S., & Kang, S. (2024). User understanding and perceptions of news recommendation algorithms: Relationships with attitude-consistent news exposure, news trust, and news-seeking behavior. *Korean Journal of Journalism & Communication Studies*, 68(1), 348-385. [이슬기·강신후 (2024). 맞춤형 정보 환경에서 뉴스 추천 알고리즘에 대한 이용자 이해도와 인식의 중요성 관점 일치 뉴스 노출, 뉴스 신뢰, 뉴스 추구 행위와의 관계를 중심으로. <한국언론학보>, 68권 1호, 348-385.]
- Lee, S., & Son, Y. (2018). Coorientational analysis among media literacy practitioners - literacy experienced persons - literacy nonexperienced persons. *Journal of Communication Research*, 55(2), 213-257. [이수범·손영곤 (2018). 미디어 리터러시에 대한 기획자, 경험자, 비경험자간 인식 차이: 상호지향성 모델을 중심으로. <언론정보연구>, 55권 2호, 213-257.]
- Lee, S., & Youk, E. (2014). Digital capability divide and digital outcome divide: Gaps in the digital capability and its effects on informational support. *Korean Journal of Journalism & Communication Studies*, 58(5), 206-232. [이숙정·육은희 (2014). 디지털 활용 격차와 결과 격차: 디지털 활용 능력과 정보적 지지를 중심으로. <한국언론학보>, 58권 5호, 206-232.]

- Mao, C. M., & Hovick, S. R. (2022). Adding affordances and communication efficacy to the technology acceptance model to study the messaging features of online patient portals among young adults. *Health Communication, 37*(3), 307-315.
- McVee, M. B., Dunsmore, K., & Gavelek, J. R. (2005). Schema theory revisited. *Review of Educational Research, 75*(4), 531-566.
- Míguez-Álvarez, C., Cuevas-Alonso, M., & Cruz, M. (2021). The relationship between metacomprehension and reading comprehension in Spanish as a second language. *Psicología Educativa, 28*(1), 23-29.
- Min, Y. (2011). The digital divide among Internet users: An analysis of digital access, literacy, and participation. *Journal of Communication Research, 48*(1), 150-187. [민영 (2011). 인터넷 이용과 정보격차: 접근, 활용, 참여를 중심으로. <언론정보연구>, 48권 1호, 150-187.]
- Nonaka, I. (1994). A dynamic theory of organizational knowledge creation. *Organization Science, 5*(1), 14-37.
- Oeldorf-Hirsch, A., & Neubaum, G. (2023a). Attitudinal and behavioral correlates of algorithmic awareness among German and U.S. social media users. *Journal of Computer-Mediated Communication, 28*(5), 1-12.
- Oeldorf-Hirsch, A., & Neubaum, G. (2023b). What do we know about algorithmic literacy? The status quo and a research agenda for a growing field. *New Media & Society*. <https://doi.org/10.1177/14614448231182662>
- Oh, S. (2019). Mobile news use patterns since portals' adoption of algorithm-based news arrangement. *Media Issue, 5*(4), 1-16. [오세욱 (2019). 포털 등의 알고리즘 배열 전환 이후 모바일 뉴스 이용 행태. <미디어이슈>, 5권 4호, 1-16.]
- Oh, S., & Yoon, H. (2022). 'Algorithm' approached with 'media literacy': Focusing on the case of 'NewsAlgo'. *Korean Journal of Broadcasting & Telecommunications Research, 2022 Special Issue, 7-37*. [오세욱·윤현옥 (2022). '미디어 리터러시'로 접근한 '알고리즘': '뉴스알고(NewsAlgo)' 사례를 중심으로. <방송통신연구>, 2022년 특집호, 7-37.]
- Pariser, E. (2011). *The filter bubble: What the Internet is hiding from you*. New York, NY: Penguin Press.
- Song, H. (2014). Consideration to influence factor of using internet information and the second digital divide: Focus on users' digital literacy, perceived awareness, and self-efficacy. *Korean Policy Sciences Review, 18*(2), 85-116. [송효진 (2014). 질적 정보격차와 인터넷 정보이용의 영향요인 고찰: 이용자의 디지털 리터러시, 인식, 자기효능감을 중심으로. <한국정책과학학회보>, 18권 2호, 85-116.]

- Tichenor, P. J., Donohue, G. A., & Olien, C. N. (1970). Mass media flow and differential growth in knowledge. *Public Opinion Quarterly*, 34, 159-170.
- Van Duyn, E., & Collier, J. (2019). Priming and fake news: The effects of elite discourse on evaluations of news media. *Mass Communication and Society*, 22, 29-48.
- Velasquez, A., & Rojas, H. (2017). Political expression on social media: The role of communication competence and expected outcomes. *Social Media + Society*, 3(1). <https://doi.org/10.1177/2056305117696521>
- Vraga, E. K., Tully, M., Maksl, A., Craft, S., & Ashley, S. (2021). Theorizing news literacy behaviors. *Communication Theory*, 31(1), 1-21.
- Wei, L., & Hindman, D. B. (2011). Does the digital divide matter more? Comparing the effects of new media and old media use on the education-based knowledge gap. *Mass Communication and Society*, 14(2), 216-235.
- Weinstein, J. (2017). Hate speech bans, democracy, and political legitimacy. *Constitutional Comment*, 32, 619-629.
- Williams, B. A., Brooks, C. F., & Shmargad, Y. (2018). How algorithms discriminate based on data they lack: Challenges, solutions, and policy implications. *Journal of Information Policy*, 8, 78-115.
- Wilson, K. R., Wallin, J. S., & Reiser, C. (2003). Social stratification and the digital divide. *Social Science Computer Review*, 21(2), 133-143.
- Yamamoto, M., & Yang, F. (2022). Does news help us become knowledgeable or think we are knowledgeable? Examining a linkage of traditional and social media use with political knowledge. *Journal of Information Technology & Politics*, 19(3), 269-283.
- Yeom, J., & Jung, S. (2018). Research on fake news perception and fact-checking effect: Role of prior-belief consistency. *Korean Journal of Journalism & Communication Studies*, 62(2), 41-80. [염정윤·정세훈 (2018). 가짜뉴스에 대한 인식과 팩트체크 효과 연구: 기존 신념과의 일치 여부를 중심으로. <한국 언론학보>, 62권 2호, 41-80.]
- Ytre-Arne, B., & Moe, H. (2021). Folk theories of algorithms: Understanding digital irritation. *Media, Culture & Society*, 43(5), 807-824.
- Zarouali, B., Boerman, S. C., & de Vreese, C. H. (2021). Is this recommended by an algorithm? The development and validation of the algorithmic media content awareness scale (AMCA-scale). *Telematics and Informatics*, 62, 101607. <https://doi.org/10.1016/j.tele.2021.101607>

Zou, J., & Schiebinger, L. (2018). AI can be sexist and racist - It's time to make it fair. *Nature*, 559(7714), 324-326.

최초 투고일 2024년 06월 07일
게재 확정일 2024년 07월 29일
논문 수정일 2024년 08월 02일

부록

Appendix 1. Distribution of Perceived and Actual Algorithm Knowledge by Multiple Factors

| 범주 | 세부 변인 | 인지 지식 | | 실제 지식 | | |
|--------------|--------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| | | 낮음 | 높음 | 낮음 | 높음 | |
| 인구사회학적 요인 | 성별 | 남성 | 472 (80.3) | 116 (19.7) | 376 (65.5) | 198 (34.5) |
| | | 여성 | 476 (81.9) | 105 (18.1) | 434 (72.9) | 161 (27.1) |
| | 연령 | 20-29 | 112 (61.5) | 70 (38.5) | 126 (69.2) | 56 (30.8) |
| | | 30-39 | 143 (74.9) | 48 (25.1) | 130 (68.1) | 61 (31.9) |
| | | 40-49 | 200 (79.7) | 51 (20.3) | 147 (58.6) | 104 (41.4) |
| | | 50-59 | 254 (88.5) | 33 (11.5) | 200 (69.7) | 87 (30.3) |
| | | 60-69 | 239 (92.6) | 19 (7.4) | 207 (80.2) | 51 (19.8) |
| | 교육수준 | 초등학교 | 2 (100.0) | 0 (0.0) | 2 (100.0) | 0 (0.0) |
| | | 중학교 | 5 (100.0) | 0 (0.0) | 5 (100.0) | 0 (0.0) |
| | | 고등학교 | 209 (93.3) | 15 (6.7) | 171 (76.3) | 53 (23.7) |
| | | 2년제 | 192 (82.4) | 41 (17.6) | 172 (73.8) | 61 (26.2) |
| | | 4년제 | 433 (75.4) | 141 (24.6) | 379 (66.0) | 195 (34.0) |
| | | 대학원 이상 | 107 (81.7) | 24 (18.3) | 81 (61.8) | 50 (38.2) |
| | 소득수준 | 낮음 | 409 (81.8) | 91 (18.2) | 358 (71.6) | 142 (28.4) |
| | | 중간 | 120 (82.2) | 26 (17.8) | 106 (72.6) | 40 (27.4) |
| | | 높음 | 419 (80.1) | 104 (19.9) | 346 (66.2) | 177 (33.8) |
| | 지역 | 광역시 이상 | 269 (84.1) | 51 (15.9) | 220 (68.8) | 100 (31.3) |
| | | 일반 시 단위 | 679 (80.0) | 170 (20.0) | 590 (69.5) | 259 (30.5) |
| | 미디어 이용 요인 | 전통 미디어 | 낮음 | 472 (77.0) | 141 (23.0) | 415 (67.7) |
| 높음 | | | 476 (85.6) | 80 (14.4) | 395 (71.0) | 161 (29.0) |
| 온라인 미디어 | | 낮음 | 589 (85.0) | 104 (15.0) | 497 (71.7) | 196 (28.3) |
| | | 높음 | 359 (75.4) | 117 (24.6) | 313 (65.8) | 163 (34.2) |
| 디지털 리터러시 | 낮음 | 574 (88.2) | 77 (11.8) | 483 (74.2) | 168 (25.8) | |
| | 높음 | 374 (72.2) | 144 (27.8) | 327 (63.1) | 191 (36.9) | |

Note. 척도형 변인(예: 소득수준, 전통 및 온라인미디어 이용, 디지털 리터러시 등)은 중위값을 기준으로 이진화하였음. 괄호 안의 수치는 각 변인 별 퍼센트를 의미하며, 인지 및 실제 지식의 '낮음'과 '높음'을 합산하여 100퍼센트로 계산하였음.

Appendix 2. Distribution of Entertainment-Content Recommendation Algorithm Attitude by Multiple Factors

| 범주 | 세부 변인 | | 엔터테인먼트 콘텐츠 추천 알고리즘 태도 | | |
|-----------|---------|-----------|-----------------------|------------|------------|
| | | | 부정 | 중립 | 긍정 |
| 인구사회학적 요인 | 성별 | 남성 | 33 (5.7) | 38 (6.6) | 503 (87.6) |
| | | 여성 | 26 (4.4) | 46 (7.7) | 523 (87.9) |
| | 연령 | 20-29 | 12 (6.6) | 7 (3.8) | 163 (89.6) |
| | | 30-39 | 12 (6.3) | 17 (8.9) | 162 (84.8) |
| | | 40-49 | 8 (3.2) | 20 (8.0) | 223 (88.8) |
| | | 50-59 | 11 (3.8) | 28 (9.8) | 248 (86.4) |
| | | 60-69 | 16 (6.2) | 12 (4.7) | 230 (89.1) |
| | 교육수준 | 초등학교 | 0 (0.0) | 0 (0.0) | 2 (100.0) |
| | | 중학교 | 1 (20.0) | 1 (20.0) | 3 (60.0) |
| | | 고등학교 | 13 (5.8) | 15 (6.7) | 196 (87.5) |
| | | 2년제 | 6 (2.6) | 11 (4.7) | 216 (92.7) |
| | | 4년제 | 32 (5.6) | 41 (7.1) | 501 (87.3) |
| | | 대학원 이상 | 7 (5.3) | 16 (12.2) | 108 (82.4) |
| | 소득수준 | 낮음 | 90 (18.0) | 67 (13.4) | 343 (68.6) |
| | | 중간 | 23 (15.8) | 15 (10.3) | 108 (74.0) |
| 높음 | | 87 (16.6) | 83 (15.9) | 353 (67.5) | |
| 지역 | 광역시 이상 | 15 (4.7) | 22 (6.9) | 283 (88.4) | |
| | 일반 시 단위 | 44 (5.2) | 62 (7.3) | 743 (87.5) | |
| 미디어 이용 요인 | 전통미디어 | 낮음 | 29 (4.7) | 46 (7.5) | 538 (87.8) |
| | | 높음 | 30 (5.4) | 38 (6.8) | 488 (87.8) |
| | 온라인미디어 | 낮음 | 41 (5.9) | 54 (7.8) | 598 (86.3) |
| | | 높음 | 18 (3.8) | 30 (6.3) | 428 (89.9) |
| 디지털 리터러시 | 낮음 | 36 (5.5) | 49 (7.5) | 566 (86.9) | |
| | 높음 | 23 (4.4) | 35 (6.8) | 460 (88.8) | |
| 지식 요인 | 인지 지식 | 낮음 | 47 (5.0) | 76 (8.0) | 825 (87.0) |
| | | 높음 | 12 (5.4) | 8 (3.6) | 201 (91.0) |
| | 실제 지식 | 낮음 | 45 (5.6) | 56 (6.9) | 709 (87.5) |
| | | 높음 | 14 (3.9) | 28 (7.8) | 317 (88.3) |

Note. 척도형 변인은 중위값을 기준으로 이진화하였음. 괄호 안의 수치는 각 변인 별 퍼센트를 의미하며, 추천 알고리즘 태도의 부정, 중립, 긍정을 합산하여 100퍼센트로 계산하였음.

Appendix 3. Distribution of News Recommendation Algorithm Attitude by Multiple Factors

| 범주 | 세부 변인 | | 뉴스 추천 알고리즘 태도 | | |
|--------------|------------|------------|---------------|------------|------------|
| | | | 부정 | 중립 | 긍정 |
| 인구사회학적 요인 | 성별 | 남성 | 103 (17.9) | 64 (11.1) | 407 (70.9) |
| | | 여성 | 97 (16.3) | 101 (17.0) | 397 (66.7) |
| | 연령 | 20-29 | 30 (16.5) | 28 (15.4) | 124 (68.1) |
| | | 30-39 | 39 (20.4) | 24 (12.6) | 128 (67.0) |
| | | 40-49 | 48 (19.1) | 38 (15.1) | 165 (65.7) |
| | | 50-59 | 49 (17.1) | 43 (15.0) | 195 (67.9) |
| | | 60-69 | 34 (13.2) | 32 (12.4) | 192 (74.4) |
| | 교육수준 | 초등학교 | 1 (50.0) | 0 (0.0) | 1 (50.0) |
| | | 중학교 | 1 (20.0) | 0 (0.0) | 4 (80.0) |
| | | 고등학교 | 28 (12.5) | 25 (11.2) | 171 (76.3) |
| | | 2년제 | 32 (13.7) | 25 (10.7) | 176 (75.5) |
| | | 4년제 | 108 (18.8) | 94 (16.4) | 372 (64.8) |
| | 소득수준 | 대학원 이상 | 30 (22.9) | 21 (16.0) | 80 (61.1) |
| | | 낮음 | 25 (5.0) | 33 (6.6) | 442 (88.4) |
| | | 중간 | 3 (2.1) | 14 (9.6) | 129 (88.4) |
| 지역 | 높음 | 31 (5.9) | 37 (7.1) | 455 (87.0) | |
| | 광역시 이상 | 56 (17.5) | 39 (12.2) | 225 (70.3) | |
| 미디어 이용 요인 | 전통 미디어 | 일반 시 단위 | 144 (17.0) | 126 (14.8) | 579 (68.2) |
| | | 낮음 | 128 (20.9) | 96 (15.7) | 389 (63.5) |
| | 온라인 미디어 | 높음 | 72 (12.9) | 69 (12.4) | 415 (74.6) |
| | | 낮음 | 133 (19.2) | 110 (15.9) | 450 (64.9) |
| 디지털 리터러시 | 높음 | 67 (14.1) | 55 (11.6) | 354 (74.4) | |
| | 낮음 | 103 (15.8) | 90 (13.8) | 458 (70.4) | |
| 지식 요인 | 인지 지식 | 높음 | 97 (18.7) | 75 (14.5) | 346 (66.8) |
| | | 낮음 | 149 (15.7) | 138 (14.6) | 661 (69.7) |
| | 실제 지식 | 높음 | 51 (23.1) | 27 (12.2) | 143 (64.7) |
| | | 낮음 | 135 (16.7) | 112 (13.8) | 563 (69.5) |
| | | 높음 | 65 (18.1) | 53 (14.8) | 241 (67.1) |

Note. 척도형 변인은 중위값을 기준으로 이진화하였음. 괄호 안의 수치는 각 변인 별 퍼센트를 의미하며, 추천 알고리즘 태도의 부정, 중립, 긍정을 합산하여 100퍼센트로 계산하였음.

Appendix 4. Distribution of Advertisements Recommendation Algorithm Attitude by Multiple Factors

| 범주 | 세부 변인 | | 광고 추천 알고리즘에 대한 태도 | | |
|--------------|---------|------------|-------------------|------------|------------|
| | | | 부정 | 중립 | 긍정 |
| 인구사회학적 요인 | 성별 | 남성 | 176 (30.7) | 114 (19.9) | 284 (49.5) |
| | | 여성 | 172 (28.9) | 171 (28.7) | 252 (42.4) |
| | 연령 | 20-29 | 55 (30.2) | 39 (21.4) | 88 (48.4) |
| | | 30-39 | 65 (34.0) | 47 (24.6) | 79 (41.4) |
| | | 40-49 | 72 (28.7) | 52 (20.7) | 127 (50.6) |
| | | 50-59 | 79 (27.5) | 74 (25.8) | 134 (46.7) |
| | | 60-69 | 77 (29.8) | 73 (28.3) | 108 (41.9) |
| | 교육수준 | 초등학교 | 1 (50.0) | 1 (50.0) | 0 (0.0) |
| | | 중학교 | 2 (40.0) | 2 (40.0) | 1 (20.0) |
| | | 고등학교 | 75 (33.5) | 41 (18.3) | 108 (48.2) |
| | | 2년제 | 66 (28.3) | 60 (25.8) | 107 (45.9) |
| | | 4년제 | 155 (27.0) | 149 (26.0) | 270 (47.0) |
| | | 대학원 이상 | 49 (37.4) | 32 (24.4) | 50 (38.2) |
| | 소득수준 | 낮음 | 153 (30.6) | 112 (22.4) | 235 (47.0) |
| 중간 | | 43 (29.5) | 33 (22.6) | 70 (47.9) | |
| 높음 | | 152 (29.1) | 140 (26.8) | 231 (44.2) | |
| 지역 | 광역시 이상 | 94 (29.4) | 74 (23.1) | 152 (47.5) | |
| | 일반 시 단위 | 254 (29.9) | 211 (24.9) | 384 (45.2) | |
| 미디어 이용 요인 | 전통미디어 | 낮음 | 200 (32.6) | 146 (23.8) | 267 (43.6) |
| | | 높음 | 148 (26.6) | 139 (25.0) | 269 (48.4) |
| | 온라인미디어 | 낮음 | 222 (32.0) | 177 (25.5) | 294 (42.4) |
| | | 높음 | 126 (26.5) | 108 (22.7) | 242 (50.8) |
| 디지털 리터러시 | 낮음 | 193 (29.6) | 158 (24.3) | 300 (46.1) | |
| | 높음 | 155 (29.9) | 127 (24.5) | 236 (45.6) | |
| 지식 요인 | 인지 지식 | 낮음 | 280 (29.5) | 242 (25.5) | 426 (44.9) |
| | | 높음 | 68 (30.8) | 43 (19.5) | 110 (49.8) |
| | 실제 지식 | 낮음 | 228 (28.1) | 209 (25.8) | 373 (46.0) |
| | | 높음 | 120 (33.4) | 76 (21.2) | 163 (45.4) |

Note. 척도형 변인은 중위값을 기준으로 이진화하였음. 괄호 안의 수치는 각 변인 별 퍼센트를 의미하며, 추천 알고리즘 태도의 부정, 중립, 긍정을 합산하여 100퍼센트로 계산하였음.