

인공지능 기반 제품 수용 정도에 인공지능 속성이 미치는 영향 연구

An Influence of Artificial Intelligence Attributes on the Adoption Level of Artificial Intelligence-Enabled Products

손 권 상 (Kwonsang Sohn) 경희대학교 경영대학 박사과정
유 건 우 (Kun Woo Yoo) 경희대학교 경영대학 강사
권 오 병 (Ohbyung Kwon) 경희대학교 경영대학 교수, 교신저자

요 약

최근 인공지능(AI) 기술의 신장을 바탕으로 스마트폰, 스마트 스피커, 챗봇 등과 같은 AI 기반 제품(AI-Enabled Products)의 출시가 점차 증가하고 있다. 이에 따라 AI 기반 제품이 지닌 편익을 중심으로 소비자의 수용의도를 밝히고자 하는 많은 연구가 진행되고 있지만, AI 기반 제품이 지닌 특징을 고려하여 속성을 분류하여 각 속성에 대한 소비자의 지각된 효용 가치에 대해서는 연구가 이루어지지 않았다. 따라서 본 연구는 DeLone과 McLean의 IS Success Model을 바탕으로 AI 제품 속성을 AI 속성과 Non-AI 속성으로 구분하고, 컨조인트 분석을 통해 각 속성이 지닌 효용 가치를 기반으로 제품 개발의 방향성을 제안하고자 한다. 또한, AI 제품의 수용 시점에 따른 AI 제품 속성의 상대적 중요도에 차이가 나타나는지 살펴보고자 한다. 더 나아가 컨조인트 분석을 통해 도출된 각 응답자의 효용 가치를 기반으로 군집 분석을 통해 시장을 세분화하고, 각 세분시장을 구성하고 있는 소비자들의 특징과 니즈를 이해하고자 하였다. 본 연구를 통해 AI 기반 제품의 특성과 속성에 대한 개념적으로 구조화된 틀을 제시하는 이론적 시사점과 각 세분시장에 따라 최적화된 AI 제품 개발 방향을 제안한다는 실무적 시사점을 제공할 것으로 기대한다.

키워드 : 인공지능 기반 제품, 소비자 선호, 정보시스템 성공모델, 해석수준이론, 컨조인트 분석

I. 서 론

Gartner(2018)의 Hyper cycle for emerging technologies에서는 AI PaaS, Edge AI, Artificial General

Intelligence 등 인공지능(AI) 관련 기술들의 비약적 발전을 바탕으로 스마트폰, 스마트 스피커, 자동차, 가전기기 등 일상 생활과 밀접한 제품에도 AI 기술이 적용되며 AI 기반 제품(AI-Enabled Products)은 시장의 관심을 받기 시작한 대동기(innovation trigger)에 진입하고 있는 것으로 보고 있다. 특히 최근 스마트 스피커의 급속한 시장 성장으로 AI

† 이 논문은 2017년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임(NRF-2017S1A3A2066740).

기술에 대한 소비자들의 관심이 확산되고 있지만 (Kinsella, 2018; 김찬우, 서창교, 2017),¹⁾ AI 기술이 접목된 제품 시장은 여전히 초기단계이며 대중의 관심이 하락하기 시작하는 거품기(peak of inflated expectations)를 벗어나지 못할 위험이 여전히 존재하고 있다. Rogers(1995)의 기술수용주기에 따르면 신기술의 경우 초기 시장(early market)을 거쳐 주류 시장(mainstream)으로 진입하는 과정에서 캐즘(Chasm)을 만나기 마련이며, 대부분이 이 구간을 넘어서지 못하고 시장에서 사라졌다(Moore, 1995). 즉, 현재 확산 초기 단계인 AI 기반 제품이 추후 주류시장으로 진입하기 위해서는 소비자에게 AI 기반 제품에 대한 분명한 편익과 가치의 전달이 필요하며, 다른 제품과의 차별성이 인지되지 않는다면 캐즘을 넘지 못한 채 시장에서 도태될 수 있기 때문에 AI 기술이 접목된 제품에 대한 소비자 인식과 선호도를 규명하는 것은 대중적 확산을 위한 초석이라 할 수 있다. 그러나 현재까지 AI 기반 제품이 지닌 특성과 수용 과정에 대한 연구는 아직 이뤄지지 않고 있으며, 다른 ICT 제품과 구분되는 기능적 특징에 대한 뚜렷한 개념과 정의도 없는 실정이다. 이에 본 연구는 성공적인 정보시스템의 요건을 설명한 IS Success Model(정보시스템 성공모델)을 바탕으로 AI 기반 제품의 기능적 특징을 AI 속성(AI attributes)과 비AI 속성(non-AI attributes)으로 구분하고, 컨조인트 분석을 통해 소비자가 지각하는 각 속성의 상대적 중요도에 대해 살펴보고자 한다.

한편, 소비자의 혁신 성향은 첨단기술이 접목된 신제품의 초기 수용 과정에서 중요한 역할을 하지만(Hong et al., 2017), AI 기반 제품은 다른 제품과 달리 스마트폰, 스마트 스피커, 냉장고, 자동차 등 핵심 제품에서 확장된 확장 제품(Augmented product)의 성격이 강하다는 점에서 혁신 성향이 낮더라도

AI 기술이 접목된 제품을 수용할 수 있으며, 제품에 대한 거부감이 낮을 수 있다. 따라서 본 연구는 심리적 거리 중 하나인 시간적 거리를 중심으로 AI 기반 제품의 수용 시점을 조작하여 초기 시장과 주류 시장의 소비자들이 지각하는 AI 기반 제품 속성의 상대적 중요도에 차이가 있는지 살펴보고자 한다.

더 나아가 본 연구는 초기 시장과 주류 시장 사이에서 신제품에 대한 소비자의 태도와 니즈가 다르다는 점을 바탕으로 각 시장 간 AI 기반 제품 속성에 대한 상대적 선호도에 차이가 있는지 살펴보고자 한다. 혁신수용자(innovators)와 얼리어답터(early adopters)로 구성된 초기 시장의 소비자는 새로운 기술에 대한 호의적인 태도를 갖고 능동적으로 정보를 수집한다는 점에서 AI 기반 제품의 수용 시점을 가깝게 지각한다(Han et al., 2013). 반면에 전기 및 후기 다수 수용자(early and late majority)로 구성된 주류시장의 소비자는 첨단 기술에 대해 비교적 덜 호의적이거나 배타적인 태도를 보인다는 점에서 AI 기반제품의 수용 시점을 멀게 지각할 것이다. 해석수준이론에 따르면 어떤 현상이나 대상에 대해 갖는 심리적 거리가 사람들의 행동 반응과 선택에 차이를 가져온다고 보고 있다(Trope and Liberman, 2010).

마지막으로 본 연구는 컨조인트 분석을 통해 도출된 AI 기반 제품 속성에 대한 소비자의 부분 가치를 중심으로 군집분석을 통해 시장을 세분화하고 각 세분 시장의 특징에 대해 살펴보고자 한다. 이를 통해 각 세분 시장에 속한 소비자가 중요하게 판단하는 AI 기반 제품의 속성이 무엇인지 살펴볼 수 있음은 물론이고, AI 기반 제품에 대한 소비자의 숨겨진 니즈를 밝혀낼 수 있을 것으로 기대된다.

종합해보면, 본 연구의 목적은 첫째, AI 기반 제품을 구성하는 속성을 IS Success Model을 기반으로 개념적으로 정리하고, 둘째, 컨조인트 분석을 통해 소비자가 지각하는 AI 기반 제품 속성의 상대적 중요도를 비교하며, 셋째, 소비자가 AI 기반 제품을 수용하는 시점을 달리 조작하여 해석수준에 따른

1) 2018년 9월 기준, 미국 성인의 23%가 스마트 스피커를 사용하는 것으로 나타남(voicebot.ai, 2018). <https://voicebot.ai/2018/10/30/u-s-smart-speaker-users-rise-to-57-million/>.

AI 기반 제품 속성의 상대적 중요도의 차이가 있는지 검증하며, 넷째, 컨조인트 분석을 통해 도출된 AI 속성의 부분 가치를 중심으로 군집분석을 통해 AI 기반 제품과 관련된 시장을 세분화하고 각 세분 시장이 갖는 특징에 대해 살펴보고자 한다.

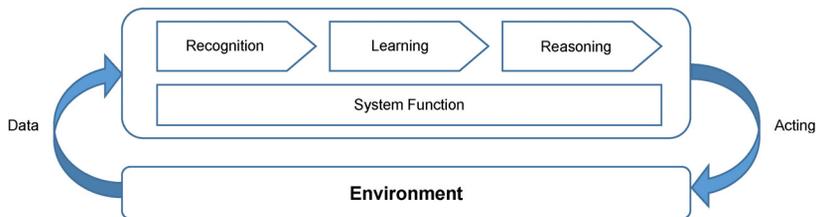
본 연구는 AI 시스템을 구성하는 속성을 IS Success Model을 통해 규명하였다는 이론적 시사점을 제공할 것으로 기대된다. 또한 AI 기반 제품 수용과 관련된 소비자의 니즈를 AI 기반 제품 속성의 상대적 중요도를 통해 실증적으로 분석하였고, 이를 통해 도출된 각 세분 시장의 특징을 도출하였다는 점에서 실무적 시사점을 제공할 것으로 기대된다.

II. 이론적 배경 및 연구모델

2.1 AI 기반 제품 속성

AI에 대한 개념은 다양하게 정의되고 있는데, 기계가 가진 장점을 살려 사람의 일을 대신하도록 하는 지능형 기술, 인간의 지능적 행동을 자동화하기 위한 기술, 주변 환경을 감지하고 주어진 목표 달성을 위해 스스로 행동하는 자동화된 시스템, 인간이 지닌 학습, 추론, 지각, 이해 능력을 갖고 문제를 해결할 수 있는 SW 기술로 요약된다(Russell and Norvig, 2016). 이는 인지, 학습, 추론을 하는 사고능력과 이를 바탕으로 판단, 결정을 할 수 있는 행동능력이 바탕이 되어야 한다는 뜻으로, 머신러닝, 자연어 처리, 음성인식 등의 분야가 AI 관련 기술이다(Pannu, 2015).

AI는 두 분류로 구분할 수 있는데, 첫째, 스스로 지각하고 능동적 의사결정을 하는 강한 AI(strong AI)와, 둘째, 인간의 지능을 모사하는 미리 정해진 규칙에 따라 행동하는 약한 AI(weak AI)이다. 최근 등장하고 있는 AI 기반 제품의 경우 약한 AI가 적용된 제품이라고 할 수 있다. 예를 들어 아마존의 ‘에코’, 구글의 ‘구글 홈’과 같은 스마트 스피커의 경우 사용자의 음성인식으로 디바이스가 구동되며(recognition), 자연어 처리를 통해 의도에 맞는 행동을 수행한다(learning, reasoning). 또한 지속적인 사용을 통해 데이터가 축적되면 학습을 통해 더욱 정확한 추론을 할 수 있고, 온도 및 조도를 환경에 맞게 조절할 수 있는 자율성도 일부 지니고 있다. 하지만 스스로 지각하고 능동적으로 의사결정을 하는 대신 사용자가 최적화된 의사결정을 할 수 있도록 추천을 해주는 방향으로 활용이 된다. 이 외에도 최근 출시되는 AI 기술이 적용된 에어컨, 냉장고 등 가전제품은 이러한 음성인식, 자연어 처리, 사용자 의도 추론 및 학습, 자율 작동 등의 기능을 구현하고 있으며, 다양한 제품 및 서비스와 연결을 통해 큰 편의를 제공하고 있다. 이처럼 AI 기반 제품의 경우 별도의 독립적인 제품 카테고리가 구성되기보다는 기존 ICT 제품이 지니는 특성에 AI 기술이 접목된 형태로 나타나며, 이는 AI 관련 기술과 ICT 일반 기술이 융합된 시스템으로 <그림 1>과 같이 작동된다. 따라서 AI 기반 제품의 성공에 대한 측정지표를 AI 속성과 비AI 속성으로 구분할 필요가 있으며, 이를 다차원적으로 측정하기 위한 이론적 토대로써 정보시스템 분야에서 보편적으로 사용되는 IS Success Model을 적용하였다.



<그림 1> System Flow of AI-Enabled Product

DeLone and McLean의 IS Success Model은 기술적 수준에서의 시스템 품질과 정보 품질이 사용자의 만족과 수용의도에 영향을 주는 관계를 포괄적으로 접근한다는 점에서 IS 분야에서 널리 적용되고 있다. DeLone and McLean(2003)에 따르면 시스템 품질이란 사용자가 효율적으로 시스템을 사용할 수 있는 정도를 말한다. 시스템 품질 측정 요소로는 기능성(functionality), 가용성(availability), 적응성(flexibility), 반응성(responsiveness) 등을 꼽았으며, 시스템 품질이 정보시스템의 성공 요인 중 하나라고 제시하고 있다. 또한 정보품질은 정보시스템의 산출물로서 사용자가 정보시스템 사용시 정보시스템으로부터 제공받게 되는 정보에 대해 사용자가 느끼는 정보의 질을 말한다. 구성요소로는 완결성(completeness), 개인화(personalization), 정확성(accuracy), 적절성(relevance) 등의 항목을 통해 정보 품질을 측정하고자 하였다.

한편, IS Success Model을 적용한 연구는 모바일 뱅킹(Tam and Oliveira, 2017), e-커머스(Hsu *et al.*, 2014; Rouibah *et al.*, 2015; Wang *et al.*, 2016), 클라우드 컴퓨팅(Dahlberg *et al.*, 2017) 등 다양한 영역에서 최근까지도 이루어지고 있다. 그러나 IS Success Model은 정보시스템에 대한 사용자의 경험을 바탕으로 조직의 시스템 관리 및 운영 측면에 초점을 맞추고 있으며, AI와 같은 시장진입 초기단계의 기술에 대해서는 수용의도 측정에 어려움이 있다. 따라서 본 연구에서는 기존 IS Success Model(DeLone and McLean, 1992, 2003, 2004)의 구조를 개념적 토대로 AI 기반 제품의 속성을 <표 1>과

같이 정의하였으며, 소비자에게 인지된 품질이 아닌 속성 간 선호도 차이를 통해 수용의도에 영향을 미칠 것으로 예상되는 요인을 추론하고자 한다.

2.2 해석수준이론

본 연구에서는 AI 기반 제품을 소비자가 수용하는 시점(temporal distance)에 따라 중요하게 생각하는 기능적 특성을 고려하고자 해석수준이론(construal level theory)을 적용하였다. 해석수준이론은 심리적 거리(psychological distance)에 따라 개인의 사고방식이 달라진다는 것을 설명하는 이론으로, 개인이 인식하는 심리적 거리가 멀수록 해석수준이 높기 때문에(high-level) 목표에 대해 추상적이고 일반적인 것으로 해석하는 경향이 있으며 반대의 경우(low-level) 세부적이고 구체적인 해석을 하는 경향에 대해 설명하고 있다(Trope and Liberman, 2003). 이는 심리적 거리에 따라 정보를 해석하는 과정에서 왜곡이 일어난다는 것을 뜻하며, 심리적 거리는 행위자 자신으로부터 시간적 거리(temporal distance), 공간적 거리(spatial distance), 사회적 거리(social distance), 확률적 거리(hypothetical distance)가 얼마나 떨어져 있는지에 대한 자기중심적(egocentric) 인식을 뜻한다(Trope *et al.*, 2007; Trope and Liberman, 2010). 해석수준이론은 주로 소비자 행동 연구에서 다루어졌는데, 특히 시간적 거리는 소비자의 선택에서 목표 추구에 따른 선택과 이에 따른 후회에도 영향을 미치는 것으로 나타났다(Dhar and Kim, 2007). 이러한 해석수준이론은 신기술에 대한 소비자의

<표 1> Definition of AI-enabled product features

Constructs	Terms	Features	Definition
AI Attributes	Completeness	Recognition	Cognitive function quality that identifying and operating input signal
	Personalization	Learning Ability	Learning function through user data
	Accuracy	Accuracy	Interaction function quality that understanding user intention
Non-AI Attributes	Functionality	Main function	Number of specific functions that provided primarily
	Availability	Connectivity	Number of other products and services that can be linked
	Flexibility	Compatibility	Range of compatible with different version or operating system

수용이나 구매의도에 관한 연구에서도 자주 활용이 되었다. 예를 들어 출시 당시 미래의 교통수단으로 각광받던 세그웨이(Segway)에 대한 소비자 수용 과정에서 시간적 거리의 영향을 살펴본 연구에서는 구매 시기가 늦어질수록 신기술에 대한 구매의도가 하락하는 것으로 나타났는데, 이는 상위 수준의 해석 과정에서 새로운 것에 대한 불확실성이 증가하기 때문인 것으로 해석하고 있다(Alexander *et al.*, 2008).

한편 해석수준이론은 기술수용모델(TAM)과 함께 소비자의 기술 수용에 대한 조절효과를 검증하는 연구가 이루어졌는데, 해석수준의 정도에 따른 인지된 사용 용이성(perceived ease of use)의 영향력 변화를 보여주었다(Ho *et al.*, 2015; Shen and Chiou, 2010). 이외에도 IS 분야에서 해석수준의 영향력을 고려한 연구(Kankanhalli *et al.*, 2015; Köhler *et al.*, 2011)가 다양하게 이루어지고 있으며, 본 연구에서도 AI 기반 제품 수용에 대한 영향력을 확인하고자 한다.

2.3 컨조인트 분석

수용의도에 대한 기존 이론적 모델을 바탕으로 진행된 연구의 경우 직관에 기초한 추론과 영향요인에 대한 개념 분석에 치중되어 있으며, 소비자가 선호하는 기술적 특성과 수용을 유도하는 평가 기준에 대한 설명이 부족하다(Luo *et al.*, 2013). 즉, 소비자가 충분히 경험하지 못한 새로운 기술의 경우 해당 기술이 적용된 제품에 대한 기대와 실제의 차이가 있는 상황에서 수용 결정을 촉진시키는 기능적 선호도에 대한 연구가 부족한 실정이다. 이러한 목적을 고려하여 제품의 기능적 특성에 대한 가설적 시나리오를 설계하여 소비자의 선호도를 측정할 수 있는 연구 방법인 컨조인트 분석을 사용할 수 있다. 특히 새로운 기술이 출현하는 시점에서 실제 구매행동으로 이어질 뿐만 아니라, 추후 기술의 발전 방향에 대한 이정표를 제시하기 위해 다양한 기능적 이점 중 소비자가 선호하는

특성의 우선순위를 파악하는 것은 매우 중요하다(Cardello *et al.*, 2007; Dauda and Lee, 2015; Eggers *et al.*, 2016; Head and Ziolkowski, 2012). 따라서 본 연구에서는 AI 기반 제품의 실질적 수용의도에 영향을 미치는 속성을 알아보기 위해 컨조인트 분석을 통해 소비자의 정량화된 선호도를 측정하였다.

III. 연구방법

3.1 속성수준 선정

컨조인트 분석을 위한 프로파일을 구성하기 위해 실무자 및 학계 전문가를 중심으로 개별심층면접을 실시하였다. 먼저, AI 기반 제품의 속성 중 AI 기술과 관련이 높은 AI 속성과 AI 기술과 관련이 낮은 비AI 속성으로 구분하였다. 다음으로 소비자가 AI 기반 제품을 통해 직간접적으로 경험할 수 있는 편익을 고려하여 인식률(recognition), 학습능력(learning ability), 정확도(accuracy) 등 세 가지를 AI 속성으로 선정하였고, 주요기능(main function), 연결성(connectivity), 호환성(compatibility) 등 세 가지를 비AI 속성으로 선정하였다. 마지막으로 속성수준은 개별심층면접을 통해 도출하였으며, 피조사자가 속성 내 수준의 차이를 이해하기 용이하도록 구성하였다. <표 2>는 본 연구에서 사용한 AI 기반 제품의 속성 및 속성수준을 제시하고 있다.

<표 2> Attributes of AI-enabled Product and Levels

Attributes	Attribute levels		
Recognition	High	Moderate	Low
Learning ability	High	Moderate	
Accuracy	High	Moderate	Low
Main function	15	10	5
Connectivity	15,000	10,000	5,000
Compatibility	High	Moderate	

3.2 컨조인트 설계 및 연구 절차

컨조인트 분석을 하기 위해 SPSS 프로그램의 Orthoplan을 이용하여 프로파일을 생성하였다. SPSS에 의해 생성된 프로파일은 16개였으며, <표 3>은 각 프로파일에 대한 상세한 설명을 제시하고 있다. 본 연구는 AI 기반 제품의 속성에 대한 소비자 선호를 살펴보기 위한 것이기 때문에 디지털 기술에 대한 관심과 접근성이 높은 20, 30대를 대상으로 조사하였으며(Nielsen, 2016), 구체적인 연구 절차는 다음과 같다.

첫째, 피조사자에게 AI 기반 제품의 정의, 속성, 그리고 속성수준에 대해 설명하고, 프로파일 카드에 기재된 내용 이외의 속성들은 모두 동일한 조건임을 알려주었다. 각 속성과 수준에 대한 내용은 별도로 표시하여 응답할 때 참고할 수 있도록 하였다.

둘째, 응답자의 심리적 거리를 조작하기 위해 AI 기반 제품을 구매하고 사용할 것이라 가정하는 시기를 다르게 설정하였다. 구체적으로 심리적 거리가 가까운 집단에게는 ‘내일’ AI 기반 제품을 구매할 것이라 충분히 상상하도록 한 다음 설문조사에 참여하도록 하였으며, 심리적 거리가 먼 집단에게는 ‘6개월 후’ AI 기반 제품을 구매할 것이라 충분히 상상하도록 한 다음 설문조사에 참여하도록 하였다. 조작 점검을 위해 AI 기술이 접목된 제품을 내일(혹은 6개월 후) 구매해야 하는 상황에서 시간이 얼마나 남아있다고 생각하는지 여부를 리커트 5점 척도를 사용하여 측정하였다(1: 매우 적은 시간, 5: 매우 많은 시간).

셋째, 피조사자가 컨조인트 분석에 익숙해 질 수 있도록 예시를 제공하였고, 응답자에게 각 프로필 카드에 대한 선호도를 점수로 표기하도록 지시하였다(1 = 선호하지 않음, 10 = 매우 선호함).

마지막으로 세분화된 시장의 특성을 살펴보기 위해 인구통계학적 조사를 실시하였다. 이때, 살펴본 인구통계학적 특성은 성별, 나이, AI 기반 제품에 대한 경험 여부, 관심도, 주관적 지식, 개인의 혁신성

향 등을 측정하였다. AI 기반 제품에 대한 관심은 ‘평소 AI 기반 제품에 관심이 있는지’에 대해 리커트 5점 척도(1 = 전혀 없음, 5 = 매우 많음)를 사용하여 측정하였다. AI 기반 제품에 대한 주관적 지식은 Gürhan-Canli(2003)의 연구를 참고하여 ‘AI 기반 제품 정보를 자주 접하는지’, ‘AI 기반 제품을 잘 알고 있다고 생각하는지’, ‘AI 기반 제품과 관련된 지식이 풍부하다고 생각하는지’에 대해 리커트 5점 척도(1 = 전혀 없음, 5 = 매우 많음)를 사용하여 측정하였으며, Cronbach’s α 는 0.882로 내적일관성을 충족하였다. 개인의 혁신성향은 Shih and Venkatesh(2004)와 Steenkamp and Gielens(2003)의 연구를 참고하여 ‘최신기술 제품에 관심이 있는지’, ‘최신기술 제품을 다른 사람보다 먼저 사용하는 얼리어답터에 해당하는지’, ‘일반적으로 최신기술 제품을 사용할 의지가 있는지’, ‘최신기술 제품이 출시되었다는 소식을 들으면 어떻게 작동하는지 찾아보는 편인지’에 대해 리커트 5점 척도(1 = 전혀 없음, 5 = 매우 많음)를 사용하여 측정하였으며, Cronbach’s α 는 0.893으로 내적일관성을 충족하였다.

IV. 분석결과

4.1 표본의 인구통계적 특성

설문조사는 온라인 리서치 전문기업을 통해 2018년 8월 14일부터 8월 24일까지 10일간 이루어졌다. 표본은 410명이며, 표본의 일반적인 특성을 알아보기 위해 성별, 연령, 소득, 결혼유무로 나누어 빈도분석을 실시하였다. 표본의 빈도분석결과, 남성 207명(50.5%), 여성 203명(49.5%)으로 나타났다. 20대 210명(51.2%), 30대 200명(48.8%)로 나타났다. 또한, 월소득은 100만 원 미만 22명(5.4%), 100만 원~200만 원 60명(14.6%), 200만 원~300만 원 109명(26.6%), 300만 원~400만 원 81명(19.8%), 400만 원 이상 138명(33.7%)으로 나타났으며, 기혼은 116명(28.3%), 미혼은 294명(71.7%)로 나타났다.

〈표 3〉 Conjoint Profiles used in the Study

Profile	Recognition	Learning Ability	Accuracy	Main Function	Connectivity	Compatibility
1	High	Equipped	High	5	5,000	High
2	Low	Equipped	Low	15	5,000	High
3	Low	Not Equipped	Low	5	5,000	High
4	High	Not Equipped	Low	10	15,000	High
5	Moderate	Not Equipped	High	10	5,000	Moderate
6	Low	Not Equipped	Moderate	5	15,000	Moderate
7	Low	Not Equipped	Low	5	5,000	Moderate
8	Low	Equipped	High	15	15,000	Moderate
9	Low	Equipped	Low	10	5,000	Moderate
10	High	Equipped	Moderate	5	5,000	Moderate
11	Moderate	Equipped	Low	5	15,000	High
12	Moderate	Not Equipped	Moderate	15	5,000	High
13	Moderate	Equipped	Low	5	10,000	Moderate
14	Low	Equipped	Moderate	10	10,000	High
15	High	Not Equipped	Low	15	10,000	Moderate
16	Low	Not Equipped	High	5	10,000	High

4.2 컨조인트 분석 결과

4.2.1 속성의 중요도 및 부분가치 추정

심리적 거리에 따라 제대로 조작되었는지 살펴본 결과, AI 기반 제품을 내일 구매해야 하는 상황이라 가정한 집단($M = 2.414$)이 6개월 후 구매해야 하는 상황이라 가정한 집단($M = 3.000$)에 비해 심리적 거리를 더 가깝게 지각하는 것으로 나타났다 ($t = -5.546, p < .01$). 따라서 조작 점검이 성공적으로 이루어졌다고 판단하고 분석을 실시하였다.

컨조인트 분석 결과 정확도가 AI 기반 제품에 대한 소비자 선호도에서 가장 중요한 역할을 하고 있으며, 상대적 중요도는 27.74%로 나타났다. 다음으로 인식률(25.47%), 연결성(14.23%), 학습능력(12.49%), 주요기능(12.43%), 호환성(7.64%) 순으로 나타났다. 각 속성을 구성하고 있는 수준들에 대한 부분 가치를 살펴보면, 전반적으로 속성 수준이 높을수록 부분 가치를 높게 평가하는 것으로 나타났다. AI 속성 중 인식률은 높은 수준에 대한 부분 가치가 낮은 수준이나 중간 수준에 비해 월등히 높게 나타났으며, 정확도는 낮은 수준

에 대한 부분 가치가 중간 수준이나 높은 수준에 비해 월등히 낮게 나타났다. 비AI 속성 가운데 주요기능은 최소 15개 이상, 연결성은 최소 15,000개 이상 되어야 부분 가치를 긍정적으로 평가하는 것으로 나타났다. 이는 주요기능과 연결 기기의 수에 대한 소비자의 최소 허용되는 기대치가 존재함을 시사한다.

또한, 본 연구는 소비자가 AI 기반 제품에 대한 수용 시점에 따라 대상에 대한 해석 수준이 다르게 형성되어 AI 기반 제품에 대해 지각하는 속성 중요도에 차이가 발생하는지 살펴보았다. 그 결과, 수용 시점을 멀리 고려하는 집단의 경우(6개월 후) 정확도(27.88%), 인식률(25.45%), 연결성(14.18%), 학습능력(12.98%), 주요기능(12.03%), 호환성(7.48%) 순으로 속성 중요도가 나타났으며, 수용 시점을 가깝게 고려하는 집단의 경우(내일)에 정확도(27.60%), 인식률(25.50%), 연결성(14.27%), 주요기능(12.83%), 학습능력(12.00%), 호환성(7.79%) 순으로 나타났다. 상대적 중요도를 비교해보면, 주요기능과 학습능력 간 순위의 차이를 보이고 있지만 그 차이가 크지는 않았다.

<표 4> Coefficients and Relative Importance

Construct	Instruments	Level	Total (n = 410)		High Construal Level (n = 205)		Low Construal Level (n = 205)	
			Coefficient	Relative Importance	Coefficient	Relative Importance	Coefficient	Relative Importance
AI attributes	Recognition	Low	-.603	25.47%	-.626	25.45%	-.580	25.50%
		Moderate	.075		.074		.076	
		High	.528		.552		.504	
	Learning Ability	Not Equipped	-.282	12.49%	-.304	12.98%	-.259	12.00%
		Equipped	.282		.304		.259	
	Accuracy	Low	-.715	27.74%	-.753	27.88%	-.676	27.60%
Moderate		.299	.324		.275			
High		.415	.429		.402			
Non-AI attributes	Main Function	5	-.037	12.43%	-.055	12.03%	-.018	12.83%
		10	-.021		-.010		-.031	
		15	.057		.065		.049	
	Connectivity	5,000	-.124	14.23%	-.124	14.18%	-.125	14.27%
		10,000	-.019		-.035		-.003	
		15,000	.143		.158		.128	
	Compatibility	Moderate	-.051	7.64%	-.053	7.48%	-.050	7.79%
		High	.051		.053		.050	
	Model Fit		Pearson's R	.930**		.931**		.927**
Kendall's tau			.776**		.810**		.793**	

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

선행 연구(Alexander *et al.*, 2008; Ho *et al.*, 2015; Shen and Chiou, 2010)와 달리 AI 제품에 대한 수용 시점에 따른 차이가 크게 나타나지 않은 이유에는 AI 기반 제품이 제품수명주기 상 도입기에서 성장기 사이에 해당하기 때문에 수용 시점에 의한 차이가 크게 나타나지 않기 때문인 것으로 판단된다.

이는 향후 AI 기반 제품이 성숙기에 해당될 경우 수용 시점에 대한 연구가 다시 필요할 수 있음을 시사한다. <표 4>는 소비자가 선호하는 AI 기반 제품에 대한 속성과 각 속성 수준에 대한 부분 가치, 그리고 상대적 중요도를 전체 표본, 상위해석수준(6개월 후), 하위해석수준(내일)에 따라 구분하여 나타내고 있다.

4.2.2 컨조인트 분석을 이용한 시장 세분화

다음으로 컨조인트 분석을 통해 도출된 속성 중요도 값을 세분화 변수로 활용하여 군집분석(cluster analysis)을 통해 시장을 나누는 사후적 세분화(ex-post segmentation) 방법을 사용하였다. 먼저 개별 응답자의 속성에 대한 중요도 값을 기초 데이터로 투입하여, 비계층적 군집분석 방법인 K-Means Cluster 분석을 실시하여 통계적인 유의성을 갖는 3개의 군집을 도출하였다.

3개의 세분 시장 중에서 규모가 가장 큰 시장은 AI 속성과 비AI 속성을 종합적으로 중시하는 군집 3으로 전체 시장의 41.0%를 차지하고 있다. 이 집단의 명칭은 절충집단(compromise-seeking)으로

명명하였다. 두 번째로 큰 세분 시장은 군집 2로 전체 시장의 36.6%를 차지하고 있으며, 이 집단을 인식을 추구집단(recognition seeking)으로 명명하였다. 마지막으로 군집 3은 전체 시장의 22.4%를 차지하며, 정확도 추구집단(accuracy seeking)으로 명명하였다. 세분 시장에 대한 보다 구체적인 특성을 확인하기 위해 각 집단 별 컨조인트 분석을 실시하여, 속성에 대한 중요도와 속성 수준의 부분 가치를 분석하였다. 그 결과는 <표 5>에 제시되어 있다.

철충집단은 정확도(26.83%), 인식률(20.69%), 연

결성(16.80%), 주요기능(15.51%), 학습능력(11.09%), 호환성(9.07%) 순으로 속성의 상대적 중요도가 나타났다. 각 속성을 구성하고 있는 수준들에 대한 부분 가치를 살펴보면, 전반적으로 속성 수준이 높을수록 부분 가치를 높게 평가하는 것으로 나타났다지만, 다른 세분 시장과 달리 주요기능의 경우 오히려 수가 적을수록 부분 가치를 높게 평가하는 것으로 나타났다. 이는 제품의 많은 기능의 수에 대해 기능 피로감(feature fatigue)을 민감하게 지각하는 집단으로 제품의 사용성을 넘어선 다양하고 복잡한 기능에 대해 부정적으로 평가한다는 점을

<표 5> Coefficients and Relative Importance by Segment

Construct	Instruments	Level	Segment 1 (Accuracy seeking) (n = 92, 22.4%)		Segment 2 (Recognition seeking) (n = 150, 36.6%)		Segment 3 (Compromise seeking) (n = 168, 41.0%)	
			Coefficient	Relative Importance	Coefficient	Relative Importance	Coefficient	Relative Importance
AI attributes	Recognition	Low	-.595	18.77%	-1.074	34.94%	-.188	20.69%
		Moderate	.157		.174		-.059	
		High	.438		.900		.246	
	Learning Ability	Not Equipped	-.205	7.91%	-.496	16.87%	-.133	11.09%
		Equipped	.205		.496		.133	
	Accuracy	Low	-1.670	43.15%	-.587	19.31%	-.305	26.83%
		Moderate	.793		.237		.084	
		High	.877		.350		.221	
	Sum of importance			69.83%		71.12%		58.61%
Non-AI attributes	Main Function	5	-.037	10.06%	-.135	10.44%	.051	15.51%
		10	-.049		-.018		-.007	
		15	.086		.153		-.044	
	Connectivity	5,000	-.088	12.64%	-.179	11.70%	-.096	16.80%
		10,000	-.287		.117		.007	
		15,000	.375		.062		.089	
	Compatibility	Moderate	-.118	6.47%	-.011	6.75%	-.070	9.07%
		High	.118		.011		.070	
	Sum of importance			30.17%		28.88%		41.39%
Model Fit	Pearson's R		.961**		.935**		.800**	
	Kendall's tau		.856**		.732**		.622**	

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

의미한다(Thompson *et al.*, 2005). 정확도 추구집단은 정확도(41.15%), 인식률(18.77%), 연결성(13.64%), 주요기능(10.06%), 학습능력(7.91%), 호환성(6.47%) 순으로 속성의 상대적 중요도가 나타났다. 이때, 정확도 추구집단은 다른 두 집단에 비해 높은 수준의 정확도를 더 높게 평가하는 것으로 나타났다($F = 70.255, p < .01$). 즉, 이들은 정확도에 대한 민감성이 가장 높은 세분 시장임을 알 수 있다. 절충집단과 정확도 추구집단의 AI 기반 제품 속성에 대한 상대적 중요도의 순서는 같지만, 절충집단은 정확도 추구집단에 비해 비AI 속성에 대한 상대적 중요도를 높게 평가하고 있다는 점에서 본 연구는 두 집단을 다르게 구분할 필요가 있다고 판단하였다.

인식률 추구집단은 인식률(34.94%), 정확도(19.31%), 학습능력(16.87%), 연결성(11.70%), 주요기능(10.44%), 호환성(6.75%) 순으로 속성의 상

대적 중요도가 나타났다. 이때, 본 집단은 다른 두 집단에 비해 높은 수준의 인식률을 더 높게 평가하는 것으로 나타났다($F = 107.260, p < .01$). 즉, 이들은 인식률에 대한 민감성이 가장 높은 세분 시장이라 할 수 있다.

4.2.3 세분 집단 별 인구통계적 특성 비교

각 세분 시장에 속한 표본들의 인구통계적인 특성을 살펴봄으로써 세분 시장의 특성을 구체화할 수 있을 것으로 판단하여 교차분석을 실시하였다. <표 6>은 세분 집단 별 인구통계적 특성을 비교한 결과를 제시하고 있다. AI 기반 제품에 대한 관심($M = 3.624$)과 주관적 지식($M = 2.963$), 혁신성향($M = 3.267$)은 평균 분할(mean-split) 하여 평균값보다 높은 집단을 상위(high)에, 평균값보다 낮은 집단을 하위(low)로 분류하였다.

<표 6> Characteristics Across the Three Segments

		Segment 1 (Accuracy seeking) (n = 92, 22.4%)		Segment 2 (Recognition seeking) (n = 150, 36.6%)		Segment 3 (Compromise seeking) (n = 168, 41.0%)		χ^2
		Frequency	Percent	Frequency	Percent	Frequency	Percent	
		Gender	Male	34	37.0%	77	51.3%	
	Female	58	63.0%	73	48.7%	77	45.8%	
Age	20s	45	48.9%	82	54.7%	79	47.0%	1.936
	30s	47	51.1%	68	45.3%	89	53.0%	
Income (unit: ₩1,000)	Less 1,000	3	3.3%	7	4.7%	9	5.4%	20.046*
	1,000~2,000	19	20.7%	17	11.3%	24	14.3%	
	2,000~3,000	36	39.1%	40	26.7%	34	20.2%	
	3,000~4,000	16	17.4%	28	18.7%	36	21.4%	
	More 4,000	18	19.6%	58	38.7%	65	38.7%	
Use Experience	Yes	42	45.7%	96	64.0%	88	52.4%	8.625*
	No	50	54.3%	54	36.0%	80	47.6%	
AI Interest	High	51	55.4%	61	40.7%	67	39.9%	6.707*
	Low	41	44.6%	89	59.3%	101	60.1%	
Subjective Knowledge	High	51	55.4%	57	38.0%	63	37.5%	9.202*
	Low	41	44.6%	93	62.0%	105	62.5%	
Innovativeness	High	59	64.1%	70	46.7%	81	48.2%	7.990*
	Low	33	35.9%	80	53.3%	87	51.8%	

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

그 결과, AI 기반 제품을 선택할 때 정확도에 대한 고려 비중이 높은 군집 1은 남성보다 여성이 많았으며, 20대와 30대에 고르게 분포하고, 월소득은 200만 원~300만 원, AI 기반 제품의 사용 경험은 없지만 관심과 주관적 지식이 높고 혁신성향 또한 높다는 특징을 보이는 것으로 나타났다. 이는 젊고 비교적 저소득인 남성 집단의 경우 그렇지 않은 집단에 비하여 AI제품에서의 AI 관련 속성을 중시하고 있으며, AI 제품의 추천 성능을 더 중시하는 혁신성향을 가진 것으로 보인다.

이에 비해 남성이면서 20대보다 30대, 월소득 400만 원 이상인 고소득 계층, AI 기반 제품에 대한 경험은 다소 있지만, 관심과 주관적 지식은 낮고, 혁신성향은 고르게 분포하고 있는 집단을 의미하는 군집 3은 AI 속성과 비AI 속성을 모두 중시하는 절충적인 태도를 보여 비교적 보수적인 성향을 나타내고 있다.

한편, 성별과 상관없이 30대보다는 20대, 월소득 400만 원 이상인 고소득 계층, AI 기반 제품의 사용 경험은 있지만 관심과 주관적 지식, 그리고 혁신성향은 비교적 낮은 군집 2는 인식률에 대한 고려 비중이 높은 특징을 보였다.

V. 결 론

5.1 연구결과 요약 및 논의

본 연구는 AI 기반 제품에 대해 소비자가 인지하는 속성 중요도의 차이를 알아보고자 컨조인트 분석을 실시하였으며, 군집분석을 통해 속성 선호도에 따라 시장을 세분화한 결과 다음과 같은 결과를 도출하였다. 첫째, IS Success Model을 토대로 AI 기반 제품의 속성을 AI 속성과 비AI 속성으로 구분하고, 컨조인트 분석을 통해 각 속성에 대한 소비자가 인지하는 상대적 중요도와 부분 가치에 대해 살펴보았다. 그 결과, 소비자는 AI 속성의 정확도와 인식률을 학습능력에 비해 상대적으로 더 중요하게 판단하는 것으로 나타났다. 이는 소

비자가 AI 기반 제품을 사용하면서 성능을 직접 체감할 수 있는 외피적 속성(정확도, 인식률)을 내피적 속성(학습능력)보다 더 중요하게 지각한다는 점을 의미한다. 즉, AI 기반 제품 성능에 대한 소비자의 기대와 실제 사용 경험을 가시적으로 비교함으로써 느끼는 인지된 가치(perceived value)를 우선적으로 고려한다는 것을 알 수 있다(Hsu and Lin, 2015; Yang et al., 2016). 따라서 AI 기반 제품의 소비자 수용의도를 향상시키기 위해서는 소비자가 직접 체감할 수 없거나 오랜 사용 경험이 축적되어야 지각할 수 있는 기술적 우수성에 관한 측면을 강조하기 보다는 즉각적인 편익을 인지할 수 있는 외피적 속성의 편익 체험을 제공함으로써 제품 사용에 대한 소비자의 예상 시뮬레이션 결과를 긍정적인 방향으로 제시할 수 있도록 하는 것이 보다 효과적일 수 있음을 시사한다(André et al., 2018). 이와 더불어 성능에 대한 믿음과 성과에 대한 기대치가 신제품 수용의 중요한 요소로 작용하는 심리적 동기를 설명한 기대-가치이론(Expectancy-Value Theory)(Wigfield and Eccles, 2000)의 관점에서 AI 기반 제품에 대한 기존 소비자의 기대감을 충족시키기 위해 상대적 중요도가 높은 정확도와 인식률의 우수성을 제고할 수 있는 개발 전략을 통해 캐즘(chasm)을 넘어 주류 시장으로의 안착을 모색할 수 있을 것이다.

둘째, 소비자가 AI 기반 제품을 수용하는 시점이 다르게 조작하여(내일 vs. 6개월 후) AI 기반 제품 속성에 대한 상대적 중요도에 차이가 나타나는지 살펴보았다. 그 결과, 수용 시점이 멀수록 높은 해석 수준으로 인한 제품 속성에 대한 상대적 중요도에 차이가 나타난 기존 연구와는 달리(Castaño et al., 2008; Ledgerwood et al., 2010), 두 집단 간의 차이는 거의 나타나지 않았다. 본 연구에서는 피조사자에게 AI 속성과 비AI 속성이라는 점을 따로 설명하거나 구분하지 않고 무작위로 제시했음에도 불구하고, 소비자들이 AI 기반 제품을 수용하는 시점에 따른 차이가 없을 정도로 AI 속성의 중요성을 높은 수준으로 지각한다는 점이다. 이는 AI 기반 제품이

〈표 7〉 Market Segmentation for AI-enabled Product Features

Segment	Gender	Age	Income (unit: ₩,000)	Experience	Innovativeness	Type
Accuracy seeking	Female	Similar	2,000~3,000	Non-experienced	High	Early adopter
Recognition seeking	Similar	20	More 4,000	Experienced	Low	Early majority
Compromise seeking	Male	30	More 4,000	A few experienced	Middle	Late majority

제공하는 고유한 기능적 특성이 지니는 기술에 대한 인지된 우위(perceived superiority)가 존재한다는 것을 의미하며(Atuahene-Gima and Li, 2004), AI 기반 제품이 시장에 성공적으로 정착하기 위한 핵심 요소인 기술적 우위가 소비자들에게 인지되고 있다는 긍정적 신호로 해석할 수 있다(Jaworski and Kohli, 1993). 또한, AI 기술 자체에 대한 대중적 관심과 기대감을 바탕으로 AI가 가미되지 않은 기존 제품이나 서비스에 비해 품질 측면에서 우수한 편익을 기대하고 있기 때문에(Bresnahan and Yin, 2017; Andrade and Doolin, 2016; Luo and Bu, 2016) 수용 시점에 따른 정보처리의 차이가 크게 나타나지 않을 수 있다.

셋째, 컨조인트 분석을 통해 도출된 AI 기반 제품의 각 속성에 대한 부분 가치를 바탕으로 군집 분석을 실행하여 소비자 세분 시장을 분류하였다. 그 결과, (1) AI 속성의 정확성을 추구하는 시장, (2) AI 속성의 인식률을 추구하는 시장, (3) AI 속성과 비AI 속성을 함께 중요하게 평가하는 절충형 시장으로 분류되었다. 기술수용주기에 나타나는 수용단계별 특징을 바탕으로(Rogers, 1995) 세분 시장의 특성을 분류하면 군집 1은 혁신성향이 높고 AI 기반 제품에 대한 관심과 주관적 지식이 높다는 점에서 얼리어답터의 특징을 보이고 있다. 군집 2와 군집 3은 AI 기반 제품의 사용 경험은 있지만 관심, 주관적 지식, 혁신성향이 낮다는 점에서 주류시장의 특징을 보이고 있다. 특히 군집 2는 AI 기반 제품에 대한 사용경험이 군집 3에 비해 많다는 점과 AI 속성에 대한 중요도를 높여 평가한다는 점에서 전기 다수수용자의 특징으로 구분된다(<표 7> 참조).

5.2 시사점

본 연구는 다음과 같은 학술적 의의를 지닌다. 첫째, AI 기반 제품들의 속성 분류를 검증된 IS 이론인(Petter and McLean, 2009) IS Success Model를 기반으로 정립하였다. 즉, AI 속성을 시스템 품질과 정보 품질의 두 부류로 나누어 정리할 수 있었다. IS 연구에서는 IS Success Model의 확장을 위한 연구가 지속되고 있는데(Aldholay et al., 2018a; Aldholay et al., 2018b; Petter and McLean, 2009), 본 연구의 결과를 활용하여 AI 기술이 접목된 다양한 제품과 서비스 수용 현상을 이해하기 위한 변수를 추가함으로써 이론 확장을 위한 틀을 마련하였다.

둘째, 해석수준 이론을 통해 AI 기반 제품에서 AI 속성이 지니는 가치가 일반적인 제품 속성의 가치와 차별되어 별도로 존재함을 실증적으로 규명한 최초의 연구이다. 스마트 어드바이저, 개인 로봇, 자율 주행차 등 AI 기반 제품이 확산되는 추세에서(Gursoy et al., 2019; Hall and Pesenti, 2017; Zhang, 2016), AI 기반 제품이 제공하는 고유한 기능적 특성이 지니는 기술에 대한 인지된 우위(perceived superiority)가 존재한다는 것은 의미 있는 발견이다.

셋째, 기존 IS 연구에서 해석수준의 하나인 시간적 거리가 조절 효과에 대해 보고하고 있으나(Hallam and Zanella, 2017; Li et al., 2019; Shen and Chiou, 2010; Tam et al., 2010), 본 연구에서는 시간적 거리에 따른 AI 속성의 중요도에 대한 인식의 차이가 거의 발생하지 않음을 밝혔다. 이는 기존 연구가 인터넷 서비스나 정보 보안 등 사회적인 수용도가 이미 높은 기술이나 IS에 대한 평가임에

비해 본 연구의 대상은 사회적 이해도 확산이 완전히 이루어지지 않은 신기술에 대한 연구이기 때문인 것으로 보인다.

본 연구의 실무적 의의는 다음과 같다. 첫째, 2019년 Gartner에서 제1의 기술 트렌드로 지목한 자율 사물(autonomous things)과 같은 AI 기반 제품에 대한 큰 관심을 보이는 상황에서 본 연구는 소비자가 제품 수용 시 지각하는 기능적 속성의 중요도를 컨조인트 분석을 통해 정량적으로 측정함으로써 AI 기반 제품에 대한 대중의 인지적 구조를 이해할 수 있는 토대를 마련하였다.

AI 기반 제품과 같은 혁신제품은 기존 제품과 비교하여 기술적 측면에서 새로운 편익을 제공하고, 소비자가 이를 확연히 지각하는 시점에 혁신 저항을 넘어 수용이 이루어지기 때문에(Ram, 1987) 혁신의 생산과 동시에 소비자가 기대하는 가치를 충족시켜줄 수 있는 기능적 특징을 구분하고 파악하는 것이 중요하다(Lee *et al.*, 2018). AI 기반 제품의 경우 정확도, 인식률과 같은 AI 속성에 높은 부분 가치가 부여된 것을 규명함으로써 AI 기반 제품과 기존 ICT 제품의 차이점에 대한 소비자의 기대 가치가 높으며, 이러한 기술적 혁신성이 제품 사용 동기를 제공할 수 있다는 점을 시사하고 있다.

둘째, 본 연구에서 세분 시장 분류를 통해 도출된 군집 특성과 소비자 성향의 관계를 바탕으로 AI 기반 제품의 각 시장 확산 단계에서 소비자의 수용 의도를 제고할 수 있는 기능적 특징을 예측할 수 있으며, 이는 개발 전략에 대한 방향성을 제시하였다. 우선 기존 연구에서도 지지되는 바와 같이, 얼리어답터 성향을 지닌 소비자 집단의 경우 AI 속성 중 정확성을 가장 중요하게 판단하고 있다(Canhoto and Arp, 2017; Li *et al.*, 2018). 이는 AI 기반 제품의 초기 확산단계에서는 바탕으로 소비자가 원하는 정보를 정확하게 전달할 수 있으며, 이러한 정확한 정보전달의 원천이 AI 기술의 우수성이라는 점을 강조하여 기술에 대한 호기심과 신뢰를 심어주는 것이 보다 효과적일 것이다.

셋째, 초기 다수수용자의 경우 AI 기반 제품이 사용자와 원활한 상호작용이 가능하다는 점을 기반으로 사용 용이성을 강조하고, AI 기반 제품과 관계의 질을 통해 사회심리적 편익을 제공하는 것이 효과적이라는 것을 실증하였다.

마지막으로 후기 다수사용자의 경우 AI 속성과 비AI 속성의 전반적인 우수성을 병치하여 실용적 편익에 대한 긍정적 시나리오를 제공하는 것이 효과적일 것이라는 시사점을 얻을 수 있었다.

5.3 연구의 한계 및 향후 과제

본 연구는 다음의 한계점을 갖고 있다. 첫째, 본 연구는 IS Success Model(DeLone and McLean, 1992) 관점에서 AI 속성을 도출하였다. 이는 AI 기반 제품의 일반적인 속성에 대한 소비자의 태도를 이해하는데 도움을 주고 있으나, 그 외의 다양한 속성과 가격, 브랜드 등 선택에 영향을 미칠 수 있는 기타 요인을 모두 고려하지 않았다. 향후 연구에서는 더 다양한 AI 속성을 고려할 필요가 있다.

둘째, 본 연구는 AI 기반 제품의 종류를 구분하지 않고 AI 속성과 비AI 속성에 대한 소비자의 선호도를 바탕으로 연구를 진행하였기 때문에 AI 가점목되고 있는 다양한 제품군에 연구결과를 일반화하기에는 어려움이 있다. 향후 연구에서는 스마트 스피커, 지능형 개인비서, 자동차, 가전제품, 서비스 로봇 등 제품군의 세분화와 각 제품군의 특징을 구분하여 더 세부적이고 체계적인 연구로 확장을 할 필요가 있다.

참 고 문 헌

- [1] 김찬우, 서창교, “지능형 개인비서(IPA)의 사용의도에 관한 통합모형”, *Information Systems Review*, 제19권, 제4호, 2017, pp. 135-156.
- [2] Aldholay, A. H., O. Isaac, Z. Abdullah, and T. Ramayah, “The role of transformational leader-

- ship as a mediating variable in DeLone and McLean information system success model: The context of online learning usage in Yemen”, *Telematics and Informatics*, Vol.35, No.5, 2018, pp. 1421-1437.
- [3] Aldholay, A. H., O. Isaac, Z. Abdullah, I. Alrajawy, and M. Nusari, “The role of compatibility as a moderating variable in the information system success model: The context of online learning usage”, *International Journal of Management and Human Science*, Vol.2, No.1, 2018, pp. 9-15.
- [4] Alexander, D. L., J. G. Lynch Jr, and Q. Wang, “As time goes by: Do cold feet follow warm intentions for really new versus incrementally new products?”, *Journal of Marketing Research*, Vol.45, No.3, 2008, pp. 307-319.
- [5] Andrade, A. D. and B. Doolin, “Information and communication technology and the social inclusion of refugees”, *MIS Quarterly*, Vol.40, No.2, 2016, pp. 405-416.
- [6] André, Q., Z. Carmon, K. Wertenbroch, A. Crum, D. Frank, W. Goldstein, J. Huber, L. Van Boven, B. Weber, and H. Yang, “Consumer choice and autonomy in the age of artificial intelligence and big data”, *Customer Needs and Solutions*, Vol.5, No.1-2, 2018, pp. 28-37.
- [7] Atuahene-Gima, K. and H. Li, “Strategic decision comprehensiveness and new product development outcomes in new technology ventures”, *Academy of Management Journal*, Vol.47, No.4, 2004, pp. 583-597.
- [8] Bresnahan, T. and P. L. Yin, “Adoption of new information and communications technologies in the workplace today”, *Innovation Policy and the Economy*, Vol.17, No.1, 2017, pp. 95-124.
- [9] Canhoto, A. I. and S. Arp, “Exploring the factors that support adoption and sustained use of health and fitness wearables”, *Journal of Marketing Management*, Vol.33, No.1-2, 2017, pp. 32-60.
- [10] Cardello, A. V., H. G. Schutz, and L. L. Leshner, “Consumer perceptions of foods processed by innovative and emerging technologies: A conjoint analytic study”, *Innovative Food Science & Emerging Technologies*, Vol.8, No.1, 2007, pp. 73-83.
- [11] Castaño, R., M. Sujan, M. Kacker, and H. Sujan, “Managing consumer uncertainty in the adoption of new products: Temporal distance and mental simulation”, *Journal of Marketing Research*, Vol.45, No.3, 2008, pp. 320-336.
- [12] Dahlberg, T., H. Kivijärvi, and T. Saarinen, “Longitudinal study on the expectations of cloud computing benefits and an integrative multilevel model for understanding cloud computing performance”, *Proceedings of the 50th Hawaii International Conference on System Sciences*, 2017, pp. 4251-4260.
- [13] Dauda, S. Y. and J. Lee, “Technology adoption: A conjoint analysis of consumers preference on future online banking services”, *Information Systems*, Vol.53, 2015, pp. 1-15.
- [14] DeLone, W. H. and E. R. McLean, “Information systems success: The quest for the dependent variable”, *Information Systems Research*, Vol.3, No.1, 1992, pp. 60-95.
- [15] DeLone, W. H. and E. R. Mclean, “Measuring e-commerce success: Applying the DeLone & McLean information systems success model”, *International Journal of Electronic Commerce*, Vol.9, No.1, 2004, pp. 31-47.
- [16] DeLone, W. H. and E. R. McLean, “The DeLone and McLean model of information systems success: A ten-year update”, *Journal of Management Information Systems*, Vol.19, No.4, 2003, pp. 9-30.
- [17] Dhar, R. and E. Y. Kim, “Seeing the forest or

- the trees: Implications of construal level theory for consumer choice”, *Journal of Consumer Psychology*, Vol.17, No.2, 2007, pp. 96-100.
- [18] Eggers, F., F. Eggers, and S. Kraus, “Entrepreneurial branding: Measuring consumer preferences through choice-based conjoint analysis”, *International Entrepreneurship and Management Journal*, Vol.12, No.2, 2016, pp. 427-444.
- [19] Gartner, “Hype Cycle for emerging technologies 2018”, 2018, Available at <https://www.gartner.com/doc/3885468?ref=mrktg-srch>.
- [20] Gürhan-Canli, Z., “The effect of expected variability of product quality and attribute uniqueness on family brand evaluations”, *Journal of Consumer Research*, Vol.30, No.1, 2003, pp. 105-114.
- [21] Gursoy, D., O. H. Chi, L. Lu, and R. Nunkoo, “Consumers acceptance of artificially intelligent (AI) device use in service delivery”, *International Journal of Information Management*, Vol.49, 2019, pp. 157-169.
- [22] Hall, W. and J. Pesenti, “Growing the artificial intelligence industry in the UK”, *Dept. for Digital, Culture, Media & Sport and Dept. for Business, Energy & Industrial Strategy*, Part of the Industrial Strategy UK and the Commonwealth, 2017.
- [23] Hallam, C. and G. Zanella, “Online self-disclosure: The privacy paradox explained as a temporally discounted balance between concerns and rewards”, *Computers in Human Behavior*, Vol.68, 2017, pp. 217-227.
- [24] Han, J., S. Kang, and T. S. Moon, “An empirical study on perceived value and continuous intention to use of smart phone, and the moderating effect of personal innovativeness”, *Asia Pacific Journal of Information Systems*, Vol.23, No.4, 2013, pp. 53-84.
- [25] Head, M. and N. Ziolkowski, “Understanding student attitudes of mobile phone features: Rethinking adoption through conjoint, cluster and SEM analyses”, *Computers in Human Behavior*, Vol.28, No.6, 2012, pp. 2331-2339.
- [26] Ho, C. K., W. Ke, and H. Liu, “Choice decision of e-learning system: Implications from construal level theory”, *Information & Management*, Vol.52, No.2, 2015, pp. 160-169.
- [27] Hong, J. C., P. H. Lin, and P. C. Hsieh, “The effect of consumer innovativeness on perceived value and continuance intention to use smart-watch”, *Computers in Human Behavior*, Vol.67, 2017, pp. 264-272.
- [28] Hsu, C. L. and J. C. C. Lin, “What drives purchase intention for paid mobile apps? An expectation confirmation model with perceived value”, *Electronic Commerce Research and Applications*, Vol.14, No.1, 2015, pp. 46-57.
- [29] Hsu, M. H., C. M. Chang, K. K. Chu, and Y. J. Lee, “Determinants of repurchase intention in online group-buying: The perspectives of DeLone & McLean IS success model and trust”, *Computers in Human Behavior*, Vol.36, 2014, pp. 234-245.
- [30] Jaworski, B. J. and A. K. Kohli, “Market orientation: Antecedents and consequences”, *Journal of Marketing*, Vol.57, No.3, 1993, pp. 53-70.
- [31] Kankanhalli, A., H. Ye, and H. H. Teo, “Comparing potential and actual innovators: An empirical study of mobile data services innovation”, *MIS Quarterly*, Vol.39, No.3, 2015, pp. 667-682.
- [32] Kinsella, B., “U.S. Smart Speaker Users Rise to 57 Million”, 2018, Available at <https://voicebot.ai/2018/10/30/u-s-smart-speaker-users-rise-to-57-million/>.
- [33] Köhler, C. F., E. Breugelmans, and B. G. Dellaert, “Consumer acceptance of recommendations by interactive decision aids: The joint role of temporal distance and concrete versus abstract communications”, *Journal of Management Information*

- Systems*, Vol.27, No.4, 2011, pp. 231-260.
- [34] Ledgerwood, A., C. J. Wakslak, and M. A. Wang, "Differential information use for near and distant decisions", *Journal of Experimental Social Psychology*, Vol.46, No.4, 2010, pp. 638-642.
- [35] Lee, Y., F. N. Ho, and M. C. Wu, "How do form and functional newness affect adoption preference? The moderating role of consumer need for uniqueness", *Journal of Consumer Marketing*, Vol.35, No.1, 2018, pp. 79-90.
- [36] Li, S., H. Records, and R. Behling, "A comparison of Information Technology mediated customer services between the US and China", *Issues in Information Systems*, Vol.19, No.1, 2018, pp.1-10.
- [37] Li, Y., N. Zhang, and M. Siponen, "Keeping secure to the end: A long-term perspective to understand employees' consequence-delayed information security violation", *Behaviour & Information Technology*, Vol.38, No.5, 2019, pp. 435-453.
- [38] Luo, X., M. Warkentin, and H. Li, "Understanding technology adoption trade-offs: A conjoint analysis approach", *Journal of Computer Information Systems*, Vol.53, No.3, 2013, pp. 65-74.
- [39] Luo, Y. and J. Bu, "How valuable is information and communication technology? A study of emerging economy enterprises", *Journal of World Business*, Vol.51, No.2, 2016, pp. 200-211.
- [40] Moore, M. H., *Creating public value: Strategic management in government*, Harvard University Press, 1995.
- [41] Nielsen, "Millennials and generation Z lead the future of media", 2016, Available at <https://www.nielsen.com/nz/en/insights/news/2016/millennials-and-generation-z-lead-the-future-of-media.html>.
- [42] Pannu, A., "Artificial intelligence and its application in different areas", *Artificial Intelligence*, Vol.4, No.10, 2015, pp. 79-84.
- [43] Petter, S. and E. R. McLean, "A meta-analytic assessment of the DeLone and McLean IS success model: An examination of IS success at the individual level", *Information & Management*, Vol.46, No.3, 2009, pp. 159-166.
- [44] Ram, S., "A model of innovation resistance", *Advances in Consumer Research*, Vol.14, 1987, pp. 208-212.
- [45] Rogers, E. M., *Diffusion of Innovations* (4th ed.), The Free Press, New York, 1995.
- [46] Rouibah, K., P. B. Lowry, and L. Almutairi, "Dimensions of business-to-consumer (B2C) systems success in Kuwait: Testing a modified DeLone and McLean IS success model in an e-commerce context", *Journal of Global Information Management*, Vol.23, No.3, 2015, pp. 41-71.
- [47] Russell, S. J. and P. Norvig, *Artificial Intelligence: A Modern Approach*, Pearson, 2016.
- [48] Shen, C. C. and J. S. Chiou, "The impact of perceived ease of use on internet service adoption: The moderating effects of temporal distance and perceived risk", *Computers in Human Behavior*, Vol.26, No.1, 2010, pp. 42-50.
- [49] Shih, C. F. and A. Venkatesh, "Beyond adoption: Development and application of a use-diffusion model", *Journal of Marketing*, Vol.68, No.1, 2004, pp. 59-72.
- [50] Steenkamp, J. B. E. and K. Gielens, "Consumer and market drivers of the trial probability of new consumer packaged goods", *Journal of Consumer Research*, Vol.30, No.3, 2003, pp. 368-384.
- [51] Tam, C. and T. Oliveira, "Understanding mobile banking individual performance: The DeLone & McLean model and the moderating effects of individual culture", *Internet Research*, Vol.27, No.3, 2017, pp. 538-562.
- [52] Tam, L., M. Glassman, and M. Vandenwauver,

- “The psychology of password management: A tradeoff between security and convenience”, *Behaviour & Information Technology*, Vol.29, No.3, 2010, pp. 233-244.
- [53] Thompson, D. V., R. W. Hamilton, and R. T. Rust, “Feature fatigue: When product capabilities become too much of a good thing”, *Journal of Marketing Research*, Vol.42, No.4, 2005, pp. 431-442.
- [54] Trope, Y. and N. Liberman, “Construal-level theory of psychological distance”, *Psychological Review*, Vol.117, No.2, 2010, pp. 440-463.
- [55] Trope, Y. and N. Liberman, “Temporal construal”, *Psychological Review*, Vol.110, No.3, 2003, pp. 403-421.
- [56] Trope, Y., N. Liberman, and C. Wakslak, “Construal levels and psychological distance: Effects on representation, prediction, evaluation, and behavior”, *Journal of Consumer Psychology*, Vol.17, No.2, 2007, pp. 83-95.
- [57] Wang, W. T., Y. S. Wang, and E. R. Liu, “The stickiness intention of group-buying websites: The integration of the commitment-trust theory and e-commerce success model”, *Information & Management*, Vol.53, No.5, 2016, pp. 625-642.
- [58] Wigfield, A. and J. S. Eccles, “Expectancy-value theory of achievement motivation”, *Contemporary Educational Psychology*, Vol.25, No.1, 2000, pp. 68-81.
- [59] Yang, H., J. Yu, H. Zo, and M. Choi, “User acceptance of wearable devices: An extended perspective of perceived value”, *Telematics and Informatics*, Vol.33, No.2, 2016, pp. 256-269.
- [60] Zhang, B. T., “Humans and machines in the evolution of AI in Korea”, *AI Magazine*, Vol.37, No.2, 2016, pp. 108-112.

An Influence of Artificial Intelligence Attributes on the Adoption Level of Artificial Intelligence-Enabled Products

Kwonsang Sohn* · Kun Woo Yoo** · Ohbyung Kwon***

Abstract

Recently, artificial intelligence (AI)-enabled products and services such as smartphones, smart speakers, chatbots are being released due to advances in AI technology. Thus researchers making effort to reveal that consumers' intention to adopt AI-enabled products. Yet, little is known about the intended adoption of AI-enabled products. Because most of studies has been not considered the perceived utility value of consumers for each attribute by classified based on the characteristics of AI-enabled products. Therefore, the purpose of this study is to investigate the difference in importance between attributes that affect the intention to adopt of AI-enabled products. For this, first, identified and classified the attributes of AI-enabled products based on IS Success Model of DeLone and McLean. Second, measured the utility value of each attribute on the adoption of AI-enabled products through conjoint analysis. And we employed construal level theory to see whether there are differences in the relative importance of AI-enabled products attributes depending on the temporal distance. Third, we segmented the market based on the utility value of each respondent through cluster analysis and tried to understand the characteristics and needs of consumers in each segment market. We expect to provide theoretical implications for conceptually structured attributes and factors of AI-enabled products and practical implications for how development efforts of AI-enabled products are needed to reach consumers need for each segment.

Keywords: AI-Enabled Products, Consumer Preference, IS Success Model, Construal Level Theory, Conjoint Analysis

* School of Management, Kyung Hee University

** School of Management, Kyung Hee University

*** Corresponding Author, School of Management, Kyung Hee University

◎ 저 자 소 개 ◎



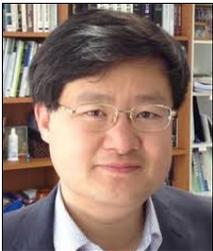
Kwonsang Sohn (miroo1215@khu.ac.kr)

Kwonsang Sohn is currently working on his PhD in big data management at Kyung Hee University and also working at the Research Center for Advanced Information Technology (CAITech) as a business analytics researcher. He received a Master's degree in entrepreneurship and a Bachelor of Arts degree from Inha University. His research interests include business applications of artificial intelligence, diffusion of innovative technology, big data analytics, and data-driven decision-making.



Kun Woo Yoo (yukw@khu.ac.kr)

Kun Woo Yoo is a lecturer in the School of Management at Kyung Hee University in Korea. He received his Ph.D. from the Kyung Hee University. He has published articles in Marketing Letters, Psychology & Marketing (forthcoming), Korean Management Review, Journal of Korean Marketing Association, Journal of Consumer Studies. Dr. Yoo's current research interests are in consumer behavior, innovation, and decision sciences.



Ohbyung Kwon (obkwon@khu.ac.kr)

Ohbyung Kwon is presently a full professor at School of Management, Kyung Hee University, Korea, where he initially joined in 2004. In 2002, he worked Institute of Software Research International (ISRI) at Carnegie Mellon University to perform a project on context-aware computing, web service and semantic web. He received BA at Seoul National University and Ph.D. degree at KAIST in 1988 and 1995, respectively. He was also an adjunct professor at San Diego State University (SDSU). His current research interests include data science, human robot interaction, context-aware services, e-commerce and DSS.

논문접수일 : 2019년 06월 28일

게재확정일 : 2019년 07월 29일

1차 수정일 : 2019년 07월 24일