

# 인공지능이 적용된 온라인 구인정보 플랫폼의 품질 및 선호가 지속사용의도에 미치는 영향에 관한 탐색적 연구

안경민<sup>1</sup>, 이영찬<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>동국대학교 테크노경영협동과정 박사과정, <sup>2</sup>동국대학교 경주캠퍼스 경영학부 교수

## An Exploratory Study on Artificial Intelligence Quality, Preference and Continuous Usage Intention: A Case of Online Job Information Platform

Kyung-Min An<sup>1</sup>, Young-Chan Lee<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup>Ph.D. Student, The Cooperative Department of Techno-Management, Dongguk University

<sup>2</sup>Professor, Department of Business Administration, Dongguk University Gyeongju

요약 본 연구는 최근 빠르게 확산되는 인공지능의 지속적사용의도에 관하여 탐색하고자 온라인 구인정보 플랫폼에 적용된 인공지능의 품질을 정의하고 인공지능의 선호, 지속사용의도 간의 구조적인 관계를 규명하였다. 인공지능 사용자를 대상으로 설문조사를 시행하였고 184개를 회수하였다. 실증분석결과 인공지능의 품질과 선호가 만족에 긍정적인 영향을 미치며, 인공지능의 만족이 지속사용의도에 통계적으로 유의한 수준에서 긍정적인 영향을 미치는 것으로 나타났다. 그러나 예상과는 달리 인공지능의 품질은 지속사용의도에 유의한 영향을 미치지 않는 것으로 나타났다. 이와 같은 결과는 향후 인공지능 기술을 제품이나 서비스에 적용하는데 있어 이론적, 실무적인 차원의 유용한 가이드라인을 제시할 수 있을 것으로 기대한다.

주제어 : 정보처리이론, 인공지능 품질, 선호, 만족, 지속사용의도

Abstract The purpose of this study is to clarify the continuous usage intention of artificial intelligence products and services. In this study, we try to define the artificial intelligence quality and preference on the online job information platform and investigate the effect of artificial intelligence on continues usage intention. A survey of artificial intelligence users was conducted and recalled 184. The empirical analysis shows that the artificial intelligence quality and preference have a positive effect on satisfaction, and that the satisfaction has significant effect on the intention of continuing use. but the artificial intelligence quality does not significantly affect the intention of continuing use. These results are expected to provide useful guidelines for artificial intelligence technology products or services in the future.

Key Words : Information Process Theory, Artificial Intelligence Quality, Preference, Satisfaction, Continuous Usage Intention

\*Corresponding Author : Young-Chan Lee(chanlee@dongguk.ac.kr)

Received April 28, 2019

Accepted July 20, 2019

Revised May 29, 2019

Published July 28, 2019

## 1. 서론

최근 온라인 구인정보 플랫폼에 인공지능 기술이 빠르게 적용되고 있다[1,2]. HR 테크(human resource technology)라고 불리는 온라인 구인정보 인공지능 서비스는 웹 기반, 온라인 기반, 디지털, 스마트 등의 개념을 포함하고 있으며 구인과 구직 방법에 새로운 변화를 이끌고 있다[3]. 구직자에게 가장 중요한 것은 자신에게 맞는 기업을 찾는 일이다. 그러나 수많은 구인공고 속에서 적합한 기업을 고르는 것은 상당한 노력이 필요하다. 이와 같은 문제점을 해결하기 위해 구직자들은 인공지능 구인정보 플랫폼을 이용하고 있다. 인공지능 구인정보 플랫폼은 가입 시점부터 이용자의 공고 열람, 입사지원 등의 사이트 활동 이력을 분석하여 개인에게 맞춤형 공고를 추천해주며, 현재 보고 있는 공고와 비슷한 내용을 스크롤, 클릭, 배너 등을 통해 연속적으로 제공한다.

구인정보 플랫폼에서 가장 주목받고 있는 인공지능 기술은 챗봇과 추천이다. 2019년 3월 고용부는 '고용이'라는 챗봇을 시범 서비스하기 시작했다. 고용부 챗봇 '고용이'는 워크넷 홈페이지와 워크넷 모바일 앱에서 365일 24시간 상담할 수 있는 인공지능 기술이다. 구직자는 복잡한 검색 등을 거치지 않고도 '고용이' 대화를 이용해 간단하게 워크넷에서 등록된 일자리를 찾거나 고용복지정책 정보를 확인할 수 있다. 예컨대, 워크넷 이용자가 "경기도 지역에서 연봉 3,000만원 이상의 웹 기획자 일자리를 찾아줘"라고 입력하면 '고용이'가 해당 조건의 일자리를 검색해 알려준다. 한편 '사람인(www.saramin.co.kr)'의 인공지능 기술은 구인정보를 추천하는 것에 초점이 맞춰져 있다. '사람인'의 회원은 구직 성향에 대한 개인 속성뿐만 아니라 사이트 내 활동정보가 반영된 추천 공고를 메인화면에서 실시간으로 확인할 수 있다. 이와 같은 정보는 모든 구직자에게 동일하게 제공되는 것이 아니라 경력·직무·관심지역·관심업종 등에 맞춰 인공지능이 각각 다르게 추천해준다. 또한 한꺼번에 많은 정보가 쏟아지는 공채 시즌에는 구직자들은 검색 시간을 줄이고 보다 빠르게 공고를 확인할 수 있다는 장점이 있다.

이처럼 구인구직 플랫폼에 인공지능 기술이 구체적으로 적용되고 있지만 관련된 연구가 미흡하다. 따라서 본 연구에서는 구직자의 인공지능 구인정보 플랫폼 이용과 관련하여 다음과 같은 연구 질문을 탐색하고자 한다.

첫째, 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능 품질은 어떻게 정의되어야 하는가?

둘째, 온라인 구인정보 플랫폼에서 이용자의 인공지능 선호는 어떤 영향을 미치는가?

셋째, 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능 품질과 선호는 어떤 과정을 통해 지속사용의도에 영향을 미치는가?

인공지능은 새로운 정보기술이라기보다는 하드웨어나 소프트웨어의 성능적인 한계로 인해 시장에서 외면되었던 기술이었다. 그러므로 이전까지 인공지능 기술에 관한 연구는 연구소 단위의 실험적인 경향을 보였으며, 주로 인공지능 기술의 기능적인 한계점을 찾아내고 극복하기 위한 방안을 탐색하는데 초점이 맞춰졌다. 하지만 최근에는 관련 기술이 비약적으로 발전하면서 웹, 전자제품, 금융, 의료, 유통 등의 일상적인 영역에서 인공지능 기술이 적용된 제품과 서비스가 빠르게 상용화 되고 있다. 즉 과거에 개념적인 측면에서 진행되었던 인공지능 기술에 관한 연구를 이론적이고 실무적인 차원에서 구체화 할 수 있는 환경이 만들어졌다. 따라서 본 연구에서는 일반인의 인공지능 기술 접근이 가장 용이한 온라인 플랫폼 중 구인정보 플랫폼을 중심으로 인공지능 기술의 품질, 선호, 지속적인 수용 과정을 탐색하고자 한다.

정보기술은 크게 품질과 선호라는 개념을 통해 측정할 수 있다. Delone and McLean(2003)은 정보기술 성공 모델을 통해 정보기술의 품질을 정의하였으며[4], Pitt et al.(1995)은 서비스 품질을 중심으로 정보기술의 중요한 요인을 파악하고자 하였다[5]. 또한, Lee and Kozar(2006)은 정보기술의 품질은 정보기술 성공품질 요인과 공급자의 특성 품질 요인이 함께 평가하기도 하였다[6]. 이와 같은 선행 연구에 따르면 정보기술의 이용자가 인지하는 품질은 기술과 서비스의 경계에서 이루어지기 때문에 명확히 구분될 수는 없고 개념적인 측면에서 측정이 이루어진다는 것을 알 수 있다. 따라서 본 연구에서는 인공지능의 품질에 대하여 선행연구에서 제시된 정보기술 품질을 면밀히 탐색하고 인공지능의 특성이 반영된 인공지능 품질을 도출하고자 한다.

한편, 현재 온라인 플랫폼의 인공지능 기술은 연관 검색어와 추천기능, 자동차의 원격제어 및 상황인식 등과 같이 이전부터 사용되었던 기술에 인공지능이라는 진화된 기술이 추가되었거나 보완된 것이라고 볼 수 있다. 이러한 진화된 기술을 사용하는 것은 이전의 경험을 연속적으로 수용하겠다는 의미를 갖는다. 선호(preference)란 사람이 이전 경험의 연장선에서 현재의 것을 판단하게 되는 주관적인 평가로, 대상에 대한 긍정적인 수준과 부정적인 수준을 알 수 있게 해준다. 만약 인공지능 기술

이용자가 이전의 기술보다 인공지능 기술이 포함된 제품 및 서비스를 더 빈번히 이용한다면 그것은 선호라는 요인이 작용할 수 있다. 따라서 본 연구에서는 선호의 개념을 통해 인공지능에 대한 이용자의 주관적인 평가를 탐색하고자 한다.

마지막으로 앞서 제시한 인공지능의 품질 및 선호가 지속이용의도에 구조적으로 어떠한 영향을 미치는지 탐색하고자 한다. 제품 및 서비스 이용자의 행동의도를 이해하는 것은 앞으로의 인공지능 발전방향이나 수요를 예측하는데 이론적으로나 실무적으로 중요하다. 따라서 본 연구에서는 인공지능 제품 및 서비스 이용자의 행동의도를 정보처리관점에서 접근하여 분석하고자 한다.

## 2. 이론적 배경

### 2.1 인공지능 기술 기반의 구인정보 플랫폼

온라인 채용은 급변하는 글로벌 경영환경에서 조직의 경쟁우위를 달성하기 위해 효율적으로 인재를 채용하는 가장 보편적인 방법으로 사용되고 있다. 온라인 채용은 크게 기업이 직접 자사의 홈페이지에 구인정보를 게시하는 방법과 구인정보를 웹이나 모바일 앱과 같은 온라인 플랫폼을 통해 정보를 게시하는 방법이 있다. 21세기 초반에는 자사의 홈페이지에 구인정보를 직접 게시하는 형태를 보였으나 최근에는 구인정보 온라인 플랫폼에 정보를 게시하는 형태로 전환되었다. 구인정보 온라인 플랫폼에 구인정보를 게시하는 것은 기업이 직접 웹 페이지를 운영하는 것보다 비용이 더 저렴하며, 다양한 잠재적 지원자가 손쉽게 접근할 수 있다는 장점이 있다[7].

구인정보 플랫폼에서 구인기업을 추천하는 방법은 크게 세 가지로 구분된다. 첫째, 온라인 웹이나 앱의 메인 페이지를 활용하여 인기 있는 구인기업의 목록을 보여주는 방법이 있다. 이 경우 메인 페이지의 가장 위에 있는 기업은 구직자에게 노출 빈도가 높아질 수 있으며, 상대적으로 많은 구직자가 지원하는 장점이 있다. 둘째, 구직자가 클릭한 구인기업과 관련된 기업을 웹 페이지의 여백이나 팝업을 통해 추가로 보여주는 방법이다. 이와 같은 방법은 이용자의 이전 패턴을 분석하여 적절한 구인기업을 보여주는 방식으로, 구직자에게 개인화된 정보를 제공해 주는 장점이 있다. 마지막으로 앞서 진행되었던 내용을 바탕으로 하여 구직자의 온라인 쿠키 정보를 수집하고 분석하여 적합한 구인기업을 온라인 플랫폼의 메

인 페이지, 이메일, 팝업, 광고 등으로 추천하는 방법이다. 이와 같은 방법은 구직자가 더 이상 정보를 원하지 않을 때까지 지속적으로 정보를 제공하는 방식으로, 구직자는 가장 적합한 구인기업을 실시간으로 확인할 수 있다.

그러나 이러한 방법은 수많은 공고에서 구직자가 적합한 기업을 고르는데 최적의 방법이라고 볼 수 없다. 인공지능 기술 기반의 온라인 구인정보 플랫폼은 이용자의 패턴과 다양한 개인정보를 시스템이 지속적으로 학습을 하여 구인기업을 추천해 준다. 예를 들어, ‘사람인’이라는 온라인 구인정보 플랫폼은 플랫폼을 이용하는 시점부터 인공지능 알고리즘을 가동하여 구인 공고 열람, 입사지원 등의 이력을 분석하고 이용자에게 맞춤형 구인기업을 추천해 주며, 기계학습을 통해 현재 열람하고 있는 구인 공고와 비슷한 종류의 구인 공고를 실시간으로 제공해 준다. 구체적으로 인공지능 기반의 구직방법은 구직자가 검색에 앞서 개인적인 정보를 입력하고 온라인 구인정보 플랫폼을 학습시킨 후 잠재 구인기업을 추천받는데 다음과 같은 단계로 이루어진다.

첫째, 구직자가 입력한 개인정보로 구인기업을 매칭하는 단계이다. 이 단계에서는 구직자가 구인기업을 선택하기 전 단계이기 때문에 구직자가 입력한 기본적인 정보(개인정보, 이력서, 포트폴리오 등)를 통해 구인기업 리스트를 보여준다. 구직자는 온라인 구인정보 플랫폼에서 보여주는 구인정보를 기반으로 구인기업을 선택하게 되며, 공고조회, 스크랩, 입사지원 등에 기반을 두고 인공지능이 학습하게 된다. 둘째, 실제로 구직자가 선택한 구인기업을 통해 매칭하는 단계이다. 첫 번째 단계에서 제공된 구인기업 리스트에서 구직자는 구인기업의 정보(직무, 급여, 근무조건 등)를 확인하고 관심 있는 기업을 선택하게 된다. 이러한 과정에서 인공지능 구인정보 온라인 플랫폼은 구직자가 선호하는 기업의 형태, 직무 등을 학습하게 되며 학습된 정보를 통해 구인기업을 추천해 준다. 마지막으로 구직 확률이 높은 구인기업을 매칭해 주는 단계로 구직자의 다양한 구직 상황을 파악하여 지속적으로 구인 확률이 높은 기업을 추천해 준다. 이와 같은 일련의 과정은 구직자의 구직 확률을 높이는 효과가 있다.

### 2.2 정보처리 이론

본 연구에서는 인공지능 서비스의 지속이용의도에 미치는 영향을 탐색하기 위해 기술선호모형(technology preference model: TPM)과 정보처리이론(information process theory: IPT)의 관점에서 연구모형을 도출하였

다[8-10]. TPM은 기술수용모형(technology acceptance model: TAM)의 한계점을 극복하고자 개발된 모형이다.

지난 30년간 TAM은 온라인 서비스, 사물 인터넷, 유비쿼터스, 로봇, 웨어러블 디바이스, O2O 서비스 등의 하이테크놀로지와 관련하여 혁신기술수용을 예측하는데 가장 많이 활용되었다[11-14]. 그러나 TAM은 현재 시점에서 기술을 이용하고 있는 이용자가 인지하는 유용성과 용이성을 조사하기 때문에 이용자가 이전에 경험했던 기술적 판단이 제외된다. 또한, 정보기술이 빠르게 발전하면서 유사한 정보기술이 확산되었고 이용자가 선택할 수 있는 정보기술의 대안이 많아졌지만 다양한 대안 중 어떤 것을 채택하는지에 대한 명확한 설명이 포함되어 있지 않다[10]. 이와 관련하여 Adjzen and Fishbein(1980)은 기술수용에 대한 새로운 관점의 연구를 위해서는 합리적행동모형(theory of reasoned action: TRA)을 통해 대안적 행동이 제안되어야 한다고 하였으며[45], Venkatesh(2006)는 선택모형(choice model)이 추가적으로 연구될 필요가 있다고 주장한 바 있다[11].

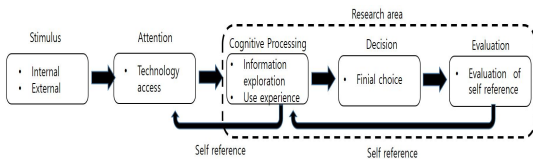


Fig. 1. User information process framework  
Reconfiguration(Tam and Ho, "Understanding the impact of web personalization on user information processing and decision outcomes." MIS quarterly, 865-890, 2006)

TPM은 사람의 정보처리는 컴퓨터의 정보처리 과정과 유사한 패턴으로 구성될 수 있음을 가정하는 것으로 정보처리관점이 포함된다[10]. 사람의 정보처리관점은 Fig. 1과 같이 어떠한 정보가 유입되면 일련의 처리과정을 수행한 후 결과를 도출한다[8]. 첫째, 자극은 개인의 감정과 가치 등과 같은 내적요인, 주변인의 영향과 같은 사회적 영향, 기술 확산과 같은 외적요인 등에 의해서 영향 받을 수 있다는 것을 말한다[7]. 예를 들어, 인공지능이라는 키워드가 다양한 미디어 매체 및 사회적 관계 등을 통해 빠르게 확산되고 상용화되면서 개인은 인공지능이 진화된 정보기술이라는 것을 인지할 수 있으며, 이전의 기술보다 더 많은 효익을 줄 수 있다는 관심과 기대감이라는 내적 동기를 유발할 수 있다. 또한, 사회적으로 영향력 있는 주변인이나 상황 등에서 발생하는 사회적 자극은 인공지능 기술의 사용을 이끌 수 있다. 둘째, 관심은 실제로 기술을

사용하는 것이 아니라 기술이 얼마정도의 매력을 가지고 있는지를 파악하는 것을 의미한다. 온라인 환경에서 관심은 웹 페이지를 방문하거나 콘텐츠를 클릭하는 것으로 나타날 수 있다. Tam and Ho(2006)은 웹 페이지의 클릭 횟수가 관심의 정도를 나타내는 척도가 될 수 있다고 하였다[8]. 셋째, 관심을 통해 인공지능에 접근한 후에는 기술을 인지된 정보처리 과정을 거치게 된다. 인지된 정보처리는 객관적인 수치나 주관적인 경험에 근거하여 이루어질 수 있다[9,15]. 객관적인 수치는 이전 기술과 비교해 봤을 때 인공지능이 정형적이거나 비정형적으로 나타나 있는 방대한 데이터를 분석하고 상대적으로 정확하게 분류 및 예측한다는 시각적인 결과물로 제시될 수 있다. 주관적인 경험은 이 기술을 사용하는 것이 이전의 기술을 사용하는 것 보다 더 큰 가치가 있다는 것으로 나타날 수 있다.

한편, 이와 같은 정보처리 과정에서 자기 참조(self-reference)가 발생할 수 있다. 자기 참조란 객관적인 정보 처리와는 구별되는 개념으로 자신에게 관련 있는 정보나 지식을 더 잘 기억해 낸다는 것이다[16]. 자기 참조는 정보탐색과 사용경험의 과정 중에 타서비스에서 제공하는 구인정보 검색, 매칭, 인터페이스, 디자인 등과 비교를 통해 이루어질 수도 있으며, 유사한 기술을 사용했던 경험에 기반을 두고 이루어질 수도 있다. 또한, 개인정보 유출, 해킹, 피싱 등과 같은 부정적인 경험을 통해서도 이루어질 수 있다[17]. 예를 들어, '사람인'에서는 제공하고 있는 인공지능 기술은 '아바타 서비스', '유사 광고 매칭 서비스', '실시간 분석 서비스' 등이 있다. 구직자는 이와 같은 기능들을 탐색하는 과정에서 인공지능 기술의 전반적인 장단점을 파악할 수 있다. 장단점을 파악하는 기준은 유용성, 효율성, 안전성 등과 관련하여 타사의 정보기술 서비스를 비교하거나 이전에 유사한 기능의 정보기술 서비스를 사용한 경험에 근거할 수 있다. 즉 구직자가 '사람인'의 인공지능 기술을 사용하여 구인 매칭률, 구직 성공률 등이 증가한다면 기술 수용에 긍정적인 영향이 있을 수 있으며, 개인정보유출, 불필요한 광고 증가 등의 부정적인 인식이 나타난다면 기술의 이탈로 이어질 수 있다.

마지막으로 평가는 개인의 주관적인 평가로 기술사용이라는 의사결정 후 실제로 기술을 사용한 경험을 바탕으로 나타난다[8]. 이 과정에도 마찬가지로 자기 참조는 지속적으로 발생할 수 있고 더 이상 기술을 이용하지 않을 때까지 순환적인 형태를 보인다.

## 2.3 인공지능 품질

인공지능 기반의 구인정보 플랫폼은 웹과 모바일 앱과 관련된 정보기술이므로 정보기술 품질과 관련된 선행연구의 이해가 선행되어야 한다. 선행연구에 따르면 온라인 기술과 환경에서 중요한 품질요인은 정보품질, 시스템품질, 서비스품질로 나타난다[4-18]. 정보품질은 정확한 정보 제공의 목적이 있으며, 정보의 정확성, 정보의 완전성, 기록의 적절성, 보고의 시의성이 포함된다[13,19]. 시스템품질은 웹 자체의 성능을 의미하며, 온라인 플랫폼을 구성하는 시스템 및 인프라의 편리성, 이용가능성, 신뢰성, 적응성, 반응시간과 함께 최근에는 효율성, 이용가능성, 안정성, 보안성, 상호작용이 고려되고 있다[13]. 마지막으로 서비스품질은 웹 이용의 전반적인 과정에서 이용자가 인식하고 판단하는 주관적인 평가로 정의될 수 있으며, 신뢰성, 반응성, 유형성, 확신성, 공감성, 개인화의 개념이 포함된다[20,21]. 이와 같은 정보기술과 관련된 품질은 시스템과 서비스, 정보와 서비스, 시스템과 정보 등의 경계가 중첩되고 모호해지면서 연구의 맥락에 따라 다양한 형태로 재정의 될 수 있으며, 그 개념이 달라지기도 한다[5-23]. 정경희와 김형래(2008)는 온라인 구인정보 사이트의 품질은 정보를 풍부하고 정확하게 제공할 수 있는 정보품질, 정보를 편리하고 정확하게 검색하고 입력할 수 있는 전달품질, 시스템적으로 메뉴의 구성이 편리하고 개인 정보 유출이 방지될 수 있는 환경품질로 구성될 수 있다고 하였고[44], Sahadev and Purani(2008)은 웹을 서비스 관점에서 접근하여 온라인 구인정보 사이트의 품질을 정의하였으며, 온라인 구인정보 사이트 품질에는 효율성, 시스템 가용성, 이행성, 프라이버시 요인들이 포함되어야 한다고 하였다[53]. 이와 같은 선행 연구에서는 공통적으로 구인정보 사이트의 정보품질을 강조하였다.

모바일 앱과 웹의 품질의 차이에 관한 선행연구를 분석한 결과, 두 플랫폼의 큰 차이는 발견되지 않았지만 모바일 웹의 경우 무선 인터넷 환경이 요구된다는 것과 작은 디스플레이 화면에서 작동하는 것에 대한 품질의 차이가 발견되었다. Kuo et al.(2009)은 모바일 환경에서 콘텐츠, 네비게이션과 시각화, 관리와 고객 서비스, 시스템 신뢰성과 연결성 등이 중요한 품질이라고 하였으며[23], 정경희와 김형래(2008)는 구인기업과 구직자를 대상으로 구인정보 사이트의 품질을 종합적으로 조사한 결과 구인기업과 구직자 모두 정보품질을 가장 중요한 요인으로 선택하였다[44]. 세부적으로는 풍부한 정보, 편리한 검색, 정확한 검색, 자세한 정보, 정보의 신뢰성을 핵

심적인 요인으로 지적하였다. Sahadev and Purani(2008)은 구인정보 사이트의 성공요인을 정보시스템 성공요인으로 분석한 결과 정보품질, 서비스품질, 시스템품질 중 정보품질이 가장 중요한 것이라고 파악하였고 개인화된 콘텐츠, 동적인 콘텐츠, 다양한 정보가 제공되어야 한다고 하였다[53]. 즉 구인정보 온라인 플랫폼의 가장 중요한 기술은 구직자에게 풍부한 구인정보를 명확하게 전달하여 구인기업을 정확하게 매칭하는 것이라고 볼 수 있다[24].

한편, 인공지능 품질의 경우 최근까지 명확한 정의는 나타나 있지 않지만, 선행연구에 따르면 인공지능은 컴퓨터가 데이터를 이용하여 학습하고 추론하며 인식하는 프로세스를 통해 대상을 명확하게 분류하고 분석하는 기술 수준을 의미한다고 볼 수 있다[25-27]. 인공지능 품질은 품질이 좋고 대용량인 데이터를 얼마나 정확하게 학습했느냐에 따라 결정될 수 있으며, 학습은 빅데이터 분석에서 제시하는 기계학습과 관계가 깊다[28]. 빅데이터 분석은 인공지능영향을 포함한 다양한 데이터 마이닝 기법과 최적화 모델 등을 포괄하는 것으로 사용목적에 따라 기술적(descriptive), 예측적(predictive), 처방적(prescriptive) 분석으로 구분될 수 있다[43]. 먼저, 기술적 분석은 이용자들의 서비스 활용과정에서 자동적으로 창출되는 데이터를 활용하여 서비스의 전반적인 운영상태를 파악하고 문제발생의 원인을 찾는 것을 말한다. 예측적 분석은 일정 수준의 데이터가 축적된 상태에서 어떠한 미래의 상황을 예측하는 것으로 상관관계, 패턴인식, 클러스터링 등의 분석 기법이 활용될 수 있으며, 특정한 상황이 발생할 수 있다는 가정과 함께 해결방안을 모색하고 논의하고자 하는 목적이 있다. 마지막으로 처방적 분석은 경영과학에서 활용되는 최적화와 유사한 개념으로 수많은 대안 중에서 최적의 해를 도출하는데 머신러닝과 통계적 기법의 수학적 알고리즘이 활용될 수 있다.

이와 같은 빅데이터 분석의 목적을 달성하기 위해서는 인공지능이 높은 수준의 컴퓨팅 능력을 가지고 있어야 하는 것이 중요하다. Syam and Sharma(2018)은 제품 판매와 관리라는 맥락에서 과거의 정보기술이 의사결정에 도움을 주는 형태였다면 미래의 정보기술은 컴퓨터가 스스로 의사결정을 할 수 있는 형태로 바뀌고 있다며, 높은 수준의 컴퓨팅 능력이 기계학습과 인공지능의 기술 수준을 결정하게 된다고 하였다[27]. 따라서 인공지능의 품질은 컴퓨터가 스스로 과거부터 현재까지 발생하는 데이터와 정보를 지속적으로 수집하고 분석하여 스스로 의사결정을 내리거나 미래 상황을 예측하여 인간이 적정수준의 의사결정을 할 수 있도록 도와주는 정도에 의해서 결정된다고 볼 수 있다.

## 2.4 인공지능 선호

최근까지 선호와 관련된 연구는 마케팅 분야에서 활발하게 이루어졌고 제품, 서비스, 브랜드 등을 구성하는 다양한 속성 중 고객이 상호비교를 통해 더 낫다고 판단하는 요인이 무엇인지를 파악하여 선호도를 증진시키는 방법을 탐색하는데 목적이 있었다[12-31]. 여기에서 선호는 우월성을 의미하는 것으로 이전의 어떤 것이나 그 이상의 것이 개인에게 인식되어 있는 상태를 나타내며[10], 이전의 사용평가에 의해 나타나는 것과 기대한 성과에 대한 결과로 나타날 수 있다[32]. 먼저 이전 사용평가에 의한 선호는 경험에 의해서 인지된 제품의 속성을 고려하는 것으로 인지된 유용성, 인지된 용이성, 인지된 기능, 인지된 논리, 인지된 품질 등으로 나타날 수 있다. 하지만 어떤 제품이나 서비스 이용에 의한 평가는 주관적인 판단이 내재되어 있기 때문에 이용자의 일관적인 선호도를 설명하기에 적절하지 않을 수도 있다. 다음으로 기대한 성과에 대한 결과는 평가 정보에 의해 나타나는 것으로 객관적인 자료나 추천에 의해 성능이 우수한 시스템이나 서비스를 제시하였을 때 선호하는 걸 의미한다[33]. 평균적으로 봤을 때 사람들은 좋은 성능을 발휘하는 시스템을 더욱 만족하는 것이 이와 관련된다고 볼 수 있다[34].

한편, 선호는 주관적인 판단에 기반을 두고 이전의 반복적인 의사결정 행위와 새로운 것을 선택하는 경우가 충돌하면서 나타나기도 하며, 특정 대상이 가지고 있는 다양한 속성 중 우선순위를 결정하는 과정에서 발생하기도 한다[35]. 그 중에서 중립 선호는 대안을 처음 평가하는 경우 어떠한 대안도 우월하지 않다고 인식할 때 나타나며, 내외부적 요인에 의해서 변화되는 것을 의미한다[36].

모순이론을 활용한 선호의 연구에서는 제품의 친숙성과 익숙함이 강화된 기능이나 독특한 기능에 따라 다르게 나타날 수 있다고 하였다[37]. 사람은 친숙한 제품일수록 우호적으로 인식하기 때문에 제품이 가지고 있는 독특한 기능에 중요성을 느낄 수 있으며, 덜 친숙한 제품일수록 위험을 감수해야하기 때문에 시장에서 독점적인 위치에 있는 강화된 기능의 제품을 선호하게 된다. 예를 들어, 구인과 구직의 수단으로 가장 보편적으로 이용되고 있는 취업 사이트로는 '사람인', '잡코리아', '인크루트' 등이 있는데 대부분은 유사한 방식으로 온라인 플랫폼에서 채용정보를 검색할 수 있다. 하지만 '사람인'의 경우 타사와는 달리 인공지능 기술을 활용하여 개인화된 채용정보를 제공한다. 이러한 점은 구인정보 온라인 시장에서 인공지능이라는 독특한 기능을 통해 선호도를 높이는 방법이라고 볼 수 있다.

인공지능은 최근에 상용화된 정보기술로 사람들의 인

식수준이 아직까지 높지 않다. 특히 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능은 매우 생소한 개념으로 받아들여지고 있다. 하지만 '사람인'의 경우에는 온라인 취업 시장에서 가장 높은 인지도를 가지고 있으며, 국내 최대 이용자를 보유하고 있다. 즉 '사람인' 이용자의 경우에는 인공지능이 적용된 구인정보 플랫폼에 대한 인식이 낫더라도 플랫폼 자체에 대한 인지도로 인하여 인공지능 기술이 선호되는 현상이 나타날 수 있다. Muthithcharoen et al.(2011)은 제품, 비용, 위험과 같은 속성에 대한 선호와 태도적인 선호가 연속성이 있다는 연구를 진행한바 있으며[10], Lee and Koubek(2010)은 웹의 콘텐츠, 시각화, 네비게이터, 색깔, 타이포그래피와 같은 속성에 대한 평가가 선호로 나타날 수 있다고 하였다[32]. 또한, 안경민과 이영찬(2018)은 정보기술을 구성하는 품질 요인들의 상대적인 중요도를 도출하는데 있어서 선호 모형을 활용하여 연구를 진행한 바 있다[21].

## 3. 연구모형 및 가설

### 3.1 연구모형

본 연구는 Fig. 1을 참고하여 이용자의 정보처리 과정 중 점선부분을 중심으로 진행되었다. 구체적으로, 정보탐색은 인공지능 온라인 구인 플랫폼을 구성하는 기술의 '기능의 작동수준'에 대한 이용자의 객관적인 평가인 품질로 정의되며, 이용경험은 이전의 유사한 기능을 '이용했던 경험과 비교'하여 더 우수한 것은 주관적인 평가인 선호로 정의하였다. 연구모형은 Fig. 2와 같이 (1)정보를 탐색하는 과정에서 나타나는 품질에 대한 평가와 (2)이전의 경험과 비교해서 나타나는 선호라는 것이 포함되어 있으며, 어떠한 의사결정에 앞서 선행되는 (3)태도적인 요인(만족)과 (4)행동의도인 지속이용의도로 구성하였다. 태도적 요인을 추가한 것은 이용자의 행동의도 과정을 명확하게 설명하는데 도움을 줄 수 있기 때문이다. 이와 관련하여 자세한 논의는 토론 부분에 기술하였다.

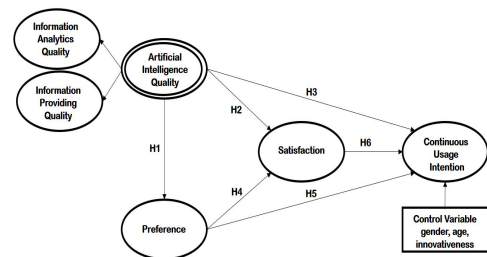


Fig. 2. Research model

### 3.1 연구가설

인공지능 품질은 기계가 학습, 추론, 인식의 과정을 통해 데이터를 분석하여 객관성 있는 정보를 도출하는 것으로, 분석 자체에 대한 평가인 정보분석 품질과 분석된 정보를 제공하는 방식에 대한 평가인 정보제공 품질로 정의할 수 있다. 정보분석 품질은 인공지능 분석에 의한 평가[38]로, 인공지능의 정보분석 수준이 기존의 정보기술보다 더 우수하며[39], 객관적인 분석을 수행한다는 것을 의미한다[40]. Levitin and Redman(1995)은 데이터의 품질이 정보의 정확도와 관련이 있다고 하였고[18], Wang and Strong(1996)은 사용이 적합한 상태의 데이터가 정보의 품질을 높일 수 있다고 하였다[55]. 그리고 정보제공 품질은 데스크탑, 노트북, 스마트폰, 스마트 패드 등 다양한 정보 기기를 활용하여 편리하게 정보를 제공받을 수 있는 것으로[41], 개인이 맞춤형 정보를 이용할 수 있는 정보제공 수준을 나타낼 수 있다[23].

Lee and Kozar(2006)은 품질과 선호도의 관계에 대해 온라인 플랫폼 선호도에 영향을 미치는 정보기술 품질은 정보품질, 서비스품질, 시스템품질, 공급자특성 품질이 있다고 하였으며[6], Lee and Lee(2009)는 온라인 제품 및 서비스 이용자가 인지하고 있는 품질은 선행적 경험을 통해 선호도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다고 하였다[9]. 또한, Lee and Koubek(2010)은 9개의 웹 사이트 속성을 각각 평가하여 이용자의 선호도를 분석한 결과 웹 사이트의 콘텐츠, 시각화, 네비게이션 같은 속성이 이용자의 선호도에 더 중요한 영향을 미치고 있음을 규명한 바 있다[32]. 따라서 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H1. 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능 품질은 선호도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

만족은 감정의 평가로 표현되며, 어떤 제품이나 서비스를 소유하거나 이용함으로써 나타나는 긍정적인 감정으로 정의된다[19]. 일반적으로 알려진 바와 같이 품질이 좋은 제품이나 서비스를 이용했던 경험은 제품에 대한 긍정적인 감정을 유발할 수 있다. Cronin et al.(2000)은 제품의 만족과 행동의도에 관한 연구에서 제품의 품질이 만족과 행동의도에 긍정적인 영향을 줄 수 있다고 하였으며[19], Sahadev and Purani(2008)은 온라인 환경에서 품질의 중요성을 강조하였으며[53], Zheng et al.(2013)은 온라인 플랫폼에서 정보품질과 시스템품질이 이용자의 만족에 영향을 줄 수 있다고 하였다[13]. 또

한, Kuo et al.(2009)은 모바일 환경에서 제공되는 콘텐츠의 품질, 개인화된 서비스와 시스템 품질의 중요성을 강조하였으며[23], 모바일 서비스 품질이 이용자의 인지적 판단과 함께 만족과 행동의도에 영향을 줄 수 있다고 하였고, Lightner(2003)는 온라인 환경에서 정보품질과 양이 만족에 긍정적인 영향을 줄 수 있다고 하였다[48]. 이와 같은 선행연구를 바탕으로 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H2. 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능 품질은 만족에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

품질과 지속이용의도의 관계에 대해 Kuo et al.(2009)은 온라인 플랫폼의 서비스 품질이 지속이용의도에 긍정적인 영향을 줄 수 있다고 하였으며[23], Tseng(2015)은 클라우드 기반의 개인화 서비스는 정보품질, 시스템품질, 서비스품질로 구성되며 지속이용의도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다고 하였다[14]. 또한, Kim and Niehm(2009)은 온라인 응용 플랫폼의 정보 품질이 지속이용의도에 직접적인 영향을 미칠 수 있음을 실증적으로 규명한 바 있고[47], Pearson et al.(2012)은 웹 플랫폼의 정보품질은 관련성, 이해 가능성, 신뢰성, 적합성, 범위, 유용성이 하위요인으로 포함되며 지속이용의도에 직접적인 영향을 미친다고 증명하였다[52]. 이와 같은 선행연구를 통해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H3. 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능 품질은 지속이용의도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

선호는 어떤 제품이나 서비스를 이용함으로써 나타나는 주관적인 평가로 정의된다[37]. 평가과정에 있어서 선호는 대안을 직접적으로 평가할 수 있는 명시적인 비교 수준으로, 이용자의 인식을 평가하는 암묵적인 비교 수준인 태도에 영향을 줄 수 있다[10]. Oliver and Swan(1989)은 거래 당사자가 정당한 호의를 받았을 때 덜 고통스럽게 느낄 수 있다는 유리한 불공정(advantageous inequity)이 선호의 형태라고 주장하며, 제품의 구매에 있어서 선호도와 만족의 인과관계를 제안하였다[49]. Muthitharoen et al.(2011)은 기술 수용관점에서 온라인 서비스의 제품, 구매비용, 상대적 위험이라는 속성이 명시적 수준의 선호에 영향을 줄 수 있고 명시적 수준의 선호가 암묵적 수준의 평가인 태도에 영향을 줄 수 있다는 구조를 제안하였으며, 온라인 상점의 선호가 만족에 긍정적인 영향을 줄 수 있다고 하였다[10]. 따라서 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H4. 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능의 선호는 만족에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

선호와 행동의도의 관계에 대하여 Xiao and Benbasat(2007)은 온라인 이용자의 의사결정과정에서 제품의 특징, 중요도, 제품 등급과 같은 정보가 선호될수록 행동의도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다고 주장하였다[56]. 선호는 이전의 경험을 통해 미래의 선택에 대한 결정이 상당부분 반영된 것으로 볼 수 있으며, 제품과 서비스에 대한 좋은 경험을 통해 주관적인 평가가 되었다면 지속적인 이용에 긍정적인 영향을 줄 수 있다. Muthithcharoen et al.(2011)은 온라인 환경에서 태도적인 선호가 행동의도에 긍정적인 영향을 미칠 수 있다는 것을 실증적으로 규명한 바 있으며[10], Lee and Koubek(2010)은 웹 사이트 이용경험에 대한 주관적인 평가와 실제 이용이라는 실험을 통해 이전 이용에서 나타나는 선호가 웹 사이트의 지속적인 이용에 긍정적인 영향을 미친다고 주장하였다[32]. 따라서 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H5. 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능의 선호는 지속이용의도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

만족은 행동의도의 강력한 선행요인으로 대표되며, 어떤 제품의 이용자가 서비스를 소유하거나 이용함으로써 나타나는 긍정적인 감정으로 정의된다[19]. Olsen(2002)은 전통적인 관점에서 만족 및 지속이용의도와 관련된 다양한 제품을 비교분석하면서 만족이 지속적인 이용의도에 긍정적인 영향을 미친다는 것을 실증적으로 규명하였으며[50], Zheng et al.(2013)은 온라인 플랫폼의 이용자 만족이 지속이용의도에 영향을 줄 수 있다고 주장하였다[13]. 따라서 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H6. 온라인 구인정보 플랫폼의 만족은 지속이용의도에 긍정적인 영향을 미칠 것이다.

### 3. 연구방법 및 실증분석

#### 3.1 연구방법 및 연구대상

본 연구에서는 인공지능이 적용된 온라인 구인정보 플랫폼을 이용하는 구직자의 지속이용의도를 탐색하고 인공지능 품질, 선호, 만족의 과정을 알아보려고 하였다. 이

에 현재 온라인 환경에서 구인정보를 탐색하고 있으며, 구인정보 온라인플랫폼을 이용하는 구직자를 대상으로 연구범위로 설정하였다. 제안한 연구모형의 각 변수를 측정하기 위한 측정항목은 5점 리커트 항목을 사용하였다.

각 측정항목의 개발은 다음과 같은 단계를 거쳐 타당성과 신뢰성을 높이고자 하였다. 선행연구와 인터뷰를 통해 각 잠재변수의 측정항목을 조사하였고 본 연구의 문맥에 적합하게 수정하였다. 이 항목들은 인공지능 기술을 이용해 본 경험해본 사람이나 실제로 구인정보를 탐색 중인 사람들을 대상으로 내용의 타당성 검증을 수행하였으며, 측정항목 중에서 관련성이 적은 항목은 수정 및 보완하였다. 최종적인 문항은 사전조사를 통해 측정항목의 신뢰성과 타당성을 검증하였다.

Table 1은 본 연구에서 제안한 연구 모형의 잠재변수에 대한 조작적 정의와 관련 연구를 나타내고 있다. 여기에는 통제변수인 혁신성이 포함되어 있다. 연구결과의 타당성을 증진시키기 위해 표본수집은 국내 최대 온라인 구인정보 사이트에서 대상자를 무작위로 추출하여 편의(bias)를 최소화하고자 하였다. 총 9,290부의 설문지를 구글 서베이를 이용하여 온라인으로 배포하였고 227부(회수율 2.44%)를 회수하였다.

온라인 조사의 경우 일반적으로 회수율이 낮고 구조적으로 불성실 응답자가 많을 수 있다. 설문내용을 확인해 본 결과 43부는 응답에서 문제가 발견되어 제외하였고 최종 분석에는 184부의 응답이 사용되었다. 설문에 참여한 응답자의 주요한 특성을 살펴보면 남성 57.6%(106명)이고 여성 42.4%(78명)로 나타났으며, 연령대는 10대 미만 0.5%(1명), 20대 83.2%(153명), 30대 15.8%(29명), 40대 없음, 50대 0.5%(1명)로 나타났다. 응답자의 특성으로 볼 때 온라인 구인정보를 자주 활용하는 사람은 주로 20대 구직자로 나타난다는 것을 알 수 있었다.

#### 3.1 측정모형 검증

가설 검증에 앞서 SPSS 20, PLS 2.0을 활용하여 측정 모형의 타당성과 신뢰성 검증을 실시하였다. 본 연구는 탐색적 수준의 연구로 측정 개념을 명확해야 한다. 따라서 탐색적 요인분석을 수행하여 측정항목의 요인 교차값을 확인하였다. 또한, 인공지능 품질의 경우 2차 요인(second-order)으로 구성하였기 때문에 별도의 타당성 검증이 수행될 필요가 있다. 이와 관련된 검증은 계층적 성분 접근법(hierarchical component approach)을 통해 확인하였다. 1차 검증이 완료된 후 연구변수들의 내



Table 1. Operation definition and Measurement items

Variables		Operation definition	Items	Reference
innovativeness (Inno)		Rapid acceptance of new technologies	Asking me for advice on new technology	Parasuraman & Colby (2015)[51]
			Acquiring new skills between friends and colleagues	
			Using new high-tech products or services without helps	
			Identifying current technology trends in areas of interest	
Artificial Intelligence Quality (AIQ)	Information Analytics Quality (IAQ)	Overall degree of AI Information Analysis	Overall job matching	Lee & Lee(2009)[9]
			Effectiveness job the matching	
			Reliable job information matching	
			Objective employment Information matching	
	Information Providing Quality (IPQ)	The degree of information delivery derived through AI	Accurate Job Information m,atching	Lee et al.(2002)[41]
			Provision of personalized job information(delete)	
			Convenient employment information	
			Various employment information	
Preference (Pre)		The degree of AI tools are preferred other search features and methods	Rich employment Information	Lee & Lee(2009)[9] Muthitcharoen et al. (2011)[10]
			Trust of employment information	
			Choosing AI than traditional search	
			AI is better than traditional search	
Satisfaction (Sat)		Overall degree of satisfaction with the use of AI services on online platforms	AI is better than traditional search	Cronin et al.(2000)[19]
			prefer AI then traditional search	
			AI is better than traditional search	
			AI is more meaningful than traditional search(delete)	
Continuous Usage Intention (CUI)		The degree of continuous use of AI services on online platforms	Overall satisfaction with AI	Zheng et al.(2013)[13]
			Satisfied with the way information is provided for AI	
			Satisfied with the decision to use AI	
			Thinking a good to use AI	
			Thinking wise to use AI	
			Intend to re-enable AI	
			Intend to continue to utilize AI	
			Intend to recommend to others with AI	
			Intend to use AI features if possible	

적일관성을 검증하기 위해 Cronbach's  $\alpha$ , 조합신뢰성 분석을 수행하였으며, 각 변수들 간의 집중타당성과 판별 타당성을 검증하기 위한 방법으로 연구변수 간의 상관관계 계수와 평균분산추출값(average variance extracted: AVE)을 분석하여 그 제공된 값을 비교하였다.

Table 2는 구성개념을 확인할 수 있는 탐색적 요인분석의 결과이다. 요인 교차값은 기준값 0.7 이상을 만족해야하며, 각각의 요인이 해당개념으로 정확하게 나뉘어야 한다. 분석한 결과 2개 항목(qua6, pre5)은 적절한 요인으로 분류되지 않아 삭제되었고 나머지 요인들은 연구에서 제안하고 있는 6개의 개념으로 도출되었으며, 통제변수인 혁신성도 역시 요인적재량 기준을 충족했다. Table 3은 측정모형의 신뢰성 검증 결과와 AVE 값에 대해 보여 주고 있다. 연구모형의 모든 변수에 대한 Cronbach's Alpha 값은 0.855에서 0.971로 나타났으며, CR 값은 0.902에서 0.942로 나타나 신뢰성 확보를

위한 충족 기준값인 0.7 이상으로 측정모형의 신뢰성에는 문제가 없는 것으로 판단되었다. 다음으로 AVE 값을 통한 집중타당성 검증 결과 AVE 값은 임계치인 0.5 이상으로 나타났다. 이는 측정모형의 집중타당성이 확보되었음을 의미한다. 판별타당성 검증은 각 잠재변수의 AVE 제공된 값과 잠재변수 간 상관관계수 값을 비교하여 분석하였다. 측정모형의 판별타당성을 확보하기 위해서는 각 잠재변수의 AVE 제공된 값이 잠재변수 간 상관관계수 값보다 커야한다. 판별타당성 검증 분석결과 Table 4와 같이 대각선에 표시된 각 잠재변수의 AVE 제공된 값이 잠재변수 간 상관관계수 값보다 높게 나타나 판별타당성이 있는 것으로 나타났다.

Table 2. Exploratory factor analysis

Variables	Items	IAQ	IPQ	Pre	Sat	CUI	Inno
IAQ	qua2	<b>.861</b>	.167	.082	.133	.153	.027
	qua3	<b>.764</b>	.197	.125	.230	.170	.007
	qua1	<b>.749</b>	.052	.216	.149	.099	.102
	qua5	<b>.715</b>	.230	.210	.147	.109	-.021
	qua4	<b>.703</b>	.101	.164	.088	.317	.006
Pre	pre2	.186	<b>.828</b>	.208	.207	.086	.013
	pre3	.184	<b>.786</b>	.286	.254	.087	.002
	pre1	.231	<b>.743</b>	.239	.246	.113	.021
	pre4	.110	<b>.723</b>	.226	.279	.167	.045
Sat	sat5	.170	.220	<b>.804</b>	.209	.139	.077
	sat4	.093	.248	<b>.764</b>	.259	.268	.103
	sat3	.258	.210	<b>.689</b>	.234	.092	.058
	sat2	.295	.295	<b>.683</b>	.198	.196	.017
	sat1	.264	.378	<b>.507</b>	.331	.149	.079
CUI	cui2	.159	.292	.264	<b>.820</b>	.138	.045
	cui4	.276	.318	.214	<b>.776</b>	.100	.006
	cui3	.206	.260	.274	<b>.752</b>	.111	-.008
	cui1	.257	.319	.377	<b>.643</b>	.123	-.004
IPQ	qua8	.095	-.011	.054	.112	<b>.889</b>	.056
	qua10	.184	.221	.173	.001	<b>.777</b>	.023
	qua9	.159	.100	.187	.068	<b>.760</b>	.042
	qua7	.292	.112	.139	.196	<b>.716</b>	.051
Inno	inn2	-.001	-.004	.072	.056	-.005	<b>.788</b>
	inn4	-.010	-.012	-.037	.003	.001	<b>.776</b>
	inn1	-.013	-.013	.016	.100	.126	<b>.758</b>
	inn3	.134	.107	.144	-.143	.021	<b>.752</b>

Note) Two items (qua6, pre5) are not classified as suitable factors and are deleted.

Table 3. Results of reliabilities and validity

Variables		AVE	C.R	Cronbach's Alpha
AIQ	IAQ	0.680	0.914	0.882
	IPQ	0.697	0.902	0.855
Pre		0.762	0.927	0.895
Sat		0.698	0.920	0.891
CUI		0.802	0.942	0.917

Table 4. Result of correlation matrix and discriminant validity

Variables		Mean	std	AIQ		Pre	Sat	CUI
				IAQ	IPQ			
AIQ	IAQ	3.188	0.677	0.825				
	IPQ	3.378	0.686	0.473	0.835			
Pre		3.213	0.784	0.482	0.359	0.873		
Sat		3.353	0.677	0.551	0.467	0.676	0.835	
CUI		3.611	0.788	0.530	0.373	0.683	0.701	0.895

Note) The displayed value is the square root value of the diagonal AVE.

본 연구의 인공지능 품질은 2차 확인적 요인분석을 통해 타당성을 검증하였다. 2차 요인 모형의 타당성을 검증하기 위해 인공지능 품질을 반영지표로 설정하고, 계층적 성분 분석을 이용하여 2차 확인적 요인분석을 시행하였다[42]. 2차 확인적 요인분석의 검증방법은 1차 요인모형과 2차 요인모형의 교차요인 값을 비교함으로써 2차 요인모형이 연구가설 검증을 위한 연구모형 구성이 타당한지를 검증할 수 있다. 계층적 성분 분석의 결과는 Table 5에 제시하고 있으며, 인공지능 품질의 2차 요인 모형의 교차요인 값이 1차 요인모형의 교차요인 값 보다 높은 것으로 나타나 2차 요인모형을 이용한 구조모형분석은 타당한 것으로 나타났다.

Table 5. Second-order model test

Constructs		items	first-order loading	second-order loading
AIQ	IAQ	qua1	0.692	0.783
		qua2	0.788	0.888
		qua3	0.761	0.848
		qua4	0.766	0.802
		qua5	0.705	0.797
	IPQ	qua7	0.728	0.831
		qua8	0.632	0.864
		qua9	0.645	0.810
		qua10	0.679	0.834

### 4.3 구조모형 분석

본 연구에서 제안한 가설의 검증은 SmartPLS 2.0을 통해 이루어졌다. SmartPLS 2.0은 구조모형분석의 경로 계수를 통한 가설 검증뿐만 아니라 연구모형의 내생변수에 대한 결정계수(R<sup>2</sup>)를 통합적으로 분석할 수 있다. 먼저 통제변수에는 성별, 연령, 혁신성이 사용되었으며, 구체적인 분석 결과는 다음과 같다. 첫째, 검증 결과 중 인공지능 품질에 관한 내용을 살펴보면 온라인 구인정보 플랫폼의 인공지능 품질과 선호의 관계에서 인공지능 품질은 선호에 경로계수 0.507, t-값 6.420으로 나타나 가설1은 채택 되었으며, 인공지능 품질과 만족은 경로계수 0.332, t-값 3.939로 나타나 가설2도 채택 되었다. 이와 같은 결과를 보면 사용자는 객관적 정보와 주관적 태도가 함께 인지되었을 때 객관적 정보가 먼저 고려된 후 주관적 태도가 고려된다는 것을 알 수 있었다[9]. 하지만 인공지능 품질과 지속이용의도의 관계인 가설3은 기각되었다. 인공지능 기능이 포함된 온라인 구인정보 플랫폼의 경우 인공지능의 전반적인 품질과 만족이 충족되어야 행동의도라는 결과에 도달할 수 있다는 것을 알 수 있었고

객관적인 평가가 주관적인 평가에 선행요인이 될 수 있다는 것을 도출할 수 있었다. 둘째, 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능 선호와 관한 내용을 살펴보면 인공지능 선호가 만족에 경로계수 0.500, t-값 6.614로 나타나 가설4는 채택되었고, 인공지능 선호가 지속이용의도에 경로계수 0.365, t-값 3.699로 나타나 가설5가 채택되었다. 인공지능의 기술적 선호도는 만족과 행동의도에 직접적인 영향을 미치고 있다는 것은 이전의 경험에서 발생하는 지속적인 선호가 만족과 행동의도에 지속적으로 영향을 줄 수 있다는 것을 알 수 있었다. 마지막으로 온라인 구인정보 플랫폼에서 인공지능의 만족이 지속이용의도는 경로계수 0.372, t-값 3.109로 나타나 가설6이 채택되었다. 만족은 행동의도에 가장 영향을 미치는 주요한 변수로 인공지능 온라인 플랫폼에서도 이전의 연구과 맥락을 함께 한다는 것을 도출 할 수 있었다. 구조모형 내 생변수에 대한 결정계수 R<sup>2</sup>(연구모형의 총 변동 중에서 회귀선 즉, 외생변수에 의해 설명되는 비율)에 대한 검증 결과, 인공지능 선호가 있는 정보의 25.9%의 설명력을 가지고 있으며, 만족은 55.8%, 지속이용의도는 59.3%의 설명력을 가지고 있는 것으로 나타났다. 가설 1에서 가설 6까지의 검정 결과에 대한 요약과 직접효과, 구조방정식 분석 결과는 Fig. 3과 Table 6에서 보여준다.

Table 6. Summary of hypothesis testing

Hypothesis(path)	Standardized Coefficients	t-value	results
H1 Artificial Intelligence Quality → Preference	0.507***	6.420	Accept
H2 Artificial Intelligence Quality → Satisfaction	0.332***	3.939	Accept
H3 Artificial Intelligence Quality → Continuous Usage Intention	0.140	1.638	Reject
H4 Preference → Satisfaction	0.500***	6.140	Accept
H5 Preference → Continuous Usage Intention	0.365***	3.699	Accept
H6 Satisfaction → Continuous Usage Intention	0.372**	3.109	Accept

\*:p < 0.05, \*\*:p < 0.01, \*\*\*:p < 0.001

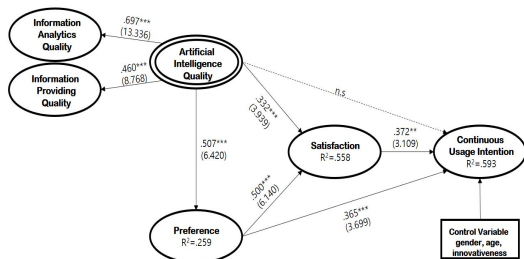


Fig. 3. Result of hypothesis tests

## 5. 결론

### 5.1 연구 시사점

본 연구는 인공지능 제품 및 서비스의 지속이용의도에 관한 연구로 다음과 같은 이론적 시사점을 가지고 있다. 첫째, 인공지능 품질을 선행연구를 통해 개념적으로 정의하였다. 많은 선행연구에서 제시한 바와 같이 정보기술의 품질을 정의하는 것은 제품 및 서비스를 이해하는데 중요한 과정으로 여겨졌다. 대표적으로 Delone and McLean(2003)은 정보기술의 성공에는 정보품질, 시스템품질, 서비스품질이 핵심적인 역할을 할 수 있다고 하였고[4], Zheng et al.(2013)은 정보기술의 정보품질과 시스템품질의 중요성을 강조하였으며[13], Sahadev and Purani(2008)은 정보기술 관점에서 서비스품질을 정의하기도 하였다[53]. 이와 같은 선행연구에 비추어 봤을 때 본 연구는 인공지능의 품질을 학술적으로 정의함으로써 정보기술 품질에 관한 연구를 한 차원 더 확장시켰다고 볼 수 있다. 둘째, 정보기술 수용과 관련하여 이전 연구에서는 정보기술수용모델에 한정되는 경향을 보였다[57]. 하지만 본 연구에서는 정보기술을 수용하는 과정에서 정보기술에 대한 이용자의 개관적인 평가와 주관적인 평가가 동시에 고려된다는 점을 제안하고 있으며, 통계적으로 유의한 수준을 도출하였다. 이와 같은 연구결과는 관련 분야의 새로운 연구 주제를 탐색하는데 도움이 될 수 있다. 마지막으로 이용자의 정보기술 이용의도의 과정을 정보처리 이론을 통해 설명하였다. 인간의 의사결정은 컴퓨터와 비슷하게 어떠한 정보가 유입되면 일련의 정보처리 과정을 통해 행동의도를 결정하게 된다. 즉 선행연구에서 제시한 품질이 태도를 통해 행동의도에 영향을 미칠 수 있다는 것을 재차 확인할 수 있었고[50], 선호의 같은 경우 행동의도에 직접적인 영향과 간접적인 영향이 함께 나타났는데 직접적인 영향보다 만족이라는 태도를 통할 때 더 크게 나타난다는 것을 확인할 수 있었다[10]. 이와 같은 결과는 정보기술의 수용에 있어서 태도가 중요하다는 것을 재확인 할 수 있었다.

본 연구의 실무적 시사점은 다음과 같다. 먼저, 인공지능 제품 및 서비스 개발 과정에서 만족이 중요성을 도출하였다. 인공지능 제품 및 서비스 개발에 있어서 핵심적인 내용은 인공지능 기술의 이용자가 충분한 만족하는 수준의 기술과 서비스가 제공되어야 한다는 것이다. 본 연구에서 제시된 것처럼 인공지능의 만족을 증진시키기 위해서는 제품과 서비스가 기술적으로 고도화 되어야 하

고 이용자가 편리하게 이용할 수 있는 환경이 조성되어 야 만족도가 증가할 수 있다는 것이다. 또한, 이용자의 긍정적인 경험을 증진시키기 위해 인공지능 제품 및 서비스 이용자를 지속적으로 관찰하며 이용자 니즈의 변화를 파악해야 한다는 것을 알 수 있다. 다음으로, 온라인 구인 정보 플랫폼에서 인공지능의 실질적인 적용 방법을 제시하였다. 구직자에게 수많은 구인정보 중 정확한 구인정보를 제공하는 것은 매우 중요한 일이다. 특히 최근 이슈가 되고 있는 HR 테크의 방향으로 볼 때 구인기업의 입장으로 볼 때 인공지능은 수많은 지원자 중 기업에 적합한 인재를 찾는 데 도움이 될 수 있고 구직자의 측면으로 볼 때 가장 적합한 기업을 찾을 수 있는데 긍정적인 영향을 줄 수 있다. 따라서 본 연구결과는 HR 테크 맥락에서 인공지능 도입이 초기단계인 온라인 구인과 구직정보 플랫폼 모두의 발전에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

## 5.2 연구 한계점과 향후 연구방향

본 연구는 다음과 같은 한계점을 가지고 있다. 첫째, 인공지능의 품질을 측정하는 것에 있어서 정보제공이라는 것에 한정하여 진행하였다. 하지만 인공지능의 품질을 구체적으로 정의하고 측정하기 위해서는 인공지능을 구성하는 인프라, 기술, 인력과 함께 서비스적인 차원에서 인공지능이 제공해주는 것까지 포함한 인공지능 품질이 연구될 필요가 있다. 둘째, 인공지능 선호와 만족의 인과 관계를 더 세밀하게 검토해 볼 필요가 있다. 본 연구에서는 인공지능의 품질을 객관적인 평가로 정의하고 선호를 주관적인 평가로 정의하여 같은 수준에서 연구를 진행하였다. 하지만 선행연구에서는 선호와 태도가 상호 유사한 영역에서 관계가 있다는 연구가 진행되었다. 따라서 향후의 연구에서는 선호와 태도를 어떤 수준으로 정의할 것인지에 대해서 자세히 탐색해볼 필요가 있다. 셋째, 인공지능은 이용자의 행동패턴을 분석하는 것에서 발생하는 위험요소가 고려되지 않았다. 인공지능은 사람의 행동패턴에서 도출되는 데이터를 통해 컴퓨터가 지속적으로 학습하여 결과를 제시해 준다. 이와 같은 과정에서 개인의 정보가 지속적으로 유출되는 현상이 나타날 수 있다. 따라서 향후의 연구에서는 인공지능 이용의 위험 요인까지 고려될 필요가 있다. 마지막으로 본 연구에서는 일반화의 한계점이 지적될 수 있다. 본 연구는 인공지능 기반의 온라인 구인정보 플랫폼에 한정하여 연구를 진행하였기 때문에 연구의 일반화를 위해서는 인공지능 비서, 챗봇, 로봇 등 다양한 종류의 인공지능 제품 및 서비스를 고려할

필요가 있다. 비록 본 연구의 자료는 국내 최대 온라인 구인정보 플랫폼과 커뮤니티에서 자료를 수집하였지만 대부분의 표본이 20대에 편중되어 있기 때문에 연구의 일반화에 의문을 제시할 수 있다.

그럼에도 불구하고 본 연구는 많은 확장성을 가지고 있다. 본 연구에서 제시하는 연구의 결과는 현재 다양한 제품 및 서비스의 인공지능이 상용화되고 있는 시점에서 인공지능이 이용자의 선택을 받기 위해서 필수적인 요인이 무엇인지 파악하는데 기초적인 자료가 될 수 있다. 또한, 기존의 정보기술과 융합되어 나타나는 인공지능의 특징을 설명하는데 유용한 정보를 제공할 수 있으며, 기존 정보기술 영역의 확장이라는 측면에서 중요한 의미를 갖는다고 볼 수 있다.

## REFERENCES

- [1] T. Bondarouk, E. Parry & E. Furtmueller. (2017). Electronic HRM: four decades of research on adoption and consequences. *The International Journal of human resource management*, 28(1), 98-131. DOI : 10.1080/09585192.2016.1245672
- [2] P. van Esch, J. S. Black & J. Ferolie. (2019). Marketing AI recruitment: The next phase in job application and selection. *Computers in Human Behavior*, 90, 215-222. DOI :10.1016/j.chb.2018.09.009
- [3] Oracle. (2018). HR Trends Report 2018. *Oracle*, p.1-15.
- [4] W. H. DeLone & E. R. McLean. (2003). The DeLone and McLean model of information systems success: a ten-year update. *Journal of management information systems*, 19(4), 9-30. DOI : 10.1080/07421222.2003.11045748
- [5] L. F. Pitt, R. T. Watson & C. B. Kavan. (1995). Service quality: a measure of information systems effectiveness. *MIS quarterly*, 19(2), 173-187. DOI : 10.2307/249687
- [6] Y. Lee & K. A. Kozar. (2006). Investigating the effect of website quality on e-business success: An analytic hierarchy process (AHP) approach. *Decision support systems*, 42(3), 1383-1401. DOI : 10.1016/j.dss.2005.11.005
- [7] D. Yoon & Kin Tong. (2009). A study of e-recruitment technology adoption in Malaysia. *Industrial Management & Data Systems*, 109(2), 281-300. DOI : 10.1108/02635570910930145
- [8] K. Y. Tam & S. Y. Ho. (2006). Understanding the impact of web personalization on user information processing and decision outcomes. *MIS quarterly*, 30(4), 865-890. DOI : 10.2307/25148757

- [9] J. Lee & J. N. Lee. (2009). Understanding the product information inference process in electronic word-of-mouth: An objectivity-subjectivity dichotomy perspective. *Information & Management*, 46(5), 302-311. DOI : 10.1016/j.im.2009.05.004
- [10] A. Muthitharoen, P. C. Palvia & V. Grover. (2011). Building a model of technology preference: The case of channel choices. *Decision Sciences*, 42(1), 205-237. DOI : 10.1111/j.1540-5915.2010.00306.x
- [11] V. Venkatesh. (2006). Where to go from here? Thoughts on future directions for research on individual-level technology adoption with a focus on decision making. *Decision Sciences*, 37(4), 497-518. DOI : 10.1111/j.1540-5414.2006.00136.x
- [12] T. Kowatsch & W. Maass. (2010). In-store consumer behavior: How mobile recommendation agents influence usage intentions, product purchases, and store preferences. *Computers in Human Behavior*, 26(4), 697-704. DOI : 10.1016/j.chb.2010.01.006
- [13] Y. Zheng, K. Zhao & A. Stylianou. (2013). The impacts of information quality and system quality on users' continuance intention in information-exchange virtual communities: An empirical investigation. *Decision Support Systems*, 56, 513-524. DOI : 10.1016/j.dss.2012.11.008
- [14] S. M. Tseng. (2015). Exploring the intention to continue using web-based self-service. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 24, 85-93. DOI : 10.1016/j.jretconser.2015.02.001
- [15] A. Bhattacharjee & C. Sanford. (2006). Influence processes for information technology acceptance: An elaboration likelihood model. *MIS quarterly*, 30(4), 805-825. DOI : 10.2307/25148755
- [16] T. T. Kircher, C. Senior, M. L. Phillips, P. J. Benson, E. T. Bullmore, M. Brammer & A. S. David. (2000). Towards a functional neuroanatomy of self processing: effects of faces and words. *Cognitive Brain Research*, 10(1-2), 133-144. DOI : 10.1016/S0926-6410(00)00036-7
- [17] V. Krishnaraju, S. K. Mathew & V. Sugumaran. (2016). Web personalization for user acceptance of technology: An empirical investigation of E-government services. *Information Systems Frontiers*, 18(3), 579-595. DOI : 10.1007/s10796-015-9550-9
- [18] A. Levitin & T. Redman. (1995). Quality dimensions of a conceptual view. *Information Processing & Management*, 31(1), 81-88. DOI : 10.1016/0306-4573(95)80008-H
- [19] J. J. Cronin Jr, M. K. Brady & G. T. M. Hult. (2000). Assessing the effects of quality, value, and customer satisfaction on consumer behavioral intentions in service environments. *Journal of retailing*, 76(2), 193-218. DOI : 10.1016/S0022-4359(00)00028-2
- [20] H. H. Bauer, T. Falk & M. Hammerschmidt. (2006). eTransQual: A transaction process-based approach for capturing service quality in online shopping. *Journal of Business Research*, 59(7), 866-875. DOI : 10.1016/j.jbusres.2006.01.021
- [21] K. M. An & Y. C. Lee. (2018). Examining Success Factors of Online P2P Lending Service Using Kano Model and Fuzzy-AHP. *Knowledge Management Review*, 19(2), 109-132. DOI : 10.15813/kmr.2018.19.2.006
- [22] Z. Yang, S. Cai, Z. Zhou & N. Zhou. (2005). Development and validation of an instrument to measure user perceived service quality of information presenting web portals. *Information & management*, 42(4), 575-589. DOI : 10.1016/j.im.2004.03.001
- [23] Y. F. Kuo, C. M. Wu & W. J. Deng. (2009). The relationships among service quality, perceived value, customer satisfaction, and post-purchase intention in mobile value-added services. *Computers in human behavior*, 25(4), 887-896. DOI : 10.1016/j.chb.2009.03.003
- [24] C. Mang. (2012). *Online job search and matching quality*. Ifo Working Paper, 147.
- [25] M. M. Najafabadi, F. Villanustre, T. M. Khoshgoftaar, N. Seliya, R. Wald & E. Muharemagic. (2015). Deep learning applications and challenges in big data analytics. *Journal of Big Data*, 2(1), 1. DOI : 10.1186/s40537-014-0007-7
- [26] C. B. Stone, A. R. Neely & M. L. Lengnick-Hall. (2018). Human Resource Management in the Digital Age: Big Data, HR Analytics and Artificial Intelligence. In *Management and Technological Challenges in the Digital Age*, CRC Press, 13-42.
- [27] N. Syam & A. Sharma. (2018). Waiting for a sales renaissance in the fourth industrial revolution: Machine learning and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*, 69, 135-146. DOI : 10.1016/j.indmarman.2017.12.019
- [28] H. Chen, R. H. Chiang & V. C. Storey. (2012). Business intelligence and analytics: From big data to big impact. *MIS quarterly*, 36(4), 1165-1188. DOI : 10.2307/41703503
- [29] J. R. Bettman, M. F. Luce & J. W. Payne. (1998). Constructive consumer choice processes. *Journal of consumer research*, 25(3), 187-217. DOI : 10.1086/209535
- [30] J. Wang & A. Y. Lee. (2006). The role of regulatory focus in preference construction. *Journal of Marketing research*, 43(1), 28-38. DOI : 10.1509/jmkr.43.1.28
- [31] H. H. Chang & Y. M. Liu. (2009). The impact of brand equity on brand preference and purchase intentions in the service industries. *The Service Industries*

- Journal*, 29(12), 1687-1706.  
DOI : 10.1080/02642060902793557
- [32] S. Lee & R. J. Koubek. (2010). The effects of usability and web design attributes on user preference for e-commerce web sites. *Computers in Industry*, 61(4), 329-341.  
DOI : 10.1016/j.compind.2009.12.004
- [33] L. C. Cheng & H. A. Wang. (2014). A fuzzy recommender system based on the integration of subjective preferences and objective information. *Applied Soft Computing*, 18, 290-301.  
DOI : 10.1016/j.asoc.2013.09.004
- [34] J. Nielsen & J. Levy. (1994). Measuring usability: preference vs. performance. *Communications of the ACM*, 37(4), 66-76.  
DOI : 10.1145/175276.175282
- [35] J. R. Bettman & M. A. Zins. (1977). Constructive processes in consumer choice. *Journal of Consumer Research*, 4(2), 75-85.  
DOI : 10.1086/208682
- [36] B. Lilly & R. Walters. (2000). An exploratory examination of retaliatory preannouncing. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 8(4), 1-9.  
DOI : 10.1080/10696679.2000.11501875
- [37] K. Z. Zhou & K. Nakamoto. (2007). How do enhanced and unique features affect new product preference? The moderating role of product familiarity. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 35(1), 53-62.  
DOI : 10.1007/s11747-006-0011-3
- [38] A. Bahrammirzaee. (2010). A comparative survey of artificial intelligence applications in finance: artificial neural networks, expert system and hybrid intelligent systems. *Neural Computing and Applications*, 19(8), 1165-1195.  
DOI : 10.1007/s00521-010-0362-z
- [39] M. D. Fethi & F. Pasiouras. (2010). Assessing bank efficiency and performance with operational research and artificial intelligence techniques: A survey. *European journal of operational research*, 204(2), 189-198.  
DOI : 10.1016/j.ejor.2009.08.003
- [40] G. Shafer. (1987). Probability judgment in artificial intelligence and expert systems. *Statistical science*, 2(1), 3-16.
- [41] Y. W. Lee, D. M. Strong, B. K. Kahn & R. Y. Wang. (2002). AIMQ: a methodology for information quality assessment. *Information & management*, 40(2), 133-146.  
DOI : 10.1016/S0378-7206(02)00043-5
- [42] S. M. Choi & T. S. Moon. (2015). Impact of ICT Competence on Convergence Performance and the Moderating Effect of Convergence Capabilities. *The Journal of Internet Electronic Commerce Research* 15(1), 159-175.
- [43] J. D. Lee, M. K. Rhee & M. R. Kim. (2018). Experiencing with Splunk, a Platform for Analyzing Machine Data, for Improving Recruitment Support Services in WorldJob+. *Journal of Digital Convergence*, 16(3), 201-210.  
DOI : 10.14400/JDC.2018.16.3.201
- [44] K. H. Jeong & H. R. Kim. (2008). Quality Status Comparison and Analysis for the Service Development Direction of Domestic Job Information Site. *Journal of The Korea Society of Computer and Information*, 13(5), 211-218.
- [45] I. Adjzen & M. Fishbein. (1980). *Understanding attitudes and predicting social behaviour*. Englewood Cliffs NJ: Pren-tice Hall.
- [46] F. D. Davis, R. P. Bagozzi & P. R. Warshaw. (1989). User acceptance of computer technology: a comparison of two theoretical models. *Management science*, 35(8), 982-1003.  
DOI : 10.1287/mnsc.35.8.982
- [47] H. Kim & L. S. Niehm. (2009). The impact of website quality on information quality, value, and loyalty intentions in apparel retailing. *Journal of interactive marketing*, 23(3), 221-233.  
DOI : 10.1016/j.intmar.2009.04.009
- [48] N. J. Lightner. (2003). What users want in e-commerce design: effects of age, education and income. *Ergonomics*, 46(1-3), 153-168.  
DOI : 10.1080/0014013030303530
- [49] R. L. Oliver & J. E. Swan. (1989). Consumer perceptions of interpersonal equity and satisfaction in transactions: a field survey approach. *Journal of marketing*, 53(2), 21-35.  
DOI : 10.1177/002224298905300202
- [50] S. O. Olsen. (2002). Comparative evaluation and the relationship between quality, satisfaction, and repurchase loyalty. *Journal of the academy of marketing science*, 30(3), 240-249.  
DOI : 10.1177/0092070302303005
- [51] A. Parasuraman & C. L. Colby. (2015). An updated and streamlined technology readiness index: TRI 2.0. *Journal of service research*, 18(1), 59-74.  
DOI : 10.1177/1094670514539730
- [52] A. Pearson, S. Tadisina & C. Griffin. (2012). The role of e-service quality and information quality in creating perceived value: antecedents to web site loyalty. *Information Systems Management*, 29(3), 201-215.  
DOI : 10.1080/10580530.2012.687311
- [53] S. Sahadev & K. Purani. (2008). Modelling the consequences of e-service quality. *Marketing Intelligence & Planning*, 26(6), 605-620.  
DOI : 10.1108/02634500810902857
- [54] V. Venkatesh & F. D. Davis. (2000). A theoretical extension of the technology acceptance model: Four longitudinal field studies. *Management science*, 46(2), 186-204.  
DOI : 10.1287/mnsc.46.2.186.11926

- [55] R. Y. Wang & D. M. Strong. (1996). Beyond accuracy: What data quality means to data consumers. *Journal of management information systems*, 12(4), 5-33.  
DOI : 10.1080/07421222.1996.11518099
- [56] B. Xiao & I. Benbasat. (2007). E-commerce product recommendation agents: use, characteristics, and impact. *MIS quarterly*, 31(1), 137-209.  
DOI : 10.2307/25148784
- [57] M. I. Choi. (2019). The effect of information seeking style and news literacy of card news users on recommendation intention: Focused on Technology Acceptance Model (TAM). *Journal of Digital Convergence*, 10(1), 141-148.  
DOI : 10.15207/JKCS.2019.10.1.141

안 경 민(Kyung-Min An)

[장학원]



- 2015년 2월 : 동국대학교 경주캠퍼스 (경영학사)
- 2016년 8월 : 동국대학교 테크노경영협동과정(경영학석사)
- 2016년 9월 ~ 현재 : 동국대학교 테크노경영협동과정(박사수료)
- 관심분야 : 혁신기술, 기술수용, 조직성과, 데이터 분석

· E-Mail : snss1212@dongguk.ac.kr

이 영 찬(Young-Chan Lee)

[장학원]



- 1993년 2월 : 서강대학교 (경영학사)
- 1995년 2월 : 서강대학교(경영학 석사)
- 2003년 2월 : 서강대학교(경영학 박사)
- 2004년 9월 ~ 현재 : 동국대학교 경주캠퍼스 경영학부 교수

· 관심분야 : 기업성과측정, 데이터마이닝, 복잡계 이론, 다기준의사결정

· E-Mail : chanlee@dongguk.ac.kr