ISSN 2288-4866 (Print)
ISSN 2288-4882 (Online)
http://www.jiisonline.org
J Intell Inform Syst 2021 September: 27(3): 231~252 http://dx.doi.org/10.13088/jiis.2021.27.3.231

인공지능이 의사결정에 미치는 영향에 관한 연구 : 인간과 인공지능의 협업 및 의사결정자의 성격 특성을 중심으로

이정선
숙명여자대학교 대학IR센터
(jslee0153@sm.ac.kr)

서보밀
숙명여자대학교 경영학부
(bmsuh@sookmyung.ac.kr)

권영옥
숙명여자대학교 경영학부
(yokwon@sm.ac.kr)

인공지능(Artificial Intelligence)은 미래를 가장 크게 변화시킬 핵심 동력으로 산업 전반과 개인의 일상생활에 다양한 형태로 영향을 미치고 있다. 무엇보다 활용 가능한 데이터가 증가함에 따라 더욱더 많은 기업과 개인들이 인공지능 기술을 이용하여 데이터로부터 유용한 정보를 추출하고 이를 의사결정에 활용하고 있다. 인공지능에 관한 기존 연구는 모방 가능한 업무의 자동화에 초점을 두고 있으나, 인간을 배제한 자동화는 장점 못지않게 알고리즘 편향(Algorithms bias)으로 발생되는 오류나 자율성(Autonomy)의 한계점, 그리고 일자리 대체 등 사회적 부작용을 보여주고 있다. 최근 들어, 인간 지능의 강화를 위한 증강 지능 (Augmented intelligence)으로서 인간과 인공지능의 협업에 관한 연구가 주목을 받고 있으며 기업도 관심을 가지기 시작하였다. 본 연구는 의사결정을 위해 조언(Advice)을 제공하는 조언자의 유형을 인간, 인공지능, 그리고 인간과 인공지능 협업의 세 가지로 나누고, 조언자의 유형과 의사결정자의 성격 특성이 의사결정에 미치는 영향을 살펴보았다. 311명의 실험자를 대상으로 사진 속 얼굴을 보고 나이를 예측하는 업무를 진행하였으며, 연구 결과 의사결정자가 조언활용을 하려면 먼저 조언의 유용성을 높게 인지하여하는 것으로 나타났다. 또한 의사결정자의 성격 특성이 조언자 유형별로 조언의 유용성을 인지하고 조언을 활용하는 데에 미치는 영향을 살펴본 결과, 인간과 인공지능의 협업 형태인 경우 의사결정자의 성격 특성에 무관하게 조언의 유용성을 더 높게 인지하고 적극적으로 조언을 활용하는 것으로 나타났다. 인공지능 단독으로 활용될 경우에는 성격 특성 중 성실성과 외향성이 강하고 신경증이 낮은 의사결정자가 조언의 유용성을 더 높게 인지하고 조언을 활용하는 것으로 나타났다. 본 연구는 인공지능의 역할을 의사결정과 판단(Decision Making and Judgment) 연구 분야의 조언자의 역할로 보고 관련 연구를 확장하였다는데 학문적 의의가 있으며, 기업이 인공지능 활용 역량을 제고하기 위해 고려해야 할 점들을 제시하였다는데 실무적 의의가 있다.

주제어 : 인간과 인공지능 협업, 인공지능, 증강지능, 조언활용, 성격특성

논문접수일 : 2021년 6월 23일 논문수정일 : 2021년 8월 30일 게재확정일 : 2021년 9월 6일
원고유형 : 급행논문 교신저자 : 권영옥

1. 서론

세계경제포럼(World Economic Forum, WEF)에서 제시한 4 차 산업혁명의 핵심 기술들의 발전과 구글 자회사 딥마인드(DeepMind)에서 선보인 알파고(AlphaGo)의 등장은 인공지능(Artificial Intelligence, AI)이 더 이상 특정 기업이나 기술 관련 전문가들만의 관심이 아니며 개인 일상의

* 이 논문은 2019년 대한민국 교육부와 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2019S1A5B5A07111490)

삶에 깊게 파고들어 변화시킬 수 있음을 각인시켰다. 실제로 인공지능의 비약적인 발전은 우리의 일상생활과 밀접한 핸드폰, 세탁기, 청소기 및 자동차와 같은 제품에 활용되고 있을 뿐 아니라 대면으로 제공받던 투자자문, 법률 자문 그리고 의료 자문과 같은 지식 서비스에도 적용되고 있다(Seo, 2019; Zhang et al., 2021). 인공지능을 도입한 기업들이 최근 급진적으로 증가하고 있으며 다양한 분야에서 인공지능을 활용하고 있고 앞으로 활용할 계획을 가지고 있다(Howard and Rowsell-Jones, 2019). 이렇듯 인공지능은 미래를 바꿀 가장 핵심적인 기술 이니셔티브로 산업 전반에서 주목을 받고 있다(Choi et al., 2020).

빅데이터(big data)의 유용성과 가용성이 증가하면서 인공지능은 최적의 답을 찾아낼 뿐 아니라 자가 학습을 통해 추론/예측하고 있으며 문제를 스스로 발견하고 해결하는 단계인 자동화를 위해 다양한 분야의 연구와 투자가 진행되고 있다(Kook, 2019). 이러한 자동화는 인간 개입의 최소화, 비용 절감 그리고 인간 격차 최소화 등 장점이 있지만(David and Vikram, 2014; Yutaca, 2015), 분석된 정보를 기반으로 인간의 개입 없이 독립적으로 행동하는 인공지능의 자율성(autonomy)의 한계점과 알고리즘 편향성(algorithmic bias)으로 인한 잘못된 결과 도출 등의 부작용도 존재한다(Leslie, 2019). 또한 인공지능이 많은 영역에서 “인간”이 하는 작업에 능숙해지고 있고 빠르게 개선되고 있기에 노동시장 측면에서는 일자리 대체라는 두려움을 불러일으키고 있다(WEF, 2018; Wilson and Daugherty, 2018).

개인의 인공지능 활용과 관련한 선행 연구들을 살펴보면 주가 예측이나 질병 진단 그리고 학업성적 예측 등에서 인간과 인공지능이 각각 정보(조언)를 제시하였을 때 반드시 인공지능이 제시한 정보를 활용하지는 않았으며(Dietvorst et al., 2015; Önkal et al., 2009; Promberger and Baron, 2006), 인공지능의 오류에는 인간의 오류보다 더 민감하게 반응한다(Dietvorst et al., 2015). 당연한 이야기이지만, 인공지능이 진정한 가치를 발휘하는 것은 실제 비즈니스에서 인간이 인공지능을 활용하는 정도에 달려 있다. 따라서 인공지능이 제시한 정보를 신뢰하지 않아 활용하지 않는다면 인공지능의 광범위한 도입에는 차질이 생길 수밖에 없다.

최근에는 인간지능(human intelligence)과 인공지능의 관계를 양자택일의 관점에서 보는 것이 아니라 인간지능의 강화/증강(augmentation)을 위해 인공지능을 활용한다는 관점에서 파악하기 시작했다(Danvenport, 2020; Danvenport and Kirby, 2015; Raisch and Krakowski, 2021; Wilson and Daugherty, 2018). 다양한 산업의 약 1,500 개 기업을 조사한 결과 주로 직원을 대체하기 위해 인공지능을 사용하는 기업은 단기적인 생산성 향상만을 보이지만, 인간과 인공지능이 협업하면 속도, 이익 등의 측면에서 더 나은 성과를 보인다는 사실을 발견했다(Wilson and Daugherty, 2018). 의료 영역에서도 병리학자 단독으로 암을 진단할 때보다 딥 러닝(deep learning)과 병리학자가 협업하면 오류율도 85% 감소하였고(Wang et al., 2016), 이미지 판별의 정확성도 높게 나타났다(Fügener et al., 2019). 인공지능 분야의 대표 기업들도 인공지능을 활용한 인간지능의 증강과 관련된 전략을 채택하기 시작하였다. 마이크로소프트는 인간의 능력과 경험을 강화하는 지능을 구축할 것이라 하였고(Nadella, 2016), IBM(2017)도 인공지능은 인간의 지능을 강화하는 것이라고 하였으며, 심지어 AI 라는 용어를 인공지능

(Artificial Intelligence) 대신 증강지능(Augmented Intelligence)으로 대체할 것을 제안했다.

인간과 인공지능의 협업은 의사결정 영역에서 특히 강조되고 있다. 의사결정 과정에서 중요한 두 가지 능력 중 정보처리 능력은 인공지능이 인간보다 뛰어나며 또 다른 능력인 직관(intuition)은 인간만이 가질 수 있는 것이므로 인간과 인공지능의 협업을 통해 최적의 의사결정을 내릴 수 있기 때문이다(Colson, 2019; Duan et al., 2019; Jarrahi, 2018). 변화의 속도가 점점 빨라지고 불확실성이 높아지는 환경에서 기업과 개인이 내리는 의사결정의 빈도와 복잡성은 증가할 것이므로 의사결정에 있어 인공지능의 필요성은 더욱 높아질 것이다. 또한 의사결정을 합리적으로 하기 위해 인공지능을 활용하는 접근방식에 대한 논의가 활발해질 것으로 예상된다.

이에 본 연구에서는 인공지능이 의사결정에 미치는 영향을 인간과 인공지능의 협업에 중심을 두어 규명하고자 한다. 이를 위해 의사결정자(판단자, judge)와 조언자(advisor)의 상호작용에 초점을 맞춘다. 구체적으로 조언자 유형을 “인간 단독”, “인공지능 단독”, 그리고 "인간과 인공지능의 협업"으로 정의하고 이러한 조언자 유형별로 제시한 조언(advice)에 대하여 의사결정자가 유용하다고 인지하는 정도와 의사결정 과정에 조언이 활용되는 정도를 파악한다. 또한 의사결정자의 성격 특성이 조언자 유형과 조언의 인지된 유용성 및 조언 활용에 영향을 미치는 요인인지를 파악한다. 본 연구는 의사결정과 판단(decision making and judgement)영역의 조언자의 역할을 활용하여 인간과 인공지능의 협업이 미치는 영향을 인간 단독 또는 인공지능 단독으로 비교분석 부분에 학문적 의의가 있으며 인공지능의 적용을 위한 고려사항들을 제시하였다는 점에 실무적 시사점을 제공할 것으로 기대된다.

2. 이론적 배경과 가설 설정

2.1. 조언자유형

기업 내외부의 환경 변화 속도가 빨라지고 불확실성이 높아짐에 따라 의사결정자가 보유한 것 이상의 지식과 경험이 필요하므로 의사결정과 관련된 의견이나 제안을 해주는 조언의 중요성은 커지고 있다(Van Swol et al., 2018). 기업뿐 아니라 개인은 다양한 상황에서 단독으로 의사결정을 하는 경우는 드물고 더 나은 의사결정을 위해 조언을 구한다(Harvey and Fisher, 1997; Tetlock, 1985). 빅데이터의 가용성과 유용성이 높아짐에 따라 조직들은 인간 대비 정확성이 뛰어난 알고리즘에 투자를 하고 있으며 개인들은 쇼핑몰, 금융 상품 등 다양한 상품의 추천뿐 아니라 건강, 법률 분야 등 전문적인 영역에서도 인공지능이 제시하는 조언을 제공받고 있다(Dawes et al., 1989; Logg et al., 2019; Önkal et al., 2009; Prahl et al., 2013; Prahl and Van Swol, 2017). 본 연구에서는 인공지능에 시스템, 알고리즘, 프로그램 등이 포함되는 것으로 본다(Shankar, 2018).

인공지능이 제시한 조언을 반드시 인간이 제시한 조언보다 의사결정에 더 활용(utilization)하는 것은 아니다(Burton et al., 2020; Castelo et al., 2019; Prahl and Van Swol, 2017). 여기서 조언 활용이란 의사결정이 조언에 의해 변화된 정도를 의미한다(Bonaccio and Dalal, 2006). Dietvorst et al.(2015)은 날씨 예보, 학업성적 등 몇몇 영역에서 인간보다 알고리즘의 예측력이 우수하기는

하지만, 알고리즘이 아주 작은 실수라도 하는 것을 목격한 후에는 알고리즘 조언을 받아들이지 않는다는 결과를 도출하기도 했다. 이들은 알고리즘의 실수는 인간의 실수보다 작을지라도 더 민감하게 반응하여 알고리즘을 거부한다고 하며 이를 "알고리즘 혐오(algorithm aversion)" 라고 명명했다. 의사결정자와 조언자의 상호작용을 연구한 선행연구들을 살펴보면 의사결정자가 조언자 유형별로 조언을 활용하는 정도가 상이하다. 주가 예측 업무, 의료 분야 그리고 개인 취향과 관련된 영역에서는 인공지능보다 인간이 제시한 조언을 더 활용하였으며(Önkal et al., 2009; Promberger and Baron, 2006; Yeomans et al., 2019), 이와 반대로 수하물 검사(Madhavan and Wiegman, 2007)와 대중가요 순위 예측 및 체중 예측 등에서는 인공지능을 더 활용했다(Logg et al., 2019).

기존 연구의 대부분은 인공지능과 인간이 제시한 조언의 활용 정도와 그 활용에 영향을 미치는 요인에 관해 비교하는 것이었다. 그러나 최근에는 다양한 산업에서 인간과 인공지능이 협업한 경우에 더 성과가 좋다는 결과들이 도출되고 있다(Davenport and Kirby, 2016; Duan et al., 2019; Fügener et al., 2019; Jarrahi, 2018; Wang et al., 2016; Wilson and Daugherty, 2018). Dietvorst et al.(2016)은 알고리즘 혐오를 극복하기 위한 방안으로 알고리즘이 제시한 조언을 인간이 통제하는 것을 제시하기도 하였다. 인간과 인공지능의 협업의 중요성은 의사결정 영역에서 특히 강조되고 있다. 그 이유는 인간의 고유 능력인 직관과 인공지능이 탁월한 정보처리 능력의 적절한 조화가 의사결정의 질을 높일 수 있기 때문이다(Colson, 2019; Duan et al., 2019; Jarrahi, 2018).

본 연구는 인간 대 인공지능의 대결이 아닌 인간지능의 강화에 초점을 두어 인간과 인공지능이 협업한 경우의 조언 활용에 대해 규명하고자 한다. 이를 위해 조언자 유형을 "인간 단독", "인공지능 단독" 그리고 "인간과 인공지능의 협업" 세 가지로 정의하고 다음과 같은 가설을 설정하였다.

가설 1: 조언자 유형이 인간과 인공지능의 협업일 때 인간 단독 또는 인공지능 단독일 때보다 조언의 인지된 유용성이 더 클 것이다.

가설 2: 조언자 유형이 인간과 인공지능의 협업일 때 인간 단독 또는 인공지능 단독일 때보다 의사결정에 조언을 더 많이 활용할 것이다.

2.2. 조언의 인지된 유용성

기술수용모델(Technology Acceptance Model: TAM)은 사용자의 정보기술 수용 정도를 예측하고 평가하는 데 지속적으로 사용되고 있을 뿐 아니라, 다양한 학문 영역에서도 활용되고 있다(Chung et al., 2009; Nam et al., 2015; Venkatesh and Davis, 2000). 기술수용모델의 인지된 유용성은 시스템 활용뿐 아니라 신제품이나 새로운 서비스 수용에도 영향을 미치는 것으로 제시하였다(Yasa, 2014; Yusoff et al., 2009). 본 연구에서는 조언의 인지된 유용성 평가가 조언 활용에 영향을 미친다고 보고 조언자 유형별로 조언 활용에 조언의 인지된 유용성이 매개역할(mediator)을 하는지 파악하고자 한다.

가설 3: 조언의 인지된 유용성은 조언자 유형과 조언 활용의 관계를 정적으로 매개

할 것이다.

2.3. 의사결정자의 성격특성

개인 간의 행동을 이해하고 예측하는데 적합한 방법의 하나로 개인의 성격을 이해하는 것이다(Eysenck and Zuckerman, 1978). 개방성(openness), 성실성(conscientiousness), 외향성(extraversion), 친화성(agreeableness), 신경증(neuroticism)으로 구성된 big five factor 는 대표적인 성격특성으로 인정받고 있다(Digman, 1990; Goldberg, 1990; McCrae and Costa, 1987).

조언활용은 조언자와 의사결정자의 상호작용이므로 조언자 관점뿐 아니라 의사결정자의 상황 이해를 필요로 한다. 의사결정자의 개인적 성향이나 감정 상태는 조언 활용에 영향을 주는 요인이다(Brooks and Schweitzer, 2011; Dalal and Bonaccio, 2010; Gino et al., 2012; Ronayne and Sgroi, 2018) 의존성(dependency)이나 친화성이 강한 의사결정자는 조언을 더 적극적으로 활용하며(Bonaccio and Dalal, 2006; Dalal and Bonaccio, 2010; Digman, 1990), 의사결정자의 감정 상태가 긍정적일 때 조언을 더 활용한다(Gino and Schweizer, 2008).

본 연구에서는 big five factor 에 기반하여 의사결정자의 성격특성에 따라 조언자 유형별로 조언의 인지된 유용성과 조언 활용에 어떠한 차이가 있는지를 검증하고자 한다. 친화성이 강한 사람은 조언자 유형에 상관없이 조언을 많이 활용하며(Bonaccio and Dalal, 2006; Dalal and Bonaccio, 2010; Digman, 1990), 개방성이 강한 사람은 새로운 정보나 신기술을 적극적으로 수용하므로 (Gu and Wang, 2009; Kim et al., 2007; Walczuch and Lundgren, 2004; Ziegler et al., 2012), 조언자 유형별 차이를 파악하고자 하는 본 연구에서는 친화성과 개방성을 제외하였다.

가설 4: 의사결정자의 성격특성은 조언자 유형과 조언의 인지된 유용성 간의 관계를 조절할 것이다.

가설 4-1: 의사결정자의 성실성은 조언자 유형과 조언의 인지된 유용성 간의 관계를 조절할 것이다.

가설 4-2: 의사결정자의 외향성은 조언자 유형과 조언의 인지된 유용성 간의 관계를 조절할 것이다.

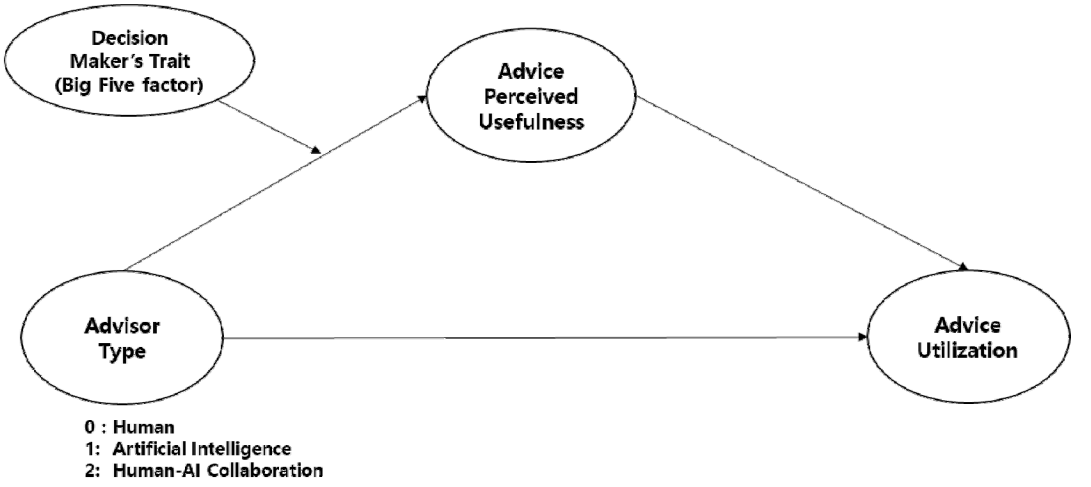
가설 4-3: 의사결정자의 신경증은 조언자 유형과 조언의 인지된 유용성 간의 관계를 조절할 것이다.

가설 3 은 조언자 유형과 조언활용 관계에 있어 조언의 인지된 유용성의 매개효과를 파악하고 가설 4 는 조언자 유형과 의사결정자 특성의 상호작용이 조언의 인지된 유용성에 영향을 미치는지를 파악한다. 가설 5 는 의사결정자의 특성에 의해 조절된 조언의 인지된 유용성이 조언 활용에 영향을 주는지를 규명하고자 한다.

가설 5: 조언자 유형과 조언활용 관계에서 의사결정자 성격특성은 조언의 인지된 유용성의 매개효과를 조절할 것이다.

가설 5-1: 조언자 유형과 조언활용 관계에서 의사결정자의 성실성은 조언의 인지된 유용성의 매개효과를 조절할 것이다.

가설 5-2: 조언자 유형과 조언활용 관계에서 의사결정자의 외향성은 조언의 인지된 유용성의 매개효과를 조절할



〈Figure 1〉 Research Model

것이다.

가설 5-3: 조언자 유형과 조언활용 관계에서 의사결정자의 신경증은 조언의 인지된 유용성의 매개효과를 조절할 것이다.

3. 연구방법

3.1. 참가자

본 연구는 성인을 대상으로 2020 년에 온라인 방식으로 진행하였고 불성실한 응답자를 제외한 311 명을 대상자로 하였다. 대상자의 성비는 남성 153 명(49.2%), 여성 158 명(50.8%)이고 연령대는 20 대 118 명(38.0%), 30 대 106 명(34.1%), 40 대 이상이 87 명(27.9%)이며 취업자 198 명(63.7%), 학생 56 명(18.0%), 전업주부 및 기타 57 명(18.3%)으로 나타났다.

3.2. 실험절차

실험 참가자가 사진 속 얼굴의 나이를 예측하는 실험을 4 단계로 진행하였다. 1 단계에서 사진 속 얼굴 나이를 실험 참가자가 예측(최초 예측)한 후, 2 단계에서 할당된 조언자 유형에 대한 설명과 조언자가 제시하는 나이 예측 값(조언)이 제공되었다. <table 1>은 실험 2 단계에서 참가자들에게 제시된 조언자 유형에 대한 설명이다.

조언자 유형은 실험 참가자에게 임의로 할당되었으며, 할당된 조언자 유형 외의 조언자에 대한 다른 정보는 제공하지 않았다. 조언 값은 3 개의 이미지 예측 알고리즘을 사용하여 나이를 예측한 후 그 평균값으로 이용하였다. 모든 조언자 유형 (인간, 인공지능 그리고 인간과 인공지능의 협업)에 동일하게 이 값을 조언 값으로 제시하였다. 이는 조언 값 자체가 미칠 수 있는 영향을 통제하기 위함이다. 즉, 실험 참가자는 세 가지 조언자 유형 중 한가지 유형으로 임의로 할당되나, 하나의 조언 값을 동일하게 제공하였다.

〈table 1〉 Description of Advisor type

Advisor type	Description
Human	The advice is provided as the average prediction value that participants who the top 10% predictive performance in the experiment to predict the age of the face in the photo.
AI	The advice is provided as the prediction values presented by the artificial intelligence-based prediction system developed in cooperation with the world's leading universities, companies and research institutes.
Human- AI Collaboration	The advice is provided as the age prediction value presented by the artificial intelligence-based prediction system developed by the world's leading universities, companies and research institutes are reviewed by participants who the top 10% predictive performance in the age of face in the photo.

3 단계에서는 실험 참가자가 조언을 참조하여 사진 속 얼굴 나이를 최종적으로 예측하였다. 1 단계에서 예측한 나이를 조언 참조 후에 변경할지 여부는 실험 참가자의 결정이었다. 4 단계에서는 인구통계학적 특성, 성격 특성 관련 설문에 실험 참가자가 응답하였다. 조언활용 정도의 측정은 의사결정자의 최초 예측 값과 조언자 예측 값의 차이와 조언을 참조한 후 최종 예측 값과 최초 예측 값의 차이를 비율로 수량화한 WOA (Weight of Advice)를 사용하였다(Gino, 2005; Gino and Moore, 2007; Logg et al., 2019; Yaniv, 2004).

$$WOA = \frac{|\text{최종 예측값} - \text{최초 예측값}|}{|\text{조언자 예측값} - \text{최초 예측값}|}$$

WOA 값은 0 과 1 사이의 값을 가지며 0 에 가까울수록 최초 예측 값에서 변화가 적은 것으로 조언을 활용하지 않음을 의미하고 1 에 가까운 경우는 조언 활용이 큰 경우이다. WOA 값이 0.5 이면 최초 예측 값과 조언자의 예측 값을 동일하게 고려한 것으로 볼 수 있으며, 0.5 보다 큰 경우에 조언자의 값을 활용했다고 판단할 수 있다. WOA 는 의사결정자의 초기 예측 값과 조언자의 값이 동일한 경우는 분모가 0 이 될 뿐 아니라 조언의 영향을 파악할 수 없으므로 연구에서 제외하였다. WOA 의 하한 값은 0 으로 존재하지만 상한 값은 존재하지 않는다. WOA 값이 1 보다 큰 경우가 드물게 존재할 수 있으나 1 로 재정의한다 (Gino, 2008; Harvey and Fischer, 1997).

3.3. 변수의 조작적 정의

Ten-Item Personality Inventory(TIPI)는 big five factor 정도에 따른 집단 간의 차이를 평가할 때 유용하게 사용되는 측정 도구로(Gosling et al., 2003) 다양한 연구와 문화권에서 검증된 방법이다(Nunes et al., 2018). 대표적인 10 개의 문항으로 big five factor 를 측정하므로 시간 제약이 있는 상황에서 유용하다. 본 연구는 의사결정자의 성격특성 정도에 따라 조언의 인지된 유용성과 조언활용의 차이를 규명하는 것이 목적이고 실험이 온라인으로 이루어지므로 문항의 수가 많거나 내용이 긴 경우 응답률이 떨어지거나 정확성이 낮아질 수 있음을 고려하여 TIPI 방법을 이용하였다. 인지된 유용성 측정항목(Davis, 1989; Lee et al., 2005)과 성격 특성은 리커드(Likert) 7 점 척도로 측정하였다. <Table 2>에 제시된 인지된 유용성의 타당성과 일관성 결과를 보면 인지

〈Table 2〉 Validity and Reliability Test for Perceived Usefulness

Item		Factor loading matrix	Communality
		Factor	
PU1	The information provided by advisor improved my estimation performance	.905	.819
PU2	The information provided by advisor enhanced my effectiveness on the estimation task	.898	.806
PU3	The information provided by advisor made it easier to perform my estimation.	.887	.787
Eigen value		2.413	
Variance (%)		80.439	
Cumulative Variance (%)		80.439	
Reliability (Cronbach's Alpha)		0.899	
KMO=0.742, Bartlett's x^2=505.329(p<.000)			

된 유용성의 요인 적재량은 모든 항목이 0.8 이상이고 공통성(Communality)도 0.7 이상으로 타당성은 충족되었으며, 크론바흐 알파값(Cronbach's alpha)도 0.899 로 신뢰성도 충족되었다.

4. 분석결과

4.1. 분석방법

사회과학 분야에서 독립변수와 종속변수의 관계 규명을 위해 매개변수(mediator)나 조절변수(moderator)뿐 아니라 매개변수와 조절변수를 결합한 연구가 광범위하게 이루어지고 있다(Hayes and Preacher, 2014; Hayes and Scharkow, 2013; Jung and Seo, 2016; MacKinnon et al., 2012). Hayes(2013)는 매개효과나 조절효과뿐 아니라 다양한 통합모형을 체계적으로 검증할 수 있는 PROCESS 를 개발하였고 이 접근법을 적용한 연구들이 증가하고 있다(Jung and Seo, 2016; Kang, 2018).

Hayes(2013)는 부트스트랩핑(bootstrapping)기법을 이용한 간접효과 검증 방법을 제시하였고 기존의 Baron and Kenny(1986) 3 단계 검증 방법과 Sobel 검증법의 결함을 보강할 수 있다. Baron and Kenny 검증법은 인과단계를 통해 매개효과를 검증하는 방법으로 직접적으로 간접효과를 계량화하지 않기에 정확성이 떨어진다. 그리고 독립변수가 종속변수에 미치는 영향이 유의미해야만 간접효과의 유의미성을 검증할 수 있다. 그러나 독립변수가 종속변수에 미치는 영향이 매개변수로 통제될 수 있으므로 독립변수가 종속변수 영향을 미친다는 조건이 간접효과 검증에 더 이상 필수조건은 아니다(Cerin and Mackinnon, 2009; Hayes, 2009; 2013). 매개효과 크기를 직접 산출하는 Sobel 검증은 표본분포의 정규성을 기본가정으로 하지만(Preacher and Hayes, 2004; 2008; Sobel, 1982), Hayes(2013)가 제시한 검증법은 비모수 접근이다. Hayes 가 제시한 Process 기법은 매개효과 검증 방법 중 가장 엄격한 방법이며 OLS 회귀분석 결과를 통해 직접 및 간접효과, 매개효과, 조절효과 그리고 조절된 매개효과 등을 종합적으로 검증할 수 있으며 간접

〈Table 3〉 Descriptive statistics of Perceived Usefulness and WOA

Advisor type	Perceived Usefulness			WOA		
	N	Mean	SD	N	Mean	S.D
Human	103	4.149	1.407	102	0.447	0.354
AI	105	4.403	1.331	104	0.545	0.364
Human-AI Collaboration	103	4.621	1.153	100	0.524	0.351

〈Table 4〉 Analysis Results (Process Macro model=4, H1, H2)

Independent variable		Dependent variable	b	S.E	t	p	CI 95%	
							LLCI	UCLI
Advisor type	AI	Perceived Usefulness	.2264	.1802	1.6413	.1019	-.0588	.6502
	Human-AI Collaboration		.4000	.1819	2.8720	.0044	.1645	.8805
R^2= 0267 F=4.1522 p=0.0166								
Advisor type	AI	WOA	.2749	.0497	1.9800	.0486	.0006	.1961
	Human-AI Collaboration		.2161	.0502	1.5417	.1242	-.0214	.1761
R^2= .0141 F=2.1631 p=0.1167								
Advisor type	AI	WOA	.2309	.0490	1.6848	.0931	-.0139	.1791
	Human-AI Collaboration		.1384	.0500	.9912	.3225	-.0488	.1479
Perceived Usefulness			.1943	.0156	3.4186	.0007	.0226	.0839
R^2= .0508 F=5.3885 p=0.0013								

효과를 정확히 산출해주는 장점이 있다(Hayes, 2009; Jung and Seo, 2016; Kang, 2018; MacKinnon 2008).

본 연구는 Hayes(2013)가 제시한 Process 기법 중 매개효과, 조절효과 그리고 조절된 매개효과 검증을 위해 'Model=4'와 'Model=7'을 적용하였다. 조절된 매개효과 검증은 조절변수의 수준에 따라 변하는 매개효과를 파악하는 것으로서 조건부 간접효과(conditional indirect effect)를 활용한다.

4.2. 가설검증

4.2.1. 조언자유형

<table 3>에 제시된 조언자 유형별 인지된 유용성 평가와 조언 활용의 기초통계 분석 결과를 살펴보면 인지된 유용성 평가는 인간과 인공지능이 협업한 경우에 4.621 로 가장 높게 나타났으며 인공지능(4.403) 그리고 인간(4.149) 순으로 나타났다. 조언 활용의 경우는 인공지능이 0.545 로 가장 높았으며, 인간과 인공지능 협업(0.524) 그리고 인간(0.447) 순으로 나타났다. 인공지능과 인간과 인공지능이 협업한 경우의 WOA 가

〈Table 5〉 Analysis Results (Process Macro model=4, H3)

Independent variable		Dependent variable	Mediator	Indirect Effect	S.E	CI 95%	
						LLCI	UCLI
Advisor type	AI	WOA	Perceived Usefulness	0.0440	0.0115	-0.0042	0.0414
	Human-AI Collaboration			0.0777	0.0134	0.0061	0.0587

0.5 이상으로 조언자의 예측 값을 더 활용함을 알 수 있고 인간인 경우는 의사결정자의 초기 예측 값을 더 활용함을 알 수 있다.

조언자 유형과 조언의 인지된 유용성 평가와 조언활용 검증결과는 <table 4>에 제시되어 있다.

조언자 유형이 조언의 인지된 유용성에 미치는 영향정도를 살펴보면, 인간과 인공지능이 협업한 형태의 경로계수만 유의미하며(b=0.4000, p=0.044) 부트스트랩 신뢰구간 [0.1645, 0.8805]에도 0 이 포함되어 있지 않다. 인간과 인공지능이 협업의 형태만 비교대상 그룹인 인간에 비해 조언의 인지된 유용성 평가를 유의미하게 평가하므로 가설 1 은 지지되었다.

조언자 유형이 조언활용에 영향을 주는지를 분석한 모형은 통계적으로 유의하지 않음을 알 수 있다(F=2.1631 p=0.1167). 따라서, 가설 2 는 지지되지 않음을 알 수 있다. 통계분석 결과 인공지능일 때 조언활용을 가장 크게 하는 것으로 나타났으나, 검증결과 그 차이가 조언자 유형별로 유의미하지 않음을 알 수 있다.

4.2.2. 조언의 인지된 유용성

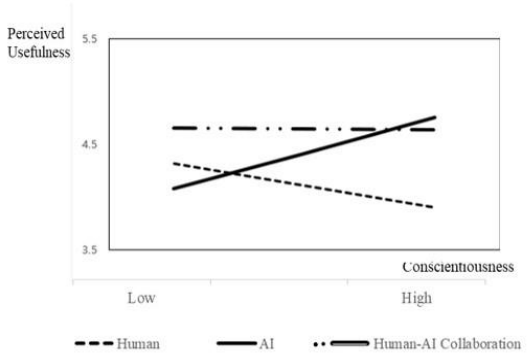
조언자 유형과 조언활용 관계에서 조언의 인지된 유용성의 매개효과를 검증한 결과를 제시한 <Table 5>를 보면 인간과 인공지능이 협업한 형태만 간접효과의 부트스트랩 신뢰구간이 [0.0061. 0.0587]로 0 을 포함하지 않으므로 가설 3 은 지지한다.

4.2.3. 의사결정자 성격특성의 조절효과

<Table 6>은 의사결정자 성실성의 조절효과를 제시한 것이다. 조언자 유형이 인공지능 단독일 때만 조언의 인지된 유용성 평가와의 관계를 유의미하게 조절한 것으로 나타났다 (b=0.5140,

〈Table 6〉 Analysis Results (Process Macro model=7, H4-1)

Independent Variable		Coeff	S.E	t	p	CI 95%	
						LLCI	UCLI
Advisor type	AI	-1.9588	.7492	-2.614	0.009	-0.433	-.4844
	Human-AI Collaboration	-.2960	.7971	-.3713	.710	-1.865	1.273
Conscientiousness		-.1943	.1236	-1.571	.117	-.438	.0490
AI X Conscientiousness		.5140	.1665	3.087	.002	.186	.8416
Human-AI Collaboration X Conscientiousness		.1891	.1762	1.073	.284	-.158	.5357
R^2= .0602 F=3.8414 p=0.0022							



〈Figure 2〉 Interaction effect of Advisor type and Conscientiousness

p=0.002). 부트스트랩 신뢰구간 [0.186, 0.8416] 사이에도 0 을 포함하지 않기에 통계적으로 유의미함을 재확인하였다. 그러므로 가설 4-1 은 지지됨을 알 수 있다.

체계적이고 일관적인 성향인 성실성이 강할수록 정보기술의 유용성 인지에 긍정적이며 수용을 한다 (Bano et al., 2019; Lakhal and Khechine, 2017; Svendsen et al., 2013). 본 연구의 결과도 <Figure 2>의 조절 효과 결과에서 보여주듯이 성실성이 강할수록 인공지능이 제시한 조언을 더 유용하게 평가하는 반면, 인간이 제시한 조언은 낮게 평가함을 알 수 있다. 인간과 인공지능이 협업한 경우는 성실성에 큰 영향을 받지 않음을 알 수 있다.

<Table 7>의 결과를 보면 의사결정자의 외향성은 조언자 유형이 인공지능일 때 (b=0.3834, p=0.0096)와 인간과 인공지능이 협업한 형태일 때 모두 조언의 인지된 유용성 평가와의 관계를 유의미하게 조절한 것으로 나타났다 (b=0.3513, p=0.0153). 또한 부트스트랩 신뢰구간도 인공지능인 경우 [0.0938, 0.673]와 인간과 인공지능이 협업한 경우 [0.068, 0.6346] 모두 0 을 포함하지 않기에 유의미함을 재확인하였다. 그러므로 가설 4-2 는 지지되었다.

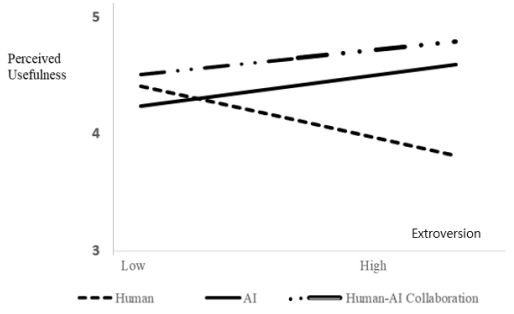
활발하고 리더십이 있으며 새로운 자극에 도전적인 외향성이 높은 경우 새로운 기술에 도전하고 적응한다(Bano et al., 2019; Svendsen et al., 2013). <Figure 3>의 조절 효과 결과를 살펴보면 외향성이 강할수록 인공지능 단독일 때와 인간과 인공지능의 협업으로 제시한 조언의 유용성을 높게 인지하지만, 인간이 제시한 조언은 낮게 평가함을 알 수 있다.

〈Table 7〉 Analysis Results (Process Macro model=7, H4-2)

Independent Variable		Coeff	S.E	t	p	CI 95%	
						LLCI	UCLI
Advisor type	AI	-1.1106	0.5704	-1.9471	0.0525	-2.2331	0.0119
	Human-AI Collaboration	-0.7598	0.5571	-1.3638	0.1737	-1.8561	0.3366
Extraversion		-0.2401	0.1052	-2.2821	0.0232	-0.4471	-0.0331
AI X Extraversion		0.3834	0.1472	2.6051	0.0096	0.0938	0.673
Human-AI Collaboration X Extraversion		0.3513	0.144	2.4399	0.0153	0.068	0.6346
R^2 =0.0533 F= 3.3760 p=0.0055							

〈Table 8〉 Analysis Results (Process Macro model=7, H4-3)

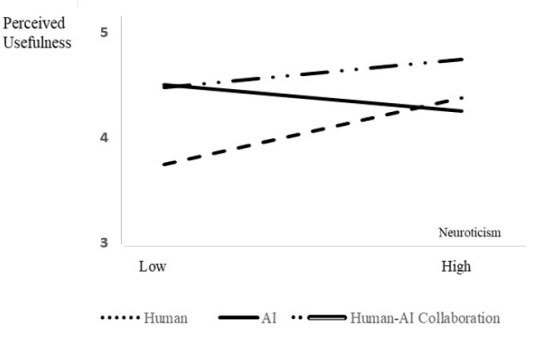
Independent Variable		Coeff	S.E	t	p	CI 95%	
						LLCI	UCLI
Advisor type	AI	1.5832	0.5528	2.864	0.0045	0.4953	2.671
	Human-AI Collaboration	1.0682	0.5661	1.8872	0.0601	-0.0457	2.1822
Neuroticism		0.3096	0.1325	2.3365	0.0201	0.0488	0.5704
AI X Neuroticism		-0.4345	0.1772	-2.4518	0.0148	-0.7832	-0.0857
Human-AI Collaboration X Neuroticism		-0.177	0.1835	-0.9647	0.3355	-0.5381	0.1841
R^2= 0. 0474 F= 4.0393 p= 0.0075							



〈Figure 3〉 Interaction effect of Advisor type and Extroversion

마지막으로 <Table 8>에서 제시한 결과를 살펴보면 신경증은 인공지능 단독인 형태일 경우만 조언의 인지된 유용성을 부의 관계로 유의미하게 조절한 것으로 나타났으며 (b=-0.4345, p=0.0148), 부트스트랩 신뢰구간도 [-0.7832, -0.0857]으로 0 을 포함하지 않기에 가설 4-3 은 지지가 됨을 알 수 있다.

불안하며 불쾌한 정서를 쉽게 느끼는 신경증이 높은 경우는 정보기술 수용에 부정적이다(Devaraj et al., 2008; Lakhal and Khechine, 2017). <Figure 4>의 조절효과 그래프를 보면 불안감이 높은 의사결정자는 인공지능 단독으로 제시한 조언의 유용성을 낮게 인지하며 인간과 인공지능이 협업한 형태와 인간 단독인 경우는 조언의 유용성을 높게 인지함을 알 수 있다.



〈Figure 4〉 Interaction effect of Advisor type and Neuroticism

개인의 성격특성을 나타내는 big five factor 중 성실성, 외향성, 신경증은 조언자 유형이 인공지능인 경우, 비교대상 그룹인 인간 대비 조언의 인지된 유용성을 조절하는 것으로 나타났다. 그러나 인간과 인공지능이 협업한 경우는 의사결정자 특성 중 외향성만 조언의 인지된 유용성 평가를 조절하는 것으로 나타났다.

〈Table 9〉 Analysis Results (Process Macro model=7, H5)

Trait	Advisor Type	Index of moderated mediation	SE	CI 95%	
				LLCI	UCLI
Conscientiousness	AI	0.0274	0.0135	0.005	0.0569
	Human-AI Collaboration	0.0101	0.0107	-0.099	0.0328
Extraversion	AI	0.0204	0.0108	0.0025	0.0433
	Human-AI Collaboration	0.0187	0.0094	0.0019	0.0389
Neuroticism	AI	0.0231	0.0116	0.0027	0.0481
	Human-AI Collaboration	0.0094	0.01	-0.0094	0.0306

〈Table 10〉 Result for Moderated Mediation by degree of Decision-maker trait in advisor type AI

Trait	Degree of Trait	Effect	BootSE	CI 95%	
				LLCI	UCLI
Conscientiousness	Mean - 1S.D	-0.0126	0.0157	-0.0461	0.016
	Mean	0.0164	0.0113	-0.0026	0.0413
	Mean +1S.D	0.0454	0.0204	0.0111	0.0915
Extraversion	Mean - 1S.D	-0.0093	0.0157	-0.0427	0.0202
	Mean	0.0161	0.0115	-0.0039	0.0413
	Mean +1S.D	0.0416	0.0195	0.0086	0.0838
Neuroticism	Mean - 1S.D	0.0403	0.0189	0.0085	0.0815
	Mean	0.0168	0.0113	-0.0027	0.0427
	Mean +1S.D	-0.0067	0.014	-0.0372	0.0199

4.2.4. 의사결정자 특성의 조절된 매개효과

의사결정자의 성격특성에 의해 조절된 조언의 인지된 유용성이 조언자 유형과 조언활용과의 관계에 매개효과를 나타내는지를 검증하기 위해서 간접효과와 조절변수의 관계를 수량화한 조절된 매개지수(index of moderated mediation)를 활용한다. 조절된 매개지수의 신뢰구간이 0 을 포함하지 않으면 조절된 매개효과가 유의미하다고 추론한다(Hayes 2013). <Table 9>의 결과를 보면 인공지능은 의사결정자의 성실성(매개지수 =0.0274, 신뢰구간 [0.005, 0.0569]), 외향성(매개지수=0.0204, 신뢰구간 [0.0025, 0.0433]), 신경증(매개지수=0.0231, 신뢰구간 [0.0027, 0.0481])에 의해 조절된 조언의 인지된 유용성의 매개효과가 조언자 유형과 조언활용 관계에서 유의미함을 알 수 있다. 인간과 인공지능이 협업한 경우는 외향성(매개지수=0.0187, 신뢰구간 [0.0019, 0.0389])만 조절된 매개효과가 유의미한 것으로 나타났다. 가설 5-1, 5-2, 5-3 은 지지됨을 알 수 있다.

조언자 유형이 인공지능 단독인 경우, 조절변수의 수준에 따라 매개효과의 변화를 살펴보기 위해 낮은 수준 (평균 −1 표준편차), 평균, 높은 수준 (평균+1 표준편차)로 구분하여 살펴본 결과가 <Table 10>에 제시되어 있다. 성실성과 외향

성이 평균보다 높은 그룹, 신경증은 평균보다 낮은 그룹에 속한 의사결정자가 조언이 유용하다고 판단하여 조언을 활용함을 알 수 있다.

5. 결론 및 논의

본 연구의 목적은 인공지능을 의사결정에 더욱 적극적으로 활용할 수 있는 방향성을 제시하는 것이다. 인공지능 역할과 관련하여 최근 관심이 증가하고 있는 인간과 인공지능의 협업을 중심으로 한 점과 의사결정과 판단 (decision making and judgment) 분야의 조언자 역할로 인공지능을 적용함으로써 연구분야를 확장에 학문적 의의가 있다. 또한 기업이 인공지능 활용 역량을 제고하기 위해 고려해야 할 점들을 제시하였다는 데 실무적 의의가 있다.

분석결과를 요약하면 조언자 유형 자체가 조언활용에 직접적인 영향을 주지 않으며 의사결정자가 조언의 유용성을 인지해야만 활용한다. 조언의 인지된 유용성 평가에 영향을 주는 요인으로 의사결정자의 성격특성을 살펴본 결과, 인간과 인공지능의 협업한 형태는 의사결정자의 성격특성에 영향을 받지 않고 조언의 유용성을 높게 인지하여 조언활용을 하는 것으로 나타났다. 그러나 인공지능 단독일 때는 의사결정자의 성격특성에 따라 조언 유용성의 인지 정도가 상이하며 그에 따라 조언활용 정도도 상이함을 알 수 있다. 인공지능 단독 형태가 제시한 조언은 성실성이나 외향성이 강하거나 신경증이 낮은 의사결정자일수록 유용하게 인지하여 조언을 활용한다. 이러한 결과를 토대로 실무적으로 다음과 같은 시사점을 도출할 수 있다.

기업은 합리적인 의사결정을 위해 인공지능 기반의 다양한 시스템의 도입이 필요하며 이미 도입한 기업도 존재한다. 인공지능 기반의 시스템 활용을 최대화하기 위해서는 기업은 성능 좋은 시스템 도입뿐 아니라 인공지능이 제시한 디지털(digital) 정보를 제대로 이해하고 비 디지털(non-digital) 정보를 추가하여 의사결정을 할 수 있는 역량이 있는 조직원의 필요함이 확인되었다. 또한 인공지능이 제시한 조언이나 정보 제공과 관련 기업은 인공지능과 인간의 판단이 조합한 정보임을 제시하는 노력을 기울이는 것이 필요한 것으로 나타났다. 이미 의류 스타일링 개인화 서비스 업체인 Stitch Fix 는 소비자에게 의류 추천 시, 인공지능과 사람의 판단을 조합하였음을 명시하여 소비자에게 권장 사항을 제공하고 있다(Logg et al., 2019). 또한 인공지능의 활용을 높이기 위해서는 의사결정자의 개인적인 특성을 고려해야 할 필요가 있다. 조직에서 인공지능기반 예측 시스템 활용을 위해 조직원 선별 시 분석 스킬이나 정보기술 등과 같은 업무 위주의 역량도 중요하지만, 조직원의 개인적인 성격특성을 함께 고려하면 더 큰 성과를 얻을 수 있을 것이라 사료된다. 예를 들면 목표 지향적이고 체계적인 성향의 조직원이나 리더 기질이 있고 새로운 외부 자극에 호기심이 있는 성향의 조직원들은 인공지능 시스템의 유용성을 높게 인지하므로 인공지능 관련 시스템 도입이나 활용에 있어 좀 더 주도적인 역할을 하게 하고, 불안감이 높은 조직원은 인공지능 시스템 사용에 좀 유의할 필요가 있다. 이러한 불안감이 높은 조직원은 성능이나 시스템 안정성 등에 대한 충분한 소통과 이해를 통해 인공지능 시스템 사용 시, 일의 성과에 도움이 될 것이라는 확신을 높여 줌으로써 불안감과 스트레스를 줄여주는 것이 중요하다.

마지막으로 본 연구는 몇 가지 측면에서 한계

점이 있다. 선행연구에 따르면 업무 유형에 따라 조언자 유형별로 조언활용 정도가 상이함을 알 수 있다. 그러므로 의사결정 업무를 좀 더 다양하게 하여 비교하는 연구로 확장할 필요성이 있다고 판단된다. 또한 의사결정자 성격특성의 파악을 두 개의 문항으로 구성된 간결한 측정 도구로 활용하였다. 의사결정자의 성격특성이 조언의 인지된 유용성과 활용에 영향을 주는 요인임이 검증되었기에 성격특성으로 활용한 big five factor 의 하부 요인 특성까지 판단이 가능한 측정 도구를 활용하면 좀 더 활용 가능성이 있는 방안 도출에 도움이 될 것으로 판단된다. 그리고 인공지능이나 인간과 인공지능의 활용을 위해서 유용성 인지가 전제되어야 하므로 유용성 인지에 영향을 주는 다양한 요인들을 검증하는 연구와 조언자 유형과 조언 활용의 관계에 있어 조절효과에 영향을 주는 요인에 대한 연구로의 확장이 필요하다고 판단된다.

참고문헌(References)

Bano, S., U.U. Shah, and S. Ali, "Personality and technology: Big five personality traits as descriptors of universal acceptance and usage of technology UTAUT," *Library Philosophy and Practice (e-journal)*(2019). Available a t https://digitalcommons.unl.edu/libphilprac/2773/.

Baron, R. and D. A. Kenny, "The moderator-mediator variable distinction in social psychology: Conceptual, strategic, and statistical considerations," *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.51(1986), 1173-1182.

Bonaccio, S. and R. S. Dalal, "Advice taking and decision-making: An integrative literature review, and implications for the organizational sciences," *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol.101, No.2 (2006), 127-151.

Brooks, A. W. and M. Schweitzer, "Can nervous Nelly negotiate? How anxiety causes negotiators to make low first offers, exit early, and earn less profit," *Organizational Behavior and Human Decision Processes,* Vol.115 (2011), 43-54.

Burton, J. W., M. K. Stein, and T. B. Jensen, "A Systematic Review of Algorithm Aversion in Augmented Decision Making," *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol.33, No.2(2020), 220-239.

Castelo, N., M. W. Bos, and D. R. Lehmann, "Task-dependent algorithm aversion," *Journal of Marketing Research*, Vol.56, No.5(2019), 809-825.

Cerin, E. and D. Mackinnon, "A commentary on current practice in mediating variable analyses in behavioral nutrition and physical activity," *Public Health Nutrition*, Vol.12, No.8(2009), 1182-1188.

Choi, K., M. Kim, M. Kim, and D. Moon, *Korea Artificial Intelligence Forecast, 2019-2023,* IDC, 2020.

Chung, D., J. Jang, H. Shin, G. Han, D. Kim, and H. Yoon, "The Usage Intention of USIM Application Services in Mobile Environments: Focusing on the Extended Technology Acceptance Model (TAM)," *The Journal of*

Industrial Innovation, Vol.25, No.4(2009), 105-144.

Colson, E., "What AI-Driven Decision Making Looks Like," *Harvard Business review*, July(2019), 2-8.

Dalal, R. S. and S. Bonaccio, "What types of advice do decision-makers prefer?," *Organizational Behavior and Human Decision Processes,* Vol.112, No.1(2010), 11-23.

Davenport, T.H. and J. Kirby, "Beyond automation," *Harvard Business Review*, Vol.93, No.6(2015), 59-65.

David. S. and M. Vikram, "Intelligent Automation: A New Era of Innovation," *Deloitte Insights* (2014)

Davis, F. D., "Perceived Usefulness, Perceived Ease of Use, and User Acceptance of Information Technology," *MIS Quarterly*, Vol.13(1989), 319-340.

Dawes, R. M., D. Faust, and P. E. Meehl, "Clinical versus actuarial judgment," *Science*, Vol.243, No.4899(1989), 1668-1674.

Dietvorst, B. J., J. P. Simmons, and C. Massey, "Algorithm Aversion: People Erroneously Avoid Algorithms after Seeing Them Err.," *Journal of Experimental Psychology: General*, Vol.144, No.1(2015), 114-126.

Dietvorst, B. J., J. P. Simmons, and C. Massey, "Overcoming Algorithm Aversion: People will Use Imperfect Algorithms If They Can (Even Slightly) Modify Them," *Management Science*, Vol.64, No.3(2016),1155-1170.

Digman, J. M., "Personality structure: Emergence of the five-factor model," *Annual Review of Psychology*, Vol.41(1990), 417-440.

Duan Y, J. S. Edwards, and Y. Dwivedi, "Artificial intelligence for decision making in the era of Big Data-evolution, challenges and research agenda," *International Journal of Information Management*, Vol.48(2019), 63-71.

Fügener, A., J. Grahl, A. Gupta, and W. Ketter, *Collaboration and Delegation Between Humans and AI: An Experimental Investigation of the Future of Work*, ERIM Report Series, 2019.

Gino, F., "Do we listen to advice just because we paid for it? The impact of advice cost on its use," *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol.107, No.2(2008), 234-245.

Gino, F., A. Wood Brooks, and M. E. Schweitzer, "Anxiety, advice and the ability to discern: Feeling anxious motivates individuals to seek and use advice," *Journal of Personality and Social Psychology*, Vol.102(2012), 497-512.

Gino, F. and D. A. Moore, "Effects of Task Difficulty on Use of Advice," *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol.20, No.1(2007), 21-35.

Goldberg, L. R., "An alternative description of personality: The big-five factor structure," *Journal of Personality and Social Psychology,* Vol.59, No.6(1990), 1216-1229.

Gosling, S.D., P.J. Rentfrow, and WB. Swann Jr, "A very brief measure of the Big Five personality domains," *Journal of Research*

in Personality, Vol.37(2003), 504-528.

Gu, L. and J. Wang, "A Study of Exploring The "BIG FIVE" and Task Technology Fit in Web-Based Decision Support Systems," *Issues in Information Systems*, Vol.10, No.2 (2009), 210-217.

Harvey, N. and I. Fischer, "Taking Advice: Accepting Help, Improving Judgment, and Sharing Responsibility," *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol.70, No.2(1997), 117-133.

Hayes, A. F., "Beyond Baron and Kenny: Statistical Mediation Analysis in the New Millennium," *Communication Monographs*, Vol.76, No.4 (2009), 408-420.

Hayes, A. F., *Introduction to mediation, moderation, and conditional process analysis: A regression-based approach,* Guilford Press, 2013.

Howard, C. and A. Rowsell-Jones, *2019 CIO Survey: CIOs Have Awoken to the Importance of AI*, Gartner, 2019

IBM, *Transparency and trust in the cognitive era,* IBM Think Blog, 2017, Available at https://www.ibm.com/blogs/think/2017/01/ibm-cognitive-principles. January 17.

Jarrahi, M. H., "Artificial intelligence and the future of work: Human-AI symbiosis in organizational decision making," *Business Horizons*, Vol.61, No.4(2018), 577-586.

Jung, S. and D. Seo, "Assessing Mediated Moderation and Moderated Mediation: Guidelines and Empirical Illustration," *The Korean Journal of Psychology: General*, Vol.35, No.1(2016), 257-282.

Kang, S., "Interactive Justice as a Moderated Mediator between Open Communication and Knowledge-sharing Intention," *Quarterly Journal of Labor Policy*, Vol.18, No.1(2018), 1-38.

Kim, B., J. Ahn, and Y. Choi, "A Study on the Relationship among Personal Characters of Consumer, Human Brand Attachment, and Loyalty : Focused on Big Five Model," *Advertising research,* vol.77(2007), 173-195.

Koo, K., "Artificial Intelligence Technology and Industrial application case," *IITP Weekly ICT Trends*, Vol.3(2019), 15-27.

Lakhal, S. and H. Khechine, "Relating personality (Big Five) to the core constructs of the Unified Theory of Acceptance and Use of Technology," *Journal of Computers in Education,* Vol.4, No.3(2017), 251- 282.

Lee, C., H. Yun, C. Lee, and J. Lee, " Factors Affecting Continuous Intention to Use Mobile Wallet : Based on Value-based Adoption Model," *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol.20, No.1(2015), 117-135.

Leslie,D., *Understanding artificial intelligence ethics and safety: A guide for the responsible design and implementation of AI systems in the public sector,* The Alan Turing Institute, London, 2019.

Logg, J. M., J. A. Minson, and D. A. Moore, "Algorithm appreciation: People prefer algorithmic to human judgment," *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, Vol.151(2019), 90-103.

MacKinnon, D. P., C. M. Lockwood, and J. Williams, "Confidence limits for the indirect effect: distribution of the product and resampling methods," *Multivariate Behavioral Research*, Vol.39(2004), 99-128.

Madhavan, P. and DA. Wiegmann, "Effects of information source, pedigree, and reliability on operator interaction with decision support systems," *Human Factors,* Vol.49, No.5 (2007), 773-785.

Nam, S., S. Shin, and C. Jin, "A Meta-analysis and Review of External Factors based on the Technology Acceptance Model:Focusing on the Journals Related to Smartphone in Korea," *J. Korea Inst. Inf. Commun. Eng.,* Vol.18, No.4(2014), 848-854.

Nunes, A., T. Limpo, C. F. Lima, and S. L. Castro, "Short scales for the assessment of personality traits: Development and validation of the Portuguese Ten-Item Personality Inventory (TIPI)," *Frontiers in Psychology*, Vol.9, No.461(2018).

Önkal, D., G. Paul, T. Mary, G. Sinan, and P. Andrew, "The relative influence of advice from human experts and statistical methods on forecast adjustments," *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol.22, No.4(2009), 390-409.

Prahl, A., F. Dexter, M. T. Braun, and L. Van Swol, "Review of experimental studies in social psychology of small groups when an optimal choice exists and application to operating room management decision-making," *Anesthesia & Analgesia*, Vol.117, No.5 (2013), 1221-1229.

Prahl, A. and L. Van Swol, "Understanding algorithm aversion: When is advice from automation discounted?," *Journal of Forecasting,* Vol.36(2017), 691-702.

Preacher, K. J. and A. F. Hayes, "Asymptotic and resampling strategies for assessing and comparing indirect effects in multiple mediator models," *Behavior Research Methods*, Vol.40, No.3(2008), 879-891.

Preacher, K. J. and A. F. Hayes, "SPSS and SAS procedures for estimating indirect effects in simple mediation models," *Behavior Research Methods*, Vol.3, No.4(2004), 717-731.

Promberger, M. and J. Baron, "Do patients trust computers?," *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol.19(2006), 455-468.

Raisch, S. and S. Krakowski, "Artificial Intelligence and Management: The Automation- Augmentation Paradox," *Academy of Management Review*, Vol.46(2021), 192-210.

Ronayne, D. and D. Sgroi, "Ignoring Good Advice," *CAGE Online Working Paper Series*, 359 (2018)

Seo, H., "A Preliminary Discussion on Policy Decision Making of AI in The Fourth Industrial Revolution," *Informatization Policy,* Vol.26, No.3(2019), 3-35.

Shankar, V., "How artificial intelligence (AI) is reshaping retailing," *Journal of Retailing,* Vol.94, No.4(2018), vi-xi.

Sobel. M. E., "Asymptotic confidence intervals for indirect effects in structural equation models," *Sociological Methodology,* Vol.13(1982),

290-312.

Svendsen, G. B., J. A. K. Johnsen., L Almås-Sørensen, and J. Vittersø, "Personality and technology acceptance: the influence of personality factors on the core constructs of the Technology Acceptance Model,". *Behavior & Information Technology,* Vol.32, No.4 (2013), 323-334.

Tetlock, P. E., "Accountability: The neglected social context of judgment and choice," *Research in Organizational Behavior,* Vol.7(1985), 297-332.

Van Swol, L. M., J. E. Paik, and A. Prahl, *Advice recipients: The psychology of advice utili zation*, The Oxford handbook of advice (p. 21-41). Oxford University Press, 2018

Walczuch, R. and H. Lundgren, "Psychological ant ecedents of institution based consumer Trus t in e-retailing," *Information & Manageme nt*, Vol.4(2004), 159-177.

Wang, D., A. Khosla, R. Gargeya, H. Irshad, and A. H. Beck, *Deep learning for identifying metastatic breast cancer*, *arXiv,* 2016, Available at https://arxiv.org/ pdf/1606.05718.

Wilson, H. J. and P. R. Daugherty, "Collaborative Intelligence: Humans and AI Are Joining Forces," *Harvard Business Review*, July-August(2018).

World Economic Forum, *The Future of Jobs Report*, 2018.

Yaniv, I., "The benefit of additional opinions," *Current Directions in Psychological Science*, Vol.13 (2004), 75-78.

Yasa, N. N. K., "The Application of Technology Acceptance Model on Internet banking Users in the City of Denpasar," *Journal of Management and Entrepreneurship*, Vol.16, No.2(2014), 93-102.

Yeomans, M., A. K. Shah, S. Mullainathan, and J. M. Kleinberg, "Making Sense of Recommendations," *Journal of Behavioral Decision Making*, Vol.32(2019), 403-414.

Yusoff, Y. M., Z. Muhammad, M. Zahari, E.S. Pasah, and E. Robert, "Individual Differences, Perceived Ease of Use, and Perceived Usefulness in the E-Library Usage," *Comput. Inf. Sci.,* Vol.2(2009), 76-83.

Yutaka, M., *Artificial Intelligence and Deep Learning: Changes and Innovations in the Industrial Structure of Artificial Intelligence*, Dong-a mnb, 2015.

Zhang, D., Z. Daniel, M. Saurabh, E. Brynjolfsson, J. Etchemendy, G. Deep, G. Barbara, L. Terah, M. James, C. N. Juan, S. Michael, S., S. Yoav, C. Jack, and P. Raymond, *The AI Index 2021 Annual Report,*arXiv preprint arXiv:2103.06312, 2021

Ziegler, M., E. Danay, M. Heene, J. Asendorpf, and M. Bühner, "Openness, fluid intelligence, and crystallized intelligence: Toward an integrative model," *Journal of Research in Personality*, Vol.46, No.2(2012), 173-183.

Abstract

A Study on the Impact of Artificial Intelligence on Decision Making : Focusing on Human-AI Collaboration and Decision-Maker's Personality Trait

JeongSeon Lee* · Bomil Suh** · YoungOk Kwon***

Artificial intelligence (AI) is a key technology that will change the future the most. It affects the industry as a whole and daily life in various ways. As data availability increases, artificial intelligence finds an optimal solution and infers/predicts through self-learning. Research and investment related to automation that discovers and solves problems on its own are ongoing continuously. Automation of artificial intelligence has benefits such as cost reduction, minimization of human intervention and the difference of human capability. However, there are side effects, such as limiting the artificial intelligence's autonomy and erroneous results due to algorithmic bias. In the labor market, it raises the fear of job replacement. Prior studies on the utilization of artificial intelligence have shown that individuals do not necessarily use the information (or advice) it provides. Algorithm error is more sensitive than human error; so, people avoid algorithms after seeing errors, which is called "algorithm aversion." Recently, artificial intelligence has begun to be understood from the perspective of the augmentation of human intelligence. We have started to be interested in Human-AI collaboration rather than AI alone without human. A study of 1500 companies in various industries found that human-AI collaboration outperformed AI alone. In the medicine area, pathologist-deep learning collaboration dropped the pathologist cancer diagnosis error rate by 85%. Leading AI companies, such as IBM and Microsoft, are starting to adopt the direction of AI as augmented intelligence. Human-AI collaboration is emphasized in the decision-making process, because artificial intelligence is superior in analysis ability based on information. Intuition is a unique human capability so that human-AI collaboration can make optimal decisions. In an environment where change is getting faster

* Center for Institutional Research, Sookmyung Women's University
** Division of Business Administration, Sookmyung Women's University
*** Corresponding Author: YoungOk Kwon
Division of Business Administration, Sookmyung Women's University
Cheongpa-ro 47-gil 100, Yongsan-gu, Seoul, 04310, Korea
Tel: +82-2-2077-7907, Fax: +82-2-710-9527, E-mail: yokwon@sm.ac.kr

and uncertainty increases, the need for artificial intelligence in decision-making will increase. In addition, active discussions are expected on approaches that utilize artificial intelligence for rational decision-making. This study investigates the impact of artificial intelligence on decision-making focuses on human-AI collaboration and the interaction between the decision maker personal traits and advisor type. The advisors were classified into three types: human, artificial intelligence, and human-AI collaboration. We investigated perceived usefulness of advice and the utilization of advice in decision making and whether the decision-maker's personal traits are influencing factors. Three hundred and eleven adult male and female experimenters conducted a task that predicts the age of faces in photos and the results showed that the advisor type does not directly affect the utilization of advice. The decision-maker utilizes it only when they believed advice can improve prediction performance. In the case of human-AI collaboration, decision-makers higher evaluated the perceived usefulness of advice, regardless of the decision maker's personal traits and the advice was more actively utilized. If the type of advisor was artificial intelligence alone, decision-makers who scored high in conscientiousness, high in extroversion, or low in neuroticism, high evaluated the perceived usefulness of the advice so they utilized advice actively. This study has academic significance in that it focuses on human-AI collaboration that the recent growing interest in artificial intelligence roles. It has expanded the relevant research area by considering the role of artificial intelligence as an advisor of decision-making and judgment research, and in aspects of practical significance, suggested views that companies should consider in order to enhance AI capability. To improve the effectiveness of AI-based systems, companies not only must introduce high-performance systems, but also need employees who properly understand digital information presented by AI, and can add non-digital information to make decisions. Moreover, to increase utilization in AI-based systems, task-oriented competencies, such as analytical skills and information technology capabilities, are important. in addition, it is expected that greater performance will be achieved if employee's personal traits are considered.

Key Words : Human-AI Collaboration, Artificial Intelligence, Augmented Intelligence, Advice Utilization, Personality Trait

Received : June 23, 2021 Revised : August 30, 2021 Accepted : September 6, 2021
Corresponding Author : YoungOk Kwon

저 자 소 개

이 정 선

현재 숙명여자대학교 대학 IR 센터 책임 연구원으로 재직 중이다. 숙명여자 대학교에서 MIS전공으로 경영학 박사 학위를 취득하였다. SAS Korea와 IBM Korea에서 Senior 컨설턴트로 재직하였다. 주 연구 관심분야는 데이터 기반 의사결정, 비즈니스 인텔리전스, 학습분석학 등이다.

서 보 밀

KAIST에서 전산학으로 학사 학위를, 경영공학으로 석사와 박사 학위를 취득하였다. LG CNS Entrue Consulting Partners에서 선임컨설턴트로 재직하였으며, 현재 숙명여자대학교 경영학부에서 정교수로 재직 중이다. *Information & Management, International Journal of Electronic Commerce, Electronic Commerce Research and Applications,* 경영과학, 정보시스템연구, *Information Systems Review,* 한국전자거래학회지, 한국IT서비스학회지, 지능정보연구, *Journal of Information Technology Applications & Management* 등에 연구 결과를 발표하였다. 주요 관심분야는 전자상거래 및 e-비즈니스, 정보시스템 보안 및 관리, 소셜 미디어 등이다.

권 영 옥

현재 숙명여자대학교 경영학부 교수로 재직 중이다. University of Minnesota에서 Information and Decision Sciences 전공으로 경영학 박사를 취득하였다. 주 연구 관심분야는 데이터 기반 의사결정, 개인화 기술, 비즈니스/헬스케어 애널리틱스, ICT 산업 및 기업 분석 등이다.