

# The Impact of Trust and Fairness Perception on Continuance Intention in AI Recommendation: The Moderating and Moderated Mediating Effects of Algorithmic Transparency

Hyeong-Min Kim\*

\*Assistant Professor, Startup Center, Daejin University, Pocheon-si, Korea

## [Abstract]

As AI recommendation services become widespread, concerns about fairness, trust, and transparency have become central to understanding user acceptance. This study analyzes how users' fairness perception influences trust and continuance intention, and assesses the moderating and mediated roles of algorithmic transparency using data from the 2024 Intelligent Information Society Panel Survey. PLS-SEM results indicate that fairness perception significantly enhances both trust and continuance intention, and that trust strongly predicts continued use. Trust also mediates the fairness-continuance link, while algorithmic transparency strengthens the fairness-trust relationship. These findings highlight the importance of the fairness-trust-transparency interplay in shaping user responses and provide practical implications for transparent algorithm design and improved accessibility for vulnerable groups.

▶ **Key words:** AI recommendation services, Fairness perception, Trust, Continuance intention, Algorithmic transparency

## [요 약]

인공지능(AI) 추천서비스의 확산으로 공정성, 신뢰, 투명성과 같은 사회적·윤리적 요소가 이용자의 서비스 수용을 결정하는 핵심 요인으로 부상하고 있다. 이에 본 연구는 「2024년 지능정보사회 이용자 패널조사」 데이터를 활용하여, 이용자의 공정성 인식이 신뢰와 지속이용 의도에 미치는 구조적 영향을 분석하고, 알고리즘 투명성이 이 관계를 어떻게 조절 및 매개하는지를 검증하였다. PLS-SEM 분석 결과, 공정성 인식은 신뢰와 지속이용 의도에 유의한 정(+)의 영향을 미쳤으며, 신뢰 역시 지속이용 의도를 강화하는 것으로 나타났다. 또한 신뢰는 공정성 인식과 지속이용 의도 간의 매개효과를 보였고, 알고리즘 투명성은 공정성 인식이 신뢰로 전이되는 경로를 유의하게 강화하였다. 이러한 결과는 AI 추천서비스 신뢰 형성 과정에서 공정성-신뢰-투명성의 상호작용이 중요한 역할을 한다는 점을 시사하며, 투명성 기반의 책임 있는 알고리즘 설계 및 취약집단의 디지털 접근성 제고 등 정책적·실무적 방향을 제안한다.

▶ **주제어:** 인공지능 추천서비스, 공정성 인식, 신뢰, 지속이용 의도, 알고리즘 투명성

- First Author: Hyeong-Min Kim, Corresponding Author: Hyeong-Min Kim
- \*Hyeong-Min Kim (bossimin90@daejin.ac.kr), Startup Center, Daejin University
- Received: 2025. 11. 06, Revised: 2025. 12. 07, Accepted: 2025. 12. 19.

## I. Introduction

최근 인공지능(AI) 기반 추천서비스는 포털, 유튜브, OTT, 전자상거래, SNS 등 다양한 플랫폼 전반에서 사용자 경험을 결정짓는 핵심 기술로 자리 잡았다. AI 추천 알고리즘은 개인의 선호, 이용 이력, 클릭 패턴 등의 데이터를 분석하여 맞춤형 콘텐츠를 제시함으로써 이용 효율성을 극대화하고, 플랫폼의 체류시간과 수익성을 동시에 향상시키고 있다[1,2]. 특히 대규모 언어모델(LLM) 기반의 추천 기술과 생성형 AI(Generative AI)의 결합은 추천의 '정확성'뿐 아니라 '설명가능성(explainability)'과 '맥락적합성(context relevance)'을 향상시키며, 사용자 경험을 근본적으로 변화시키고 있다.

그러나 이러한 기술적 진보와는 달리, AI 추천서비스의 공정성(fairness), 투명성(transparency), 신뢰성(trustworthiness)에 대한 사회적 논의는 여전히 미흡하다. 추천 알고리즘이 특정 콘텐츠나 집단을 편향적으로 노출하거나, 사용자의 선택을 비가시적으로 유도한다는 문제의식이 확산되고 있으며[3,4], 이러한 인식은 이용자 신뢰(trust)의 약화와 서비스 이탈로 이어질 수 있다.

Grimmelikhuisen(2023)은 알고리즘의 결과가 객관적으로 타당하더라도, 이용자가 공정하지 않다고 인식하는 순간 신뢰는 급격히 손상될 수 있다고 지적하였다. 따라서 AI 추천서비스의 기술적 정교화만으로는 충분하지 않으며, 이용자의 인지적·심리적 신뢰 형성 메커니즘을 규명하는 연구가 병행되어야 한다[5].

이러한 배경에도 불구하고, 국내외 기존 연구들은 주로 AI 추천시스템의 기술적 효율성이나 사용자 만족도에 초점을 맞추어 왔으며, 공정성 인식과 신뢰 간의 구조적 관계, 그리고 이 관계를 강화하거나 약화시키는 조절요인(예: 알고리즘 투명성)에 대한 실증연구는 여전히 부족하다[6,7]. 특히 이용자가 인식하는 공정성과 신뢰가 AI 추천서비스의 지속이용 의도(continuance intention)에 어떤 경로로 영향을 미치는가에 대한 통합적 분석은 학문적으로도, 산업적으로도 시급한 과제이다.

이에 본 연구는 AI 추천서비스의 이용자 인식 구조를 공정성 인식-신뢰-지속이용 의도의 인과경로로 설정하고, 알고리즘 투명성(algorithmic transparency)이 공정성 인식과 신뢰 간 관계를 어떻게 조절하며, 나아가 조절된 매개효과를 통해 이용자의 지속적 이용행동을 어떻게 강화하는지를 실증적으로 규명하고자 한다. 또한, 세대별 및 거주지역별 인식 차이를 비교분석함으로써 AI 서비스 수용에 영향을 미치는 사회적 맥락 요인을 추가적으로 검토하였다.

본 연구는 다음의 연구 질문에 답하고자 한다. 즉, 이 질문에 대한 실증적 규명을 본 연구의 주요 목적으로 한다.

- RQ1. 공정성 인식은 AI 추천서비스에 대한 신뢰 및 지속이용 의도에 어떻게 영향을 미치는가?
- RQ2. 알고리즘 투명성은 공정성-신뢰 간 관계 및 그 매개특성을 어떠한 방식으로 조절하는가?
- RQ3. 세대 및 지역에 따라 이러한 인과구조는 어떻게 달라지는가?

본 연구의 학문적 독창성과 기여도는 다음과 같다.

- 개념적 확장: 기존의 '공정성-신뢰-지속이용 의도' 모형을 윤리적 인식요인(공정성·투명성)을 통합한 신뢰 형성의 확장모형(Ethical-Trust Formation Model)으로 발전시켰다.
- 구조적 확장: 공정성 인식과 신뢰 간 관계에 대한 알고리즘 투명성의 조절 및 조절된 매개효과(moderated mediation effect)를 실증적으로 검증하여, 기존 단순 매개모형의 한계를 보완하였다.
- 맥락적 확장: 세대 및 지역별 다집단분석(PLS-MGA)을 통해 디지털 인식 격차가 신뢰 형성 메커니즘에 미치는 영향을 규명함으로써, AI 서비스 수용에 대한 사회문화적 다양성을 반영하였다.
- 이론적·정책적 기여: 본 연구는 AI 추천서비스의 '기술적 효율성 중심 패러다임'에서 '윤리적 신뢰 중심 패러다임'으로의 전환을 제시하며, 알고리즘 투명성과 공정성 확보를 위한 실증적 근거를 제공한다.

그리고, 본 논문의 구성을 다음과 같다. Section II에서는 관련 선행연구를 검토하여 연구모형과 가설을 도출하였으며, Section III에서는 연구방법과 데이터 수집 절차를 설명한다. Section IV에서는 실증분석 결과를 제시하고, Section V에서는 연구결과를 요약·논의한 후 학문적·정책적 시사점과 한계 및 향후 연구방향을 제시한다.

## II. Theoretical Background

### 1. AI Recommendation Service

인공지능(AI) 기술의 발전은 이용자 경험의 개인화를 심화시켰으며, 그 대표적 성과가 AI 추천서비스이다. 이는 이용자의 행동, 선호도, 검색 이력 등의 데이터를 분석하여 알고리즘이 자동으로 콘텐츠나 상품을 제시하는 시스템으로 정의된다[8]. 이러한 추천 시스템은 정보 탐색의 인지적 부담을 줄이고 개인화된 선택을 가능하게 함으로써 서비스 효용을 높인다[9].

그러나 AI 추천서비스는 효율성을 제공하는 동시에 이용자의 인지적 자율성과 정보 다양성을 제한할 수 있다는 비판을 받는다[10]. 예를 들어, 유튜브나 넷플릭스의 알고리즘은 유사한 콘텐츠를 반복적으로 제시해 필터 버블(filter bubble)과 확증 편향(confirmation bias)을 강화할 수 있다[11,12]. 따라서 AI 추천서비스는 편리성의 이면에 공정성과 투명성이라는 사회적 책임의 문제를 내포한다.

신뢰(trust)는 이용자가 추천서비스를 지속적으로 사용할지를 결정하는 핵심 요인으로, 알고리즘의 복잡성과 불투명성이 높을수록 신뢰는 약화된다[3,13]. 최근 연구는 알고리즘 투명성이 서비스 신뢰와 지속이용의도 간 관계를 매개하거나 조절하는 변수로 작용함을 보여준다[14,15]. 즉, 이용자가 추천의 원리와 기준을 이해할수록 시스템에 대한 신뢰가 강화되고 이용 지속으로 이어진다.

또한 공정성 인식(fairness perception)은 AI 추천서비스의 사회적 수용성을 설명하는 핵심 요인으로, 이용자가 데이터가 공정하게 처리되고 알고리즘이 차별 없이 작동한다고 인식할 때 긍정적 태도가 형성된다[16]. 이러한 공정성은 분배적, 절차적, 상호작용적 차원에서 논의되며, 서비스의 투명성과 신뢰 형성에 직접적인 영향을 미친다[4].

우리나라의 「2024년 지능정보사회 이용자 패널조사」에서도 이러한 구조가 실증적으로 확인되었다. 해당 조사에서는 추천서비스의 정확성, 다양성, 공정성 인식과 더불어 지속이용 의도를 함께 측정하고 있다. 결국 AI 추천서비스 연구는 기술적 효율성을 넘어 인간-AI 상호작용, 디지털 신뢰, 윤리적 투명성을 포괄하는 사회과학적 연구 영역으로 확장되고 있다. 본 연구는 이러한 맥락에서 공정성 인식, 신뢰, 알고리즘 투명성을 중심으로 AI 추천서비스의 사회적 수용성과 지속이용 의도를 설명하기 위한 이론적 틀을 제시한다.

## 2. Fairness Perception

공정성 인식은 이용자가 서비스나 조직의 절차 및 결과를 얼마나 '공정하다'고 평가하는지를 의미하며, 신뢰와 행동의도의 주요 선행요인으로 확인되어 왔다[17]. 본 연구에서는 절차적, 분배적, 상호작용적 공정성 개념을 포괄하여, 알고리즘 추천시스템(예: 포털·유튜브 등)에서 이용자의 데이터가 합리적이고 차별 없이 처리된다고 인식하는 정도로 정의한다.

추천서비스에서 공정성 인식은 시스템의 불투명성으로 인해 왜 특정 콘텐츠가 추천되었는지를 이해하기 어렵다는 점에서 중요하다[18]. 이러한 불확실성은 이용자의 판단 기준이 반영되지 않았다는 인식을 초래해 공정성 인식

을 저하시킬 수 있다. 따라서 공정성은 단순한 기술 효율성이 아니라 이용자의 인지적·정서적 수용성을 결정짓는 핵심 요인으로 작용한다.

이용자가 시스템을 합리적이고 제어 가능한 것으로 인식할 때 신뢰(trust)가 형성된다는 점도 여러 연구에서 확인되었다. 예를 들어, Schoeffer et al.(2022)은 자동화 의사결정 시스템(ADS)에서 충분한 설명이 제공될 경우 인식된 공정성이 높아지고, 이는 신뢰성 평가에 긍정적 영향을 미친다고 보고하였다[6]. 또한 공정성 인식은 플랫폼 신뢰를 강화하고 지속이용 의도에 직접적 영향을 미친다는 선행연구 결과도 제시된 바 있다[1,7].

결국 이용자는 데이터 입력, 처리, 추천결과가 공정하게 이루어진다고 느낄 때 서비스에 긍정적 태도를 형성하며 지속적 이용 가능성이 높아진다. 이에 본 연구는 추천서비스 맥락에서 공정성 인식이 신뢰와 지속이용 의도에 유의한 영향을 미칠 것이라 가정하고 다음과 같은 가설을 설정한다.

- H1: AI 추천서비스에 대한 공정성 인식은 신뢰에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.
- H2: AI 추천서비스에 대한 공정성 인식은 지속이용 의도에 정(+)의 영향을 미칠 것이다.

## 3. Trust

신뢰는 정보시스템(IS) 연구에서 이용자가 기술이나 서비스가 위험이 존재하더라도 바람직한 방식으로 행동할 것이라 믿는 긍정적 신념으로 정의된다[19]. 본 연구에서는 신뢰를 "AI 추천서비스(예: 포털·유튜브 알고리즘)의 전 과정에서 안정성, 책임성, 적합성이 확보될 것이라는 이용자의 믿음"으로 개념화한다.

본 연구에서 공정성 인식(FP)과 신뢰(TA)는 연관되지만 개념적으로 명확히 구분된다. 공정성 인식은 알고리즘이 데이터를 처리하고 결과를 제시하는 과정이 합리적이고 편향 없이 이루어졌는가에 대한 규범적 판단이며, 시스템의 절차적·분배적 정당성을 평가하는 데 초점을 둔다. 반면 신뢰는 이러한 평가를 바탕으로 형성되는 미래지향적 기대로서, 추천서비스가 향후에도 일관되고 유익하게 작동할 것이라는 심리적 확신을 의미한다. 즉, 공정성 인식은 '평가(judgment)'에, 신뢰는 '기대(expectation)'에 초점을 둔 상위 개념으로, 두 변수는 이론적으로 구분되면서도 인과적 순서를 갖는다.

추천 알고리즘은 대규모 데이터를 처리하며 복잡한 기계학습 과정을 거치기 때문에 이용자에게 불확실성과 위

험을 유발할 수 있다[3]. 이용자가 시스템의 추천을 신뢰하지 못하면 서비스 이용을 주저하게 되므로, 신뢰는 추천서비스 수용의 필수 요인이다. 또한 신뢰는 지속이용 의도(continuance intention)를 결정짓는 핵심 변수로, 정보 시스템 연구에서도 신뢰 수준이 높을수록 지속이용 의도가 유의하게 증가하는 것으로 보고되었다[20]. 이러한 관계는 AI 추천서비스에서도 동일하게 작용하며, 신뢰가 형성될수록 이용자는 반복적 사용을 지속할 가능성이 높다.

아울러 신뢰는 단순한 직접효과를 넘어 공정성 인식과 지속이용 의도 간의 매개요인으로 작용한다. 이용자가 시스템의 공정성을 인식할수록 신뢰가 강화되고, 이는 다시 지속적 이용으로 이어진다[2]. 따라서 본 연구는 신뢰가 AI 추천서비스의 지속이용 의도에 긍정적 영향을 미치며, 공정성 인식과 지속이용 의도 간 관계를 매개할 것이라 가정한다.

H3: AI 추천서비스에 대한 신뢰는 지속이용 의도에 정(+ )의 영향을 미칠 것이다.

H4: AI 추천서비스에 대한 신뢰는 공정성 인식과 지속이용 의도 간의 관계를 정(+ )으로 매개할 것이다.

#### 4. Algorithmic Transparency

알고리즘 투명성은 자동화된 추천·결정시스템에서 결과가 어떻게, 왜, 어떤 기준으로 도출되었는지를 이용자가 이해할 수 있도록 설명 가능성(explainability)과 가시성(visibility)을 제공하는 정도를 의미한다[21]. 본 연구에서는 “포털이나 유튜브와 같은 AI 추천서비스가 데이터 입력, 처리, 추천기준 등 작동 방식을 어느 정도 공개하고 이용자가 이를 인식한다고 느끼는 수준”으로 개념화한다.

추천서비스 맥락에서 알고리즘 투명성이 중요한 이유는 다음과 같다. 첫째, 자동화된 알고리즘 기반의 추천 시스템은 블랙박스 형태로 운영되는 경우가 많아 이용자는 추천 결과의 논리·기준·과정에 대해 이해하기 어렵다. 이때 투명성이 낮으면 이용자는 “왜 이런 추천을 받았지?”라는 의문을 갖게 되고, 이는 시스템에 대한 신뢰(trust) 및 공정성(fairness) 인식 저하로 이어질 수 있다. 예컨대 알고리즘 투명성에 관한 최근 문헌은 “투명성을 제공할 경우 이용자의 신뢰 및 수용도가 올라간다”고 보고하고 있다[5].

둘째, 투명성은 이용자가 알고리즘의 작동 방식과 판단 기준을 이해하게 함으로써 절차적 공정성(procedural fairness) 인식과 결과의 공정성(distributive fairness) 인식을 동시에 향상시킬 수 있다는 연구가 있다. 예컨대, 알고리즘 투명성과 공정성 인식 간의 실증적 연계가 확인

된 연구에서는 “설명 가능성 및 가시성이 높을수록 이용자가 알고리즘을 더 공정하다고 인식하였다”는 결과가 보고되어 있다[22].

셋째, 투명성은 신뢰 형성의 기초가 될 수 있다. 즉, 이용자가 알고리즘의 내부 작동원리나 추천기준 등이 설명 가능하다는 인식을 갖게 되면, 해당 서비스가 예상치 못한 결과를 낼 때에도 이해 가능하다는 기대가 형성되고, 이는 신뢰 저하를 막으며 지속이용 의도(continuance intention)로 연결될 수 있다. 예컨대 “알고리즘 투명성이 신뢰에 유의미한 정(+ )의 영향을 준다”는 연구결과가 있다[22,23].

이와 같은 맥락에서 본 연구는 다음과 같은 조절효과를 가정한다. 즉, 이용자가 추천서비스를 이용하면서 형성하는 공정성 인식과 신뢰 간의 관계가, 알고리즘 투명성이 높을수록 더욱 강화될 것으로 판단한다. 이에 따라 다음과 같은 가설을 설정한다.

가설 H5: AI 추천서비스에 대한 알고리즘 투명성은 공정성 인식과 신뢰 간의 관계를 정(+ )으로 조절할 것이다.

본 연구에서 다루는 공정성 인식, 신뢰, 알고리즘 투명성은 상호 독립적인 개념이 아니라 AI 추천서비스 수용 과정에서 단계적으로 연계되는 인지적·정서적 판단 구조를 형성한다.

첫째, 공정성 인식은 이용자가 알고리즘의 판단 기준과 결과를 평가할 때 적용하는 규범적 판단으로서, 추천 결과가 편향 없이 합리적으로 산출되었다는 확신을 제공하며 신뢰 형성의 기초를 이룬다. 선행연구에서도 알고리즘적 의사결정의 공정성 인식이 시스템 신뢰성 판단의 필수적 전제 조건으로 작용함이 반복적으로 확인된 바 있다[4,16]. 즉, 공정성 인식은 신뢰를 정당화하는 핵심적인 규범적 근거(normative justification)로 기능한다.

둘째, 신뢰는 공정성 평가 이후 형성되는 심리적 확신으로, AI 추천서비스가 예측 가능한 방식으로 작동하며 이용자의 이익을 침해하지 않을 것이라는 기대를 반영한다. 이는 정보시스템 수용 및 지속이용 연구에서 행동의도를 설명하는 핵심 매개 요인으로 제시되어 왔으며[2,20], 공정성 인식이 이용자의 신뢰를 통해 행동의도로 전이되는 인지·정서적 경로를 제공한다.

셋째, 알고리즘 투명성은 공정성과 신뢰를 연결하는 조절적 요인으로 작동한다. 알고리즘의 작동 논리, 데이터 처리 과정, 추천 기준에 대한 설명가능성이 충분히 제공될

때 이용자는 절차적 정당성(procedural fairness)을 명확히 인식하게 되며, 공정성 인식이 신뢰로 전환되는 심리적 경로의 강도 또한 강화된다. 실제로 투명성이 높을수록 공정성 판단이 신뢰 형성에 미치는 영향이 증폭된다는 연구들이 보고되고 있으며[5,22], 이는 투명성이 공정성-신뢰 구조의 안정성을 강화하는 핵심적 조절요인임을 시사한다.

요컨대, 공정성-신뢰-투명성은 AI 추천서비스의 수용과 지속이용 의도를 설명하는 일련의 인지적 경로를 구성한다. 공정성 인식은 신뢰 형성의 기반을 제공하고, 신뢰는 이용행동을 매개하며, 알고리즘 투명성은 전체 경로의 강도를 조절하는 구조적 위치를 갖는다. 이러한 연계 구조는 본 연구가 제시한 이론적 모형의 개념적 정당성과 분석 방향성을 뒷받침하는 핵심 이론틀을 형성한다.

### III. Related Works

#### 1. Fairness-Aware Recommender System Research

최근 추천시스템 연구에서는 알고리즘의 정확도뿐 아니라, 공정성(fairness)과 편향(bias) 문제를 중심으로 한 논의가 빠르게 확산되고 있다. Jin et al.(2023)[24]은 공정성 인식, 대표성, 노출의 형평성 등을 고려한 공정성 인지 추천시스템(fairness-aware recommender systems)을 종합적으로 정리하면서, 알고리즘 설계 단계에서부터 사용자-콘텐츠 제공자-플랫폼 등 다수의 이해관계자를 고려한 공정성 기준 설정이 중요함을 지적하였다.

또한 Kumar et al.(2023)[25]은 채용 도메인의 추천-선발 시스템을 사례로, 추천 알고리즘이 집단 간 차별을 재생산할 수 있음을 보이면서, 공정성 지표를 포함한 평가-감사(auditing)의 필요성을 제기하였다. 이러한 연구들은 알고리즘 수준에서의 구조적 공정성을 다루고 있으나, 이용자 관점에서 지각된 공정성(perceived fairness)이 신뢰와 행동 의도에 미치는 심리적 매커니즘에 대해서는 상대적으로 제한적으로 다루고 있다.

본 논문은 공정성 인식(fairness perception)을 이용자 주관적 평가 차원에서 측정하고, 이를 신뢰 및 지속이용 의도와 연결된 구조방정식 모형으로 검증한다는 점에서, 시스템 내부의 공정성 설계 논의와 이용자 지각을 다룬 사회과학적 접근을 결합한다는 차별성을 지닌다.

#### 2. Studies on Algorithmic Transparency, Trust, and Acceptance

알고리즘 투명성(algorithmic transparency)은 자동화·지능형 의사결정 시스템의 수용성을 설명하는 핵심 요인으로 자리 잡고 있다. Grimmelikhuisen(2023)[5]은 공공부문 알고리즘 의사결정에서 설명 제공 여부와 수준에 따라 시민이 인식하는 신뢰와 정당성이 달라짐을 보여주며, 투명성이 신뢰 형성의 전제 조건이 될 수 있음을 실증하였다.

Ning(2024)[26]은 알고리즘 조언(advice)의 투명성이 이용자의 조언 수용도 및 의존성에 미치는 영향을 실험적으로 검증하여, 알고리즘의 판단근거가 어떠한 방식으로 제시되는가가 신뢰 및 이용 행태에 중요한 영향을 준다고 보고하였다.

한편 Gedrimiene et al.(2023)[27]은 학습분석(learning analytics) 시스템을 대상으로, 투명성과 신뢰, 사용 의도 간의 구조적 관계를 분석하여, 투명성이 신뢰 형성과 사용 의도에 모두 유의한 영향을 미치는 매개적·조절적 역할을 한다는 점을 제시하였다.

최근 Park(2025)[28]은 인공지능 알고리즘 투명성이 신뢰 형성 과정에서 “프리즘(prism)”이 아닌 “파이프라인(pipeline)”으로 작동한다는 비판적 관점을 제시하며, 단순한 정보 공개를 넘어 이해가능성, 맥락, 설명 구조를 포함하는 다차원적 투명성 개념을 제안하였다.

이러한 선행연구들은 알고리즘 투명성과 신뢰-수용도 간의 관계를 개별적으로 분석하지만, 공정성 인식-신뢰-지속이용 의도라는 경로 속에서 알고리즘 투명성이 어떤 방식으로 조절효과 및 조절된 매개효과를 가지는지에 대해서는 제한적으로 다루고 있다. 본 연구는 알고리즘 투명성을 공정성 인식 → 신뢰 경로의 조절변수이자, 공정성 인식 → 신뢰 → 지속이용 의도 간 간접효과의 강도를 변화시키는 조절된 매개효과 요인으로 동시에 위치시킴으로써, 기존 연구에서 부분적으로만 다뤄졌던 투명성의 역할을 구조적 수준에서 통합적으로 검증한다.

#### 3. Studies on AI Recommendation Service Adoption and Continuance Intention

AI 추천서비스 수용 연구는 주로 기술수용모형(TAM), UTAUT 등 정보시스템 수용 이론을 확장하는 방향으로 진행되어 왔다. Yoon(2021)[29]은 AI 추천서비스에서 지각된 기술 품질과 개인화 품질이 공감(empathy)과 행동의도에 미치는 영향을 분석하여, 개인화 수준과 감정적 요인이 AI 추천서비스 수용에 중요하다는 점을 제시하였다.

Trzebiński et al.(2023)[30]은 온라인 추천시스템의 의인화(anthropomorphism) 요소가 이용자의 학습능력 인식을 높여 추천 메시지에 대한 긍정적 반응과 수용 의도를 강화함을 실증적으로 밝혔다. 이는 인류화된 인터페이스가 추천시스템에 대한 신뢰와 이용 의도를 촉진하는 중요한 설계 요인임을 시사한다.

국내에서는 Lee(2025)[31]가 AI 추천서비스의 위험 특성(개인화, 프라이버시 위험 등)이 신념 편향성·심리적 반발을 매개로 지속사용 의도에 미치는 부정적 효과를 분석하여, 위험 인지와 심리적 반발 요인이 지속이용을 저해한다는 점을 보여주었다.

Rolando(2025)[32]는 전자상거래 환경에서 AI 기반 추천시스템의 정확성, 개인화, 사용자 인터페이스, 신뢰·프라이버시, 지각된 가치가 구매의도에 미치는 영향을 분석하여, 신뢰와 프라이버시 인식이 구매의도의 핵심 결정요인임을 확인하였다.

이처럼 기존 연구들은 기술 품질·개인화·위험·프라이버시와 같은 속성 변수를 중심으로 행동의도·지속이용·구매의도 등을 설명해 왔으나, 공정성 인식과 알고리즘 투명성을 명시적으로 포함하여 신뢰 및 지속이용 의도와 의 구조적 관계를 모형화한 연구는 상대적으로 부족하다. 특히, AI 추천서비스의 윤리적·규범적 차원(공정성, 투명성)을 이용자의 인지적 신뢰 형성 과정에 통합한 실증 연구는 제한적인 상황이다.

#### 4. Distinctiveness of the Present Study Compared to Prior Research

위와 같은 선행연구 검토를 바탕으로 볼 때, 본 연구는 다음과 같은 점에서 최근 Related Works와 구별된다.

첫째, 윤리적 인식 요인(공정성 인식·알고리즘 투명성)을 통합한 신뢰 모형 제시한 것이다. 기존 연구가 기술 품질, 개인화, 위험 인식 등 기능적 요인에 집중한 반면 [29-32], 본 연구는 공정성 인식과 알고리즘 투명성을 핵심 설명변수로 설정하고, 이들이 신뢰 및 지속이용 의도에 미치는 구조적 영향을 동시에 검증한다. 이를 통해 AI 추천서비스 수용을 기술 효율성 차원이 아닌 윤리적·인지적 수용성의 관점에서 재해석한다는 점에서 차별성을 갖는다.

둘째, 알고리즘 투명성의 조절효과 및 조절된 매개효과를 구조적으로 검증한 것이다. 앞선 연구들이 투명성과 신뢰 간 직접효과를 주로 다룬 반면[5,26-28], 본 연구는 공정성 인식 → 신뢰 경로에 대한 조절효과와, 공정성 인식 → 신뢰 → 지속이용 의도 간 간접효과에 대한 조절된 매개효과(conditional indirect effect)를 동시에 분석한다.

이는 알고리즘 투명성이 단순한 “추가 설명 변수”가 아니라, 신뢰 형성 경로의 기율기와 간접효과의 크기를 변화시키는 구조적 요인임을 보여준다는 점에서 기존 연구를 확장한다.

셋째, 전국 패널 데이터를 활용한 세대·거주지별 다집단 비교한 것이다. 기존 AI 추천서비스 연구 대부분은 특정 플랫폼 이용자나 자발적 설문 표본에 의존하여, 표본의 대표성 및 사회적 맥락 요인을 깊이 있게 다루지 못했다 [29-32]. 이에 비해 본 연구는 국가승인통계인 「2024년 지능정보사회 이용자 패널조사」를 활용하여, 세대(40대 이하 vs. 50대 이상) 및 거주지역(수도권 vs. 비수도권)에 따른 다집단 PLS-MGA 분석을 수행하였다. 이를 통해 공정성 인식·신뢰·지속이용 의도 간 구조적 관계가 사회·인구학적 맥락에 따라 어떻게 달라지는지를 실증적으로 규명한다는 점에서 기존 연구와 명확히 구별된다.

마지막으로, 공정성·신뢰·지속이용 의도의 통합적 사회과학 모델 제시한 것이다. 본 연구는 공정성 인식(fairness perception)-신뢰(trust)-지속이용 의도(continuance intention)를 하나의 통합된 구조방정식 모형으로 제시함으로써, 추천시스템 연구에서 축적되어 온 공정성 연구와 사용자 수용·행동 의도 연구를 연결하는 가교 역할을 수행한다[24,25,29-32]. 이는 AI 추천서비스의 사회적 신뢰(social trust) 형성 메커니즘을 다층적으로 설명하는 새로운 개념적 틀을 제안한다는 점에서 학문적 기여를 가진다.

## IV. Research Method

### 1. Research Model

본 연구는 AI 추천서비스 이용자의 공정성 인식(Fairness Perception), 신뢰(Trust), 지속이용 의도(Continuance Intention) 간의 구조적 관계를 규명하고, 알고리즘 투명성(Algorithmic Transparency)의 조절효과를 검증하기 위하여 연구모형을 설정하였다. 그 구체적 모형은 아래의 <Fig. 1>과 같다.

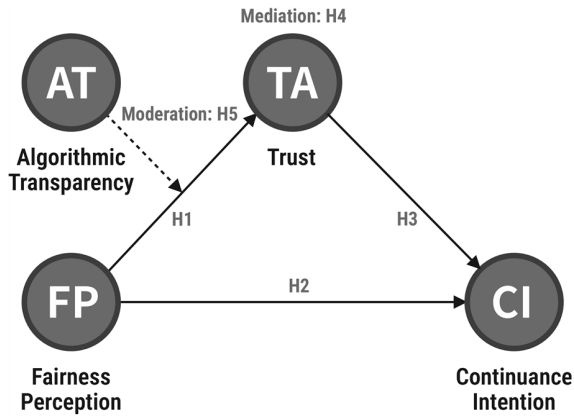


Fig. 1. Research Model

## 2. Data Collection

본 연구는 방송통신위원회와 정보통신정책연구원(KISDI)이 공동 수행한 「2024년 지능정보사회 이용자 패널조사」 원자료를 2차 분석하여 실증분석에 활용하였다. 동 조사는 「방송통신발전기본법」 제10조에 근거한 국가승인통계(승인번호 제164004호)로, 국민의 지능정보기술 활용 수준과 태도를 장기적으로 추적하기 위해 매년 동일 응답자를 대상으로 실시된다.

해당 조사는 2024년 5월부터 8월까지 대면 설문조사 방식으로 수행되었으며, 전국 만 15세 이상 69세 이하의 스마트폰 및 인터넷 이용자를 모집단으로 4,420명의 유효표본을 확보하였다. 본 연구에서는 일부 결측 응답을 제외한 3,697명을 분석에 사용하였다.

조사문항은 AI 서비스 이용행태, 태도, 인식, 사회적 수용성 등을 다차원적으로 측정하도록 구성되었으며, 본 연구는 이 중 AI 추천서비스 이용경험, 공정성 인식, 신뢰, 지속이용 의도, 알고리즘 투명성 관련 문항을 중심으로 분석하였다. 이러한 변수들은 포털 및 동영상 플랫폼(예: 유튜브)의 추천서비스 이용 맥락을 반영하여 조작화되었다.

## 3. Measurement Items

본 연구는 「2024년 지능정보사회 이용자 패널조사」의 설문문항 중 연구 목적과 이론적 모형에 부합하는 항목을 선별하여, 주요 잠재변수별 측정도구를 구성하였다. Table 1의 문항은 기존 연구에서 검증된 이론적 구성요소에 근거하여 선정되었다. 공정성 인식 문항은 절차적·분배적 공정성 및 알고리즘 공정성에 관한 선행연구의 개념적 틀을 반영하였으며[4,16,17], 신뢰 문항은 정보시스템 분야에서 신뢰가 행동의도의 핵심 선행요인임을 밝힌 연구들[2,19,20]을 기반으로 구성되었다. 지속이용 의도 문항은 정보시스템 지속이용 모형의 논의를 토대로 하였고[7,20],

알고리즘 투명성 문항은 설명가능성(explainability)이 공정성-신뢰 관계를 강화한다는 연구 결과에 근거하여 선정되었다[5,22]. 따라서 Table 1의 모든 측정 문항은 기존 이론적 정의와 검증된 선행연구를 토대로 체계적으로 구성되었음을 알 수 있다.

모든 측정문항은 1점(전혀 그렇지 않다)에서 5점(매우 그렇다)까지의 리커트 5점 척도로 응답하도록 설계되어, 이용자의 인식 수준을 정량적으로 분석할 수 있도록 하였다.

Table 1. Measurement Items

LV	Item	Measurement Statement
FP	fp01	The portal's recommendations provide diverse information.
	fp02	The portal's recommendations are unbiased and objective.
	fp03	YouTube recommendations offer diverse content.
	fp04	YouTube recommendations are not biased or uniform.
TA	ta01	The portal's recommendations match my preferences.
	ta02	The portal's recommendations fit my news needs.
	ta03	The portal's recommendations are useful to me.
	ta04	YouTube recommendations match my viewing preferences.
	ta05	YouTube recommendations fit my viewing purposes.
	ta06	YouTube recommendations are useful to me.
CI	ci01	I will continue using AI news recommendations.
	ci02	I will continue watching AI-recommended videos.
AT	at01	The provider explains how AI selects recommended content.
	at02	The provider informs whether the creator is human or AI.
	at03	The provider discloses if creators use AI in content production.
	at04	The provider lets users block unwanted recommendations.
	at05	The provider improves diversity in recommendation systems.
	at06	The provider allows control over personal recommendation data.
	at07	The provider compensates users for AI-related incidents.
	at08	The provider considers user traits in recommendations.
	at09	Government regulation is needed when AI harms public interest.

Note: FP, Fairness Perception; TA, Trust; CI, Continuance Intention; AT, Algorithmic Transparency

## 4. Analysis Method

본 연구에서는 구조적 관계의 예측력 평가와 매개·조절 효과 검증에 적합하다는 점에서 PLS-SEM을 분석도구로 활용하였다. 한편, 공분산기반 구조방정식모형(CB-SEM)을 사용하지 않은 이유는 다음과 같다. 첫째, CB-SEM은 이론적 모형의 적합도 평가와 모수 추정치의 정교성을 요구

하며, 다변량 정규성 가정 및 큰 표본 크기에 상대적으로 민감하다. 반면 본 연구의 자료는 5점 리커트 기반의 비정규 분포 특성을 가지며, 매개-조절이 동시에 포함된 복합적 모형이므로 CB-SEM의 기본 가정을 충족하기 어렵다. 둘째, 본 연구의 목적은 이론 적합도 검정보다는 잠재변수 간 관계의 예측 및 설명에 중점을 두고 있어, 구성개념의 예측 타당성에 강점을 지닌 PLS-SEM이 분석 목적에 보다 부합한다[33].

아울러 PLS-SEM의 통계적 한계도 고려하였다. PLS-SEM은 표본 크기에 비교적 강건하나, 표본 수가 부족할 경우 경로계수의 안정성 저하 가능성이 존재한다. 이를 보완하기 위해 본 연구는 3,697명의 대규모 표본을 확보하여 모형의 통계적 신뢰성을 확보하였다. 또한 PLS-SEM은 다중공선성에 민감할 수 있으므로, 모든 예측 변수에 대해 VIF 값을 검증하여 수용 가능한 기준치(5 미만)를 충족함을 확인하였다. 이처럼 본 연구는 PLS-SEM의 장점을 연구 목적에 맞게 활용하되, 그 한계 요소들을 사전에 점검하여 분석 결과의 타당성을 확보하였다.

데이터 분석은 SmartPLS 4.0을 이용하였으며, 절차는 측정모형 평가와 구조모형 평가의 두 단계로 이루어졌다. 측정모형 단계에서는 각 잠재변수를 구성하는 지표의 신뢰성과 타당성을 검증하였다. 이를 위해 외부적재치(outer loading), 내적 일관성 신뢰도(Composite Reliability), 집중타당도(AVE)를 확인하고, HTMT 비율을 통해 판별타당성을 평가하였다. 구조모형 단계에서는 경로의 유의성과 설명력을 검토하였으며, 다중공선성(VIF), 결정계수( $R^2$ ), 효과크기( $f^2$ ), 예측적 적합성( $Q^2$ predict)을 이용해 모형의 안정성과 타당성을 평가하였다.

가설 검증은 부트스트래핑(bootstrapping) 5,000회 반복 추출을 통해 수행하였으며, 경로계수의 t값과 p값을 기준으로 유의성을 판정하였다. 추가로, 알고리즘 투명성의 조절효과 및 신뢰의 매개효과를 포함한 조절된 매개모형 분석과, 세대-거주지역별 다집단분석(MGA)을 실시하여 집단 간 경로 차이를 검증하였다.

## V. Results

### 1. Sample Characteristics

본 연구의 분석에 사용된 유효표본은 총 3,697명으로 <Table 2>와 같이 구성되었다. 성별 분포를 보면, 남성 44.3%, 여성 55.7%로 여성 응답자의 비율이 다소 높게 나타났다. 연령대별로는 20대(14.0%), 30대(24.2%), 40대

(17.5%), 50대(21.6%), 60대 이상(19.2%)으로, 중·장년층(40대 이상)이 전체의 약 58%를 차지하여 상대적으로 높은 비중을 보였다. 학력의 경우, 고졸 이하 36.8%, 대졸 이상 63.2%로, 대학교 이상의 학력을 보유한 응답자가 과반수 이상을 차지하였다. 지역별로는 수도권 거주자가 46.1%로 가장 많았으며, 그 다음으로 영남권(26.1%), 호남·제주권(13.5%), 충청권(12.7%), 강원권(1.5%) 순으로 나타났다.

Table 2. Sample Characteristics

Category	Item	Freq.	%
Gender	Male	1,636	44.3
	Female	2,061	55.7
Age Group	Teens	133	3.6
	20s	517	14.0
	30s	894	24.2
	40s	647	17.5
	50s	797	21.6
	60 and above	709	19.2
Education Level	High school or below	1,359	36.8
	College degree or higher	2,338	63.2
Region	Capital area	1,706	46.1
	Chungcheong region	470	12.7
	Gangwon region	55	1.5
	Yeongnam region	966	26.1
	Honam/Jeju region	500	13.5
Total		3,697	100

### 2. Measurement Model Assessment

본 연구에서는 각 잠재변수를 구성하는 측정지표의 신뢰도와 타당성을 <Table 3>과 같이 검증하였다. 평가 기준은 Hair et al.(2021)[33]과 Henseler et al.(2015)[34]의 권고에 따라 요인적재치  $\geq 0.60$ , 크론바흐 알파  $\geq 0.70$ , 내적 일관성 신뢰도( $\rho_a, \rho_c$ )  $\geq 0.70$ , 집중타당도(AVE)  $\geq 0.50$ 으로 설정하였다.

대부분의 요인적재치는 0.60 이상으로 나타나 구성개념을 적절히 반영하였다. 일부 항목(예: ta04, at06)은 다소 낮은 값을 보였으나, Hair et al.(2021)의 “0.40~0.70 구간의 항목은 AVE와 CR이 적정 수준일 경우 유지 가능하다”는 기준에 따라 분석에 포함하였다[33]. 크론바흐 알파는 ‘공정성 인식’(0.674)과 ‘지속이용 의도’(0.464)에서 기준에 약간 미달했으나, 문항 수가 적어 과소추정된 것으로 판단된다. 반면,  $\rho_a$ 와  $\rho_c$ 는 모두 0.70 이상으로 내적 일관성이 확보되었다.

집중타당도(AVE)는 대부분 0.50 이상을 충족했으며, ‘신뢰’와 ‘알고리즘 투명성’의 AVE 값은 각각 0.415와 0.428로 0.50 기준에 다소 미달하였으나, 이는 두 구성개념이 본질적으로 다차원적 속성을 포함하고 있어 문항 간

분산이 상대적으로 크게 나타난 데 기인한다. 중요한 점은, AVE는 판별타당도보다는 수렴타당도의 보수적 지표이며, 다차원적 개념에서 AVE가 낮게 산출되는 것이 일반적이라는 점이다. Hair et al.(2021)[33]은 AVE가 0.40 이상이고 Composite Reliability(CR)가 0.70 이상인 경우, 구성개념이 충분한 내적 일관성을 확보하고 있으므로 수렴타당성을 인정할 수 있다고 명시하고 있다. 본 연구에서도 두 변수의 CR 값이 모두 0.70을 상회하고, 각 문항의 요인적재치가 개념적 방향성과 부합하며, HTMT 기준에서도 판별타당성이 확보된 것으로 나타났기 때문에, AVE 기준 미달이 연구모형의 신뢰도와 타당성을 저해하지 않는 것으로 판단된다. 따라서 AVE가 0.50에 미달하더라도, CR 기준 충족·다차원적 구성 특성·적절한 적재치·판별타당성 확보라는 복합적 근거에 따라 두 구성개념은 이론적·통계적으로 수용 가능한 수준으로 해석될 수 있다. 따라서 전체적으로 측정항목의 수렴타당도와 내적 일관성이 양호하게 확보되었다.

Table 3. Measurement Model Assessment Results

LV	Item	OL	CA	rho_a	rho_c	AVE
		≥0.60	≥0.70	≥0.70	≥0.70	≥0.50
FP	fp01	0.732	0.674	0.740	0.803	0.505
	fp02	0.705				
	fp03	0.714				
	fp04	0.692				
TA	ta01	0.701	0.718	0.720	0.809	0.415
	ta02	0.627				
	ta03	0.659				
	ta04	0.524				
	ta05	0.600				
	ta06	0.649				
CI	ci01	0.811	0.464	0.834	0.789	0.651
	ci02	0.803				
AT	at01	0.681	0.833	0.837	0.866	0.428
	at02	0.656				
	at03	0.686				
	at04	0.630				
	at05	0.653				
	at06	0.543				
	at07	0.634				
	at08	0.607				
	at09	0.622				

Note: LV, Latent Variable; OL, Outer Loading; CA, Cronbach's Alpha; AVE, Average Variance Extracted

잠재변수 간 개념적 독립성은 HTMT(Heterotrait-Monotrait ratio) 값을 통해 검증하였다. HTMT는 판별타당성 확보 여부를 판단하는 대표 지표로, 일반적으로 0.90 이하(엄격한 기준은 0.85 이하)일 때 변수 간 구분이 통계적으로 확보된 것으로 본다[34]. <Table 4>의 결과, 모든 변수 쌍의 HTMT 값이 0.85 미만으로 나타나 구성개념 간

중복이 없고, 측정모형이 높은 수준의 판별타당성을 갖추고 있음을 확인하였다.

Table 4. Heterotrait-Monotrait Ratio

LV	1	2	3	4	5
FP					
TA	0.821				
CI	0.229	0.372			
AT	0.687	0.846	0.506		
AT x FP	0.061	0.067	0.180	0.002	

### 3. Structural Model Assessment

다음 <Table 5>는 PLS-SEM 기반 구조모형 평가 결과를 제시한 것이다. 모든 경로의 inner VIF 값은 1.045~1.151로 나타나 다중공선성 문제가 없는 것으로 확인되었다. 신뢰(TA)에 대한 R<sup>2</sup>는 0.383, 지속이용 의도(CI)에 대한 R<sup>2</sup>는 0.257로, 모형이 주요 종속변수를 적정 수준에서 설명하고 있음을 보여준다. 또한 Q<sup>2</sup>predict 값이 TA(0.381), CI(0.186) 모두 0을 상회하여 모형의 예측 타당성이 확보되었다. f<sup>2</sup> 효과크기 분석 결과, FP→TA(0.439)는 큰 효과, TA→CI(0.143)는 중간 수준의 영향력을 보였으며, AT→TA(0.008)와 AT×FP→TA(0.003), FP→CI(0.022)는 작은 효과로 나타났다.

Table 5. Structural Model Assessment Results

Path	VIF	f <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>	Q <sup>2</sup> predict
FP→TA	1.045	0.439	0.383	0.381
AT→TA	1.070	0.08		
AT×FP→TA	1.033	0.002		
FP→CI	1.501	0.022	0.257	0.186
TA→CI	1.501	0.143		

### 4. Hypothesis Test

본 연구는 5,000회 부트스트래핑(bootstrapping)을 통해 각 가설의 경로계수(path coefficient)와 유의수준을 검증하였다. 분석 결과, <Table 6>의 모든 경로는 유의수준 0.05 이하에서 통계적으로 유의하였다.

먼저, 공정성 인식 → 신뢰(H1)의 경로계수는 0.532(t = 40.189, p < 0.001)로, 공정성 인식이 높을수록 서비스에 대한 신뢰가 강화됨을 확인하였다. 공정성 인식 → 지속이용 의도(H2)의 직접효과도 0.157(t = 8.003, p < 0.001)로 유의하여, 공정성이 서비스 이용 지속성에 긍정적 영향을 미치는 것으로 나타났다. 신뢰 → 지속이용 의도(H3)는 0.400(t = 21.508, p < 0.001)로 매우 높은 유의성을 보여, 이용자의 신뢰가 강화될수록 서비스 지속 이용 의도가 높아짐을 시사한다. 또한 매개효과(H4) 검증 결과, 공정성 인

식이 신뢰를 매개로 지속이용 의도에 미치는 간접효과 (0.213,  $t = 17.782$ ,  $p < 0.001$ )가 유의하게 나타나, 신뢰가 공정성 인식과 이용의도 간의 핵심 매개요인임을 확인하였다. 마지막으로, 알고리즘 투명성의 조절효과(H5)는 상호작용항의 경로계수 0.029( $t = 2.130$ ,  $p = 0.033$ )로 유의하여, 알고리즘의 작동 과정이 명확히 공개될수록 공정성 인식이 신뢰로 전이되는 긍정적 효과가 강화됨을 보여주었다.

이상의 가설 검정 결과는 AI 추천서비스 이용 과정에서 공정성 인식, 신뢰, 알고리즘 투명성이 서로 유기적으로 작동하는 다층적 심리·인지 메커니즘을 보여준다. 먼저, 공정성 인식이 신뢰와 지속이용 의도에 모두 유의한 영향을 미쳤다는 결과(H1, H2)는 이용자가 추천 알고리즘의 결과를 수용하는 과정이 단순한 기능적 효용 평가를 넘어, 규범적·윤리적 판단에 깊이 의존하고 있음을 시사한다. 다시 말해, 추천 결과가 객관적이고 편향되지 않았다는 확신이 형성될 때, 이용자는 알고리즘에 대한 불확실성을 낮추고 서비스 전반에 대한 신뢰를 강화한다. 이는 AI 추천서비스가 기술적 정확성만으로는 이용자의 장기적 사용을 확보하기 어려우며, 공정성 기반의 정당성 확보가 필수적임을 의미한다.

또한 신뢰가 지속이용 의도에 미치는 강한 영향(H3)은 기존 IS 성공모형과 기술수용 연구에서 검증된 “신뢰 기반 행동 프레임워크”를 AI 추천 환경에서도 재확인한 결과이다. 이는 추천 알고리즘이 블랙박스 형태로 작동하는 상황에서, 신뢰가 불확실성과 위험 지각을 완충하는 핵심 요인임을 의미하며, 신뢰 형성이 서비스의 재이용·충성도·지속성의 심리적 기반임을 보여준다.

매개효과 분석(H4)을 통해 공정성 인식이 직접적으로 행동의도로 연결되기보다, 신뢰라는 심리적 관문을 통과하여 이용행동으로 전이되는 경로가 존재함이 확인되었다. 이는 AI 추천서비스 이용 과정이 ‘인지→정서→행동’ 구조를 따르는 단계적 의사결정 과정임을 시사하며, 추천 결과의 타당성과 신뢰성이 이용자의 행동전환을 설명하는 핵심 메커니즘임을 의미한다.

마지막으로 알고리즘 투명성의 조절효과(H5)는 투명성이 단순한 부가적 속성이 아니라, 공정성 인식-신뢰 간 관계를 강화하는 증폭 요인임을 보여준다. 알고리즘의 설명 가능성과 공개 수준이 높아질수록 이용자는 추천 기준을 이해하고 예측 가능성을 확보하게 되며, 이는 공정성을 신뢰로 전환하는 인지적 연결고리를 강화한다. 이러한 결과는 AI 서비스가 불투명성으로 인한 사용자의 의심·불안감을 완화하기 위해 반드시 투명성과 설명가능성(Explainability)을 중심으로 설계되어야 함을 강조한다.

종합적으로, 본 연구의 결과는 공정성-신뢰-지속이용 의도라는 기존 구조를 넘어, 알고리즘 투명성이 그 관계를 재구성하고 강화하는 핵심적 조절 변수임을 실증적으로 제시함으로써, AI 추천서비스 이용자의 심리적 판단과 행동결정 과정에 대한 보다 풍부한 설명을 제공한다.

Table 6. Hypothesis Test Results

Hyp.	Path	Coeff.	SE	t value	p value
H1	FP→TA	0.532	0.013	40.189	0.000***
H2	FP→CI	0.157	0.020	8.003	0.000***
H3	TA→CI	0.400	0.019	21.508	0.000***
H4	FP→TA→CI	0.213	0.012	17.782	0.000***
H5	ATxFP→TA	0.029	0.014	2.130	0.033*

\*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*\*\*  $P < 0.001$

<Fig. 2>는 알고리즘 투명성이 공정성 인식과 신뢰 간 관계에 미치는 조절효과를 시각화한 결과이다. 그래프는 공정성 인식(FP)을 가로축, 신뢰(TA)의 예측값을 세로축으로 하여, 투명성 수준을 평균(Mean), 낮음(-1 SD), 높음(+1 SD)으로 구분해 단순기울기분석을 수행하였다.

분석 결과, 모든 조건에서 공정성 인식은 신뢰에 정(+)의 영향을 미쳤으며, 특히 투명성이 높은 집단(+1 SD)의 기울기가 가장 가파르게 나타났다. 이는 알고리즘의 작동 방식이 명확히 공개될수록 공정성 인식이 신뢰로 전이되는 효과가 강화됨을 의미한다. 반면 투명성이 낮은 집단(-1 SD)에서는 두 변수 간 관계가 상대적으로 완만하여, 불투명성이 신뢰 형성을 약화시키는 요인으로 작용함을 보여준다.

이 결과는 조절효과 가설(H5)을 시각적으로 지지할 뿐 아니라, 알고리즘 투명성이 공정성 인식이 신뢰로 전이되는 심리적 경로를 구조적으로 강화한다는 점을 이론적으로 시사한다. 즉, 이용자는 알고리즘의 판단 기준과 데이터 처리 방식이 더욱 명확하게 제시될수록 시스템이 ‘정당하게 작동한다’는 확신을 가지게 되며, 이는 공정성 인식이 신뢰로 전이되는 연결고리를 심리적으로 강화한다. 반대로 투명성이 낮은 환경에서는 알고리즘의 의사결정 과정이 불분명해지면서 공정성에 대한 긍정적 평가가 신뢰 형성으로 충분히 이어지지 못하는 경향이 나타난다. 이러한 패턴은 기술수용 이론에서 강조하는 인지적 확신(cognitive assurance) 및 절차적 이해(positional understanding) 메커니즘과도 부합하며, AI 추천서비스에서 투명성이 단순한 정보 제공 차원을 넘어 신뢰 형성의 조건적 촉진요인으로 기능함을 보여주는 실증적 근거라 할 수 있다.

Conditional Effect of Algorithmic Transparency on Fairness Perception → Trust

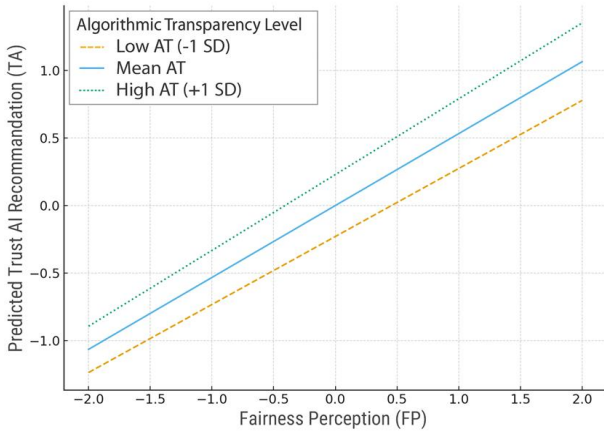


Fig. 2. Simple Slope Analysis Graph

## 5. Additional Analysis

### 5.1 Moderated Mediation Effect of AT

본 연구는 공정성 인식(FP)이 신뢰(TA)를 매개로 지속이용 의도(CI)에 미치는 간접효과가 알고리즘 투명성(AT) 수준에 따라 달라지는지를 검증하였다. 이를 위해 SmartPLS 4.0의 조건부 간접효과(conditional indirect effect) 분석을 실시하였으며, 투명성 수준을 평균(Mean), 낮음(-1 SD), 높음(+1 SD)으로 설정하였다.

분석 결과 <Table 7>과 같이, 모든 수준에서 간접효과가 통계적으로 유의하게 나타났으며, 그 크기는 투명성이 높을수록 점진적으로 증가하였다(+1 SD = 0.224, Mean = 0.213, -1 SD = 0.201,  $p < 0.001$ ). 이는 알고리즘의 작동이 명확히 공개될수록, 이용자가 인식한 공정성이 신뢰를 통해 지속이용 의도로 전이되는 간접경로가 강화됨을 의미한다.

따라서 공정성 인식 → 신뢰 → 지속이용 의도의 매개경로는 AT 수준에 의해 조절되는 조절된 매개효과(moderated mediation) 구조를 지니며, 이는 알고리즘의 설명가능성(explainability)과 투명성(transparency)이 이용자 신뢰 형성과 장기적 이용행동을 촉진하는 핵심 메커니즘으로 작용함을 실증적으로 보여준다.

조절된 매개효과 분석 결과는 알고리즘 투명성이 공정성 인식이 신뢰를 거쳐 지속이용 의도로 전이되는 과정을 강화함을 보여준다. 이는 단순한 통계적 차원을 넘어, 절차적 정당성과 인지적 불확실성 감소라는 사회심리적 메커니즘으로 설명될 수 있다. 투명성이 제공되면 이용자는 알고리즘의 판단 기준과 과정이 명확하다고 인식하여 결과를 더욱 정당한 절차에 기반한 것으로 평가하게 되며, 이는 공정성 인식이 신뢰로 연결되는 심리적 설득력을 높인다.

또한 투명성은 추천 결과의 예측 가능성을 높여 불확실성을 완화하고, 이용자가 시스템을 보다 이해 가능하고 통제 가능한 대상으로 인식하게 한다. 이러한 인식은 공정성 평가와 신뢰 형성 사이의 인지적 연결을 강화하여, 공정성 → 신뢰 → 지속이용 의도로 이어지는 간접효과가 투명성이 높은 집단에서 더욱 크게 나타나는 결과를 낳는다. 결국 알고리즘 투명성은 AI 추천서비스에서 공정성 인식의 영향력을 증폭시키는 핵심 신뢰촉진 요인으로 기능한다.

Table 7. Conditional Indirect Effect at Different Levels of Algorithmic Transparency (AT)

AT	Effect	Boot SE	Boot LLCI	Boot ULCI	t value	p value
+1 SD	0.224	0.014	0.199	0.252	16.538	0.000***
Mean	0.213	0.012	0.191	0.237	17.782	0.000***
-1 SD	0.201	0.013	0.178	0.228	15.795	0.000***

\*  $p < 0.05$ , \*\*  $p < 0.01$ , \*\*\*  $P < 0.001$

### 5.2 Multi-Group Analysis

본 연구는 표본의 인구통계학적 특성에 따라 연구모형의 구조적 관계가 상이할 가능성을 검증하기 위해, 세대(40대 이하 vs. 50대 이상)를 기준으로 PLS-MGA를 실시하였다. 일반적으로 40대 이하(M·Z 세대)는 디지털 친숙도와 혁신 수용성이 높고, 50대 이상(X·베이비붐 세대)은 기술 활용에서 신중한 태도를 보이는 것으로 알려져 있다 [35]. 이에 따라 AI 추천서비스의 공정성 인식-신뢰-지속이용 의도 간 관계가 세대로 차별화될 것이라는 가정을 검토하였다.

분석 결과 <Table 8>과 같이, 공정성 인식→신뢰(H1) 및 알고리즘 투명성×공정성 인식→신뢰(H5) 경로는 유의한 세대 차이를 보이지 않았다( $p > 0.05$ ). 이는 신뢰 형성이 세대보다는 공정성·일관성과 같은 인식의 질적 요인에 의해 더 강하게 좌우됨을 의미한다. 반면, 공정성 인식→지속이용 의도(H2), 신뢰→지속이용 의도(H3), 공정성 인식→신뢰→지속이용 의도(H4) 경로는 모두 통계적으로 유의한 차이를 보였다( $p < 0.05$ ).

특히 H2 경로에서는 50대 이상 집단이, 공정성 인식이 이용의도에 미치는 직접효과가 더 강하게 나타났다. 이는 고연령층이 기술적 효용성보다 공정성과 객관성에 대한 확신을 기반으로 서비스 이용을 지속한다는 점을 보여준다. 반면 H3, H4 경로에서는 40대 이하 집단이, 신뢰를 매개로 한 지속이용 의도의 형성이 더욱 두드러졌다. 즉, 젊은 세대는 공정성을 직접적으로 평가하기보다 신뢰를 통해 행동 의도로 전이하는 인지적 경로를 따른다는 것이다.

종합하면, 세대별 차이는 직접효과에서는 고연령층, 매개효과와 신뢰 관련 경로에서는 젊은 세대가 더 강한 영향력을 보였다. 이는 AI 추천서비스 수용 과정에서 세대별 신뢰 형성 메커니즘이 상이함을 시사하며, 실무적으로는 50대 이상 이용자에게는 공정성과 객관성 강화 전략, 40대 이하 이용자에게는 투명하고 신뢰기반의 알고리즘 커뮤니케이션 전략이 요구됨을 보여준다.

Table 8. PLS-MGA Results: By Generation

Hyp.	Path	Difference (A - B)	1-tailed (A vs B) p value	2-tailed (A vs B) p value
H1	FP→TA	0.014	0.293	0.587
H2	FP→CI	-0.155	1.000	0.000***
H3	TA→CI	0.092	0.008	0.015*
H4	FP→TA→CI	0.054	0.011	0.023*
H5	ATxFP→TA	0.032	0.125	0.250

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

Note: Group A = Age 40 and below (n = 2,191); Group B = Age 50 and above (n = 1,506)

그리고, AI 추천서비스에 대한 인식과 이용행동이 거주 지역에 따라 차이를 보이는지를 검증하기 위해, 수도권(집단 A)과 비수도권(집단 B)을 구분하여 PLS-MGA를 수행하였다. 선행연구에 따르면, 두 지역 간에는 정보 접근성, 디지털 인프라, 지능정보기술 수용 태도 등에서 유의한 격차가 존재하며[36,37], 이러한 차이가 공정성 인식과 신뢰, 그리고 지속이용 의도 간 관계에도 영향을 미칠 수 있다.

<Table 9>의 분석 결과, 공정성 인식→신뢰(H1), 공정성 인식→지속이용 의도(H2), 공정성 인식→신뢰→지속이용 의도(H4)의 세 경로에서 통계적으로 유의한 차이가 나타났다(p < 0.05). 먼저 H1(계수차 = -0.076)은 공정성 인식이 신뢰에 미치는 영향이 비수도권에서 더 강함을 보여준다. 이는 정보 접근성과 디지털 경험이 상대적으로 제한된 환경에서 공정성과 객관성 인식이 신뢰 형성의 핵심 요인으로 작용함을 의미한다.

또한 H2(계수차 = -0.184) 결과에 따르면, 비수도권 이용자일수록 공정성 인식이 지속이용 의도에 미치는 직접효과가 더 강했다. 이는 공정성과 중립성에 대한 확신이 형성될 때, 기술 효용보다 심리적 신뢰감이 서비스 이용 지속의 핵심 동인으로 작용함을 시사한다. 반면 수도권 이용자들은 공정성보다 효율성과 개인화 수준 등 기술적 요인을 더 중시하는 경향을 보였다.

더불어 H4(계수차 = -0.051)에서도 유의한 차이가 확인되어, 비수도권 집단에서 공정성 인식이 신뢰를 매개로 지속이용 의도에 미치는 간접효과가 더 강하게 나타났다.

즉, 이들은 공정성 인식이 직접적으로 행동의도로 이어지기보다 신뢰를 통한 간접적 경로를 통해 영향을 받는 경향이 뚜렷하다.

반면, H3(신뢰→지속이용 의도)와 H5(공정성 인식×알고리즘 투명성→신뢰) 경로에서는 지역 간 유의한 차이가 없었다. 이는 신뢰 형성과 투명성의 작동 메커니즘이 거주지보다 개인의 인식·경험적 요인에 의해 좌우됨을 의미한다.

Table 9. PLS-MGA Results: By Region

Hyp.	Path	Difference (A - B)	1-tailed (A vs B) p value	2-tailed (A vs B) p value
H1	FP→TA	-0.076	0.998	0.003**
H2	FP→CI	-0.184	1.000	0.000***
H3	TA→CI	-0.040	0.865	0.271
H4	FP→TA→CI	-0.051	0.987	0.026*
H5	ATxFP→TA	0.025	0.192	0.384

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

Note: Group A = Capital area (n = 1,706); Group B = Non-capital area (n = 1,991)

## VI. Conclusions

### 1. Summary and Discussion of Findings

본 연구는 AI 추천서비스 이용자의 공정성 인식(Fairness Perception), 신뢰(Trust), 지속이용 의도(Continuance Intention) 간의 구조적 관계와 알고리즘 투명성(Algorithmic Transparency)의 조절·조절된 매개효과를 실증적으로 검증하였다. 주요 분석 결과를 바탕으로 제시할 수 있는 논의점은 다음과 같다.

첫째, 공정성 인식은 신뢰에 유의한 정(+)의 영향을 미쳤으며(H1:  $\beta=0.532, p<0.001$ ), 이는 이용자가 알고리즘의 결과를 합리적이고 편향되지 않다고 인식할수록 시스템 신뢰가 강화된다는 점을 보여준다. 본 결과는 Schoeffer et al.(2022)[3]과 Binns et al.(2018)[6]의 “공정성은 알고리즘 신뢰 형성의 핵심 요인”이라는 논지를 뒷받침한다.

둘째, 공정성 인식의 직접효과(H2:  $\beta=0.157, p<0.001$ )는 Wang(2022)[1], Song et al.(2023)[7]의 연구와 유사하게, 공정성이 서비스 만족과 지속 이용을 촉진함을 입증하였다. 셋째, 신뢰의 직접효과(H3:  $\beta=0.400, p<0.001$ )는 Acharya et al.(2022)[2]과 Yang(2021)[20]의 결과와 일치하며, 신뢰가 AI 서비스의 지속적 이용의도에 핵심적 영향을 미침을 재확인하였다.

넷째, 매개효과 검증(H4:  $\beta=0.213, p<0.001$ ) 결과, 공정

성 인식은 신뢰를 통해 간접적으로 지속이용 의도에 영향을 미쳤다. 이는 공정성이 직접적 행동보다 심리적 신뢰를 매개로 전이되는 인지-정서-행동 경로를 따름을 의미하며, Narayanan et al.(2024)[4]의 “AI 정당성은 공정성과 신뢰의 결합에 의해 형성된다”는 주장을 지지한다.

다섯째, 알고리즘 투명성의 조절효과(H5:  $\beta=0.029$ ,  $p<0.05$ )는 이용자가 시스템의 작동 원리와 데이터 활용을 명확히 인식할수록, 공정성 인식이 신뢰로 전이되는 경향이 강화됨을 보여준다. 이는 Grimmelikhuijsen(2023)[5]과 Guo & Zhang(2025)[22]의 “투명성은 신뢰를 증폭시킨다”는 실증적 근거와 일치한다.

여섯째, 조절된 매개효과 분석에서도 투명성이 높을수록 공정성 인식→신뢰→지속이용 의도의 간접효과가 강화되어, 설명가능성(explainability)이 기술적 요인이 아닌 행동적 신뢰의 촉진기제임이 확인되었다.

마지막으로, 다집단분석 결과 세대별로는 50대 이상 집단에서 공정성의 직접효과(H2)가, 40대 이하 집단에서는 신뢰의 직접효과(H3) 및 매개효과(H4)가 더 강하게 나타났다. 이는 연령에 따라 공정성과 신뢰의 인지적 경로가 다름을 보여준다[35]. 지역별 분석에서는 비수도권 집단이 공정성 인식 관련 경로(H1, H2, H4)에서 더 높은 계수를 보여, 정보 접근성의 격차가 신뢰 형성과 행동의도에 영향을 미친다는 점이 확인되었다[36,37].

종합적으로, 본 연구는 AI 추천서비스의 지속이용 의도가 공정성 인식과 신뢰의 상호작용, 그리고 알고리즘 투명성의 조절 효과를 통해 설명될 수 있음을 실증적으로 제시하였다. 즉, 신뢰는 공정성 인식의 결과이자 행동의도의 매개요인으로 작동하며, 투명성은 이 관계를 강화하는 핵심 요인으로 기능한다.

## 2. Theoretical, Practical, and Policy Implications

본 연구결과를 통해 제시할 수 있는 시사점은 다음과 같다.

첫째, 학술적으로 본 연구는 AI 추천서비스의 사회적 수용성(Social Acceptance)을 설명하는 통합적 인과모형을 제시함으로써, 기존의 기술수용모형(TAM)이나 정보시스템 성공모형(IS Success Model)을 보완하였다. 특히 공정성 인식-신뢰-지속이용 의도의 매개 구조와 알고리즘 투명성의 조절효과를 통합적으로 검증함으로써, AI 신뢰 연구에서 윤리적 인식요인(공정성, 투명성)의 역할을 실증적으로 규명하였다.

둘째, 실무적으로 본 연구 결과는 플랫폼 기업 및 서비스 제공자에게 이용자 중심의 투명한 알고리즘 관리정책의 중요성을 시사한다. 추천 알고리즘의 작동 원리, 데이

터 활용 방식, 콘텐츠 노출 기준 등에 대한 명확한 설명은 이용자의 공정성 인식을 높이고, 결과적으로 신뢰를 강화하여 서비스 이용을 지속시키는 핵심 요인으로 작용한다.

셋째, 플랫폼 기업은 추천 알고리즘의 설계 단계에서 데이터 편향 완화와 절차적 정당성을 확보할 수 있는 공정성 기반 설계 원칙을 도입해야 한다. 아울러 이용자가 추천 기준과 데이터 처리 과정을 이해할 수 있도록 핵심 정보(예: 주요 추천 요인, 데이터 사용 범주)를 요약·시각화하여 제공함으로써 설명가능성을 강화할 필요가 있다. 나아가 세대·지역별 인지 차이를 고려한 맞춤형 알고리즘 설명 기능을 제공하면 이용자 신뢰 제고에 추가적 효과를 기대할 수 있을 것이다.

넷째, 정부와 규제기관의 역할도 중요하다. 알고리즘 공정성 감사제를 도입하여 추천 결과의 집단 간 편향 여부를 정기적으로 점검하고, 그 결과를 투명하게 공개하는 제도적 장치가 필요하다. 또한 알고리즘 투명성 표준을 마련하여 플랫폼이 제공해야 할 정보의 범위와 형식을 명확히 규정함으로써 서비스 간 편차를 줄여야 한다. 더불어 비수도권·고연령층과 같이 공정성 인식의 영향력이 특히 크게 나타난 집단을 대상으로 디지털 접근성 강화 및 알고리즘 이해 지원 프로그램을 운영할 필요가 있다. 마지막으로, 공공·민간 영역에서 설명가능 AI(XAI) 가이드라인을 확립하여 책임 있는 AI 서비스 제공의 기반을 제도적으로 강화하는 것이 바람직하다.

## 3. Limitations and Directions for Future Research

본 연구를 통해 유의미한 논의와 시사점을 도출하였으나, 다음과 같은 연구의 한계를 내포하고 있다. 이러한 한계를 개선할 수 있는 향후 연구 방향을 함께 제시하면 다음과 같다.

첫째, 본 연구는 「2024년 지능정보사회 이용자 패널조사」의 2차 자료를 활용하였기에, 변수의 측정항목이 연구자의 의도에 따라 완벽하게 조작화되지 못한 한계가 있다. 향후 연구에서는 공정성 인식의 하위차원(분배·절차·상호작용 공정성)을 구분하여 검증함으로써 이론적 정밀성을 높일 필요가 있다.

둘째, 본 연구는 횡단적(cross-sectional) 자료를 기반으로 분석되었기 때문에, 변수 간의 인과관계를 완전하게 단정하기 어렵다. 후속 연구에서는 종단적(longitudinal) 분석 또는 실험설계(experimental design)를 통해 공정성 인식의 시간적 변화와 신뢰의 안정성을 검증할 필요가 있다.

셋째, 본 연구는 주로 포털 및 유튜브 중심의 추천서비스 이용자를 대상으로 분석하였으나, 향후 연구에서는 AI 추

천서서비스의 영역(음악, 쇼핑, 의료 등)을 확장하여 비교 연구를 수행함으로써 일반화 가능성을 높일 수 있을 것이다.

## REFERENCES

- [1] M.-M. Wang, "Encouraging Solvers to Sustain Participation Intention on Crowdsourcing Platforms: An Investigation of Social Beliefs," *Information Technology and Management*, Vol. 23, No. 1, pp. 39-50, 2022. DOI: 10.1007/s10799-021-00340-w
- [2] N. Acharya, A.-M. Sassenberg, and J. Soar, "Consumers' Behavioural Intentions to Reuse Recommender Systems: Assessing the Effects of Trust Propensity, Trusting Beliefs and Perceived Usefulness," *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, Vol. 18, No. 1, pp. 55-78, 2022. DOI: 10.3390/jtaer18010004
- [3] R. Binns, M. Van Kleek, M. Veale, U. Lyngs, J. Zhao, and N. Shadbolt, "It's Reducing a Human Being to a Percentage': Perceptions of Justice in Algorithmic Decisions," *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp.1-14, 2018.
- [4] D. Narayanan, M. Nagpal, J. McGuire, S. Schweitzer, and D. De Cremer, "Fairness Perceptions of Artificial Intelligence: A Review and Path Forward," *International Journal of Human-Computer Interaction*, Vol. 40, No. 1, pp. 4-23, 2024. DOI: 10.1080/10447318.2023.2210890
- [5] S. Grimmelikhuijsen, "Explaining Why the Computer Says No: Algorithmic Transparency Affects the Perceived Trustworthiness of Automated Decision-Making," *Public Administration Review*, Vol. 83, No. 2, pp. 241-262, 2023. DOI: 10.1111/puar.13483
- [6] J. Schoeffer, N. Kuehl, and Y. Machowski, "'There Is Not Enough Information': On the Effects of Explanations on Perceptions of Informational Fairness and Trustworthiness in Automated Decision-Making," *Proceedings of the 2022 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, pp.1616-1628, 2022.
- [7] Y. Song, L. Gui, H. Wang, and Y. Yang, "Determinants of Continuous Usage Intention in Community Group Buying Platform in China: Based on the Information System Success Model and the Expanded Technology Acceptance Model," *Behavioral Sciences*, Vol. 13, No. 11, pp. 941, 2023. DOI: 10.3390/bs13110941
- [8] Q. Zhang, J. Lu, and Y. Jin, "Artificial Intelligence in Recommender Systems," *Complex & Intelligent Systems*, Vol. 7, No. 1, pp. 439-457, 2021. DOI: 10.1007/s40747-020-00212-w
- [9] F. Ricci, L. Rokach, and B. Shapira, "Recommender Systems: Techniques, Applications, and Challenges," In F. Ricci, L. Rokach, B. Shapira (Eds.), *Recommender Systems Handbook*, Springer: NY, pp.1-35, 2021.
- [10] N. Helberger, "On the Democratic Role of News Recommenders," In N. Thurman, S.C. Lewis, J. Kunert (Eds.), *Algorithms, Automation, and News: New Directions in the Study of Computation and Journalism*, Routledge, pp.14-33, 2021.
- [11] E. Pariser, "The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You," Penguin UK, 2011.
- [12] E. Rader, and R. Gray, "Understanding User Beliefs About Algorithmic Curation in the Facebook News Feed," *Proceedings of the 33rd annual ACM conference on human factors in computing systems*, pp.173-182, 2015.
- [13] N. K. Lankton, D. H. McKnight, and J. Tripp, "Technology, Humanness, and Trust: Rethinking Trust in Technology," *Journal of the Association for Information Systems*, Vol. 16, No. 10, pp. 880-918, 2015. DOI: 10.17705/ijais.00411
- [14] D. Shin, "User Perceptions of Algorithmic Decisions in the Personalized AI System: Perceptual Evaluation of Fairness, Accountability, Transparency, and Explainability," *Journal of Broadcasting & Electronic Media*, Vol. 64, No. 4, pp. 541-565, 2020. DOI: 10.1080/08838151.2020.1843357
- [15] D. Shin, and Y. J. Park, "Role of Fairness, Accountability, and Transparency in Algorithmic Affordance," *Computers in Human Behavior*, Vol. 98, pp. 277-284, 2019. DOI: 10.1016/j.chb.2019.04.019
- [16] Y. Wang, W. Ma, M. Zhang, Y. Liu, and S. Ma, "A Survey on the Fairness of Recommender Systems," *ACM Transactions on Information Systems*, Vol. 41, No. 3, pp. 1-43, 2023. DOI: 10.1145/3547333
- [17] S. W. Gilliland, "The Perceived Fairness of Selection Systems: An Organizational Justice Perspective," *Academy of Management Review*, Vol. 18, No. 4, pp. 694-734, 1993. DOI: 10.5465/amr.1993.9402210155
- [18] N. Sonboli, J. J. Smith, F. Cabral Berenfus, R. Burke, and C. Fiesler, "Fairness and Transparency in Recommendation: The Users' Perspective," *Proceedings of the 29th ACM Conference on User Modeling, Adaptation and Personalization*, pp.274-279, 2021.
- [19] D. H. McKnight, V. Choudhury, and C. Kacmar, "Developing and Validating Trust Measures for E-Commerce: An Integrative Typology," *Information Systems Research*, Vol. 13, No. 3, pp. 334-359, 2002. DOI: 10.1287/isre.13.3.334.81
- [20] X. Yang, "Determinants of Consumers' Continuance Intention to Use Social Recommender Systems: A Self-Regulation Perspective," *Technology in Society*, Vol. 64, pp. 101464, 2021. DOI: 10.1016/j.techsoc.2020.101464
- [21] J. Govea, R. Gutierrez, and W. Villegas-Ch, "Transparency and Precision in the Age of Ai: Evaluation of Explainability-Enhanced Recommendation Systems," *Frontiers in Artificial Intelligence*, Vol. 7, pp. 1410790, 2024. DOI: 10.3389/frai.2024.1410790
- [22] Y.-X. Guo, and X. Zhang, "The Impact Mechanism of

- Algorithmic Transparency on User Trust in Intelligent Recommendation Systems of Internet Platforms,” *Journal of Computers*, Vol. 36, No. 3, pp. 335–348, 2025. DOI: 10.63367/199115992025063603022
- [23] J. Wanner, L.-V. Herm, K. Heinrich, and C. Janiesch, “The Effect of Transparency and Trust on Intelligent System Acceptance: Evidence from a User-Based Study,” *Electronic Markets*, Vol. 32, No. 4, pp. 2079–2102, 2022. DOI: 10.1007/s12525-022-00593-5
- [24] D. Jin, L. Wang, H. Zhang, Y. Zheng, W. Ding, F. Xia, and S. Pan, “A Survey on Fairness-Aware Recommender Systems,” *Information Fusion*, Vol. 100, pp. 101906, 2023. DOI: 10.1016/j.inffus.2023.101906
- [25] D. Kumar, T. Grosz, N. Rekabsaz, E. Greif, and M. Schedl, “Fairness of Recommender Systems in the Recruitment Domain: An Analysis from Technical and Legal Perspectives,” *Frontiers in big Data*, Vol. 6, pp. 1245198, 2023. DOI: 10.3389/fdata.2023.1245198
- [26] X. Ning, Y. Lu, W. Li, and S. Gupta, “How Transparency Affects Algorithmic Advice Utilization: The Mediating Roles of Trusting Beliefs,” *Decision Support Systems*, Vol. 183, pp. 114273, 2024. DOI: 10.1016/j.dss.2024.114273
- [27] E. Gedrimiene, I. Celik, K. Mäkitalo, and H. Muukkonen, “Transparency and Trustworthiness in User Intentions to Follow Career Recommendations from a Learning Analytics Tool,” *Journal of Learning Analytics*, Vol. 10, No. 1, pp. 54–70, 2023. DOI: 10.18608/jla.2023.7791
- [28] K. Park, and H. Young Yoon, “Ai Algorithm Transparency, Pipelines for Trust Not Prisms: Mitigating General Negative Attitudes and Enhancing Trust toward Ai,” *Humanities and Social Sciences Communications*, Vol. 12, No. 1, pp. 1–13, 2025. DOI: 10.1057/s41599-025-05116-z
- [29] N. Yoon, and H.-K. Lee, “Ai Recommendation Service Acceptance: Assessing the Effects of Perceived Empathy and Need for Cognition,” *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research*, Vol. 16, No. 5, pp. 1912–1928, 2021. DOI: 10.3390/jtaer16050107
- [30] W. Trzebiński, B. Marciniak, and E. Kulczycka, “Online Recommenders’ Anthropomorphism Improves User Response to Hedonic and Benefit-Based Product Appeals through the Recommenders,” *Plos One*, Vol. 18, No. 6, pp. e0287663, 2025. DOI: 10.1371/journal.pone.0287663
- [31] I. T. Lee, “A Study on the Negative Effects of Risk Factors of AI Recommendation Service on Continuous Use Intention,” *Journal of Korea Service Management Society*, Vol. 26, No. 4, pp. 25–43, 2025.
- [32] B. Rolando, “The Impact of Artificial Intelligence-Based Recommendation Systems on Consumer Purchase Decisions in E-Commerce,” *Artificial Intelligence Research and Applied Learning*, Vol. 4, No. 2, pp. 14–38, 2025. DOI: doi.org/10.1234/aira.v4i2.47
- [33] J. F. Hair, G. T. M. Hult, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, “A Primer on Partial Least Squares Structural Equation Modeling (PLS-SEM),” SAGE Publications, 2021.
- [34] J. Henseler, C. M. Ringle, and M. Sarstedt, “A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-Based Structural Equation Modeling,” *Journal of the Academy of Marketing Science*, Vol. 43, No. 1, pp. 115–135, 2015. DOI: 10.1007/s11747-014-0403-8
- [35] W. S. Jeong, and C. M. Heo, “Effect of Small Businesses Owner’s Digital Transformation Environmental Factors on Digital Transformation Implementation: Focusing on Moderating Effect of Age,” *Journal of Distribution and Management Research*, Vol. 26, No. 5, pp. 37–58, 2023.
- [36] J. C. Kim, and B. I. Min, “Digital Divide between the Seoul-Metropolitan Area and Local Region,” *The Korean Governance Review*, Vol. 13, No. 1, pp. 115–142, 2006. DOI: UCI: 704-001707.2006.13.1.005
- [37] S. K. Choi, and S. Y. Park, “Comparison of Technology Adoption: Intelligent Information Technology of the Technology-Based Companies in the Capital Region and Non-Capital Regions,” *Journal of Distribution and Management Research*, Vol. 26, No. 3, pp. 87–105, 2023.

## Author



Hyeong-Min Kim received his B.S. and M.S. degrees from KAIST, Korea, in 1990 and 1994, respectively, and earned his Ph.D. in Entrepreneurship from Chung-Ang University, Korea, in 2022.

Dr. Kim joined the faculty of the Startup Center at Daejin University, Pocheon, Korea, in 2024. He is currently a Assistant Professor in the Department of Intellectual Property and Entrepreneurship, Daejin University. He is interested in technology entrepreneurship, startup organization, and generative AI service.