

AI 쇼핑 어시스턴트의 인터랙션 디자인 특성이 소비자 의사결정에 미치는 영향

타오바오 Qwen AI 쇼핑 어시스턴트를 중심으로

The Effects of AI Shopping Assistant Interaction Design Characteristics on Consumer Decision-Making

focusing on the Taobao Qwen AI shopping assistant

주 저 자 : 왕심월 (Wang, Xinyue)

한양대학교 일반대학원 시각디자인전공 석사과정

교 신 저 자 : 리메이르 (Le, Meile)

한양대학교 ERICA 디자인대학 커뮤니케이션디자인학과 조교수
lemeile@hanyang.ac.kr

<https://doi.org/10.46248/kids.2026.3.34>

접수일 2026. 09. 09. / 심사완료일 2026. 09. 14. / 게재확정일 2026. 09. 18. / 게재일 2026. 09. 30.

Abstract

This study examined the relationship between AI shopping assistant interaction design and consumer decision-making using Taobao Qwen. Data from 597 users and 1,194 task-screen images were analyzed through participant-level coding of six interaction characteristics (F1-F6), PLS-SEM, and additional path analysis. Advice quality was positively related to perceived diagnosticity and negatively related to cognitive effort, while perceived transparency was positively related to perceived control. F1-F6 were also significantly associated with their corresponding perceptual constructs. The findings highlight requirement-attribute matching, structured comparison, visible recommendation evidence, user modification, and final judgment support as key design directions.

Keyword

AI Shopping Assistant(AI 쇼핑 어시스턴트), Interaction Design(인터랙션 디자인), Consumer Decision-Making(소비자 의사결정)

요약

본 연구는 타오바오 Qwen AI 쇼핑 어시스턴트를 중심으로 인터랙션 디자인 특성과 소비자 의사결정 간의 관계를 분석하였다. 20~39세 이용자 597명의 유효표본과 1,194장의 화면자료를 바탕으로 F1~F6 인터랙션 특성을 참여자 수준에서 코딩하고 설문자료와 연계하여 PLS-SEM 및 추가 경로분석을 실시하였다. 분석 결과, 조언 품질(AQ)은 지각된 진단성(PD)과 정(+)의 관계를, 지각된 인지 노력(PCE)과는 부(-)의 관계를 보였으며, 지각된 추천 에이전트 투명성(PT)은 지각된 통제(PC)와 정(+)의 관계를 보였다. 또한 F1~F6은 각각 관련 지각변수와 유의한 관계를 나타냈다. 본 연구는 요구-속성 대응, 비교 정보 구조화, 추천 근거 가시화, 사용자 수정-재추천 및 최종 판단 지원을 주요 디자인 방향으로 제시한다.

목차

1. 서론

- 1-1. 연구 배경 및 목적
- 1-2. 연구 범위 및 방법

2. 이론적 배경 및 사례분석

- 2-1. AI 쇼핑 어시스턴트 개요
- 2-2. 한중 사례 및 인터랙션 특성
- 2-3. 추천 정보와 의사결정
- 2-4. 추천 과정과 추천 수용

3. 연구 설계

- 3-1. 연구모형 및 가설

3-2. 조사 대상 및 절차

3-3. 측정도구 및 설문

3-4. 자료 분석 방법

4. 연구 결과

- 4-1. 표본 및 자료 정제 결과
- 4-2. 화면자료 및 인터랙션 특성 분석
- 4-3. 신뢰도 및 타당도 분석
- 4-4. 구조모형 분석 및 가설검증
- 4-5. 연구 결과 논의 및 디자인 시사점

5. 결론

참고문헌

1. 서론

1-1. 연구 배경 및 목적

생성형 인공지능(Generative Artificial Intelligence, AI)과 대규모 언어모델(Large Language Model, LLM)의 발전으로 전자상거래의 정보 탐색은 키워드 검색과 알고리즘 추천에서 자연어 기반 AI 쇼핑 어시스턴트(AI Shopping Assistant)로 확장되고 있다. AI 쇼핑 어시스턴트는 소비자의 예산, 사용 상황 및 선호 조건을 바탕으로 상품 탐색·비교와 추천 설명을 지원하며, 쇼핑 인터페이스를 의사결정 지원 환경으로 확장하고 있다. 2026년 5월 알리바바(Alibaba)는 Qwen을 타오바오(Taobao)·티몰(Tmall)의 상품 체계와 연계하여 자연어 기반 상품 탐색, 비교, 주문 및 배송 관리 기능을 제공하였다.¹⁾ 국내 연구에서도 쇼핑 AI 에이전트는 개인화 추천과 구매 의사결정을 지원하는 디지털 어시스턴트로 논의되며, 개인화, 지각된 용이성, 신뢰 및 지속 이용 의도가 주요 요인으로 다루어지고 있다.²⁾ 이에 추천 정보를 어떻게 구성·비교·설명하는가는 AI 쇼핑 서비스의 주요 인터랙션 디자인(Interaction Design) 문제로 볼 수 있다.

그러나 기존 연구는 기술 수용, 개인화, 신뢰 및 지속 이용을 중심으로 논의되어 왔으며, 소비자가 AI 추천을 이해하고 대안을 비교하며 의사결정 과정에서 통제감을 유지하도록 지원하는 디자인 메커니즘에 대한 논의는 상대적으로 부족하다. Wang과 Benbasat는 조건의 품질, 정보처리에 필요한 인지적 노력 및 추천 과정의 투명성이 추천 에이전트(RA)에 대한 평가와 신뢰 형성과 관련된 주요 요인임을 제시하였다.³⁾ 생성형 AI 쇼핑 어시스턴트는 연속적 대화, 상품 비교, 추천 설명 및 조건 수정이 가능하다는 점에서 기존 추천 시스템과

차별화된 상호작용 특성을 보인다. 이에 본 연구는 AI 쇼핑 어시스턴트의 인터랙션 디자인 특성과 소비자의 정보 평가, 선택에 대한 확신, 추천 에이전트에 대한 신뢰 및 추천 수용 간의 구조적 관계를 규명하고자 한다.

1-2. 연구 범위 및 방법

본 연구는 전자상거래 플랫폼에서 소비자의 구매 판단을 지원하는 AI 쇼핑 인터랙션을 연구 범위로 설정하였다. 한중 사례에는 조사 시점의 Apple App Store 국가별 iPhone ‘쇼핑’ 무료 순위와 AI 기반 상품 탐색·추천·비교 및 의사결정 지원 기능을 기준으로 주요 자국 플랫폼을 선정하였다.⁴⁾ 중국에서는 Taobao, JD, Xianyu를, 한국에서는 NAVER Plus Store와 Coupang을 분석하였으며, 실증 연구는 Taobao Qwen AI 쇼핑 어시스턴트를 대상으로 진행하였다. 조사 대상은 20~39세 중국 타오바오 이용자로 설정하였다. CNNIC 자료에 따르면 40세 미만 생생형 AI 이용자는 전체의 74.6%를 차지하였으며,⁵⁾ ‘90년대생’과 ‘2000년대생’의 온라인 쇼핑 이용률도 각각 95.1%와 88.5%로 나타났다.⁶⁾ 이를 바탕으로 20~39세를 주요 조사 연령 범위로 설정하였다.

연구 방법은 다음과 같다. 첫째, 문헌고찰과 한중 사례분석을 통해 AI 쇼핑 어시스턴트의 인터랙션 특성을 도출하였다. 둘째, 실제 구매 계획이 있는 타오바오 이용자를 대상으로 Qwen 쇼핑 과업을 실시하고 화면 자료와 설문자료를 수집하였다. 셋째, 화면자료의 F1~F6 출현 여부를 참여자 수준에서 변수화하여 설문 자료와 결합하고, SmartPLS 4 기반 PLS-SEM 및 추가 경로분석을 통해 인터랙션 특성, 사용자 지각, 의사결정 및 추천 수용 간의 관계를 검토하였다.

2. 이론적 배경 및 사례분석

2-1. AI 쇼핑 어시스턴트 개요

AI 쇼핑 어시스턴트는 전자상거래 환경에서 사용자

1) Alibaba Group, ‘Alibaba Opens All of Taobao to Qwen AI, Ushering in a New Agentic Shopping Experience’, (2026.09.08.)
www.alibabagroup.com/en-US/document-1991231293551017984

2) 이민서, 유재현, ‘쇼핑 AI 에이전트 특성이 지속 이용의도에 미치는 영향: 휴리스틱-시스템적 처리 모형 관점’, 한국벤처창업학회, 벤처창업연구, Vol.21, No.1, 2026.02, pp.183-199.

3) W. Wang, I. Benbasat, ‘Empirical Assessment of Alternative Designs for Enhancing Different Types of Trusting Beliefs in Online Recommendation Agents’, Taylor & Francis, Journal of Management Information Systems, Vol.33, No.3, 2016.12, pp.744-775.

4) Apple App Store, 중국 및 한국 iPhone ‘쇼핑’ 무료 앱 순위, (2026.09.08.) apps.apple.com

5) 中国互联网络信息中心, ‘中国互联网络信息中心发布《生成式人工智能应用发展报告(2025)》’, (2026.09.08.)
www1.cnnic.cn/n4/2025/1021/c88-11391.html

6) 中国互联网络信息中心, 『互联网助力数字消费发展蓝皮书』, 中国互联网络信息中心, 2024, p.23.

의 요구와 선호를 파악하고, 자연어 상호작용을 통해 상품 탐색과 구매 의사결정을 지원하는 AI 기반 디지털 어시스턴트이다. 기존 추천 에이전트(RA)는 사용자의 선호를 명시적·암묵적으로 파악하여 상품 탐색과 선택을 지원하는 의사결정 지원 시스템으로 논의되어 왔다.⁷⁾ 이후 대화형 추천 시스템(Conversational Recommender System, CRS)은 반복적인 상호작용을 통해 사용자의 선호를 구체화하고, 질문과 피드백을 가능하게 함으로써 일회성 추천에서 지속적인 상호작용 중심의 추천 방식으로 확장되었다.⁸⁾

또한 대규모 언어모델(LLM)의 도입은 자연어 이해·생성 및 추론 능력을 추천 시스템에 결합하여 사용자 요구와 상품 정보를 보다 맥락적으로 처리할 수 있는 가능성을 확대하였다.⁹⁾ 최근 쇼핑 AI 에이전트 연구에서도 이를 개인화된 상품 추천과 소비자의 구매 의사결정을 지원하는 디지털 어시스턴트로 설명하고 있다.¹⁰⁾ 이에 본 연구는 AI 쇼핑 어시스턴트를 자연어 상호작용을 기반으로 사용자의 요구를 이해하고, 상품 탐색·추천·비교 및 판단 과정에서 지속적으로 의사결정을 지원하는 AI 기반 인터랙션 시스템으로 정의한다. 관련 선행연구의 주요 관점은 [표 1]과 같으며, 이를 바탕으로 다음 절에서는 한중 주요 쇼핑 서비스의 실제 인터페이스와 인터랙션 특성을 비교한다.

[표 1] AI 쇼핑 어시스턴트 관련 선행연구

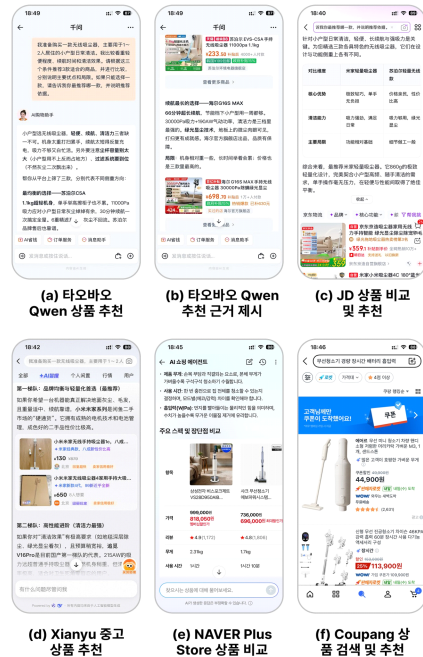
구분	주요 연구 내용	본 연구에 대한 시사점	근거 문헌
추천 에이전트(RA)	사용자의 선호를 명시적·암묵적으로 파악하여 상품 탐색	사용자 요구 및 선택	Xiao & Benbasat

- 7) B. Xiao, I. Benbasat, 'E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, and Impact', Management Information Systems Research Center, University of Minnesota, MIS Quarterly, Vol.31, No.1, 2007.03, pp.137-209.
- 8) D. Jannach, A. Manzoor, W. Cai, L. Chen, 'A Survey on Conversational Recommender Systems', Association for Computing Machinery, ACM Computing Surveys, Vol.54, No.5, 2021.06, Article 105, pp.1-36.
- 9) Z. Zhao et al., 'Recommender Systems in the Era of Large Language Models (LLMs)', IEEE Computer Society, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol.36, No.11, 2024.11, pp.6889-6907.
- 10) 이민서, 유재현, Op. cit. 2026, pp.183-199.

	과 선택을 지원	호 파악	t(2007)
대화형 추천 시스템(CRS)	반복적 상호작용을 통해 선호를 구체화하고 질문 및 피드백을 지원	선호 파악	Jannach et al. (2021)
LLM 기반 추천 시스템	자연어 이해·생성 및 추론 능력을 활용하여 사용자와 상품 정보를 처리	맥락적 요구 이해	Zhao et al. (2024)
쇼핑 AI 에이전트	개인화된 상품 추천과 소비자의 구매 의사결정을 지원	쇼핑 의사결정 지원	이민서·유재현 (2026)

2-2. 한중 사례 및 인터랙션 특성

본 연구는 한중 주요 쇼핑 플랫폼에서 상품 탐색과 선택을 지원하는 인터페이스 특성을 비교하기 위해 중국의 Taobao Qwen, JD, Xianyu와 한국의 NAVER Plus Store, Coupang을 사례로 선정하였다. 비교 조건의 일관성을 확보하기 위해 동일한 무선청소기 탐색 과업을 적용하고, 사용자 요구 입력 이후 상품 정보가 어떻게 구성·비교·설명되며 후속 탐색으로 이어지는지를 중심으로 대표 화면을 관찰하였다. 그 결과는 [그림 1]과 같다.



[그림 1] 한중 주요 쇼핑 플랫폼의 인터랙션 사례

Taobao Qwen은 예산, 사용 상황 및 선호 조건과 같은 자연어 요구를 바탕으로 후보 상품을 제시하고, 상품별 특징과 추천 이유를 제공하며 후속 질문을 통해 탐색을 이어갈 수 있도록 구성되어 있다. Alibaba

공식 자료에서도 Qwen이 자연어 대화를 기반으로 상품 탐색·비교·추천 및 복수 상품 비교를 지원한다고 설명하고 있다.¹¹⁾ JD의 징옌(Jingyan, 京言)은 자연어 질의를 바탕으로 상품을 탐색하고 후보 간 차이를 비교하며, LLM과 다중 대화를 기반으로 상품 검색·비교 및 리뷰 요약물을 지원한다.¹²⁾ Xianyu의 AI 검색은 사용자 요구에 따라 후보 상품을 용도와 성능 특성으로 구분하고, 가격·상품 상태·거래 정보를 함께 제시한다. 이러한 중국 사례에서는 자연어 요구와 상품 조건의 연결, 복수 대안 비교 및 추천 이유 제시가 공통적으로 한국의 NAVER Plus Store는 쇼핑 AI 에이전트(Shopping AI Agent)를 통해 검색어와 자연어 요구를 반영하고, 상품 속성과 리뷰 정보를 요약·분석하여 비교와 후속 탐색을 지원한다. NAVER 공식 자료에서도 상품 정보 요약·비교, 리뷰 분석 및 대화를 통한 추가 탐색 기능을 제시하고 있다.¹³⁾ Coupang은 검색어와 필터 조건에 따라 가격, 평점, 리뷰, 배송 및 할인 정보를 제시하여 복수 상품 비교와 탐색 조건 조정을 지원한다. 플랫폼별 관찰 결과는 [표 2]와 같다.

[표 2] 한중 주요 쇼핑 서비스의 인터랙션 특성 비교

플랫폼	요구 반영	입력	상품 구성	정보	비교·추천 방식	판단 정보 제시	후속 탐색
Taobao Qwen	예산·사용 상황·선택 조건	자연어 입력	설명문과 상품 카드 연결	여구성	복수 후보의 특징·장단점 비교 및 추천	추천 이유, 상품 질문, 장·단점 수정	후속 탐색
JD	자연어 질의	조건 입력	상품·속성 정보를 구조화	여구성	후보 상품의 핵심 특성 비교	핵심 장·단점, 추·가	질문의 질
Xianyu	자연어 검색 요구 반영		가격·상태·거래 정보를 상품별로 구성		용도·성능 특성에 따라 후보 구분	가격, 상태, 거래 정보	추·가 질문·검색
NAVER Plus Store	검색어와 자연어 요구 반영		상품 속성 및 리뷰 정보를 구조화		동일 기준에 따른 복수 상품 비교	상품 속성 및 리뷰 정보	후속 대화
Coupang	검색어 및 필터 조건 반영		가격·평점·배송·할인 정보 통합		관련 상품을 목록 형태로 병렬 제시	평점, 리뷰, 배송, 가격·혜택	검색·필터 조정

11) Alibaba Group, Op. cit. 2026.

12) JD.com, ‘Empowering Joyful Shopping: How Intelligent Retail Technology Transformed JD.com’s User Experience in 2024’, (2026.09.08.)

13) NAVER Corp., ‘네이버 쇼핑앱, 대화하며 쇼핑하는 ‘쇼핑 AI 에이전트’ 베타 출시’, (2026.09.08.)

[표 2]의 사례를 비교한 결과, 플랫폼별 구현 방식에는 차이가 있었으나 상품 선택을 지원하는 공통적인 상호작용 흐름이 확인되었다. 먼저 사용자의 예산, 사용 상황 및 선호 조건을 해석하여 상품 정보와 연결하고, 복수 후보를 공통 기준에 따라 비교하며 추천 이유와 판단 근거를 제시하였다. 이후 후속 질문이나 조건 변경을 통해 추천 결과를 조정하고 재탐색하는 과정이 나타났다. 이러한 흐름은 사용자의 선호를 파악하고 대안을 비교·평가하여 선택을 지원하는 추천 에이전트의 의사결정 과정과 연결된다.¹⁴⁾ 이에 반복적으로 확인된 화면 표현과 상호작용 방식을 기능적 유사성에 따라 정리하여, 사용자 요구 이해 단계의 ‘요구 재진술’과 ‘요구·속성 대응’, 대안 평가 단계의 ‘상품 간 비교’, ‘추천 이유 구조화’, ‘추천 근거 가시성’, 추천 과정 조정 단계의 ‘사용자 수정 가능성’을 도출하였다. 이를 F1~F6의 여섯 가지 인터랙션 특성으로 정리하였으며, 각 특성의 도출 과정과 디자인 의미는 [표 3]과 같다.

[표 3] 한중 사례 비교를 통해 도출한 인터랙션 특성

상호작용 단계	도출 특성	사례에서 반복적으로 확인된 표현	디자인 의미
사용자 요구 이해	F1 요구 재진술	입력한 예산·사용 상황·선택 조건을 요약하거나 다시 제시	사용자의 요구를 정확하게 이해하고 반영
사용자 요구 이해	F3 요구·속성 대응	사용자 조건과 상품의 성능·가능·가격 등의 속성을 연결하여 설명	요구와 상품 정보 간의 적합성 판단 지원
대안 평가	F2 상품 간 비교	복수 후보의 가격·성능·리뷰·장단점을 동일 기준으로 비교	대안 간 차이의 이해 및 비교 지원
대안 평가	F4 추천 이유 구조화	추천 이유와 장단점을 일정한 형식으로 정리	추천 논리의 이해 지원
대안 평가	F5 추천 근거 가시성	상품 속성·리뷰·평가 정보 등 판단 근거를 함께 제시	추천 판단 근거의 확인 가능성 강화
추천 과정 조정	F6 사용자 수정 가능성	후속 질문, 조건 변경 및 재탐색을 통해 결과물 조정	탐색 과정에 대한 사용자 개입과 조정 지원

2-3. 추천 정보와 의사결정

AI 쇼핑 어시스턴트가 제공하는 추천 정보는 사용자의 요구를 반영하고 복수 대안의 차이를 이해·평가하도록 지원하는 과정에서 소비자의 상품 판단과 연결된다. 사례 비교에서 확인된 요구 재진술(F1), 상품 간 비교(F2), 요구·속성 대응(F3)은 추천 내용의 적절성, 정보처리 부담 및 상품 평가의 유용성과 관련된 인터랙션 특성이다. 선행연구의 관련 개념을 종합하여 조인

14) B. Xiao, I. Benbasat, Op. cit. 2007, pp.137~209.

품질(Advice Quality, AQ), 지각된 인지 노력(Perceived Cognitive Effort, PCE), 지각된 진단성(Perceived Diagnosticity, PD)을 추천 정보 평가와 관련된 주요 구성개념으로 설정하였다. 또한 추천 정보를 검토하고 대안을 평가한 이후 형성되는 선택 판단을 설명하기 위해 의사결정 확신(DC)을 포함하였다. 각 인터랙션 특성과 구성개념의 연계는 [표 4]와 같다.

[표 4] 추천 정보의 인터랙션 특성과 관련 구성개념

인터랙션 특성	디자인 의미	관련 구성개념	대표 연구
F1 요구 재진술	사용자의 예산·상황·선호 요구를 이해하고 추천 내용에 반영	조언 품질(AQ)	Wang & Benbasat(2009, 2016)
F2 상품 비교	복수 대안을 공통 기준으로 비교하고 정보 처리를 지원	지각된 인지 노력(PCE), 지각된 진단성(PD)	Todd & Benbasat(1994); Wang & Benbasat(2009); Jiang & Benbasat(2004, 2007)
F3 요구-속성 대응성	사용자 요구와 상품 속성을 연결하여 선택성 판단을 지원	조언 품질(AQ), 지각된 진단성(PD)	Wang & Benbasat(2009); Jiang & Benbasat(2004)
정보 평가 이후	비교·추천 정보를 검토한 이후 선택에 대한 판단 형성	의사결정 확신(DC)	Tan et al.(2012); Zhang et al.(2026)

조언 품질(AQ)은 추천 에이전트가 제공하는 조언의 적절성과 품질에 대한 사용자의 평가를 의미한다. Wang과 Benbasat는 온라인 의사결정 지원 환경에서 조언 품질을 추천 정보에 대한 주요 평가 요인으로 다루었으며, 의사결정 지원 전략에 따라 사용자가 지각하는 조언 품질에 차이가 나타날 수 있음을 제시하였다.¹⁵⁾ 이후 연구에서도 조언 품질은 추천 에이전트에 대한 신뢰 형성과 관련된 주요 요인으로 검토되었다.¹⁶⁾ 이에 본 연구에서는 AQ를 AI 쇼핑 어시스턴트가 사용자의 요구와 구매 상황에 적합하고 유용한 추천 정보를 제공한다고 지각하는 정도로 정의하였다.

지각된 인지 노력(PCE)은 상품 정보를 탐색·비교하고 선택하는 과정에서 필요하다고 지각하는 정신적 노력의 정도를 의미한다. Todd와 Benbasat는 컴퓨터 기

반 의사결정 지원 방식이 선택 과정에서 요구되는 인지적 노력과 정보처리 전략에 관련됨을 제시하였다.¹⁷⁾ Wang과 Benbasat 역시 온라인 의사결정 지원 전략에 따라 사용자가 지각하는 인지적 노력에 차이가 나타날 수 있음을 확인하였다.¹⁸⁾ 이에 본 연구에서는 PCE를 AI가 제공하는 상품 및 추천 정보를 이해하고 복수의 대안을 비교하여 판단하는 데 필요하다고 지각하는 인지적 노력의 정도로 정의하였다.

지각된 진단성(PD)은 제공된 정보가 상품의 특성을 이해하고 평가하는 데 얼마나 도움이 된다고 지각하는지를 의미한다. Jiang과 Benbasat는 온라인 쇼핑에서 가상 상품 경험이 상품 평가에 도움을 주는 정도를 지각된 진단성으로 설명하고, 시각적·기능적 정보 제공 방식과 지각된 진단성 간의 관계를 검토하였다.¹⁹⁾ 이후 연구에서는 상품 정보의 제시 방식과 과업 복잡성이 소비자의 상품 이해와 평가 과정에 관련됨을 제시하였다.²⁰⁾ 이에 본 연구에서는 PD를 AI가 제공하는 비교·추천 정보가 상품 간 차이를 이해하고 자신의 요구에 적합한 상품을 평가하는 데 도움이 된다고 지각하는 정도로 정의하였다.

의사결정 확신(DC)은 정보 탐색과 대안 평가 이후 자신의 선택에 대해 형성하는 주관적 확신을 의미한다. Tan 등은 추천 이유를 설명하는 방식과 소비자의 의사결정 확신 및 인지적 노력 간의 관계를 검토하였으며, 보다 구체적인 설명이 제공된 조건에서 높은 의사결정 확신과 낮은 인지적 노력이 나타날 수 있음을 보고하였다.²¹⁾ Zhang 등은 생성형 AI 쇼핑 환경에서 선호

17) P. Todd, I. Benbasat, 'The Influence of Decision Aids on Choice Strategies: An Experimental Analysis of the Role of Cognitive Effort', Elsevier, Organizational Behavior and Human Decision Processes, Vol.60, No.1, 1994.10, pp.36-74.

18) W. Wang, I. Benbasat, Op. cit. 2009, pp.293-320.

19) Z. Jiang, I. Benbasat, 'Virtual Product Experience: Effects of Visual and Functional Control of Products on Perceived Diagnosticity and Flow in Electronic Shopping', Taylor & Francis, Journal of Management Information Systems, Vol.21, No.3, 2004, pp.111-147.

20) Z. Jiang, I. Benbasat, 'The Effects of Presentation Formats and Task Complexity on Online Consumers' Product Understanding', Management Information Systems Research Center, MIS Quarterly, Vol.31, No.3, 2007.09, pp.475-500.

21) W. K. Tan, C. H. Tan, H. H. Teo, 'Consumer-based Decision Aid that Explains Which

15) W. Wang, I. Benbasat, 'Interactive Decision Aids for Consumer Decision Making in E-Commerce: The Influence of Perceived Strategy Restrictiveness', Management Information Systems Research Center, MIS Quarterly, Vol.33, No.2, 2009.06, pp.293-320.

16) W. Wang, I. Benbasat, Op. cit. 2016, pp.744-775.

일치형 정보 제시가 정보의 평가 가능성을 높이고, 이를 통해 의사결정 확신과 연결될 수 있음을 제시하였다.²²⁾ 이에 본 연구에서는 DC를 AI가 제공하는 추천 및 비교 정보를 검토한 후 자신의 상품 선택이 적절하다고 느끼는 주관적 확신의 정도로 정의하였다.

2-4. 추천 과정과 추천 수용

AI 쇼핑 어시스턴트의 의사결정 지원은 추천 정보의 내용뿐 아니라 추천 이유와 판단 근거를 어떠한 방식으로 제시하고, 사용자가 추천 과정에 어느 정도 개입할 수 있는가와도 관련된다. 사례 비교에서 확인된 추천 이유 구조화(F4)와 추천 근거 가시성(F5)은 사용자가 추천의 이유와 과정을 이해하는 경험과 관련되며, 사용자 수정 가능성(F6)은 후속 질문이나 조건 변경을 통해 추천 과정을 조정하는 경험과 연결된다. 선행연구의 관련 개념을 종합하여 지각된 추천 에이전트 투명성(Perceived RA Transparency, PT)과 지각된 통제(Perceived Control, PC)를 추천 과정에 대한 주요 구성개념으로 설정하였다. 또한 이러한 과정에 대한 평가 이후 형성되는 추천 에이전트 신뢰(Trust in Recommendation Agent, TRA)와 추천 수용 의도(Recommendation Acceptance Intention, RAI)를 후속 구성개념으로 포함하였다. 주요 연계 관계는 [표 5]와 같다.

[표 5] 추천 과정의 인터랙션 특성과 관련 구성개념

인터랙션 특성	디자인 의미	관련 구성개념	대표 연구
F4 추천 이유 구별 구조화	추천 이유와 상품 판별 논리를 구조화하여 제시	지각된 추천 에이전트 투명성(PT)	Wang & Benbasat(2007, 2016)
F5 추천 근거 가시성	상품 속성 리뷰 등 추천 판단의 근거를 확인 가능하게 제시	지각된 추천 에이전트 투명성(PT)	Wang & Benbasat(2007, 2016)
F6 사용자 수정 가능성	후속 질문과 조건 변경을 통해 추천 과정에 개입·조정	지각된 통제(PC)	Hui & Bateson(1991); Xu &

to Buy: Decision Confirmation or Overconfidence Bias?', Elsevier, Decision Support Systems, Vol.53, No.1, 2012.04, pp.127-141.

- 22) Y. Zhang, C. Huang, L. Zhang, X. Tian, Q. Shuai, Y. Jin, 'The Confidence Boost: How Generative Artificial Intelligence Nudges Consumer Decisions Through Preference Matching', Wiley, Journal of Consumer Behaviour, Vol.25, No.5, 2026, pp.2393-2413.

추천 과정 평가 이후	추천 에이전트의 능력·선·진실성에 대한 신뢰 형성	추천 에이전트 신뢰(TRA)	Chen(2025) Benbasat & Wang(2005); Wang & Benbasat(2007)
추천 결과 수용	제시된 추천을 실제 선택 과정에서 고려하고 수용하려는 의향	추천 수용 의도(RAI)	Benbasat & Wang(2005); Wang et al.(2024)

지각된 추천 에이전트 투명성(PT)은 사용자가 추천 결과가 어떠한 이유와 근거에 의해 제시되었는지를 이해할 수 있다고 지각하는 정도를 의미한다. Wang과 Benbasat는 추천 에이전트가 제공하는 방법(how), 이유(why), 상충관계(trade-off)에 관한 설명이 추천 에이전트의 능력·선·진실성에 대한 신뢰 판단과 관련됨을 확인하였다.²³⁾ 이후 연구에서는 추천 에이전트의 투명성과 서로 다른 신뢰 차원 간의 관계를 검토하였다.²⁴⁾ 이에 본 연구에서는 PT를 AI 쇼핑 어시스턴트가 특정 상품을 추천한 이유와 판단 근거를 사용자가 이해할 수 있다고 지각하는 정도로 정의하였다.

지각된 통제(PC)는 선택 과정에서 자신의 판단과 행동을 스스로 조절할 수 있다고 느끼는 주관적 통제감을 의미한다. Hui와 Bateson은 서비스 선택 환경에서 지각된 통제가 소비자의 정서적·행동적 반응과 관련된 중요한 심리적 요인임을 제시하였다.²⁵⁾ 최근 개인화 추천 연구에서도 추천 적합성과 선택 가시성이 지각된 통제와 정(+)의 관계를 보였으며, 지각된 통제는 추천 만족과 후속적인 플랫폼 신뢰 형성과 연결되는 것으로 나타났다.²⁶⁾ 이에 본 연구에서는 PC를 사용자가 추천 조건과 탐색 과정에 개입하고 자신의 선택 방향을 조절할 수 있다고 지각하는 정도로 정의하였다.

- 23) W. Wang, I. Benbasat, 'Recommendation Agents for Electronic Commerce: Effects of Explanation Facilities on Trusting Beliefs', M.E. Sharpe, Journal of Management Information Systems, Vol.23, No.4, 2007.03, pp.217-246.

- 24) W. Wang, I. Benbasat, Op. cit. 2016, pp.744-775.

- 25) M. K. Hui, J. E. G. Bateson, 'Perceived Control and the Effects of Crowding and Consumer Choice on the Service Experience', Oxford University Press, Journal of Consumer Research, Vol.18, No.2, 1991.09, pp.174-184.

- 26) Y. Xu, L. Chen, 'Personalized Recommendations and Consumer Trust: The Role of Perceived Control and Locus of Control', Elsevier, Acta Psychologica, Vol.261, 2025.11, Article 105936.

추천 에이전트 신뢰(TRA)는 사용자가 추천 에이전트의 능력, 선의 및 진실성을 신뢰하고 자신의 요구에 적합한 조언을 제공할 것이라고 믿는 정도를 의미한다. Benbasat와 Wang은 온라인 추천 에이전트에 대한 신뢰를 능력(competence), 선의(benevolence), 진실성(integrity)을 중심으로 설명하고, 이러한 신뢰가 추천 에이전트의 수용과 관련된 주요 요인임을 제시하였다.²⁷⁾ 또한 추천 이유와 과정에 관한 설명은 추천 에이전트에 대한 서로 다른 신뢰 판단과 관련되는 것으로 보고되었다.²⁸⁾ 이에 본 연구에서는 TRA를 AI 쇼핑 어시스턴트가 사용자의 요구를 고려하여 신뢰할 수 있는 추천을 제공할 것이라고 믿는 정도로 정의하였다.

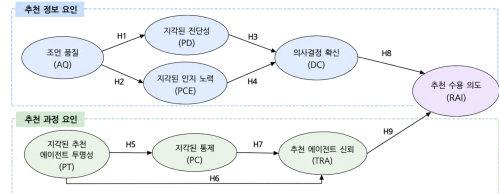
추천 수용 의도(RAI)는 사용자가 추천 시스템이 제시한 추천을 자신의 선택 과정에서 고려하고 받아들이려는 의향을 의미한다. Benbasat와 Wang은 추천 에이전트에 대한 신뢰와 지각된 유용성이 온라인 추천 에이전트의 수용 의도와 관련된 주요 요인임을 제시하였다.²⁹⁾ Wang 등은 전자상거래 추천 시스템에서 상품 구성 방식과 관련된 지각된 다양성과 개인정보 침해 인식이 추천 수용 의도와 관련됨을 확인하였다.³⁰⁾ 이에 본 연구에서는 RAI를 AI 쇼핑 과업 이후 제시된 최종 상품 추천을 실제 상품 선택 과정에서 고려하고 수용하려는 의향의 정도로 정의하였다.

3. 연구 설계

3-1. 연구모형 및 가설

앞선 사례분석과 이론적 논의를 바탕으로 본 연구는 AI 쇼핑 어시스턴트의 추천 정보 및 추천 과정과 소비자의 의사결정-추천 수용 간의 구조적 관계를 분석하였다. 추천 정보 경로는 조언 품질(AQ), 지각된 인지 노

력(PCE), 지각된 진단성(PD), 의사결정 확신(DC)으로, 추천 과정 경로는 지각된 추천 에이전트 투명성(PT), 지각된 통제(PC), 추천 에이전트 신뢰(TRA)로 구성하였으며, 추천 수용 의도(RAI)를 최종 결과변수로 설정하였다. 주 구조모형은 [그림 2]와 같으며, 사례분석에서 도출한 F1~F6과 관련 지각변수 간의 관계는 참여자 수준의 추가 경로분석을 통해 검토하였다.



[그림 2] 연구모형

조언 품질은 사용자 요구와 구매 상황에 적합한 정보를 제공함으로써 상품 평가를 지원하고, 상품 탐색과 비교에 필요한 인지적 부담을 줄일 수 있다. 이에 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H1. 조언 품질(AQ)은 지각된 진단성(PD)과 정(+)의 관계를 가질 것이다.

H2. 조언 품질(AQ)은 지각된 인지 노력(PCE)과 부(-)의 관계를 가질 것이다.

지각된 진단성은 제공된 정보가 상품의 특성을 이해평가하는 데 도움이 된다고 지각하는 정도이며, 지각된 인지 노력은 추천 정보를 이해하고 대안을 비교하는 데 요구되는 정신적 노력의 정도를 의미한다. 따라서 지각된 진단성은 의사결정 확신과 정(+)의 관계를, 지각된 인지 노력은 부(-)의 관계를 보일 수 있다.

H3. 지각된 진단성(PD)은 의사결정 확신(DC)과 정(+)의 관계를 가질 것이다.

H4. 지각된 인지 노력(PCE)은 의사결정 확신(DC)과 부(-)의 관계를 가질 것이다.

지각된 추천 에이전트 투명성은 추천 이유와 판단 근거를 이해할 수 있다고 지각하는 정도와 관련된다. 추천 과정과 근거가 명확할수록 사용자는 추천 조건을 확인·조정할 수 있으며, 이러한 경험은 지각된 통제와 추천 에이전트 신뢰 형성과 연결될 수 있다.

H5. 지각된 추천 에이전트 투명성(PT)은 지각된 통제(PC)와 정(+)의 관계를 가질 것이다.

H6. 지각된 추천 에이전트 투명성(PT)은 추천 에이전트 신뢰(TRA)와 정(+)의 관계를 가질 것이다.

27) I. Benbasat, W. Wang, 'Trust in and Adoption of Online Recommendation Agents', Association for Information Systems, Journal of the Association for Information Systems, Vol.6, No.3, 2005.03, pp.72-101.

28) W. Wang, I. Benbasat, Op. cit. 2007, pp.217-246.

29) I. Benbasat, W. Wang, Op. cit. 2005, pp.72-101.

30) Y. Wang, J. Zhu, R. Liu, Y. Jiang, 'Enhancing Recommendation Acceptance: Resolving the Personalization-Privacy Paradox in Recommender Systems: A Privacy Calculus Perspective', Elsevier, International Journal of Information Management, Vol.76, 2024.06, Article 102755.

H7. 지각된 통제(PC)는 추천 에이전트 신뢰(TRA)와 정(+)의 관계를 가질 것이다.

의사결정 확신과 추천 에이전트 신뢰는 최종 추천을 평가하고 수용하는 과정의 주요 요인으로, 두 요인이 높을수록 추천을 실제 선택 과정에서 고려하려는 의도와 정(+)의 관계가 나타날 수 있다.

H8. 의사결정 확신(DC)은 추천 수용 의도(RAI)와 정(+)의 관계를 가질 것이다.

H9. 추천 에이전트 신뢰(TRA)는 추천 수용 의도(RAI)와 정(+)의 관계를 가질 것이다.

또한 추천 정보와 추천 과정이 추천 수용 의도로 연결되는 간접경로를 검토하기 위해 다음과 같은 가설을 설정하였다.

H10. AQ와 RAI 간의 관계에서 PD와 DC를 통한 순차 간접경로는 유의할 것이다.

H11. AQ와 RAI 간의 관계에서 PCE와 DC를 통한 순차 간접경로는 유의할 것이다.

H12. PT와 RAI 간의 관계에서 PC와 TRA를 통한 순차 간접경로는 유의할 것이다.

H13. PT와 RAI 간의 관계에서 TRA를 통한 간접경로는 유의할 것이다.

3-2. 조사 대상 및 절차

본 연구는 중국 베이징시를 조사 지역으로 설정하고, 베이징시에 거주하거나 학업·근무 등으로 생활 기반을 둔 20~39세 중국 본토 성인 타오바오 이용자를 대상으로 온라인 조사를 실시하였다. 참여자는 최근 6개월 이내 타오바오 이용 경험이 있고, 향후 30일 이내 실제 구매 계획이 있으나 최종 브랜드나 모델을 확정하지 않았으며, 본인 계정으로 Qwen AI 쇼핑 어시스턴트 과업을 수행할 수 있어야 했다. 조사 상품은 디지털 기기, 컴퓨터 주변기기, 소형가전, 생활용품 및 스포츠·아웃도어 용품으로 제한하고, 식품, 의약·건강 제품, 화장품, 패션·명품 및 중고상품은 제외하였다. 모든 참여자는 연구 목적과 절차 및 개인정보 보호 내용을 확인한 후 자발적으로 참여하였다.

참여자는 구매 예정 상품의 범주, 예산, 사용 상황 및 중요 조건 3가지를 작성한 후 Qwen에서 3단계 쇼핑 과업을 수행하였다. 조건에 부합하는 후보 상품 3개를 추천받고 장단점을 비교한 뒤, 최종 후보 1개와 추천 근거를 확인하도록 하였다. 과업 완료 후 개인정

보를 제거한 상품 비교 화면 1장과 최종 추천·근거 화면 1장을 제출하고, 동일한 경험을 기준으로 8개 연구 구성개념과 이용 경험 및 인구통계 문항에 응답하였다. 참여 조건·과업·핵심 설문을 충족하지 못하거나 필수 화면이 누락된 사례는 제외하였으며, 응답 시간, 주의력 확인, 반복·중복 응답 및 화면 유효성도 함께 검토하였다.

3-3. 측정도구 및 설문

본 연구는 선행연구의 개념 정의와 측정항목을 바탕으로 타오바오 Qwen AI 쇼핑 과업에 맞게 수정한 구조화된 설문지를 사용하였다. 8개 핵심 구성개념은 리커트 7점 척도(1점='전혀 동의하지 않음', 7점='매우 동의함')의 총 24개 문항으로 측정하였으며, 참여자는 과업 완료 직후 동일한 이용 경험을 기준으로 응답하였다. 또한 성별, 연령, 학력, 직업, 타오바오 이용 빈도, AI 쇼핑 가능 이용 경험, 구매 예정 상품 범주 및 주의력 확인 문항을 포함하였다. 설문은 중국어로 제시하였으며, 구체적인 측정 문항과 출처는 [표 6]과 같다.

변수	문항	측정 문항	출처
조언 품질 (AQ)	AQ1	Qwen이 제공한 추천은 나의 구매 요구에 적합하다.	Wang & Benbasat (2009, 2016)
	AQ2	Qwen이 제공한 추천 정보는 나의 상품 선택에 유용하다.	
	AQ3	전반적으로 Qwen이 제공한 추천 조언의 품질은 높다.	
지각 된 인 지 노 력 (PCE)	PCE1	Qwen의 추천 정보를 이해하는 데 많은 정신적 노력이 필요했다.	Wang & Benbasat (2009, 2016)
	PCE2	Qwen이 추천한 여러 상품을 비교하는 데 많은 노력이 필요했다.	
	PCE3	제공된 정보를 바탕으로 상품을 판단하는 데 많은 생각이 필요했다.	
지각 된 진 단 성 (PD)	PD1	Qwen의 정보는 추천 상품 간의 차이를 이해하는 데 도움이 되었다.	Jiang & Benbasat (2004, 2007)
	PD2	Qwen의 정보는 각 상품이 나의 요구에 적합한지 평가하는 데 도움이 되었다.	
	PD3	Qwen의 비교 정보는 어떤 상품을 선택할지 판단하는 데 도움이 되었다.	
의사 결 정 확 신 (DC)	DC1	Qwen의 추천을 확인한 후 적합한 상품을 선택할 수 있다는 확신이 생겼다.	Tan et al. (2012)
	DC2	Qwen의 정보를 검토한 후 나의 상품 판단이 적절하다고 느꼈다.	
	DC3	Qwen 이용 후 어떤 상품을 선택할지에 대한 판단이 명확해졌다.	
지각 된 추 천 에 이 전 트 투 명	PT1	나는 Qwen이 이러한 상품을 추천한 이유를 이해할 수 있었다.	Wang & Benbasat (2007, 2016)
	PT2	나는 Qwen의 최종 추천이 어떠한 근거에 기반하는지 이해할 수 있었다.	
	PT3	Qwen의 추천 과정과 판단 논리는	

성 (PT)		명확하게 느껴졌다.	
지 각 된 통 제 (PC)	PC1	나는 조건을 수정하여 Qwen의 추천 방향을 조정할 수 있다고 느꼈다.	Hui & Bateson (1991); Xu & Chen (2025)
	PC2	나는 Qwen을 이용한 상품 탐색 과정을 스스로 통제하고 있다고 느꼈다.	
	PC3	나는 Qwen의 추천이 나의 선택 기준을 반영하도록 조정할 수 있다고 느꼈다.	
추 천 에 이 전 트 신 뢰 (TRA)	TRA1	나는 Qwen이 신뢰할 수 있는 상품 추천을 제공한다고 믿는다.	Benbasat & Wang (2005); Wang & Benbasat (2007)
	TRA2	나는 Qwen이 나의 요구에 적합한 상품을 추천할 능력이 있다고 믿는다.	
	TRA3	나는 Qwen이 추천 과정에서 나의 요구를 충분히 고려한다고 믿는다.	
추 천 수 용 의 도 (RAI)	RAI1	실제 구매 시 Qwen이 최종 추천한 상품을 고려할 의향이 있다.	Wang et al. (2024)
	RAI2	나는 Qwen의 추천을 상품 선택의 중요한 판단 근거로 받아들일 의향이 있다.	
	RAI3	해당 상품을 구매한다면 Qwen의 추천을 바탕으로 선택할 의향이 있다.	

3-4. 자료 분석 방법

설문 응답과 AI 쇼핑 과업 자료를 검토하여 참여 조건 미충족, 과업 설문 미완료, 필수 화면 누락, 주의력 확인 실패 및 중복 이상응답 사례를 제외하였다. 참여 자별 화면 2장을 하나의 사례로 구성하고, 요구 재진술(F1), 상품 간 비교(F2), 요구-속성 대응(F3), 추천 이유 구조화(F4), 추천 근거 가시성(F5), 사용자 수정 가능성(F6)의 출현 여부를 2인의 코더가 사전 기준에 따라 독립적으로 판단하였다. 불일치 사례는 협의를 통해 최종 판정을 확정하였으며, 각 특성은 출현=1, 미출현=0으로 변수화하여 설문자료와 참여자 단위로 결합하였다. 설문자료는 SmartPLS 4 기반 PLS-SEM으로 분석하였다. 측정모형에서는 외부적재량, Cronbach's α , ρ_A , CR, AVE 및 HTMT를, 구조모형에서는 VIF, β , R^2 , f^2 및 SRMR를 검토하였으며, 유의성은 10,000회 부트스트래핑으로 확인하였다. 또한 [표 4]와 [표 5]의 이론적 연계에 따라 F1→AQ, F2→PCE-PD, F3→AQ-PD, F4→PT, F5→PT, F6→PC의 관계와 RAI에 대한 간접효과를 추가로 분석하였다.

4. 연구 결과

4-1. 표본 및 자료 정제 결과

본 연구는 베이징시에 거주하거나 학업·근무 중인 20~39세 타오바오 이용자를 대상으로 온라인 조사를

실시하였다. 총 621부 중 참여 조건 미충족 6부, 과업 미완료·화면 누락 7부, 주의력 확인 실패 4부, 과도하게 짧은 응답 3부, 중복 응답 2부 및 이상응답 2부 등 총 24부를 제외하여 597부를 최종 분석에 활용하였으며, 유효응답률은 96.1%였다. 남성 301명(50.4%), 여성 296명(49.6%)이었으며, 20~29세가 53.6%, 30~39세가 46.4%로 나타났다. 구체적인 표본 특성은 [표 7]과 같다.

[표 7] 표본의 인구통계학적 및 이용 특성

구분	항목	빈도(n)	비율(%)
성별	남성	301	50.4
	여성	296	49.6
연령	20~24세	154	25.8
	25~29세	166	27.8
	30~34세	151	25.3
	35~39세	126	21.1
	고등학교·중등전문학교 이하	47	7.9
학력	전문대학	91	15.2
	대학교	351	58.8
	석사 이상	108	18.1
직업	학생	107	17.9
	기업 종사자	238	39.9
	공공기관·사업단위 종사자	76	12.7
	프리랜서·자영업	98	16.4
	기타	78	13.1
	월 1~2회	111	18.6
타오바오 이용 빈도	월 3~5회	199	33.3
	월 6~10회	168	28.1
	월 11회 이상	119	19.9
AI 쇼핑 기능 이용 경험	거의 이용하지 않음	98	16.4
	가끔 이용	211	35.3
	자주 이용	214	35.8
	매우 자주 이용	74	12.4
구매 예정 상품 범주	디지털 기기	148	24.8
	컴퓨터 주변기기	109	18.3
	소형가전	132	22.1
	생활용품	120	20.1
	스포츠·아웃도어 용품	88	14.7

4-2. 화면자료 및 인터랙션 특성 분석

최종 유효표본 597명이 제출한 화면자료 1,194장(1인당 2장)을 사례 단위로 분석하였다. [그림 3]은 요구 조건의 재구성, 상품 비교, 요구-속성 연결 및 조건 수정에 따른 재추천 과정을 보여준다. [표 8]의 분석 결과, 추천 이유 구조화(F4)가 91.8%로 가장 높았으며, 상품 간 비교(F2) 88.1%, 요구-속성 대응(F3) 83.9%, 요구 재진술(F1) 77.4%, 사용자 수정 가능성(F6) 73.0%, 추천 근거 가시성(F5) 65.5% 순으로 나타났다. 또한 참여자별 F1~F6 출현 여부를 설문자료와 결합하여 관련 지각변수 및 추천 수용 경로와의 관

계를 추가적으로 분석하였다.



[그림 3] Qwen AI 쇼핑 어시스턴트의 대표 구매 과업

[표 8] 화면자료의 인터랙션 특성 분석 결과

코드	인터랙션 특성	빈도(n)	비율(%)
F1	요구 재진술	462	77.4
F2	상품 간 비교	526	88.1
F3	요구-속성 대응	501	83.9
F4	추천 이유 구조화	548	91.8
F5	추천 근거 제시성	391	65.5
F6	사용자 수정 가능성	436	73.0

4-3. 신뢰도 및 타당도 분석

구조모형 분석에 앞서 설문으로 측정한 8개 반영적 구성개념의 신뢰도와 타당도를 검토하였다. 외부적재량 .70 이상, Cronbach's α ·rho_A·CR .70 이상, AVE .50 이상을 기준으로 검토한 결과, 외부적재량은 .849~.914, Cronbach's α 는 .836~.888, rho_A는 .841~.889, CR은 .901~.931, AVE는 .753~.818로 모두 권고 기준을 충족하였다.³¹⁾ 또한 모든 HTMT 값은 보수적 기준인 .85 미만이었으며, 가장 높은 DC-RAI 간 값도 .639로 나타나 판별타당도가 확보되었다.³²⁾ 구체적인 결과는 [표 9]와 [표 10]에 제시하였다.

[표 9] 측정모형의 신뢰도 및 수렴타당도

문항	Outer Loading	Cronbach's α	rho A	CR	AVE
AQ1	.885	.861	.861	.915	.783

31) J. F. Hair, J. J. Risher, M. Sarstedt, C. M. Ringle, 'When to Use and How to Report the Results of PLS-SEM', Emerald Publishing, European Business Review, Vol.31, No.1, 2019, pp.2-24.

32) J. Henseler, C. M. Ringle, M. Sarstedt, 'A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-Based Structural Equation Modeling', Springer, Journal of the Academy of Marketing Science, Vol.43, No.1, 2015, pp.115-135.

AQ2	.879				
AQ3	.889				
PCE1	.893				
PCE2	.871	.868	.873	.919	.790
PCE3	.903				
PD1	.890				
PD2	.876	.863	.863	.916	.784
PD3	.890				
DC1	.872				
DC2	.868	.853	.856	.911	.773
DC3	.898				
PT1	.884				
PT2	.849	.836	.841	.901	.753
PT3	.870				
PC1	.885				
PC2	.886	.871	.871	.921	.794
PC3	.903				
TRA1	.892				
TRA2	.876	.867	.867	.918	.789
TRA3	.897				
RAI1	.914				
RAI2	.894	.888	.889	.931	.818
RAI3	.905				

[표 10] HTMT 판별타당도 분석 결과

변수	AQ	PCE	PD	DC	PT	PC	TRA	RAI
AQ	-							
PCE	.311	-						
PD	.524	.202	-					
DC	.363	.399	.550	-				
PT	.029	.042	.076	.039	-			
PC	.043	.054	.047	.042	.563	-		
TRA	.068	.023	.083	.103	.311	.501	-	
RAI	.424	.277	.446	.639	.156	.299	.534	-

4-4. 구조모형 분석 및 가설검증

측정모형 검토 후 구조모형을 분석하였다. 내적 VIF는 1.000~1.303으로 나타났으며, R^2 는 PCE=.073, PD=.204, DC=.294, PC=.232, TRA=.193, RAI=.488이었다. 주요 효과크기(f^2)는 DC→RAI(.525), TRA→RAI(.346), PT→PC(.303), AQ→PD(.256), PD→DC(.247), PC→TRA(.152) 순으로 나타났고, SRMR은 포화모형 .038, 추정모형 .062였다. 구체적인 결과는 [표 11]과 같다.

10,000회 부트스트래핑 결과, AQ→PD와 PD→DC는 유의한 경(+)의 관계를, AQ→PCE와 PCE→DC는 유의한 부(-)의 관계를 보여 H1~H4가 지지되었다. 추천 과정에서는 PT→PC와 PC→TRA가 유의하여 H5와 H7이 지지되었으나, PT→TRA는 유의하지 않아 H6은 지지되지 않았다(β =.072, p =.076). DC→RAI와 TRA→RAI는 모두 유의하여 H8과 H9가 지지되었다. 직접 효과 결과는 [표 12]와 같다.

[표 11] 구조모형 평가 결과

구분	변수/경로	값
R ²	PCE	.073
	PD	.204
	DC	.294
	PC	.232
	TRA	.193
	RAI	.488
f ²	AQ→PCE	.079
	AQ→PD	.256
	PCE→DC	.100
	PD→DC	.247
	PT→PC	.303
	PT→TRA	.005
	PC→TRA	.152
	DC→RAI	.525
	TRA→RAI	.346
VIF	전체 구조경로	1.000~1.303
SRMR	Saturated Model	.038
	Estimated Model	.062

[표 12] 직접효과 가설검증 결과

가설	경로	β	t	p	95% CI	결과
H1	AQ→PD	.451	13.311	<.001	[.385, .518]	지지
H2	AQ→PCE	-.270	7.067	<.001	[-.345, -.195]	지지
H3	PD→DC	.425	13.215	<.001	[.360, .486]	지지
H4	PCE→DC	-.270	7.663	<.001	[-.338, -.201]	지지
H5	PT→PC	.482	15.402	<.001	[.421, .542]	지지
H6	PT→TRA	.072	1.772	.076	[-.008, .153]	지지 되지 않음
H7	PC→TRA	.400	10.132	<.001	[.321, .476]	지지
H8	DC→RAI	.520	18.870	<.001	[.465, .574]	지지
H9	TRA→RAI	.423	15.000	<.001	[.367, .479]	지지

간접효과에서는 AQ→PD→DC→RAI($\beta=.100$), AQ→PCE→DC→RAI($\beta=.038$), PT→PC→TRA→RAI($\beta=.081$)가 모두 유의하여 H10~H12가 지지되었다. 반면 PT→TRA→RAI는 유의하지 않아 H13은 지지되지 않았다($\beta=.030$, $p=.081$, 95% CI=[-.003, .065]). 결과는 [표 13]과 같다.

[표 13] 간접효과 가설검증 결과

가설	간접경로	β	t	p	95% CI	결과
H10	AQ→PD→DC→RAI	.100	7.784	<.001	[.076, .126]	지지
H11	AQ→PCE→DC→RAI	.038	4.731	<.001	[.024, .055]	지지
H12	PT→PC→TRA→RAI	.081	6.708	<.001	[.060, .107]	지지
H13	PT→TRA→RAI	.030	1.745	.081	[-.003, .065]	지지 되지 않음

참여자 수준 연계분석 결과, F1→AQ, F2→PCE-PD, F3→AQ-PD, F4→PT, F5→PT, F6→PC의 8개 경로가 모두 유의하였으며, 방향도 이론적 설정과 일치하였다. 또한 F1~F6의 RAI에 대한 총 간접효과도 모두 유의하게 나타나, 사례분석에서 도출한 인터랙션 특성이 관련 사용자 지각을 거쳐 후속 의사결정 및 추천 수용 과정과 연결됨을 확인하였다. 구체적인 경로계수와 간접효과는 [표 14]에 제시하였다.

[표 14] 인터랙션 특성 연계분석 결과

특성	경로	β	t	95% CI	RAI 간접효과(β)
F1 요구 재진술	F1→AQ	.695	8.251	[.530, .860]	.083
F2 상품 간 비교	F2→PCE	-.761	6.703	[-.979, -.538]	.303
	F2→PD	.886	10.127	[.711, 1.056]	
F3 요구-속성 대응	F3→AQ	.703	7.869	[.528, .878]	.194
	F3→PD	.498	5.618	[.325, .672]	
F4 추천 이유 구조화	F4→PT	1.060	10.736	[.862, 1.254]	.115
F5 추천 근거 가시성	F5→PT	.494	6.275	[.341, .650]	.054
F6 사용자 수정 가능성	F6→PC	.582	7.886	[.439, .729]	.098

4-5. 연구 결과 논의 및 디자인 시사점

추천 정보 경로에서는 AQ→PD, AQ→PCE, PD→DC, PCE→DC 및 두 순차 간접경로가 모두 유의하였다. 참여자 수준 연계분석에서도 요구 재진술(F1)과 요구-속성 대응(F3)은 AQ와, 상품 간 비교(F2)는 PCE 및 PD와, F3은 PD와 유의한 관계를 보였다. 이는 사용자 요구를 상품 속성과 연결하고 복수 대안을 공통 기준으로 비교하는 인터랙션이 정보 평가와 의사결정 확신, 추천 수용 과정과 연결됨을 시사한다. 추천 과정에서는 PT→TRA의 직접경로는 유의하지 않았으나, PT→PC, PC→TRA 및 PT→PC→TRA→RAI 경로는 유의하였다. 또한 F4와 F5는 PT와, F6은 PC와 유의한 관계를 보였으며, DC→RAI와 TRA→RAI도 모두 유의하였다. 따라서 추천 이유와 근거를 명확히 제시하는 동시에 사용자가 조건을 수정하고 재비교·재추천할 수 있도록 지원하고, 최종 단계에서는 대안의 장단점과 선택 기준을 함께 제공할 필요가 있다. 구체적인 디자인 시사점은 [표 15]와 같다.

[표 15] 연구 결과에 따른 디자인 시사점

연구 결과	해석	디자인 방향	구현 방안
F1·F3→AQ, F2·F3→PD, PD→DC→RAI 유의	요구와 상품 정보의 연결이 평가와 선택 확신에 관련됨	요구-속성 대응 강화	사용자 조건을 가격·성능·기능 등 상품 속성과 직접 연결
F2→PCE 부(-), PCE→DC→RAI 유의	비교 방식이 인지적 노력과 의사결정 확신에 관련됨	비교 정보 제공	핵심 조건 중심 비교와 장점·한계 요약 제공
F4·F5→PT 유의	추천 이유와 근거 제시가 투명성 지각과 연결됨	추천 근거 가시화	추천 이유와 평가 기준·속성·출처를 함께 제시
F6→PC, PT→PC→TRA→RAI 유의	사용자 통제를 포함한 경로가 추천 수용과 연결됨	수정·재추천 강화	조건 수정, 재비교, 재추천 기능 제공
DC→RAI, TRA→RAI 유의	선택 확신과 신뢰가 모두 추천 수용과 관련됨	최종 판단 지원	최종 추천과 대안의 장단점·선택 기준을 함께 제시

5. 결론

본 연구는 타오바오 Qwen AI 쇼핑 어시스턴트를 중심으로 인터랙션 디자인 특성과 소비자의 정보평가, 의사결정 및 추천 수용 간의 구조적 관계를 분석하였다. 실제 구매 계획이 있는 20~39세 타오바오 이용자를 대상으로 AI 쇼핑 과업과 설문조사를 실시하였으며, 총 621부 중 597부를 최종 분석에 활용하였다. 또한 참여자가 제출한 화면자료 1,194장을 사례 단위로 분석하여 요구 재진술(F1), 상품 간 비교(F2), 요구-속성 대응(F3), 추천 이유 구조화(F4), 추천 근거 가시성(F5), 사용자 수정 가능성(F6)을 참여자 수준에서 코딩하고 설문자료와 연계하였다. 화면분석에서는 F4가 91.8%로 가장 높았으며, F2 88.1%, F3 83.9%, F1 77.4%, F6 73.0%, F5 65.5% 순으로 나타났다.

PLS-SEM 분석 결과, 조인 품질(AQ)은 지각된 진단성(PD)과 정(+)의 관계를, 지각된 인지 노력(PCE)과는 부(-)의 관계를 보였으며, PD와 PCE는 각각 의사결정 확신(DC)을 거쳐 추천 수용 의도(RAI)와 유의한 간접 관계를 나타냈다. 추천 과정에서는 PT→PC, PC→TRA 및 PT→PC→TRA→RAI 경로가 유의하였으나, PT→TRA와 PT→TRA→RAI는 유의하지 않아 전체 13개 가설 중 11개가 지지되었다. 참여자 수준 연계분석에서도 F1과 F3은 AQ와, F2는 PCE 및 PD와, F3은 PD와 유의한 관계를 보였으며, F4와 F5는 PT, F6은 PC와 유의하게 연결되었다. 또한 F1~F6의 RAI에 대한 총 간접효과도 모두 유의하여, 화면에서 관찰된 인터랙션 특성이 사용자 지각과 후속 의사결정·추천 수용 과정과

통계적으로 연결되어 있음을 확인하였다.

이러한 결과는 AI 쇼핑 어시스턴트가 단순히 상품을 제시하는 것을 넘어 사용자가 자신의 요구와 상품 속성 간의 관계를 이해하고, 복수 대안을 비교하며, 추천 이유와 근거를 확인하고, 추천 조건을 직접 조정할 수 있도록 설계될 필요가 있음을 시사한다. 구체적으로는 예산·사용 상황· 선호 조건을 가격·성능·기능 등의 상품 속성과 연결하고, 핵심 기준을 중심으로 비교 정보를 구조화할 필요가 있다. 또한 추천 이유와 함께 확인 가능한 판단 근거를 제시하고, 조건 수정·재비교·재추천 기능을 통해 사용자의 개입을 지원해야 한다. 최종 단계에서는 추천 상품뿐 아니라 대안의 장점·한계 및 선택 기준을 함께 제시하여 사용자의 최종 판단을 지원할 필요가 있다.

본 연구의 의의는 실제 AI 쇼핑 과업, 참여자 수준의 화면자료 코딩, 설문조사 및 PLS-SEM을 결합하여 인터랙션 디자인 특성, 사용자 지각, 의사결정 및 추천 수용 간의 관계를 통합적으로 검토하였다는 데 있다. 특히 사례분석에서 도출한 F1~F6을 참여자별 변수로 정량화하고 관련 지각변수 및 추천 수용 경로와 연결하였다는 점에서 의미가 있다. 다만 연구 대상이 타오바오 Qwen과 베이징 지역의 20~39세 이용자로 한정되었고, 주요 구성개념은 과업 직후의 횡단적 자기보고 자료로 측정되었다. 또한 화면자료는 상품 비교와 최종 추천·근거 장면을 중심으로 분석하였으며, RAI는 실제 구매 행동과 구분되는 의도 변수이다. 향후 연구에서는 다양한 AI 쇼핑 플랫폼과 국가를 대상으로 비교연구를 확대하고, 실험설계, 행동 로그 및 실제 구매자료를 활용하여 AI 쇼핑 인터랙션과 소비자 의사결정 간의 관계를 보다 정교하게 검토할 필요가 있다.

참고문헌

1. 中国互联网络信息中心, 『互联网助力数字消费发展蓝皮书』, 中国互联网络信息中心, 2024.
2. 이민서, 유재현, '쇼핑 AI 에이전트 특성이 지속 이용 의도에 미치는 영향: 휴리스틱-시스템적

- 처리 모형 관점', 한국벤처창업학회, 벤처창업연구, Vol.21, No.1, 2026.
3. Benbasat, I., Wang, W., 'Trust in and Adoption of Online Recommendation Agents', Association for Information Systems, Journal of the Association for Information Systems, Vol.6, No.3, 2005.
 4. Hair, J. F., Risher, J. J., Sarstedt, M., Ringle, C. M., 'When to Use and How to Report the Results of PLS-SEM', Emerald Publishing, European Business Review, Vol.31, No.1, 2019.
 5. Henseler, J., Ringle, C. M., Sarstedt, M., 'A New Criterion for Assessing Discriminant Validity in Variance-Based Structural Equation Modeling', Springer, Journal of the Academy of Marketing Science, Vol.43, No.1, 2015.
 6. Hui, M. K., Bateson, J. E. G., 'Perceived Control and the Effects of Crowding and Consumer Choice on the Service Experience', Oxford University Press, Journal of Consumer Research, Vol.18, No.2, 1991.
 7. Jannach, D., Manzoor, A., Cai, W., Chen, L., 'A Survey on Conversational Recommender Systems', Association for Computing Machinery, ACM Computing Surveys, Vol.54, No.5, 2021.
 8. Jiang, Z., Benbasat, I., 'Virtual Product Experience: Effects of Visual and Functional Control of Products on Perceived Diagnosticity and Flow in Electronic Shopping', Taylor & Francis, Journal of Management Information Systems, Vol.21, No.3, 2004.
 9. Jiang, Z., Benbasat, I., 'The Effects of Presentation Formats and Task Complexity on Online Consumers' Product Understanding', Management Information Systems Research Center, MIS Quarterly, Vol.31, No.3, 2007.
 10. Tan, W. K., Tan, C. H., Teo, H. H., 'Consumer-based Decision Aid that Explains Which to Buy: Decision Confirmation or Overconfidence Bias?', Elsevier, Decision Support Systems, Vol.53, No.1, 2012.
 11. Todd, P., Benbasat, I., 'The Influence of Decision Aids on Choice Strategies: An Experimental Analysis of the Role of Cognitive Effort', Elsevier, Organizational Behavior and Human Decision Processes, Vol.60, No.1, 1994.
 12. Wang, W., Benbasat, I., 'Recommendation Agents for Electronic Commerce: Effects of Explanation Facilities on Trusting Beliefs', M.E. Sharpe, Journal of Management Information Systems, Vol.23, No.4, 2007.
 13. Wang, W., Benbasat, I., 'Interactive Decision Aids for Consumer Decision Making in E-Commerce: The Influence of Perceived Strategy Restrictiveness', Management Information Systems Research Center, MIS Quarterly, Vol.33, No.2, 2009.
 14. Wang, W., Benbasat, I., 'Empirical Assessment of Alternative Designs for Enhancing Different Types of Trusting Beliefs in Online Recommendation Agents', Taylor & Francis, Journal of Management Information Systems, Vol.33, No.3, 2016.
 15. Wang, Y., Zhu, J., Liu, R., Jiang, Y., 'Enhancing Recommendation Acceptance: Resolving the Personalization-Privacy Paradox in Recommender Systems: A Privacy Calculus Perspective', Elsevier, International Journal of Information Management, Vol.76, 2024.
 16. Xiao, B., Benbasat, I., 'E-Commerce Product Recommendation Agents: Use, Characteristics, and Impact', Management Information Systems Research Center, University of Minnesota, MIS Quarterly, Vol.31, No.1, 2007.
 17. Xu, Y., Chen, L., 'Personalized Recommendations and Consumer Trust: The Role of Perceived Control and Locus of Control', Elsevier, Acta Psychologica,

- Vol.261, 2025.
18. Zhang, Y., Huang, C., Zhang, L., Tian, X., Shuai, Q., Jin, Y., 'The Confidence Boost: How Generative Artificial Intelligence Nudges Consumer Decisions Through Preference Matching', Wiley, Journal of Consumer Behaviour, Vol.25, No.5, 2026.
 19. Zhao, Z. et al., 'Recommender Systems in the Era of Large Language Models (LLMs)', IEEE Computer Society, IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, Vol.36, No.11, 2024.
 20. apps.apple.com
 21. jdcorporateblog.com
 22. www.alibabagroup.com
 23. www.cnnic.cn
 24. www.navercorp.com