

# CONTENTS

01

서론



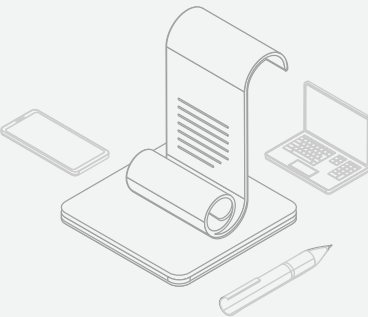
02

연구 설계



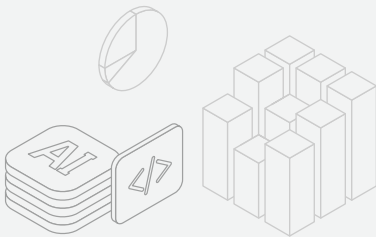
03

가설검증



04

결론



네이버 D-커머스 리포트 2020은 보고서 내 페이지 이동과 연관 웹페이지 바로가기 등의 기능이 포함되어 있는 인터랙티브 PDF 포맷으로 제작되었습니다.

## Executive Summary

### AiTEMS, SME의 새롭고 다양한 발견을 위한 AI기술

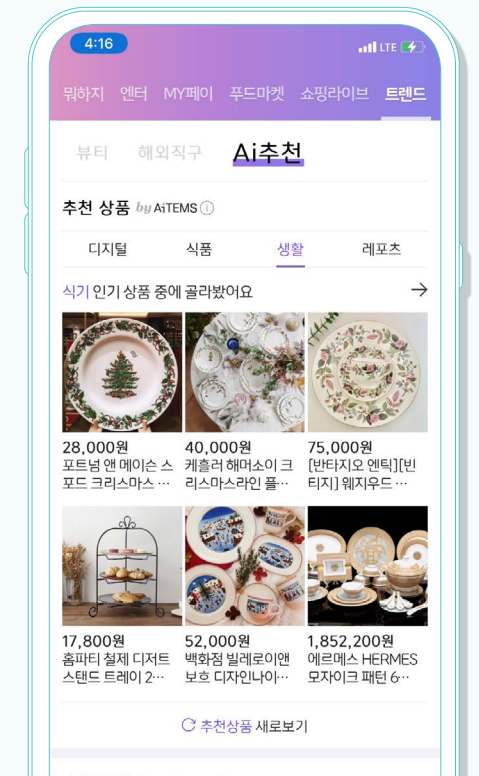
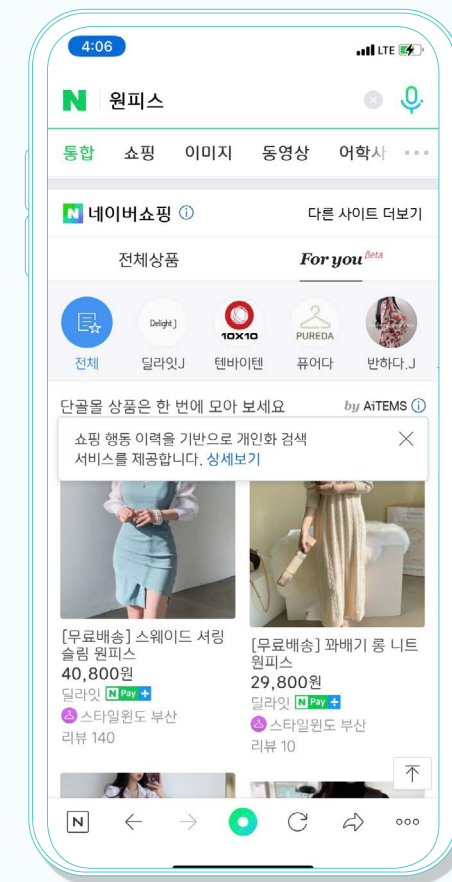
### AiTEMS, SME와 이용자의 연결 강화를 위한 일상의 도구로서의 AI 기술

네이버는 최첨단의 기술을 일상의 도구로 담아내, 네이버 서비스 안에서 더 다양한 중소상공인(Small and Medium-sized Enterprises, SMEs)이 이용자, 소비자와 더 잘 연결되고, 성장해 나갈 수 있도록 노력하고 있다. 그 중 대표적 AI 기술이 바로 딥러닝을 활용한 쇼핑 추천 기술인 AiTEMS(에이아이템즈)다. AiTEMS는 이용자 개인의 취향과 선호를 반영한 데이터와 상품의 특성 데이터를 분석해 AI 상품 추천 기술인 AiTEMS를 통해 이용자가 원하는 상품을 더 쉽게 찾을 수 있도록 추천한다. AiTEMS를 통해 기존에 대중적 인지도가 떨어지거나, 인지도가 아예 없는 SME의 상품도, 구매로 전환될 가능성이 높은 잠재 고객에게 더 잘 발견될 수 있도록 기술로 지원하는 것이다. AiTEMS는 첨단 기술을 이용해 SME에게는 새로운 발견과 성장의 기회를 제공하고, 이용자 입장에서는 '취향을 저격'한 상품을 더 효과적으로 발견할 수 있게 해주는 일상의 편리한 도구로 자리잡고 있다<sup>1)</sup>.

이러한 AI 기술 개발 노력의 결과, 2017년 AiTEMS 도입 이후 꾸준히 네이버 쇼핑 내 추천서비스 이용비중이 늘어나고 있으며, 2020년 11월 기준 쇼핑 이용자의 25%가 추천 서비스를 이용하고 있고, 네이버 쇼핑 내 상품 클릭의 11%가 추천을 통해 발생하고 있다. 또한 코로나19로 늘어난 온라인 쇼핑 수요를 충족시키기 위해 지속적인 추천 품질 개선 노력을 기울인 결과, 2020년 1월 대비 2020년 11월 기준, AiTEMS 추천서비스 사용자수는 40%, AiTEMS를 통한 상품 클릭수는 70.5%, 상품거래액은 83.6% 상승하는 효과를 보였다.

### AiTEMS의 효과 검증

고려대학교 경영대학 이건웅 교수 연구진<sup>2)</sup>은 네이버 쇼핑 데이터를 통해 AiTEMS가 SME 및 이용자에게 제공할 것으로 기대되는 긍정적 혜택을 실증분석을 통해 검증해 보았다. AiTEMS의 혜택을 검증하기 위해 크게 다음의 4가지 효과를 중심으로 가설을 설정했다. ① SME 기회제공 효과, ② 시장수요 반영 효과, ③ 상품 불확실성 완화를 통한 상품 선택 증진 효과, ④ 개인화 추천의 상품 선택 증진 효과 등



<sup>1)</sup> AiTEMS 소개 자료

## AiTEMS의 비인기, 신생 SME 기회 제공 효과

검색 및 추천 서비스에 적용된 AI기술의 가장 큰 기대효과 중 하나는 기존의 인기 위주의 일반화된 결과가 아니라, 개인화된 추천을 통해 더 다양한 개인과 상품, 콘텐츠가 더 효과적으로 연결되고, 그 속에서 새로운 발견과 성장이 일어날 수 있다는 것이다. 연구를 통해 인지도가 낮은 SME에 대한 기회 제공 효과를 검증해본 결과, AiTEMS가 기존에 리뷰수가 낮아 비교적 인기가 없거나, 신규인 상품 또는 상점에 대한 이용자의 선택 가능성을 인지도가 높은 곳보다 더 잘 향상시킨다는 것을 확인했다.

- ▶ 리뷰가 적은 비인기상품에 대한 이용자 선택률이 인기상품에 비해 약 6.2배 높게 나타남.
- ▶ 리뷰가 적은 비인기상점에 대한 이용자 선택률이 인기상점에 비해 약 1.9배 높게 나타남.
- ▶ 신규상품에 대한 이용자 선택률이 비신규상품에 비해 약 1.2배 높게 나타남.
- ▶ 신규상점에 대한 이용자 선택률이 비신규상점에 비해 약 1.1배 높게 나타남.

## AiTEMS의 시장 수요 반영 효과

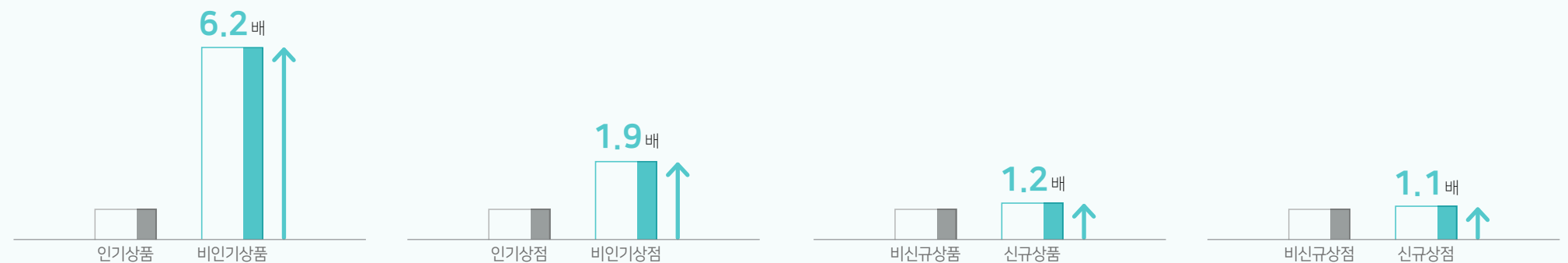
상품 판매에 있어 시장의 수요를 적절히 반영하는 것은 무엇보다 중요하다. AiTEMS는 시장의 수요를 적절히 반영하여 이용자의 니즈와 상품을 적절히 매칭시켜 추천함으로써, SME들이 별도로 시장 트렌드를 분석해 상품 홍보 및 마케팅 등 추가적 노력을 기울이지 않아도, AI 맞춤형 자동 추천 시스템을 통해 잠재 고객을 유치할 확률을 높여 준다. 연구는 AiTEMS가 상품에 대한 시장 수요를 적절히 반영하여 구매자에게 상품을 추천하고 있음을 확인했다.

- ▶ AiTEMS의 상품 추천은 쇼핑 검색지수(시장 트렌드)와 약 86% 일치함.

## AiTEMS의 상품 불확실성 완화를 통한 선택 증진 효과

디지털 전환과 비대면 경제 활동의 가속화로 인터넷 쇼핑이 최근 더욱 활성화 되고 있지만, 이용자가 직접 상품을 구매, 경험하기 전까지는 상품의 가치를 제대로 파악하기 힘든 경험재(패션의류, 스포츠/레저 등)의 경우, 아직은 온라인 판매의 한계가 존재하기 마련이다.

이용자 선택률(클릭수/노출수) 비교



<sup>2)</sup> 이건웅 교수 (고려대학교 경영대학),  
서희진 연구원 (고려대학교 경영대학),  
주희진 연구원 (고려대학교 경영대학)

그러나 AI 추천 시스템의 주요 기능 중 하나는 이용자의 니즈에 가장 적합한 상품을 추천함으로써 구매 전 이런 상품 퀄리티에 대한 불확실성을 완화시켜 주는 것이다. 이러한 AI 추천의 특성은 패션의류 등 온라인 구매 경험의 한계가 어느 정도 존재하는 경험재의 불확실성을 완화시켜, 구매자의 선택률을 향상시킬 것으로 예상된다.

이를 검증해본 결과, 직접경험과 사용이 필요한 불확실성이 높은 경험재(패션의류 등)가 AiTEMS를 통해 추천됐을 때, 탐색재(전자제품 등)에 비해 구매자에게 선택받을 확률이 더 높게 나타났다.

#### ▶ AiTEMS를 통해 추천된 경험재가 탐색재에 비해 선택될 확률이 5.5배 높게 나타남.

이러한 결과는 AiTEMS를 통해 구매자가 상품을 제시 받았을 때 이용자의 선호와 특징이 더 잘 반영되어 상품에 대한 불확실성을 낮추고, 더 많은 선택을 받을 수 있음을 시사한다.

### AiTEMS의 이용자 취향 반영을 통한 상품 선택 증진 효과

추천 시스템은 다수의 선호 트렌드를 반영하는 것과는 별개로, 개인 이용자가 지닌 숨겨진 취향을 고려하고 새로운 추천을 제공할 필요가 있다. 연구는 시장 트렌드를 반영하는 상품군별 키워드 검색 지수와 AiTEMS를 통한 상품군별 추천 지수의 비일치성을 측정하여, 구매자의 선택률과 어떤 상관관계를 갖는지 분석했다.

분석 결과, 추천과 검색 지수간 비일치가 높을수록, 즉 추천에 개인의 취향이 더 많이 반영될수록, 이용자가 관련 상품을 선택할 가능성이 높아짐을 확인했다.

#### ▶ 추천지수와 검색지수간 비일치성(AiTEMS 추천 시 개인 취향 반영 정도)가 높을 수록 선택률이 높게 나타남.

또한 탐색재보다 추천지수와 검색지수간 비일치도가 높게 나타나 개인의 취향이 AiTEMS 추천에 더 많이 반영된 것으로 파악되는 경험재가 탐색재보다 더 높은 선택률을 보였다.

#### ▶ 경험재는 탐색재보다 AiTEMS 추천에 있어서 이용자의 개성을 반영하는 정도가 컸으며, 탐색재보다 5.5배 높은 선택률을 보임.

이러한 연구결과는 AiTEMS가 상품 추천에 있어 단순히 상품에 대한 대중의 선호만이 아닌 개인적인 선호나 취향을 적절히 반영함에 따라, 상품이 이용자에게 선택받을 확률을 향상시킴을 확인시켜준다.

동 연구는 AiTEMS가 SME 판매자에게 직접적으로 줄 수 있는 혜택(상품의 가시성과 선택률 향상)을 수치화 시킴으로써, AI기술이 이용자와 SME에게 제공하는 혜택을 보다 객관적이고 이해하기 쉽게 전달했다. 특히 기존에 쇼핑 검색에서 중요한 요소로 여겨지던 인지도에 대한 의존도를 AI기술을 통해 완화 시킴으로써 인지도가 낮은 다양한 상품과 상점이 이용자에게 더 잘 발견되고, 선택될 수 있음을 확인했다.

이용자의 특성을 반영한 AI추천 기술이 '슈퍼스타' 쏠림 현상을 완화해 상품, 상점간 양극화 현상을 완화시켜 주고, SME에게 새로운 발견과 성장의 기회를 주고 있다는 것을 실증 데이터로 검증했다는 점에서, 본 연구는 AI를 통한 디지털뉴딜, 경제 성장의 중요성이 부각되고 있는 현 시점에서 AI를 통한 균형 성장에 대한 중요한 사회경제적 시사점을 제공하고 있다.

01.

서론

1.1. 배경

인공지능(Artificial Intelligence, AI)과 빅데이터 관련 기술의 발전과 함께 이용자의 특성과 개인관심사를 기반으로 고객이 찾는 상품을 보다 정확하게 추천해주는 서비스가 등장하고 있다. 2017년 9월에 선보인 네이버의 AiTEMS 서비스는 상품이 갖는 주요 특징과 이용자가 관심을 갖는 상품의 속성들을 포함한 빅데이터를 기반으로 고도화된 인공지능 기술을 이용하여 유사성을 찾고 매칭(Matching)해주는 AI 기반의 추천 시스템이다. 이러한 AI기술로 추천되는 상품 큐레이션은 이용자에게 더 나은 고객경험을 제공하며 판매자에게 경제적 효용성을 향상 시키리라 예상된다.

1.2. 목적

본 연구의 목적은 실증데이터를 바탕으로 AI기반의 상품 추천 서비스가 온라인 생태계의 주요 참여자인 판매자와 구매자에게 미치는 영향력 및 혜택을 수치화하여 살펴보는 것이다. 특히 기존 오프라인 마켓에서 주목을 받지 못하고 상품 판매에 대한 경험과 자본이 부족한 중소상공인(Small and Medium-sized Enterprises, SMEs)에 대하여 AI기술이 가져올 수 있는 혜택과 서비스 활용방안을 모색하는데 목적을 둔다.

기존 추천 시스템 관련 선행연구들을 통해 SME에 대한 AiTEMS의 효용과 혜택을 파악하는 데에 중요한 추천시스템의 4가지 요소를 기반으로 가설을 도출하였다. 해당 연구는 [표 1]에 제시된 AiTEMS 서비스가 제공하리라 기대되는 효과들을 실증데이터를 통해 확인하고, 이용자와 SME가 인공지능 기술을 통해 추가로 누릴 수 있는 효용을 탐색해보고자 한다.

1.3. 가설 수립

AiTEMS가 상품/상점과 구매자에게 제공하는 혜택을 이해하기 위해 선행연구를 기반으로 다음의 가설을 수립하였다.

- **가설 1:** AiTEMS는 인지도가 낮거나 신생인 상품/상점에 대한 이용자 선택률을 향상시킨다.
- **가설 2:** AiTEMS는 상품에 대한 마켓의 수요를 반영하여 구매자에게 상품을 추천한다.
- **가설 3:** AiTEMS는 상품 가치에 대한 불확실성을 대체하여 경험재에 대한 구매자의 선택률을 향상시킨다.
- **가설 4:** AiTEMS는 이용자에게 선호에 맞는 새로운 발견을 제공하며 상품 선택률을 향상시킨다.

표 1. 이용자와 SME 대상 AiTEMS의 기대효과

	기대효과	기존연구
SME 기회제공 효과	AiTEMS는 이용자의 취향과 관심을 반영하는 적합한 상품을 추천함으로써 기존에 주목을 받지 못했던 상품 및 상점에 대한 선택률을 향상시키리라 기대됨.	Mehrotra et al. (2018)
시장 수요 반영 효과	AiTEMS는 마켓에서 이용자의 수요와 관심을 실시간으로 반영(수용)하여 상품을 추천함으로써 SME에게 상품광고와 소비자 유인에 대한 비용과 부담을 감소시키리라 기대됨.	Mahmood & Ricci (2007)
상품 불확실성 완화 효과	AiTEMS는 퀄리티에 대한 불확실성이 높은 상품에 대한 이용자의 경험을 대체해주는 역할을 함으로써 탐색재보다 경험재의 상품에 대해 더 큰 선택을 유발할 것으로 기대됨.	Shani & Gunawardana (2011)
개인화 추천의 선택률 향상 효과	AiTEMS는 이용자의 고유 특성을 추천 알고리즘에 반영하여 취향에 맞는 상품을 추천함으로써 이용자의 서비스 만족도를 향상시키리라 기대됨.	Nguyen et al. (2018)



## 02.

## 연구 설계

본 연구는 2019년 11월 1일부터 2020년 7월 31일까지 총 274일 간의 AiTEMS 상품 데이터를 바탕으로 Si기반 추천시스템이 이용자 (구매자)와 판매자에게 제공하는 직접/간접 혜택을 확인하고자 설계되었다. 데이터는 각 총 4개의 대분류 상품군(전자제품, 식품, 패션의류, 스포츠/레저)으로 이루어져 있으며, 총 27,438개 개별상품 (6,853 상품)에 대한 9개월 동안의 일별 지표가 기록 되어있다. 연구에서 주요하게 사용된 지표에는 AiTEMS를 통한 각 상품의 (1) 노출수 (추천수)와 (2) 선택수 (클릭수), 그리고 선택수를 노출수로 나눈 (3) 선택률이 있으며 각 상품과 상품군, 상품의 특성이 이러한 성과 지표에 어떤 영향을 미치는지 파악하기 위해 상품의 세부 상품군, 불확실성에 대한 분류(탐색재/경험재), 최신성, 인기도, 가격 등의 정보를 분석에 포함시켰다.

## 2.1. 제품군 선정

데이터 분석에 사용된 상품은 (1) 상품의 범용성이 높고 (2) 소비 관련 시존효과가 적은 상품군(상품 카테고리)으로 선정하였다.

**(1) 상품 범용성:** AiTEMS를 주로 사용하는 20대-50대가 선호하고 가장 빈번하게 찾는 상품군 선정 (예, 패션의류-청바지, 가전제품-노트북, 식품-신선/가공 식품류, 스포츠제품-인도어/아웃도어 상품류)

**(2) 시존 효과:** 시즌(계절) 특성이 판매량에 주는 영향력이 적은 상품군 선정하였다. 예를 들어 패션의류 상품군에서도 겨울 시즌 상품인 니트, 가디건, 점퍼, 자켓 또는 여름 시즌 상품인 비치웨어 등은 계절성에 영향을 크게 받으므로 분석에는 상대적으로 시즌 효과를 덜 받는다고 판단되는 청바지 제품군을 포함시켰다.

다음으로 연구가설을 검증하기 위해 기존 연구에서 상품을 분류할 때 주로 사용되는 “상품 가치(퀄리티) 불확실성”에 따른 (1)탐색재와 (2) 경험재 성격의 제품군으로 상품을 분류하였다 (Lee & Hosanagar 2020). 예를 들어 구매자가 탐색을 통해 상품의 가치/퀄리티를 손쉽게 파악할 수 있는 전자제품군(노트북, 냉장고 등)과 식품류는 탐색재의 성격이 강하며 구매자가 상품의 질을 파악하기 위해서는 직접사용과 경험이 필요한 패션의류 및 레저 관련 제품군은 경험재의 성격을 띤다 고 판단하였다 (Nelson 1970). AiTEMS를 통한 상품 추천은 소비자의 상품에 대한 탐색과 경험을 대체해주는 것이 목적이므로, 특히 경험재 성격을 가진 상품군에서 더 큰 효과성을 보이리라 예상하였다.

02.

연구 설계

[표 2]는 4개 주요 상품군(전자제품, 식품, 패션의류, 스포츠/레저)에 대한 상품 가치(퀄리티)에 대한 불확실성 기준으로 분류한 탐색재와 경험재에 대한 상품 구성을 나타낸다.

표 2. 상품 가치(퀄리티)에 대한 불확실성 기준 상품군 분류

분류	카테고리	하위 카테고리	개수	비율
탐색재 (불확실성 낮음)	전자제품	노트북	1,083	4.0%
	식품	냉동가공식품	3,885	14.2%
		신선식품	1,698	6.2%
경험재 (불확실성 높음)	패션의류	여성청바지	5,756	21.0%
		남성청바지	3,715	13.5%
	스포츠/레저	아웃도어	9,446	34.4%
		인도어	1,855	6.8%
합계	-	-	27,438	100%

2.2. 평가지표 및 주요 설정변수

AiTEMS를 통한 상품의 잠재적인 판매 성과를 파악하기 위해 해당 서비스를 통한 개별 상품의 日별 노출수(추천수) 및 선택수(클릭수)를 포함하였으며, AiTEMS에 의한 상품 추천 당 선택된 비율을 측정하기 위해 “선택률 (=선택수/노출수)”을 상품별로 계산하였다.

표 3. AiTEMS를 통한 상품별 성과지표

평가 항목	평가지표	정의
노출수	상품 노출 횟수 (日별)	AiTEMS를 통해 특정 상품이 日별 전체 구매자에게 노출(추천)된 수
선택수	상품 클릭 횟수 (日별)	AiTEMS 추천 후 특정 상품이 구매자에 의해 클릭(선택)된 수
선택률	선택수 / 노출수 (%)	특정 상품이 전체 구매자에게 노출된 횟수 중 선택된 횟수



03.  
가설검증

3.1. AiITEMS의 인지도(비인기, 신생) 낮은 SME 기회 제공 효과

AiITEMS는 인공지능 기술을 활용해 이용자의 취향에 보다 적합한 상품을 추천하기 때문에 기존 검색서비스에서 중요한 요소로 여겨지던 인지도(리뷰수, 상점/상품 나이)의 중요성은 약화될 것으로 예상된다. 반면, 비인기, 신생 상품/상점이라도 AiITEMS기술을 통해 이용자의 기존 클릭, 찜, 구매 등 이용 데이터를 분석하여 개별 이용자 취향에 부합하는 상품을 추천할 경우, 해당 상품이 이용자에게 선택받을 가능성이 더 높아질 것이다. 결국Ai기술이 인지도가 떨어지는 신규 SME의 상대적 불리함을 감소시켜, 이들이 잠재 고객에게 더 잘 발견되고, 선택받을 수 있게 도와주는 역할을 하리라 기대된다. 이를 검증하기 위해 본 분석에서는 다음과 같이 가설을 세웠다.

**가설 1: AiITEMS는 인지도가 낮거나 신생인 상품/상점에 대한 이용자 선택률을 향상시킨다.**

상품과 상점의 인지도를 측정하기 위해 상품과 상점에 대한 (1) 인지도 (리뷰수) 와 (2) 신규성(상품/상점 나이)로 구분하여 평가하였으며, 가설 1-1과 가설 1-2를 통해 각각 인지도 지표가 AiITEMS를 통해 어떻게 이용자 선택률에 영향을 주는지 살펴본다.

**가설 1-1: AiITEMS는 인지도(리뷰수)가 낮은 상품/상점에 대한 이용자 선택률을 향상시킨다.**

• **분석:** AiITEMS는 기존에 중요하다고 여겨지는 상품과 상점의 인지도(리뷰수)에 대한 제약성을 감소시켜주는 역할을 하리라 기대된다. 본 분석에서는 상품과 상점의 인지도를 반영하는 고객의 상품 평가 리뷰 수의 중간값(상품: 436개, 상점: 658개)을 기준으로 인기 vs. 비인기 상품/상점을 분류하여 각각의 성과 지표를 비교하였다. 두 분류군 간의 성과지표를 비교하기 위해 그룹 평균비교 분석(이표본 T-test)을 사용하였다.

• **결과:** [표 4]에 따르면 비인기상품군의 선택률이 약 6.2배 높음을 확인했다 (선택률: 0.05% vs. 0.29%).

[표 5]는 상점의 인지도에 따른 AiITEMS가 상점의 성과지표에 주는 영향력을 나타낸다. 결과는 [표 4]에서와 마찬가지로, 리뷰 수가 많은 인기 상점의 상품보다 비인기 상점의 상품의 선택률이 통계적으로 유의미하게 약 1.9배 정도 더 높음을 확인하였다(선택률: 0.13% vs. 0.25%).

표4. 상품 인지도에 따른 AiITEMS 효과성 평균 비교 (日평균)

성과지표	인기상품군 (리뷰 수 436개 이상)	비인기상품군 (리뷰 수 436개 미만)	차이 (비인기-인기)	통계적 유의성 (p-value)
선택률	0.05%	0.29%	6.2배 큼	0.000

표5. 상점 인지도에 따른 AiITEMS 효과성 평균 비교 (日평균)

성과지표	인기 상점 (리뷰 수 658개 이상)	비인기 상점 (리뷰 수 658개 미만)	차이 (비인기-인기)	통계적 유의성 (p-value)
선택률	0.13%	0.25%	1.9배 큼	0.000

03.  
가설검증

가설 1-2: AiTEMS는 신생 상품/상점에 대한 이용자 선택률을 향상시킨다.

- **분석:** AiTEMS는 기존에 중요하다고 여겨지는 상품과 상점의 나이에 대한 제약성을 감소시켜주는 역할을 하리라 기대된다. 본 분석에서는 상품과 상점의 신생성을 반영하는 개별 상품 나이의 평균값(329일) 과 상점이 제공하는 상품들의 평균 나이를 (361일) 기준으로 신생 vs. 非신생 상품/상점을 분류하여 각각의 성과지표를 비교하였다. 두 분류군 간의 성과지표를 비교하기 위해 그룹 평균비교분석 (이표본 T-test)을 사용하였다.
- **결과:** [표 6]에 따르면 신생상품군은 非신생상품군에 비해 선택률이 약 1.2배 유의미하게 높음을 확인했다 (선택률: 0.24% vs. 0.28%). 두 상품군의 선택률 지표에 대한 통계적인 차이는 있지만 절대값에 대한 실질적 차이는 적다. 즉 AiTEMS는 신생 상품에 대한 추천을 증가시켰으며, 추천 시 상품 신생성에 상관없이 이용자에 의해 균등하게 선택이 되었다.

[표 7]에서 상점 내 상품 평균 신생도 중간값 기준으로 신생 상점 상품은 非신생 상점 상품에 비해 약 1.1배정도 높게 구매자에 의해 선택이 된다 (0.21% vs. 0.24%). 두 상점군의 선택률 지표에 대한 통계적인 차이는 있지만 절대값에 대한 실질적 차이는 적다. 즉 AiTEMS는 새로운 상품을 파는 상점에 대한 추천을 증가시켰으며, 추천 시 상점의 업력과는 상관없이 이용자에 의해 균등하게 선택이 되었다.

가설검증: 가설 1 AiTEMS의 비인기, 신생 SME 기회 제공 효과 지지됨.

AiTEMS에 의한 추천이 기존에 중요하다고 여겨지는 상품과 상점의 인지도 (인기도와 나이)에 대한 제약성을 감소시키는 방향으로 작용한다는 점을 확인 하였다.

- 非인기 상품군 추천 시 선택받을 확률이 인기 상품군에 비해 약 6.2배 높음.
- 非인기 상점군 추천 시 선택받을 확률이 인기 상점군에 비해 약 1.9배 높음.
- 신생 상품군 추천 시 선택받을 확률이 非신생 상품군에 비해 약 1.2배 높음.
- 신생 상점군 추천 시 선택받을 확률이 非신생 상점군에 비해 약 1.1배 높음.

표 6. 상품 신생도에 따른 AiTEMS 효과성 평균 비교 (日평균)

성과지표	非신생 상품군 (상품 나이 329일 이상)	신생 상품군 (상품 나이 329일 미만)	차이 (非신생-신생)	통계적유의성 (p-value)
선택률	0.24%	0.28%	1.2배 큼	0.000

표 7. 상점 내 상품 평균 신생도에 따른 AiTEMS 효과성 평균 비교 (日평균)

성과지표	非신생 상점 (평균 상품 나이 361일 이상)	非인기상품군 (리뷰 수 436개 미만)	차이 (非인기-인기)	통계적 유의성 (p-value)
선택률	0.13%	0.25%	1.9배 큼	0.000

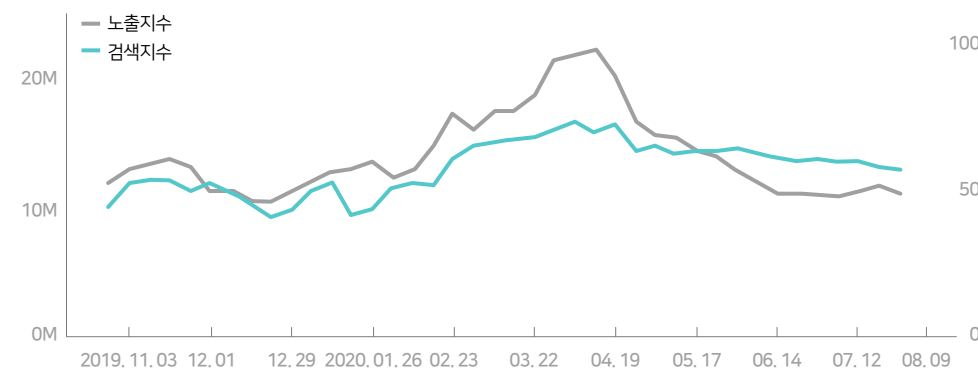
## 03. 가설검증

### 3.2. AiTEMS의 시장 수요 반영 효과

**가설 2:** AiTEMS는 상품에 대한 시장의 수요를 반영하여 구매자에게 상품을 추천한다.

- **분석:** 이용자들의 상품에 대한 선호는 시간에 따라 변화하므로 추천시스템은 변화하는 이용자들의 선호를 지속적으로 반영할 필요가 있다. 본 분석에서는 총 4개의 주요 상품군에 대하여 AiTEMS가 이용자들의 선호도 변화를 얼마나 잘 반영하는지 확인을 하였다. [그림 1]은 2019년 11월01일부터 2020년 7월 31일까지 발생한 AiTEMS의 상품 추천수(노출수)와 상품군별 네이버 쇼핑 검색지수를<sup>1)</sup> 나타낸 그림이다. 두 지표를 비교한 결과, 상품 노출수와 쇼핑 검색 지수가 유사한 추이를 보이며 증감하는 것을 알 수 있다. 본 분석에서는 실제 두 지표의 흐름이 얼마나 유사하게 움직이는지를 알아보기 위해 코사인 유사도 (Cosine Similarity)를 사용하였다. 코사인 유사도는 유클리디안 거리 측정법과 함께 두 자료의 유사도를 측정하는 가장 널리 사용되는 방법들 중 하나이다(Huhtala et al. 1999; Nakamura et al. 2013). 두 지표간의 유사도는 0% (없음) 부터 100%(일치)로 측정하였다.

그림 1. AiTEMS 상품 노출(추천)수와 쇼핑검색 지수: 전체상품

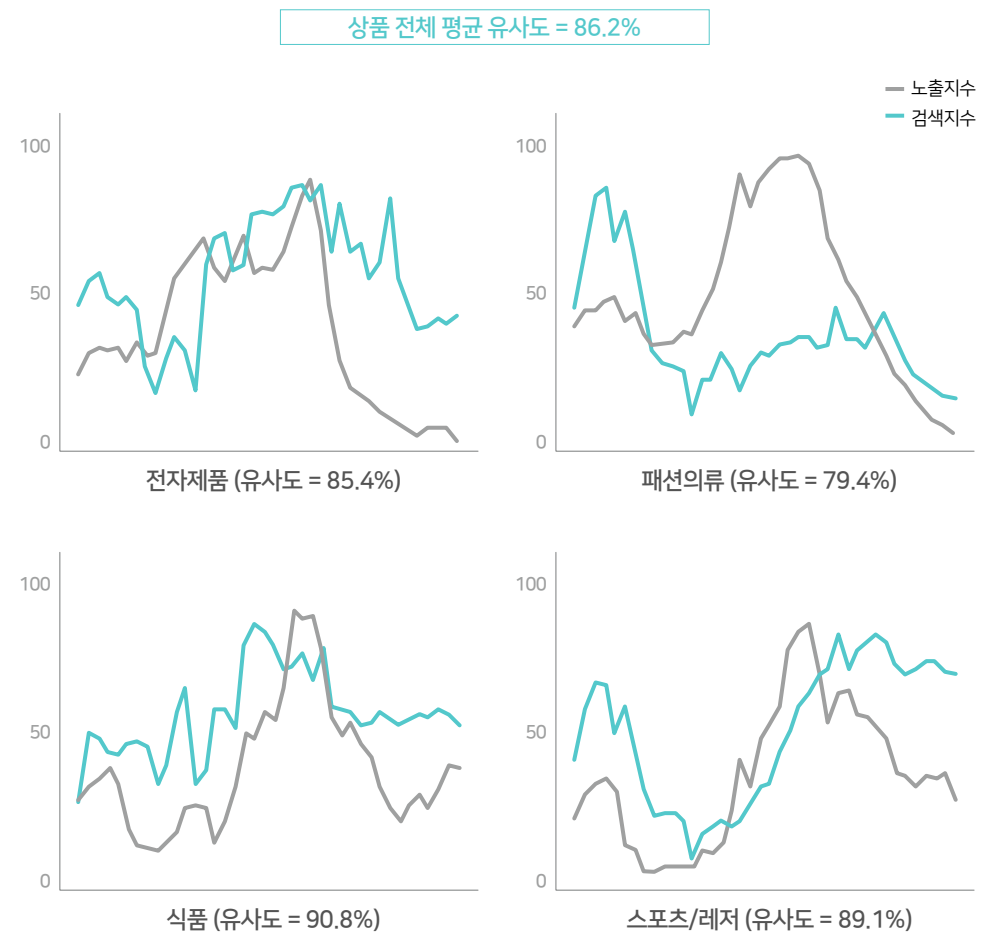


<sup>1)</sup> 네이버는 2016년부터 "Naver Data Lab"을 통해 쇼핑 아이템에 대한 이용자들의 검색지수를 제공하고 있다.

- **결과:** 총 274일에 걸친 AiTEMS 기반 상품 추천과 네이버 쇼핑검색 지수 간의 유사도는 전체 평균 86.2%로 상당한 일치성을 보였다. [그림 2]은 4개 주요 상위 상품군에 대한 AiTEMS 상품 노출수와 쇼핑검색 지수 간의 시계열 일치성을 보여준다.

그림 2. AiTEMS 상품 노출수와 쇼핑검색 지수: 상품군 별

상품군 별 코사인 유사도(Cosine Similarity)



03.

가설검증

4개 주요 상품군에 대한 상품 노출수와 검색지수의 유사도를 나타낸 결과, 전반적으로 모든 상품군에 대한 상품 노출과 쇼핑 검색지수는 86.2%이상으로 상당히 높게 나타난다. 유사성이 가장 높은 제품군은 COVID-19로 인해 최근 온라인 수요가 높았던 식품(90.8%)이었으며, 다음으로 스포츠/레저(89.1%), 전자제품(85.4%) 순으로 나타났다. 패션의류 상품군의 경우 상품 특성상 다른 제품군에 비해 이용자의 개인별 선호와 취향이 더 크게 작용하므로 상대적으로 낮은 유사도를 보인 것으로 판단된다.

가설검증: 가설 2 AITEMS의 시장 수요 반영 효과 지지됨.

이번 분석에서는 AITEMS의 높은 시장 수요 반영 효과를 확인하였다. 이는 중소기업 판매자(SMEs)들이 별도로 시장 트렌드를 분석해 상품 홍보 및 마케팅 등 추가적 노력을 기울이지 않아도, AI 맞춤형 자동 추천 시스템을 통해 잠재 고객을 유치할 확률이 높아질 수 있음을 시사한다.

▶ AITEMS의 상품 추천은 쇼핑 검색지수(시장 트렌드)와 약 86% 일치함.

3.3. AITEMS의 경험 대체를 통한 불확실성 완화 효과

가설3: AITEMS는 상품 가치에 대한 불확실성을 대체하여 경험재에 대한 구매자의 선택률을 향상시킨다.

- **분석:** 추천시스템의 주요 기능 중 하나는 구매 전 상품의 가치(퀄리티)에 대한 이용자의 탐색과 경험을 대체해주는 것이다(Lee & Hosanagar 2020). 본 분석에서는 이러한 이용자의 상품에 대한 탐색과 경험을 대체해주는 AITEMS의 효과성을 살펴보았다. 앞서 기재한 2.1. 상품군 분류 [표 2]에 따라 상품을 (1) 이용자가 탐색과 검색을 통해 쉽게 상품의 가치와 퀄리티를 파악할 수 있는 탐색재(전자제품, 식품)와 (2) 이용자가 직접 상품을 구매하고 사용/경험하기 전에는 상품의 가치를 판단하기 어려운 경험재(패션의류, 스포츠/레저)로 구분하여 AITEMS의 효과성에 대한 비교 분석을 실시하였다. 두 상품 분류군 간의 성과지표를 비교하기 위해 그룹 평균비교분석(이표본 T-test)을 사용하였다.
- **결과:** [표 8]의 상품별 성과지표에 대한 그룹 평균 비교 분석결과에 따르면 상품에 대한 직접 경험과 사용이 필요한 경험재는 탐색재에 비해 약 5.5배정도 높게 구매자에 의해 선택이 되었다 (0.06% vs. 0.33%). 이를 통해 AI 기반의 추천 시스템이 상품에 대한 이용자의 탐색과 경험을 어느정도 대체해 추천받은 상품의 불확실성을 감소시키는 방향으로 작용하여 특히 이용자의 경험이 필요한 경험재에서 큰 선택률을 나타냄을 추측할 수 있다.

표 8. 상품 가치 불확실성에 따른 AITEMS 효과성 평균 비교 (日평균)

성과지표	모든 상품군	탐색재	경험재	차이 (경험재 - 탐색재)	통계적 유의성 (p-value)
선택률	0.27%	0.06%	0.33%	5.5배 큼	0.000

03.

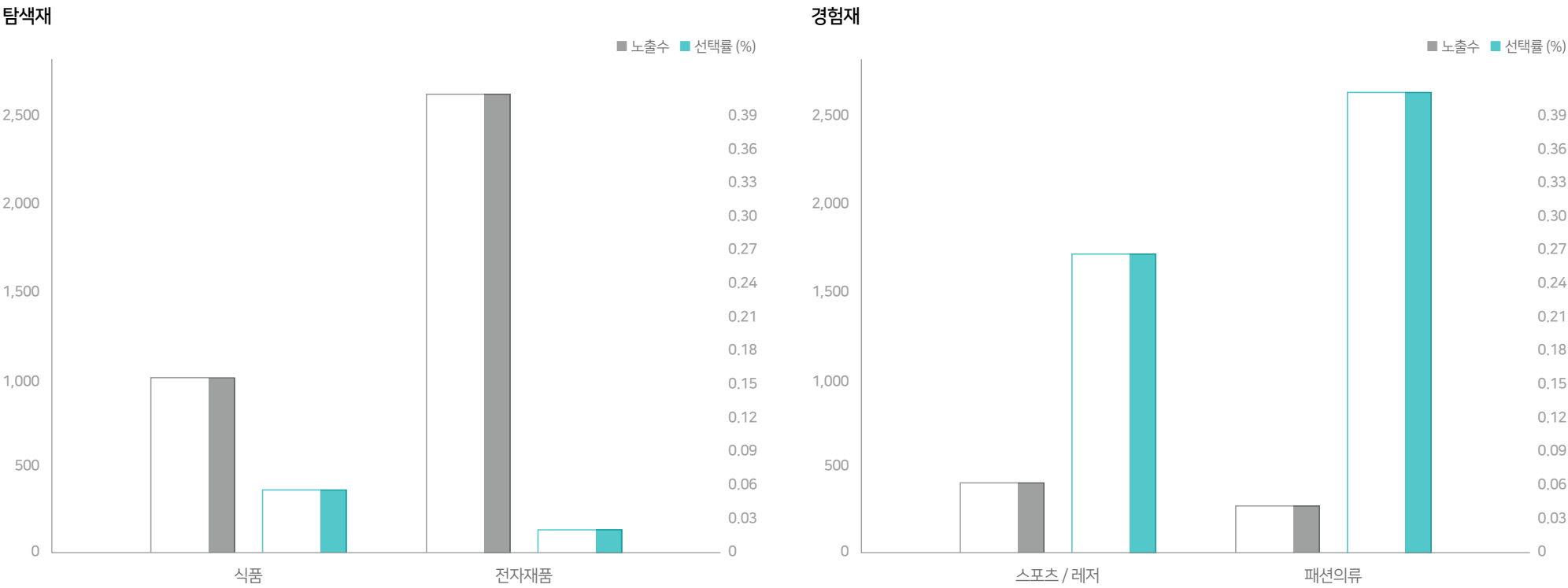
가설검증

[그림 3]에서와 같이 탐색재에 비해 경험재에 대한 AiTEMS는 5.7배 정도 적게 추천되지만, 추천 후 구매자의 선택률은 경험재가 5.5배로 월등히 높게 나타났으며, 특히 개인의 취향이 중요한 패션의류 관련 상품들에 대한 구매자의 선택이 다른 상품들에 비해 높게 나타났다. 이는 [표 8]에서 확인한 바와 같이 직접경험과 사용이 필요한 불확실성이 높은 제품을 AiTEMS를 통해 제시 받았을 때 이용자의 선호와 특징이 더 잘 반영되어 상품에 대한 불확실성을 낮추고 더 많은 선택을 받을 수 있음을 시사한다.

**가설검증: 가설 3 AiTEMS의 상품 가치 불확실성 완화 효과 지지됨.**  
AiTEMS는 불확실성이 높은 상품 구매 시 이용자의 탐색과 경험을 대체해주는 중요한 역할을 한다고 결론지을 수 있다.

▶ 경험재는 탐색재에 비해 5.7배 더 적게 추천되지만 선택률은 5.5배 높게 나타남.

그림 3. 상품군 별 노출수 및 선택률 비교



03.

가설검증

3.4. AiTEMS의 이용자 취향 반영을 통한 상품 선택 증진 효과

가설 4: AiTEMS는 이용자에게 선호에 맞는 새로운 발견을 제공하며 상품 선택률을 향상시킨다.

• **분석:** 앞선 분석을 통해 상품 추천 수와 쇼핑 검색 지수 간의 유사성을 파악해 AiTEMS가 시장 수요를 적절히 반영함을 확인하였으며, 개인의 취향에 기반한 AiTEMS의 추천이 상품의 불확실성이 높은 경험재의 불확실성을 완화시켜 관련 상품의 선택률을 상승시킨다는 점을 확인했다. 본 분석에서는 AiTEMS가 시장 수요에 반영되지 않는 개인적인 선호를 효과적으로 반영하는지 확인한다. 추천시스템은 다수의 선호 트렌드를 반영하는 것과는 별개로, 개인 이용자가 지닌 숨겨진 취향을 고려하고 새로운 추천을 제공할 필요가 있다. 따라서, 상품에 관여되는 이용자의 개성과 선택률을 비교함으로써 AiTEMS의 발견성을 알아본다. 이를 위해 AiTEMS를 통한 노출과 키워드검색 트렌드의 유사성을 확인한 가설2와는 반대로, AiTEMS 노출과 키워드 검색의 非유사성 정도를 상품 추천 시 시장 수요가 아닌 개인의 취향 반영 지수로 정의하였다.

본 분석에서는 두 시계열의 非유사성을 측정하기 위해 Euclidean Distance(ED)를 사용하였다. Euclidean Distance는 두 시계열 자료 사이의 거리를 구하는 일반적인 방법 중 하나이다(Chu et at, 2002). Euclidean Distance는 두 자료의 유사성을 측정하는 Cosine Similarity과 달리 두 시계열 지표의 절대적 거리를 측정하는 방법으로 非유사성을 계산하기에 적합하다. 각 세부 카테고리별 Euclidean Distance 계산을 통해 非유사성(개인 취향 반영 정도)을 도출하였고 이를 각 상품의 선택률과 비교하였다.

• **결과:** [표 9]는 4개 주요 상품군과 7개의 세부 상품군에 대한 AiTEMS노출수와 키워드 검색지수의 非유사성(Euclidean Distance) 및 선택률을 나타낸 표이다.

표 9. 개별 상품(아이템)에 대한 추천과 검색의 非유사성(ED)

구분	카테고리	세부 카테고리	非유사성(ED)	선택률
탐색재	전자제품	노트북	241.55	0.04%
	식품	냉동가공식품	378.16	0.07%
		신선식품	353.60	0.05%
	평균		324.44	0.06%
경험재	패션의류	남성의류	508.38	0.39%
		여성의류	559.30	0.42%
	스포츠/레저	아웃도어	371.17	0.29%
		인도어	254.43	0.17%
	평균		423.32	0.33%
전체 평균			380.94	0.27%
非유사성과 선택률의 상관계수			0.81	



03.  
가설검증

분석결과 개인 취향 반영 정도를 나타내는 非유사도가 가장 높은 아이템은 여성의류(559.30), 남성의류(508.38), 가공식품(378.16) 순으로 나타났으며, 위 아이টেM에 대한 AiTEMS의 추천은 대중의 선호를 반영하되 개인의 개성 또한 높게 반영한다고 할 수 있다. 반면, 노트북(241.55)의 경우에는 非유사성이 가장 낮은 상품군으로 개인의 선호보다는 마케T가 가진 전반적인 수요를 고려하여 추천되는 것으로 보인다. 한편, 전체 평균 非유사성과 선택률은 각각 380.94와 0.27%로 나타났다. 7개 상품군에 따른 非유사성과 선택률의 상관관계를 살펴본 결과, 0.81의 높은 상관계수를 보이며 이를 통해 AiTEMS가 상품 추천에 개인적인 선호를 반영함에 따라 더 높은 선택률이 나타남을 도출할 수 있다. 결과적으로 AiTEMS가 가설 2처럼 기본적으로 시장 수요를 반영하지만, 개인의 선호를 바탕으로 상품을 추천할 때에 이용자들로 하여금 더 많은 선택을 유도하는 것으로 나타났다.

[표 10]은 탐색재와 경험재에 대한 非유사성과 선택률을 비교한 표이다. 탐색재와 경험재의 평균 비유사도를 나타낸 결과, 경험재의 비유사도는 탐색재보다 98.88만큼 높으므로 개인적인 선호나 취향이 경험재의 추천에 더 크게 반영되는 것으로 보인다. 또한 경험재에 대한 AiTEMS의 추천서비스는 탐색재보다 5.5배 큰 선택률을 보여, 이를 통해 非유사성이 높은, 즉 시장 수요만이 아닌 개인의 취향을 상대적으로 많이 반영한 경험재 추천이 높은 선택률로 이어진다는 것을 알 수 있다.

가설검증: 가설 4. AiTEMS의 이용자 취향 반영을 통한 상품 선택 증진 효과 지지됨.

유사성과 선택률 간의 양의 상관관계를 통해 AiTEMS의 개인 선호도 반영 정도가 높을수록 이용자가 관련 상품을 선택할 가능성이 높아짐을 확인했다. 특히, 탐색재보다 非유사성이 높게 나온 경험재는 탐색재보다 AiTEMS 추천에 있어서 이용자의 개성을 반영하는 정도가 컸으며, 이는 곧 탐색재보다 5.5배 높은 선택률로 이어졌다.

- ▶ AiTEMS의 상품별 非유사성(AiTEMS 추천 시 개인 취향 반영 정도)과 선택률의 상관계수는 0.81로 매우 높게 나타남.
- ▶ AiTEMS가 상품 추천에 있어 단순히 상품에 대한 대중의 선호만이 아닌 개인적인 선호나 취향을 반영함에 따라 높은 선택률이 나타남.

표 10. 非유사성에 따른 선택률 비교 분석

성과지표	탐색재	경험재	차이 (경험재 - 탐색재)	통계적 유의성 (p-value) <sup>1)</sup>
非유사성 (ED)	324.44	423.32	98.88	-
선택률	0.06%	0.33%	5.5배 큼	0.000

<sup>1)</sup> 非유사성에 대한 총 아이টেM의 수는 14개이므로 차이성(ED)에 대하여 T-test를 진행하기에는 표본이 작음. 선택률 차이의 통계적 유의성 검증을 위하여Levene의 등분산검정을 실시하였으며 두 집단의 선택률은 F-statistic=34145.45\*\*\*로 이분산을 가정하여T-test를 진행함.

04.  
결론

4.1. 주요 발견사항 요약

본 연구의 주요 발견사항과 AiTEMS를 활용하는 판매자와 이용자에 대한 혜택 및 시사점을 [표 11] 정리 요약하였다.

표 11. 연구 결과 및 시사점 요약

● 선택률 ● 판매자 ● 이용자

평가지표	결과	시사점
AiTEMS의 비인기, 신생 SME 기회 제공 효과 (가설 1: 지지됨)	AiTEMS는 상품 인기도의 중요성을 감소시킴 ● 인기상품 대비 非인기상품 약 6.2배 높음 AiTEMS는 상점 인기도의 중요성을 감소시킴 ● 인기상점 대비 非인기상점 약 1.9배 높음 AiTEMS는 신생 상품의 불리함을 감소시킴 ● 非신생상품 대비 신생상품 약 1.2배 높음 AiTEMS는 신생 상점의 불리함을 감소시킴 ● 非신생상점 대비 신생상점 약 1.1배 높음	● AiTEMS는 상품과 상점 인지도에 대한 제약성을 감소시켜주는 역할을 하여 기존에 인지도에 의한 혜택을 받지 못한 소규모 및 신규 상점 등이 잠재고객에게 더 잘 발견되고, 선택받을 수 있도록 AI기술로 새로운 기회를 제공함 ● AiTEMS 추천 시 기존 인기있는 상품 및 상점뿐 아니라 개인의 취향에 더 적합할 수 있는 소규모 및 신규 상점의 상품까지 추천 받음으로써 보다 폭넓고 새로운 발견을 할 수 있음
AiTEMS의 시장 수요 반영 효과 (가설 2: 지지됨)	AiTEMS 추천과 쇼핑검색 트렌드 유사도 상당히 높음 (약 90%) 전체상품군: 86.2% - 식품: 90.8% - 스포츠/레저: 89.1% - 전자제품: 85.39 - 패션의류: 79.4%	● AiTEMS는 중소규모 판매자 (SMEs)에게 큰 부담으로 여겨지는 상품에 대한 마케팅 비용을 감소시키고 잠재 고객을 유치하는데 필요한 시간과 노력을 최소화할 수 있음 ● AiTEMS 상품 추천 시 변화하는 마켓수요를 지속적으로 반영하며 이를 통해 이용자가 상품 선택에 필요한 시간을 최소화할 수 있음
AiTEMS의 불확실성 완화를 통한 상품 선택 증진 효과 (가설 3: 지지됨)	AiTEMS는 불확실성이 높은 상품 구매 시 이용자의 경험을 대체해 줌 ● 경험재 약 5.5배 높음	● AiTEMS는 상품에 대한 이용자의 탐색과 경험을 대체하여 특히 경험재 상품군에 대한 가치 불확실성을 줄임으로써 구매자의 선택을 유도할 수 있음 ● AiTEMS 상품 추천 시에 이용자의 다양한 정보와 선호를 고려하여 상대적으로 적은 노력으로 상품에 대한 가치 불확실성을 줄이고 온라인에서 상대적으로 불리한 경험재에 대한 효율적인 구매를 가능하게 함
AiTEMS 개인화를 통한 상품 선택 증진 효과 (가설 4: 지지됨)	AiTEMS가 상품 추천에 있어 단순히 상품의 검색지수만이 아닌 개인적인 선호를 반영함에 따라 높은 선택률이 나타남 - AiTEMS의 상품별 非유사성(추천노출지수와 검색지수 차이)과 선택률의 상관계수는 0.81로 나타남	● AiTEMS는 상품에 대한 마켓수요 뿐만 아니라 이용자가 지닌 개인적인 선호를 반영하여 추천서비스를 제공하며 이러한 개인화 추천을 통한 상품 선택률 증진 효과는 경험재에서 두드러지게 나타남 ● AiTEMS 추천 시 마켓의 트렌드와 더불어 개인의 취향까지 고려한 제품을 추천 받을 수 있으며 이는 AiTEMS에 대한 이용자 경험을 향상시킴

## 04.

## 결론

## 4.2 연구 시사점

본 연구의 결과는 AITEMS의 (1) SME 기회 제공, (2) 시장 수요 반영, (3) 경험 대체, (4) 개인화를 통한 선택 증진 효과를 확인하면서, SME 판매자에게 직접적으로 줄 수 있는 혜택 (상품의 가시성과 선택률 향상)을 수치화 시킴으로써 AI기술이 상점과 상품에 주는 이점들을 객관적이고 이해하기 쉽게 전달하였다. AI기술이 이용자 개인의 선호와 취향을 파악해 자동으로 그에 적합한 상품을 추천함에 따라, SME들이 상품 홍보, 마케팅 등 추가적 노력 없이도, 구매전환 가능성이 높은 이용자에게 추천, 노출될 수 있음을 확인했다. 이는 상품 판매에 대한 경험과 자본이 부족한 중소규모 상점들 (SMEs)에게 성공적인 비즈니스를 위한 노력과 수고를 감소시키고, 기존에 중요하다고 여겨진 상품/상점의 인지도에 대한 의존도를 낮출 수 있다는 시사점을 제시한다.

본 연구를 통해 SME들이 최첨단 기술 역량이나 데이터 분석 역량이 따로 존재하지 않아도, 네이버의 AI추천 기술이 '일상의 도구'가 되어, 소비자와 SME를 더 잘 연결시켜주는데 기여하고 있음을 확인했다. 또한 이용자의 특성을 반영한 AI추천 기술이 '슈퍼스타' 쏠림 현상을 완화해 상품, 상점간 양극화 현상을 완화시켜 주고, SME에게 새로운 발견과 성장의 기회를 주고 있다는 것을 실증 데이터로 검증했다는 점에서 본 연구는 AI를 통한 디지털뉴딜, 경제 성장의 중요성이 부각되고 있는 현 시점에서 AI를 통한 균형 성장에 대한 중요한 사회경제적 시사점을 제공하고 있다.

참고문헌

Chu, S., Keogh, E., Hart, D., & Pazzani, M. (2002, April). Iterative deepening dynamic time warping for time series. In Proceedings of the 2002 SIAM International Conference on Data Mining (pp. 195-212). Society for Industrial and Applied Mathematics.

Huhtala, Y., Karkkainen, J., & Toivonen, H. T. (1999). Mining for similarities in aligned time series using wavelets. In Data Mining and Knowledge Discovery: Theory, Tools, and Technology. International Society for Optics and Photonics, 3695, 150-160.

Lee, D., & Hosanagar, K. (2020). How Do Product Attributes and Reviews Moderate the Impact of Recommender Systems Through Purchase Stages?. *Management Science*.

Mahmood, T., & Ricci, F. (2007, August). Learning and adaptivity in interactive recommender systems. In *Proceedings of the ninth international conference on Electronic commerce* (pp. 75-84).

McKinsey (2020) *Consumer Sentiment and Behavior Continue to reflect the Uncertainty of the COVID-19 crisis*, October 26, 2020: available at <https://www.mckinsey.com/business-functions/marketing-and-sales/our-insights/a-global-view-of-how-consumer-behavior-is-changing-amid-covid-19>

Mehrotra, R., McInerney, J., Bouchard, H., Lalmas, M., & Diaz, F. (2018, October). Towards a fair marketplace: Counterfactual evaluation of the trade-off between relevance, fairness & satisfaction in recommendation systems. In *Proceedings of the 27th acm international conference on information and knowledge management* (pp. 2243-2251).

Nelson, P. (1970). Information and consumer behavior. *Journal of political economy*, 78(2), 311-329.

Nguyen, T. T., Harper, F. M., Terveen, L., & Konstan, J. A. (2018). User personality and user satisfaction with recommender systems. *Information Systems Frontiers*, 20(6), 1173-1189.

Nakamura, T., Taki, K., Nomiya, H., Seki, K., & Uehara, K. (2013). A shape-based similarity measure for time series data with ensemble learning. *Pattern Analysis and Applications*, 16(4), 535-548.

Shani & Gunawardana (2011). *Evaluating recommendation systems*. In Recommender systems handbook (pp. 257-297). Springer, Boston, MA.

# NAVER

**기획** 네이버 Agenda Research, Public Relations

**디자인/편집** 탈란톤 크리에이티브그룹

**발행일** 2020년 12월