



ISSN 1229-8565 (print)

한국지역사회생활과학회지

Korean J Community Living Sci

<http://doi.org/10.7856/kjcls.2026.37.2.249>

ISSN 2287-5190 (on-line)

37(2): 249~258, 2026

37(2): 249~258, 2026

AI 알고리즘 사용자의 소비자 웰빙과 상황적 자존감 : 소비자 스트레스 맥락에 따른 차이

이 새 은[†]

부산대학교 생활과학연구소 연구교수

Consumer Well-Being and Situational Self-Esteem in AI Algorithm Use : The Role of Consumer Stress

Sae Eun Lee[†]

Research Professor, Research Institute of Human Ecology, Pusan National University

ABSTRACT

This study examined differences in consumer well-being and situational self-esteem among users of artificial intelligence (AI) algorithms across stress contexts. Consumer stress was conceptualized as three dimensions structurally likely to arise in algorithmic recommendation contexts and directly linked to the decision-making process: emotional exhaustion, social comparison stress, and uncertainty-regret anxiety. Cluster analysis identified three profiles: a social comparison stress group, an uncertainty-regret anxiety group, and a low-stress disengaged group. Results showed that the social comparison stress group and the uncertainty-regret anxiety group reported higher consumer well-being in AI recommendation environments than the disengaged group. They also experienced a greater perceived burden of choice. However, no significant differences emerged in situational self-esteem or perceived decision responsibility. These findings extend prior research on AI algorithms beyond cognitive and technical outcomes by incorporating the psychological dimensions of user experience. Practically, the results suggest that recommendation strategies should be tailored to consumers' stress profiles, with implications for more psychologically informed marketing.

Key words: algorithm recommendation, choice difficulty, consumer stress profile, consumer well-being, decision responsibility, situational self-esteem

This work was supported by the Ministry of Education of the Republic of Korea and the National Research Foundation of Korea (NRF-2023S1A5B5A16078539)

Received: 23 February, 2026 Revised: 20 April, 2026 Accepted: 14 May, 2026

[†]**Corresponding Author:** Sae Eun Lee Tel: [REDACTED] E-mail: bion0814@hanmail.net

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

I. 서론

인공지능(AI)의 발전으로 온라인 쇼핑 환경에서 알고리즘 기반 제품 추천은 보편화되고 있다. 대부분의 플랫폼은 소비자의 탐색 부담을 줄이고 구매 전환율을 높이기 위해 다양한 추천 시스템을 활용하며, 이러한 추천은 소비자의 선택 과정 전반에 직·간접적으로 영향을 미친다(Deloitte 2025). 또한 추천 알고리즘의 영향력과 공정성을 둘러싼 사회적 논의도 확대되고 있으며(Cho & Millman 2025), 이는 알고리즘 추천이 단순한 편의 기능을 넘어 소비자의 선택 환경을 형성하는 핵심 메커니즘임을 보여준다. 이와 함께 추천의 정확성, 다양성, 협업 필터링 방식 등 알고리즘 설계 요소가 실제 구매로 이어지는지에 대한 연구도 활발하다(Kim et al. 2020). 그러나 기존 연구는 주로 개인화 추천이나 트렌드 기반 추천이 소비자의 신뢰, 태도, 구매의도에 미치는 영향에 초점을 두어 왔다. 반면, 알고리즘 추천이 실제 선택 과정에서 소비자에게 어떠한 심리적 경험을 유발하는지, 특히 소비자 웰빙이나 상황적 자존감과 같은 정서적 결과에 대한 논의는 상대적으로 부족하다.

알고리즘 추천은 선택 대안을 축소하고 탐색 비용을 낮추는 기능을 수행하지만, 동시에 추천 결과를 수용할지 다시 판단해야 하는 새로운 선택 상황을 만들 수 있다(Zhang & Wang 2025). 이 과정에서 소비자는 선택이 단순화되었다고 느끼는 동시에, 추천의 적합성에 대한 의문이나 선택 실패 가능성에 대한 부담을 경험할 수 있다. 또한 추천에 의존하는 행위는 자신의 판단 능력이나 의사결정 역량에 대한 평가로 이어질 수 있다(McLaughlin & Spiess 2022). 즉, 알고리즘 추천은 효율성을 높이는 도구이면서도 선택부담인식, 결정책임인식, 상황적 자존감과 같은 심리적 반응을 함께 형성한다. 더욱이 알고리즘 추천의 효

과는 모든 소비자에게 동일하지 않다. 인기 기반 또는 집단 기반 추천은 개인 특성이나 상황에 따라 상이한 영향을 미칠 수 있으며(Carnovalini et al. 2025), 특히 스트레스는 정보 처리 방식과 자극 해석에 중요한 영향을 미친다(Lazarus & Folkman 1984). 따라서 동일한 추천 환경에서도 소비자가 경험하는 스트레스 유형에 따라 추천 정보의 의미와 의사결정 과정은 달라질 수 있다.

이에 본 연구는 알고리즘 추천을 기술적 효율성의 문제를 넘어 소비자의 심리적 맥락에서 접근하고자 한다. 구체적으로 사회비교 스트레스, 불확실성 불안, 정서적 소진 수준에 따라 알고리즘 추천 사용 소비자를 유형화하고, 집단 간 소비자 웰빙, 상황적 자존감, 선택부담인식, 결정책임인식의 차이를 검증하고자 한다.

RQ1. 스트레스 유형에 따라 소비자 웰빙과 상황적 자존감에는 차이가 존재하는가?

RQ2. 스트레스 유형에 따라 선택부담인식과 결정책임인식에는 차이가 존재하는가?

II. 이론적 배경

1. 알고리즘 추천과 소비자 웰빙 및 상황적 자존감

알고리즘 추천은 온라인 플랫폼에서 소비자의 정보 탐색 부담을 줄이고 선택 가능성을 높이는 핵심 메커니즘이다. 추천 시스템은 소비자의 과거 행동, 선호 정보, 다수 이용자의 선택 패턴 등을 바탕으로 적합한 대안을 제시하며, 선택 효율성과 구매 전환을 높이는 데 기여하는 것으로 보고되어 왔다(Kim et al. 2020). 또한 인기 상품, 트렌드 아이템, 개인화 추천 등 다양한 형태로 발전해 왔으며, 선호 반영성·정확성·다양성·선택력과 같은 속성은 소비자의 자율성 지각, 신뢰, 만족을 높여 구매의도로 이어질 수 있다(Cho 2024). 이처럼 기존 연구는 알고리즘 추천을 주로 정보 처리

효율성과 판단 정확성의 관점에서 다루어 왔다. 그러나 디지털 소비 환경은 효율성뿐 아니라 소비자의 심리적 경험 전반에도 영향을 미친다. 소비자 웰빙은 소비 활동이 삶의 질과 심리적 만족에 기여하는 정도를 의미하며(Sirgy & Lee 2008), 온라인 환경의 편의성과 개인화 서비스는 긍정적 경험을 제공하는 동시에 정보 과부하와 의사결정 부담을 유발할 수 있다(Mick & Fournier 1998). 알고리즘 추천 역시 이러한 양면성을 지닌다. 추천의 적합성과 개인화 수준이 높을수록 만족과 긍정적 경험이 강화될 수 있지만(Kim et al. 2020), 자율성 침해 우려, 심리적 반발, 신뢰 저하를 초래할 가능성도 존재한다(Koo 2021). 또한 자동화된 의사결정이 인간의 통제감을 약화시킨다고 인식될 경우 알고리즘 회피 현상이 나타날 수 있다(Dietvorst et al. 2015).

한편, 상황적 자존감은 특정 상황에서 자신의 가치나 판단 능력에 대해 느끼는 일시적 자기평가 수준을 의미한다(Heatherton & Polivy 1991). 소비 맥락에서는 선택 과정에서의 통제감과 책임 인식이 상황적 자존감과 밀접하게 연결될 수 있다(Lee 2021; Im 2024). 알고리즘 추천이 의사결정을 지원할 때 일부 소비자는 안정감을 경험할 수 있으나, 다른 소비자는 자신의 판단 능력이 약화되었다고 인식할 수도 있다. 종합하면, 알고리즘 추천은 인지적 효율성 향상이라는 긍정적 기능과 함께 심리적 긴장, 통제감 인식, 자율성 지각 등 다양한 정서적 반응과 연계되어 이해될 필요가 있다. 따라서 추천 환경에서의 소비자 웰빙과 상황적 자존감에 대한 확장된 심리적 접근이 요구된다.

2. 소비자 스트레스 유형

스트레스는 개인이 환경적 요구를 자신의 자원으로 충분히 감당하기 어렵다고 인식할 때 발생하

는 심리적 반응이다(Lazarus & Folkman 1984). 소비자 행동 맥락에서 스트레스는 단순한 부정 감정이 아니라 정보 처리 방식, 판단 전략, 의사결정 결과에 영향을 미치는 핵심 요인으로 이해된다(Mick & Fournier 1998). 특히 디지털 환경에서는 정보 과잉과 지속적인 선택 요구가 소비자의 인지적·정서적 자원을 소모시키며 다양한 스트레스를 유발한다. 기존 연구는 시간 압박, 경제적 부담, 정보 과부하와 같은 상황적 스트레스에 주목해 왔다. 그러나 알고리즘 추천 환경에서는 추천 정보의 해석과 선택 결과에 대한 자기평가가 함께 작동한다는 점에서 보다 심리적 접근이 필요하다. 이에 본 연구는 알고리즘 추천 사용 맥락에서 사회 비교 스트레스, 불확실·후회 불안, 정서적 소진의 세 차원에 주목하였다.

사회비교 스트레스는 타인의 선택이나 평가 기준과 자신을 비교하는 과정에서 발생하는 부담을 의미한다. 온라인 쇼핑에서 인기 상품이나 추천 지표는 소비자가 자신의 선택을 타인과 비교하도록 만들며, 이 과정에서 압박과 불안을 유발할 수 있다(Festinger 1954). 불확실·후회 불안은 선택 결과에 대한 확신 부족과 향후 후회 가능성에 대한 걱정에서 비롯된다. 소비자는 추천을 따를지 여부를 판단하면서 “이 선택이 최선일까”를 고민하게 되며, 이는 불안으로 이어질 수 있다(Bell 1982). 정서적 소진은 반복적인 정보 탐색과 지속적인 선택 요구로 인해 나타나는 심리적 피로 상태를 의미한다. 온라인 환경의 끊임없는 추천 노출은 소비자의 인지적 자원을 소모시키고 선택 과정에 대한 탈관여로 이어질 수 있다(Mick & Fournier 1998). 따라서 알고리즘 추천 환경에서 구조적으로 발생하는 스트레스 차원을 중심으로 소비자의 선택 경험과 심리적 반응의 차이를 살펴볼 필요가 있다.

3. 선택부담인식과 결정책임인식

소비 상황에서 개인은 단순히 상품을 선택하는데 그치지 않고, 다양한 대안 사이에서 비교·평가·판단의 과정을 수행한다. 이러한 과정은 인지적 자원을 요구하며, 대안 수가 많거나 정보가 복잡할수록 심리적 부담으로 이어질 수 있다. 선택부담 인식은 의사결정 과정에서 경험하는 인지적 피로감과 심리적 압박을 의미하며, 선택 과부하 연구와 밀접하게 관련된다(Iyengar & Lepper 2000). 실제로 과도한 선택지는 만족 저하, 선택 회피, 불안과 후회를 유발할 수 있으며(Schwartz 2004), 정보 과부하 역시 혼란과 피로를 초래할 수 있다(Eppler & Mengis 2004; Peng et al. 2021). 따라서 선택부담은 단순한 인지적 복잡성을 넘어 정서적 긴장까지 포함하는 개념으로 볼 수 있다. 알고리즘 추천 환경은 이러한 선택 구조를 변화시킨다. 추천 시스템은 대안을 축소하거나 우선순위를 제시해 선택 효율성을 높일 수 있지만(Kim et al. 2023; Zhang & Yang 2025), 동시에 추천 결과를 수용할지에 대한 추가 판단을 요구한다. 특히 추천이 개인 선호와 완전히 일치하지 않거나 근거가 불투명하다고 인식될 경우, 소비자는 선택의 정당성을 재확인하려는 인지적 노력을 기울이게 되며 이는 선택부담 인식으로 이어질 수 있다(Kim et al. 2023).

한편, 결정책임 인식은 소비자가 선택 결과에 대한 책임을 얼마나 자신에게 귀속하는지를 의미한다. 귀인이론에 따르면 개인은 결과의 원인을 내부 또는 외부 요인에 귀속하며(Kelley 1973; Weiner 1985), 이러한 귀속 방식은 정서적 반응과 자기평가에 영향을 미친다. 알고리즘 환경에서는 책임 구조가 더욱 복잡적으로 작동한다(Logg et al. 2019). 추천 시스템이 의사결정에 개입하면 책임이 분산될 수 있지만(Dietvorst et al. 2015),

일부 소비자는 여전히 최종 선택의 주체성을 유지하기도 한다(Cho 2024). 따라서 알고리즘 추천 환경에서는 소비자가 경험하는 스트레스 유형에 따라 선택부담 인식과 결정책임 인식이 다르게 나타날 가능성이 있다. 이에 본 연구는 알고리즘 추천 사용 소비자를 스트레스 유형에 따라 구분하고, 집단 간 두 변수의 차이를 분석하고자 한다.

III. 연구방법

본 연구는 대한민국 20~30대 남녀 중 최근 3개월 이내 알고리즘 쇼핑 앱 이용 경험이 있는 소비자를 대상으로 설문조사를 실시하였다. 총 200명의 응답을 서베이 전문업체를 통해 수집하였으며, 결과는 Table 1에 제시하였다. 설문지는 스트레스 프로파일은 사회비교 스트레스(Gibbons & Buunk 1999) 2문항, 불확실성·후회 불안(Zeelenberg & Pieters 2007) 2문항, 정서적 소진(Maslach & Jackson 1981) 2문항으로 구성하였다. 소비자 웰빙은 Lee & Sirgy(2011) 4문항, 상황적 자존감은 Heatherton & Polivy(1991) 4문항을 활용하였다. 또한 선택부담인식은 Schwartz et al.(2002) 4문항, 결정책임인식은 Dietvorst et al.(2015)와 Logg et al.(2019)을 바탕으로 3문항으로 측정하였다. 수집된 자료는 SPSS 21을 활용하였으며 스트레스 유형을 분류하기 위해 K-means 군집분석을 실시하였다. K-means 군집분석은 연속형 변수에 기반하여 유사한 특성을 지닌 집단을 분류하고, 해석 가능한 군집 프로파일을 도출하는데 적합한 기법이다. 본 연구는 스트레스 수준에 따른 사용자 집단을 탐색하는 것이 목적이므로 K-means 군집분석을 적용하였다. 이후 집단 간 차이 검증을 위해 ANOVA와 LSD 사후검정을 수행하였다.

Table 1. Description of participants

Factor	Item	Frequency	Ratio
Gender	Male	100	50.0 %
	Female	100	50.0 %
Education	Under high school	24	12.0 %
	Undergraduate student	35	17.5 %
	Bachelor's degree	123	61.5 %
	Graduate degree	18	9.0 %
Income	Below ₩2,000,000	64	32.0 %
	₩2,000,000~2,990,000	74	37.0 %
	₩3,000,000~3,990,000	38	19.0 %
	Over ₩4,000,000	24	12.0 %
Job	Student	37	18.5 %
	Employee	118	59.0 %
	Freelance	15	7.5 %
	Etc.	30	15.0 %
Online fashion shopping frequency	Over 3 times a week	39	19.5 %
	Once a week	59	29.5 %
	Once or twice a month	66	33.0 %
	Below once a month	36	18.0 %
Algorithm-based recommendation exposure frequency	Almost never	5	2.55%
	Rarely	16	8.0 %
	Sometimes	38	19.0 %
	Often	110	55.0 %
	Very often	31	15.5 %

IV. 결과 및 고찰

AI 알고리즘 추천 사용자의 스트레스 요인에 따른 소비자 웰빙 및 다양한 차이를 분석하기에 앞서, 스트레스 관련 문항들의 요인 구조를 탐색하고, 이후 군집분석에 활용할 요인 점수를 산출하기 위해 탐색적 요인분석을 실시하였다. 소비자 웰빙, 선택부담인식, 정서적 소진, 사회적 비교, 상황적 자존감, 불확실성/후회 불안, 결정책임인식 순으로 도출되었다(Table 2). 모든 요인이 Eigenvalue가 1 이상으로 나타났으며, 총 설명력은 79.36%, Cronbach's α 는 결정책임인식을 제외한 모두 0.70 이상으로 기준치를 충족하였다. 결정책임인식의 Cronbach's α 가 0.66로 0.70

미만이었으나, 탐색적 연구 단계에서 0.60대는 경계선이지만 실무적으로 보고되는 범위로 해석할 수 있어 채택하였다(George & Mallery 2019).

AI 알고리즘 추천 사용자의 스트레스 프로파일은 사회비교 스트레스, 정서적 소진, 불확실·후회 불안의 세 차원으로 측정하였다. 이를 바탕으로 K-means 군집분석을 실시하였으며, 군집 특성 검증에 위해 군집 형성 변수들에 대한 일원배치분산분석(ANOVA)을 추가로 수행하였다. 분석 결과, 세 변수 모두에서 유의한 집단 차이가 나타나 세 개의 군집이 명확히 구분되었다(Table 3). 정서적 소진은 $F=14.57^{***}$, 사회비교 스트레스는 $F=140.48^{***}$, 불확실·후회 불안은 $F=93.02^{***}$ 로 확인되었다. 군집 1은 사회비교 스트레스가 가장 높고 정서적 소진도 상대적으로 높아 사회

Table 2. Results of exploratory factor analysis

Factor	Items	Factor loading	Eigenvalue	Variance explained % (Cumulative variance %)	Cronbach's α
CWB	CWB1	0.88	4.19	20.94% (20.94%)	0.89
	CWB2	0.88			
	CWB3	0.82			
	CWB4	0.81			
CB	CB1	0.87	3.73	18.65% (39.59%)	0.86
	CB2	0.87			
	CB3	0.82			
	CB4	0.76			
EE	EE1	0.88	2.83	14.61% (54.21%)	0.89
	EE2	0.86			
SC	SC1	0.86	1.77	8.85% (63.05%)	0.84
	SC2	0.79			
SSE	SSE1	0.84	1.16	5.77% (68.82%)	0.82
	SSE2	0.73			
	SSE3	0.69			
UA	UA1	0.63	1.06	5.29% (74.11%)	0.84
	UA2	0.59			
DR	(R) DR1	0.63	1.05	5.25% (79.37%)	0.66
	(R) DR2	0.50			

* notes: CWB: consumer well-being, SSE: situational self-esteem, DR: decision responsibility, CB: choice burden, EE: emotional exhaustion, SC: social comparison stress, UA: uncertainty-regret anxiety

Table 3. Cluster profiles based on algorithm recommendation-related stress factors

Factors	Cluster 1 Social comparison stress group (n=87)	Cluster 2 Uncertainty-regret anxious group (n=67)	Cluster3 Disengaged group (n=46)	F
Emotional exhaustion	0.11	-0.13	-0.03	14.57***
Social comparison stress	0.86	-0.60	-0.75	140.48***
Uncertainty anxiety	0.30	0.74	-1.14	93.02***

* notes: values represent final cluster center(factor scores) *** $p < 0.001$

비교 스트레스 집단(social comparison stress group) 으로 명명하였다. 군집 2는 불확실·후회 불안 수준이 가장 높아 불확실·후회 불안 집단(uncertainty-regret anxious group) 으로 명명하였다. 군집 3은 전반적으로 모든 스트레스 수준이 낮아 탈관여 집단(disengaged group) 으로 명명하였다.

위의 분석에서 나타난 3개의 군집을 기반으로 소비자웰빙, 상황적 자존감, 결정책임인식, 선택부담인식에 대해서 그 차이가 존재하는지 ANOVA 및 사후 분석을 위한 LSD를 시행하였다(Table 4). 그 결과, 소비자 웰빙인식($F=8.42^{***}$)과 선택부담인식($F=11.84^{***}$)에서는 집단간 차이가 존재하는 것으로 나타났지만, 상황적 자존감($F=1.37$)과 결

Table 4. Differences in outcome variables across clusters (ANOVA)

Factors	Cluster1 Social comparison stress group	Cluster2 Uncertainty-regret anxious group	Cluster3 Disengaged group	F	Post-hoc (LSD)
CWB	3.76	3.81	3.03	8.46***	1>3, 2>3
SSE	3.66	3.43	3.68	1.3744	n.s.
DR	3.78	4.67	4.11	0.61	n.s.
CB	5.02	5.08	4.04	11.84***	1>3, 2>3

*notes: CWB: consumer well-being, SSE: situational self-esteem, DR: decision responsibility, CB: choice burden,

*** $p<0.001$

정책임인식($F=0.61$)에서는 집단간 차이가 존재하지 않은 것으로 나타났다. 우선 소비자 웰빙인식을 살펴보면, 불확실-후회 불안집단이 $M=3.81$, 사회적 비교 스트레스 집단이 $M=3.76$ 으로 탈관여 집단의 $M=3.03$ 과는 차이가 있는 것으로 나타났다. 마찬가지로 선택부담인식에서 불확실-후회 불안집단이 $M=5.08$, 사회적 비교 스트레스 집단이 $M=5.02$ 로 탈관여 집단의 $M=4.04$ 와는 차이가 있는 것으로 나타났다.

사회비교 스트레스 집단은 사회적 비교 민감도가 높고 정서적 소진 수준도 상대적으로 높게 나타났다. 이는 온라인 환경에서 타인의 선택 정보와 인기 지표 노출이 비교 압력을 강화할 수 있다는 사회비교 이론(Festinger 1954)과 일치한다. 특히 알고리즘 추천이 집단 기반 데이터나 인기 지표를 강조할 경우, 일부 사용자에게는 사회적 평가 자극으로 작용할 수 있다. 또한 반복적 정보 노출이 정서적 피로를 유발할 수 있다는 Mick & Fournier (1998)의 논의와도 연결된다. 불확실·후회 불안 집단은 선택 결과에 대한 예상 후회와 불확실성이 두드러진 집단이었다. 이는 소비자가 선택 이전 단계에서 잠재적 후회를 예측하며 판단한다는 후회 이론(Bell 1982)을 뒷받침한다. 알고리즘 추천이 존재하더라도 추천의 신뢰성이나 근거가 충분히 투명하지 않다고 인식될 경우, 선택 확신이 강화되

지 않아 불안 완화 효과가 제한될 수 있다. 탈관여 집단은 모든 스트레스 수준이 낮았으며, 특히 불확실·후회 불안이 매우 낮게 나타났다. 이는 해당 집단이 알고리즘 추천을 핵심 판단 기준보다는 보조적 참고 정보로 활용할 가능성을 시사한다. 후속 분석 결과, 사회비교 스트레스 집단과 불확실·후회 불안 집단은 탈관여 집단보다 소비자 웰빙과 선택부담 인식이 모두 높게 나타났다. 이는 알고리즘 추천이 부담을 동반하면서도 동시에 선택 효율성과 정보 처리의 간소화를 통해 긍정적 경험을 제공할 수 있음을 보여준다. 즉, 기술 소비가 편의성과 심리적 긴장을 동시에 유발할 수 있다는 이중성 논의(Mick & Fournier 1998)를 지지하는 결과이다. 반면 상황적 자존감과 결정책임 인식에서는 집단 간 유의한 차이가 나타나지 않았다. 이 결과는 알고리즘 추천 환경에서 경험하는 스트레스가 소비자의 일시적 자기평가 수준에 직접적인 영향을 미치지 않을 가능성을 시사한다. 즉, 추천은 선택 과정의 부담에는 영향을 줄 수 있으나, 자기 가치감이나 판단 능력 평가까지 즉각적으로 변화시키지는 않을 수 있다. 이는 알고리즘 추천이 선택 구조에는 영향을 미치더라도, 소비자의 최종 판단 주체성 자체를 근본적으로 약화시키지는 않을 가능성을 시사한다.

V. 요약 및 결론

본 연구는 AI 알고리즘 추천 사용자들의 스트레스 맥락에 따라 소비자 웰빙, 상황적 자존감, 선택 부담인식, 결정책임인식이 어떻게 달라지는지를 살펴보았다. 분석 결과, 알고리즘 추천 사용자는 단일한 방식으로 반응하지 않으며, 스트레스 유형에 따라 상이한 심리적 경험을 보이는 것으로 확인되었다.

시사점은 알고리즘 추천 효과를 평균적 효용 중심으로 설명해 온 기존 연구를 확장하여, 스트레스 기반 사용자 이질성 관점에서 접근하였다는 점에서 의의가 있다. 기존 연구가 추천 정확성, 신뢰, 구매의도와 같은 인지적·태도적 반응에 주목했다면, 본 연구는 사회비교 스트레스, 불확실·후회 불안, 정서적 소진이라는 정서적 차원을 중심으로 사용자 프로파일을 도출하였다. 이는 알고리즘 추천을 단일 자극이 아니라 사용자 심리 상태에 따라 다르게 해석되는 상호작용적 시스템으로 이해할 필요성을 제시한다. 또한 알고리즘 추천과 소비자 웰빙의 관계를 보다 입체적으로 보여주었다. 기존 연구가 자율성 침해, 알고리즘 회피, 효율성 증대에 초점을 두었다면, 본 연구는 스트레스 수준이 높은 집단에서도 웰빙 인식이 높게 나타날 수 있음을 확인하였다. 이는 스트레스와 웰빙의 관계가 단선적이지 않으며, 정보 효율성과 함께 복합적으로 작동할 수 있음을 시사한다. 아울러 선택부담 인식과 결정책임 인식을 구분하여 분석함으로써 알고리즘 추천 환경의 책임 구조에 대한 이해를 확장하였다. 분석 결과, 부담은 증가할 수 있으나 책임 전가가 반드시 동반되지는 않았으며, 이는 알고리즘 추천이 소비자의 주체성을 완전히 대체하지 않음을 보여준다. 실무적으로는 스트레스 유형에 따른 차별적 추천 설계의 필요성을 제시한다.

사회비교 스트레스가 높은 사용자에게는 인기 지표보다 개인 취향 중심 추천이, 불확실·후회 불안이 높은 사용자에게는 추천 근거의 투명성과 선택 정당화 정보 제공이 효과적일 수 있다. 따라서 플랫폼은 일괄적 개인화 전략을 넘어 사용자 심리 특성을 반영한 추천 전략을 고려할 필요가 있다.

더불어, 본 연구 결과는 알고리즘 추천의 효과가 모든 소비자에게 동일하지 않음을 보여준다. 이는 AI 추천 기술의 보편적 확대가 항상 소비자 효용의 극대화로 이어지는 것은 아님을 시사한다. 특히 스트레스 수준이 높거나 추천을 핵심 판단 기준으로 수용하지 않는 집단의 경우, AI 추천 서비스의 효용은 제한적일 수 있다. 따라서 플랫폼은 일률적인 AI 적용 확대보다 소비자 특성에 기반한 선택적 추천 전략과 사용자 통제권 제공 방안을 함께 고려할 필요가 있다. 이와 함께, AI 기술 확산은 소비자 편익뿐 아니라 전력 소비 증가, 데이터 인프라 부담, 환경적 비용과 같은 사회적 비용도 수반한다. 이에 따라 정부와 산업계는 AI 활용의 무조건적 확대보다 소비자 후생과 사회적 지속가능성을 함께 고려한 정책적 접근이 필요하다. 예를 들어, 알고리즘 투명성 강화, 에너지 효율적 AI 인프라 구축, 취약 소비자 보호 가이드라인 마련 등이 요구된다. 향후 연구에서는 AI 추천의 소비자 효용과 사회적 비용을 통합적으로 평가하는 관점이 필요하다.

본 연구의 한계는 다음과 같다. 첫째, 횡단적 설문 자료를 활용하여 변수 간 인과관계를 명확히 규명하는 데 한계가 있다. 둘째, 스트레스 프로파일은 자기보고식 응답과 K-means 군집분석에 기반하므로 표본과 분석 방법에 따라 결과가 달라질 수 있다. 셋째, 알고리즘 추천을 단일 개념으로 다루어 추천 유형이나 설명 방식의 차이를 충분히 반영하지 못하였다. 향후 연구에서는 실험·종단

설계, 다양한 표본, 추천 유형별 비교를 통해 이를 보완할 필요가 있다.

References

- Bell DE(1982) Regret in decision making under uncertainty. *Oper Res* 30(5), 961-981. doi:10.1287/opre.30.5.961
- Carnovalini F, Rodà A, Wiggins GA(2025) Popularity bias in recommender systems: the search for fairness in the long tail. *Inform* 16(2), 151. doi:10.3390/info16020151
- Cho E(2024) The role of consumer autonomy in AI-driven product recommendation system. Dissertation, Seoul National University, pp151-155
- Cho W, Millman E(2025) Why does spotify keep recommending drake? A new class action challenges “Pay-for-Play” regime. Available from <https://www.hollywoodreporter.com/business/business-news/spotify-class-action-lawsuit-1236419218/> [cited 2025 January 9]
- Deloitte(2025) 2025 Digital media trends: social platforms are becoming a dominant force in media and entertainment. Available from <https://www.deloitte.com/us/en/insights/industry/technology/digital-media-trends-consumption-habits-survey/2025> [cited 2025 January 9]
- Dietvorst BJ, Simmons JP, Massey C(2015) Algorithm aversion: people erroneously avoid algorithms after seeing them err. *J Exp Psychol Ge* 144(1), 114-126. doi:10.1037/xge0000033
- Eppler MJ, Mengis J(2004) The concept of information overload: a review of literature from organization science, accounting, marketing, MIS, and related disciplines. *Inf Soc* 20(5), 325-344 doi:10.1080/01972240490507974
- Festinger L(1954) A theory of social comparison processes. *Hum Relat* 7(2), 117-140. doi:10.1177/001872675400700202
- George D, Mallery P(2019) IBM SPSS Statistics 26 step by step: a simple guide and reference. 16th ed. New York, NY: Routledge, pp245-249
- Gibbons FX, Buunk BP(1999) Individual differences in social comparison: development of a scale of social comparison orientation. *J Pers Soc Psychol* 76(1), 129-142. doi:10.1037/0022-3514.76.1.129
- Heatherton TF, Polivy J(1991) Development and validation of a scale for measuring state self-esteem. *J Pers Soc Psychol* 60(6), 895-910. doi:10.1037/0022-3514/19/S3.00
- Im M(2024) How preceding choice behavior manipulation affects confidence and intent to buy in high uncertainty purchase situations. *Korean J Cons Adv Psy* 25(2), 213-231. doi:10.21074/kjlcap.2024.25.2.213
- Iyengar SS, Lepper MR(2000) When choice is demotivating: Can one desire too much of a good thing?. *J Pers Soc Psychol* 79(6), 995. doi:10.1037/0022-3514.79.6.995
- Kelley HH(1973) The processes of causal attribution. *Am Psychol* 28(2), 107-128. doi:10.1037/h0034225
- Kim PS, Kim KB, Cho YT, Shin YT(2020) A study on the effect of personalized product recommendation on purchasing intention : focused on matrix factorization algorithm. *J Korea Soc Inf Technol Policy Manag* 12(4), 1847-1852. doi:10.33097/JNCTA.2024.08.6.1388
- Kim TE, Ma YJ, Oh NY, Kim GD(2023) Webtoon platform that enhances communication between readers by applying a new comment system. *J Digi Cont Soc* 24(5), 955-965
- Koo J(2021) The influence of AI recommendation on consumer reactance. *J Consum Stud* 32(5), 51-67. doi:10.35736/JCS.32.5.3
- Lazarus RS, Folkman S(1984) Stress, appraisal, and coping. New York, NY: Springer Publishing Company, pp19-32
- Lee DJ, Sirgy MJ(2011) Consumer well-Being (CWB): Various conceptualizations and measures. In *Handbook of social indicators and quality of life research*. Dordrecht: Springer Netherlands, pp331-354
- Lee H(2021) The influence of self-construal and uncertainty on status-quo bias in subscription choice. *Kor J Cons Adv Psy* 22(1), 25-47. doi:10.21074/kjlcap.2021.22.1.25
- Logg JM, Minson JA, Moore DA(2019) Algorithm appreciation: people prefer algorithmic to human judgment. *Organ Behav Hum Decis Process* 151, 90-103. doi:10.1016/j.obhdp.2018.12.005
- Maslach C, Jackson SE(1981) The measurement

- of experienced burnout. *J Organ Behav* 2(2), 99-113. doi:10.1002/job.4030020205
- McLaughlin B, Spiess J(2022) Algorithmic assistance with recommendation-dependent preferences. arXiv preprint arXiv:2208.07626. doi:10.48550/arXiv.2208.07626
- Mick DG, Fournier S(1998) Paradoxes of technology: consumer cognizance, emotions, and coping strategies. *JJ Consum Res* 25(2), 123-143. doi: 10.1086/209531
- Peng M, Xu Z, Huang H(2021) How does information overload affect consumers' online decision quality? *Front Psychol* 12, 724101. doi:103389/psych.2021.695852
- Schwartz, B(2004) Cortical neural prosthetics. *Annu Rev Neurosci* 27(1), 487-507
- Schwartz B, Ward A, Monterosso J, Lyubomirsky S, White K, Lehman DR(2002) Maximizing versus satisficing: happiness is a matter of choice. *J Pers Soc Psychol* 83(5), 1178. doi:10.1037/0022-3514.83.5.1178
- Sirgy MJ, Lee DJ(2008) Well-being marketing: an ethical business philosophy for consumer well-being. *J Bus Ethics* 77, 377-403. doi:10.1007/s10551-007-9363-y
- Weiner B(1985) An attributional theory of achievement motivation and emotion. *Psychol Rev* 92(4), 548-573. doi:10.0033-295X/85/S00.75
- Zeelenberg M, Pieters R(2007) A theory of regret regulation 1.0. *J Consum Psychol* 17(1), 3-18. doi:10.1207/s15327663jcp1701_3
- Zhang W, Wang Y(2025) The impact of different recommendation algorithms on consumer search behavior and merchants competition. *Int Rev Econ Finance* 98, 103943. doi:10.1016/j.iref.2025.103943