Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi
Hacettepe University Journal of Economics and Administrative Sciences
https://dergipark.org.tr/tr/pub/huniibf
ISSN:1301-8752 E-ISSN:1309-6338

Başvuru Tarihi / Submission Date: 02/10/2025
Kabul Tarihi / Acceptance Date: 05/05/2026

DOI: 10.17065/huniibf.1795073
2026, 44 (3), 852-878

Araştırma Makalesi / Research Article

Dijital Platformlarda İnsan ve Yapay Zekâ Kaynaklı Bilgi Güvenilirliğinin Tüketici Satın Alma Niyeti Üzerindeki Etkisi

Sefa Üstüner,[1] Meltem Canoğlu[2] Gülhan Yenilmez[3]

Öz

Dijital platformlarda yapay zekâ temelli uygulamaların yaygınlaşmasıyla birlikte, birçok şirket hem ürün tanıtımında hem de müşteri ilişkileri süreçlerinde yapay zekâdan etkin biçimde faydalanmaktadır. Ancak, yapay zekâ tabanlı uygulamaların insan temelli etkileşimlerin yerini tamamen alabilme potansiyeli, hâlen belirsizliğini koruyan ve kapsamlı değerlendirme gerektiren önemli bir konu olarak düşünülmektedir. Bu nedenle, bu çalışma, dijital ortamda insan ve yapay zekâ kaynaklı bilgi önerilerinin tüketici satın alma niyeti üzerindeki etkilerini karşılaştırmalı olarak incelemeyi amaçlamaktadır. Bilgi Kabul Modeli temelinde yürütülen çalışmada; bilginin kalitesi, bilginin güvenilirliği, bilgi ihtiyacı ve bilgiye yönelik tutumun bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi incelenmiş, bu etkinin tüketici satın alma niyeti üzerindeki etkisi de değerlendirilmiştir. 2x2 deneysel tasarımla gerçekleştirilen çalışmada, insan ve yapay zekâ kaynaklı öneriler ile deneyimsel ve araştırma ürünleri senaryoları karşılaştırılmıştır. Bulgular, bilgi kullanışlılığının tüm senaryolarda satın alma niyeti üzerinde anlamlı etkiler yarattığını göstermektedir. Bununla birlikte, deneyimsel ürünlerde insan kaynaklı önerilerin, araştırma ürünlerinde ise yapay zekâ önerilerinin daha etkili olduğu saptanmıştır. Bu sonuçlar, öneri kaynağı ile ürün türü arasındaki uyumun, tüketici karar süreçlerinde belirleyici bir faktör olduğunu göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: *Kaynak güvenilirliği, Yapay Zekâ, Bilgi Kabul Modeli, Tüketici Davranışı, Ürün Türü.*

The Impact of Human and Artificial Intelligence Sourced Information Credibility on Consumer Purchase Intention on Digital Platforms

Abstract

With the growing prevalence of artificial intelligence (AI)-based applications on digital platforms, many companies have begun to leverage AI not only for product promotion but also for managing customer relations more effectively. However, whether AI-based applications can fully replace human interactions remains uncertain and is widely regarded as an important issue that warrants comprehensive evaluation. Accordingly, this study aims to investigate the impact of information sourced from humans versus AI on consumers' purchase intentions in digital contexts through a comparative approach. Drawing on the Information Adoption Model, this study investigated the impacts of information quality, information credibility, information need, and attitude toward information on perceived information usefulness. Additionally, the impact of information usefulness on consumers' purchase intention was evaluated. Utilizing a 2×2 experimental design, the impacts of recommendation source (human vs. AI) and product type (experience vs. search goods) were analyzed. The findings reveal that perceived information usefulness significantly impacts purchase intention across all scenarios. Notably, human-generated recommendations are more effective for experience products, while AI-generated suggestions exert a stronger impact for search products. These results shows that the contextual fit between recommendation source and product type as a critical factor in shaping consumer decision-making processes.

Keywords: *Source Credibility, Artificial Intelligence, Information Acceptance Model, Consumer Behavior, Product Type.*

[1] Sorumlu Yazar (Corresponding Author), Öğr. Gör. Dr., Kayseri Üniversitesi, sefaustuner@kayseri.edu.tr, https://orcid.org/0000-0003-1231-5694

[2] Doç. Dr., Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, mcanoglu@atu.edu.tr, https://orcid.org/0000-0001-7712-1650

[3] Ar. Gör. Dr., Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi, gulhanyenilmez@osmaniye.edu.tr, https://orcid.org/0000-0002-6570-6448

Atıf/Cite as: Üstüner, S., Canoğlu, M., Yenilmez, G. (2026). Dijital platformlarda insan ve yapay zekâ kaynaklı bilgi güvenilirliğinin tüketici satın alma niyeti üzerindeki etkisi, *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 2026, 44 (3), 852-878.
©2026 Hacettepe Üniversitesi.

EXTENDED ABSTRACT

Artificial intelligence based recommenders and conversational agents now mediate a substantial share of product search, comparison, and choice on digital platforms, yet the field still lacks an integrated assessment of how human versus AI recommendation sources shape the informational route to purchase intention across distinct product categories. Anchored in the Information Adoption Model, this study examines how information quality, information credibility, information need, and attitude toward information drive perceived information usefulness and, in turn, purchase intention, and whether these relationships systematically differ by recommendation source and product type. To provide a rigorous test, we implemented a between subjects two by two scenario experiment in which recommendation source was manipulated as human or AI and product type was manipulated as experience or search. Participants recruited in Türkiye between 15 August and 15 September 2025 were randomly assigned to one of four scenarios and viewed a standardized image and text recommendation stimulus. Manipulation checks required respondents to identify both the source and the product type before proceeding to substantive measures. After excluding failures on these checks, the analytic sample comprised seven hundred thirty three participants diversified by gender, age, and education. All latent constructs were measured using five point Likert scales adapted through forward and backward translation from validated instruments. Reliability and validity diagnostics met conventional thresholds in every scenario, with Cronbach alpha and composite reliability values falling in acceptable ranges and average variance extracted exceeding the 0.50 benchmark. Distributional diagnostics indicated skewness and kurtosis within plus or minus one point five, supporting the use of covariance based structural equation modeling. We estimated the structural model in AMOS, testing paths from information quality, information credibility, information need, and attitude toward information to perceived usefulness, followed by the path from usefulness to purchase intention, within each of the four source by product cells to assess pattern differences. Manipulation checks showed that source recognition accuracy ranged from eighty six to ninety five percent across scenarios and that product type recognition was perfect in all scenarios. Respondents who failed any check were removed before model estimation to ensure treatment integrity.

Results converge on a clear pattern consistent with a contextual fit mechanism. Information quality positively predicted perceived usefulness in all four cells, but the effect was stronger when the recommendation source aligned with the dominant diagnosticity of the category. Human recommendations yielded a larger quality to usefulness effect for experience products where tacit, affective, and context rich cues are salient, whereas AI recommendations produced a larger effect for search products where analytic and attribute based evaluation dominates. Information credibility showed the same broad positive pattern across all scenarios with higher impact under human experience and AI search combinations, suggesting that consumers calibrate credibility judgments in line with expectations about which source is better equipped for a given task. Information need and attitude toward information were also positive predictors of usefulness in all cells. The relative weight of information need was higher in the human experience condition, consistent with the idea that socially embedded advice better satisfies felt information gaps for experiential evaluation. The relative weight of attitude toward information was comparatively stronger in the AI search condition, indicating that favorable predispositions toward structured, machine generated input facilitate adoption when task demands are primarily cognitive and attribute based. Perceived usefulness emerged as the proximal driver of purchase intention with substantial positive effects in every scenario. Effect magnitudes were larger when source and product type were aligned, reinforcing the centrality of source product fit in digitally mediated persuasion.

The study contributes to theory in three ways. First, it embeds human versus AI recommendation sources within the Information Adoption Model and demonstrates that the classic informational antecedents of adoption remain robust predictors under both sources, thereby integrating literatures that have evolved largely in parallel. Second, it identifies source product fit as a boundary condition that systematically moderates the strength of informational routes to usefulness, showing that human advice tends to outperform for experience products while AI advice tends to outperform for search products. This specification clarifies when and why each source should be expected to generate larger informational effects rather than treating source as a uniform main effect. Third, it provides multi scenario evidence that perceived usefulness continues to serve as the primary conduit from informational antecedents to behavioral intention in platform mediated contexts, consolidating a wide array of prior findings into a single comparative design.

The findings also have direct implications for practice. Platform designers and marketers should match recommender source to product type to maximize perceived usefulness and conversion. For experience products, interfaces can foreground socially rich, empathic human messaging that leverages narrative cues, context, and interpersonal trust to satisfy information needs and raise credibility. For search products, interfaces can highlight the analytical depth, attribute coverage, and transparent logic of AI systems to elevate perceived information quality and credibility. Hybrid or adaptive strategies can route users to the most suitable source based on real time signals of task diagnosticity, while content guidelines and interface prompts can be tuned to the informational lever that is most elastic under each combination. Such alignment is likely to increase perceived usefulness and, through it, purchase intention without necessarily escalating promotional intensity.

Several limitations temper the scope of inference and suggest avenues for further work. The scenarios were presented in a controlled survey environment to a national sample, which strengthens internal validity but may constrain external validity relative to field settings with live behavioral outcomes. Future research can complement these results with field experiments that randomize recommendation source at scale and observe revealed preferences. The mechanisms examined here focused on the informational core of the Information Adoption Model; additional factors such as perceived personalization, algorithmic transparency, anthropomorphism, privacy concerns, and moral or symbolic product meaning may further condition the adoption pathway. Longitudinal designs would be valuable for tracking how repeated exposure to human versus AI recommendations shapes trust calibration, perceived diagnosticity, and habit formation over time. Cross cultural replications could test whether the observed source product fit pattern generalizes across markets with different levels of technological familiarity and social trust.

GİRİŞ

Yapay zekâ (Artificial Intelligence - AI) ve makine öğrenmesi (Machine Learning - ML) teknolojilerinde son yıllarda yaşanan hızlı ilerlemeler, yalnızca bilgi işlem alanlarını değil, pazarlama faaliyetlerini ve tüketici karar verme süreçleri de dâhil olmak üzere hayatın pek çok yönünü köklü biçimde dönüştürmektedir (Jan vd., 2023; Ruan ve Mezei, 2022). Bu gelişmeler, özellikle satın alma kararlarını yeniden şekillendirmekte ve tüketicilerin bilgiye erişim, bilgiyi değerlendirme ve karar verme süreçlerini önemli derecede etkilemektedir (Lee ve Kim, 2024). Bu dönüşümde öne çıkan unsurlardan biri, insan benzeri etkileşim sunabilen ve kullanıcılarla kişiselleştirilmiş, hızlı ve tutarlı iletişim kurabilen yapay zekâ tabanlı sohbet robotlarıdır (Lim vd., 2022; Mariani vd., 2022). Bu sistemler, doğal dil işleme ve makine öğrenmesi teknikleri sayesinde müşteri deneyimini optimize etmekte ve çeşitli sektörlerde hızla benimsenmektedir. Bu teknolojilere örnek olarak gösterilen ChatGPT, önceden eğitilmiş üreten dönüştürücü (Generative Pre-trained Transformer - GPT) yazılımına dayalı büyük bir dil modeli olarak, insan sorularına anlamlı, bağlamsal ve etkileşimli yanıtlar verebilme yeteneği ile ön plana çıkmaktadır (Ray, 2023). OpenAI tarafından geliştirilen bu model, bilgi arayışında en etkin sohbet robotlarından biri olarak görülmekte ve özellikle dijital ve müşteri ilişkileri odaklı pazarlama uygulamalarında hızlı biçimde benimsenmektedir (Stokel-Walker ve Van Noorden, 2023).

Tüketici satın alma davranışlarının şekillenmesinde internet tabanlı bilgi kaynaklarının yanı sıra çeşitli bireysel, sosyal ve çevresel etkenler de önemli bir rol oynamaktadır (Shaw, 2024; Zhang, 2024). Özellikle çevresel faktörler ile uzman satıcılardan gelen önerilerin tüketici algısı üzerindeki etkisi, bilgi arayışında hangi kaynaklara güvenileceğini ve bu bilgilerin nasıl değerlendirileceğini belirleyebilmektedir (Chocarro ve Cortinas, 2013; Dinulescu ve Prybutok, 2021). Literatürde yer alan önceki çalışmalar, insan ve yapay zekâ kaynaklarının tüketici tepkileri üzerindeki etkilerini çeşitli bağlamlarda incelemiş; utanç verici ürünler (Holthöwer ve van Doorn, 2023), lüks tüketim (Xu ve Mehta, 2022), hedonik ve faydacı tüketim (Longoni ve Cian, 2020; Wien ve Peluso, 2021), sembolik tüketim (Granulo vd., 2021) ve telafi edici tüketim (Mende vd., 2019) gibi ürün türlerine odaklanmıştır. Bu araştırmalarda, öneri kaynağının etkisinin ürüne bağlı olarak değişkenlik gösterebileceği dile getirilmektedir (Castelo vd., 2019; Kim ve Duhachek, 2020). Ancak, mevcut literatürde, deneyimsel ve araştırma ürünleri bağlamında insan ve yapay zekâ kaynaklarının karşılaştırmalı etkisini ele alan çalışmaların sınırlı olduğu ifade edilebilir.

Deneyimsel ürünler, kalite ve performanslarının ancak doğrudan deneyim yoluyla değerlendirilebildiği; duyusal, duygusal ve kişisel tatmin unsurlarını ön plana çıkaran ürünler olarak tanımlanmaktadır (Gallo vd., 2019). Buna karşılık araştırma ürünleri, satın alma öncesinde bilgi toplanarak özelliklerinin daha nesnel biçimde değerlendirilebildiği ve teknik ya da işlevsel unsurların baskın olduğu ürünleri kapsamaktadır (Atılgan ve Tanişman, 2019). Tüketici davranışı literatürü, bu ayrımın bilgi işleme süreçleri ve bilgi kaynaklarının göreli önemi açısından belirleyici olabileceğini göstermektedir. Nitekim ürün türüne bağlı olarak tüketicilerin hangi bilgi kaynaklarını daha güvenilir, ikna edici veya faydalı bulduklarının farklılaşabileceği öne sürülmektedir (Darby ve Karni, 1973; Mudambi ve Schuff, 2010; Nelson, 1970; Sen ve Lerman, 2007). Bu kuramsal çerçeveden hareketle, ürün türüne göre bilgi kaynağının tüketici değerlendirmeleri üzerindeki etkisinin farklılaşabileceği varsayımı benimsenmiştir. Bu doğrultuda çalışmada, deneyimsel ve araştırma ürünleri ayrı ayrı ele alınarak bilgi sunum biçimleri ile öneri kaynaklarının etkilerinin ürün türünün doğasına bağlı olarak nasıl değişebileceği incelenmektedir. Böylece çalışma, ürün türüne dayalı bilgi kaynağı farklılaşmasına ilişkin kuramsal varsayımı literatüre dayalı biçimde sınamakta ve mevcut tartışmalara katkı sağlamayı amaçlamaktadır.

Bu çalışmanın amacı, ürün türlerine bağlı olarak bilgi kaynaklarının tüketici değerlendirmeleri üzerindeki etkisinin farklılaşabileceği yönündeki kuramsal varsayımdan hareketle, Bilgi Kabul Modeli çerçevesinde dijital platformlarda insan ve yapay zekâ temelli kaynaklardan elde edilen bilginin tüketicilerin satın alma niyeti üzerindeki etkilerini incelemektir. Bilgi Kabul Modeli, ürün türüne göre değişen bilgi işleme süreçlerini ve bilgi kaynağı değerlendirmelerini açıklamada pazarlama araştırmaları ve dijital ortamda yürütülen tüketici davranışı analizleri açısından önemli bir kuramsal araç olarak değerlendirilmektedir (Erkan ve Evans, 2016). Bu çalışma kapsamında, Bilgi Kabul Modeli çerçevesinde bilginin kalitesi, bilginin güvenilirliği, bilgi ihtiyacı ve bilgiye yönelik tutum değişkenlerinin bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkileri ile bilginin kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisi, 2×2 deneysel bir tasarım aracılığıyla analiz edilmektedir. Bu doğrultuda, insan ve yapay zekâ kaynaklı öneriler deneyimsel ve araştırma ürünleri bağlamında karşılaştırmalı olarak ele alınmakta ve hangi öneri kaynağının hangi ürün türünde daha yüksek düzeyde etki yarattığı test edilmektedir. Bu yaklaşım, mevcut literatürde sıklıkla ayrı ayrı ele alınan öneri kaynağı ve ürün türü etkilerini bütüncül bir çerçevede bir araya getirerek, yapay zekâ destekli öneri sistemlerinin tüketici davranışları üzerindeki etkilerini bağlamsal uyum perspektifiyle açıklamayı amaçlamaktadır. Bu yönüyle çalışma, dijital pazarlama literatüründe öneri kaynağı ve ürün türü etkileşimini Bilgi Kabul Modeli temelinde deneysel olarak sınayarak özgün ve yenilikçi bir teorik katkı sunmaktadır.

1. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

1.1. Öneri kaynağı: İnsan ve yapay zekâ karşılaştırması

Tüketicilerin karar alma süreçlerinde öneri kaynaklarının rolü pazarlama literatüründe tartışılmaktadır (Atılgan ve Tanişman, 2019; Camilleri ve Camilleri, 2024; Gallo vd., 2019; Longoni ve Cian, 2020). Geleneksel yaklaşımlar, öneri kaynaklarını kişisel (örneğin; satış görevlileri, arkadaşlar vb.) ve kişisel olmayan (örneğin; kitle iletişim araçları, tüketici raporları vb.) olmak üzere iki kategoriye ayırmış, dijitalleşmeyle bu sınıflandırmaya kişisel olmayan yeni bir kaynak olarak yapay zekâ sistemleri eklenmiştir (Ahn vd., 2022; Longoni ve Cian, 2020; Senecal ve Nantel, 2004; Wien ve Peluso, 2021; Xu vd., 2020). İnsan kaynağından gelen öneriler empati kurabilme, bağlama göre esnek tepki verebilme ve sosyal etkileşim gücüyle öne çıkarken; yapay zekâdan gelen öneriler (örneğin; ChatGPT) hızlı veri işleme ve tarafsız analiz yetenekleriyle dikkat çekmektedir. Ancak çalışmalar, özellikle deneyimsel, sembolik veya hedonik ürünlerde tüketicilerin yapay zekâ kaynağından gelen önerilere karşı daha temkinli davranabildiğini; tercihlerin ürün türüne, bağlama ve algılara bağlı olarak değişebildiğini göstermektedir (Granulo vd., 2021; Xie vd., 2022).

Son dönemde özellikle ChatGPT gibi büyük dil modellerine dayalı yapay zekâ uygulamaları, kişiselleştirilmiş öneri sunma yetenekleriyle öne çıkmıştır. Kullanıcı girdilerini analiz ederek bağlamsal ve mantıklı öneriler üretebilmeleri, onları geleneksel insan önerilerine alternatif bir bilgi kaynağı hâline getirmiştir (Camilleri ve Camilleri, 2024; Ray, 2023). Bununla birlikte, tüketicilerin ChatGPT gibi yapay zekâ önerilerine yönelik algıları hâlâ değişken olduğu ifade edilebilir. Bazı çalışmalar, bu sistemlerin tarafsızlık ve bilgi işleme kapasitesi açısından avantaj sağladığını belirtmektedir (Kim vd., 2023; Lee ve Kim, 2024). Ancak özellikle duygusal, sembolik ya da deneyimsel ürünlerde tüketicilerin yapay zekâ kaynaklı önerilere karşı eleştirel veya şüpheci yaklaşabildikleri de ifade edilmektedir (Xie vd., 2022).

İnsan ve yapay zekâ temelli önerilerin tüketici tarafından nasıl algılandığına ilişkin literatür, bu iki kaynağın yalnızca teknik performans açısından değil, aynı zamanda algısal ve sosyal boyutlar bakımından da sistematik biçimde farklılaştığını ortaya koymaktadır. Yapay zekâ temelli öneriler çoğunlukla analitik kapasite, veri işleme hızı ve nesnellik üzerinden değerlendirilirken; insan

kaynaklı öneriler empati, duygusal yakınlık ve sosyal etkileşim gücü çerçevesinde algılanmaktadır (Granulo vd., 2021; Longoni ve Cian, 2020). Bu algısal ayrımın ürün ve görev türüne bağlı olarak değiştiği gösterilmiştir. Özellik temelli, işlevsel değerlendirme gerektiren teknoloji ürünlerinde ya da bilgi yoğun karar görevlerinde algoritmik önerilerin daha yüksek kabul görebildiği; buna karşılık sembolik, hedonik veya kimlik temelli tüketim bağlamlarında insan önerilerinin daha güçlü sosyal etki yarattığı rapor edilmektedir (Kim ve Duhachek, 2020; Wien ve Peluso, 2021). Ayrıca mahremiyet hassasiyetinin yüksek olduğu sağlık veya utanç verici hizmet bağlamlarında yapay zekâ etkileşiminin "daha az yargılayıcı" algılanarak tercih edilebildiği bulgulanmıştır (Holthöwer ve van Doorn, 2023). Bununla birlikte, algoritmik önerilere yönelik güvenin sistem şeffaflığı ve hata toleransı ile yakından ilişkili olduğu; algoritmaların hata yapması durumunda insan kaynaklarına kıyasla daha belirgin bir güven kaybı yaşanabildiği ortaya konmuştur (Shin, 2022). Bu çerçevede, öneri kaynağı etkisinin ürün türü, tüketim amacı ve algısal değerlendirme boyutlarıyla birlikte ele alınması, insan ve yapay zekâ temelli önerilerin karşılaştırmalı analizinde kuramsal açıdan bütüncül bir yaklaşım sunmaktadır.

1.2. Bilgi Kabul Modeli

Bilgi Kabul Modeli, dijital ortamlarda bireylerin karşılaştıkları bilgileri nasıl benimsediklerini ve bu bilgilerin satın alma niyetine nasıl dönüştüğünü açıklamak amacıyla geliştirilmiş teorik bir çerçeve olarak tanımlanmaktadır (Erkan, 2021). Temelini vd. (2003) tarafından ortaya konan Bilgiyi Benimseme Modeli'nden alan bu yaklaşım, Erkan ve Evans (2016) tarafından genişletilerek bilginin kalitesi, bilginin güvenilirliği, bilgi ihtiyacı ve bilgiye yönelik tutum gibi yeni değişkenlerin de analize dâhil edilmesiyle geliştirilmiştir. Modelde öne çıkan temel unsurlar arasında bilginin doğruluk, güncellik, anlaşılırlık ve yeterlilik açısından niteliğini ifade eden bilginin kalitesi; bilginin yayıldığı platformun veya paylaşanın güvenilir bulunmasıyla ilişkilendirilen bilginin güvenilirliği; kullanıcıların bilgi arayış motivasyonu ve ihtiyaç düzeyini ifade eden bilgi ihtiyacı ile bireylerin dijital ortamda paylaşılan bilgiye yönelik tutumları yer almaktadır. Bu değişkenlerin bilginin kullanışlılığı algısını şekillendirdiği ve bunun da bilginin benimsenmesini ve dolayısıyla davranışsal niyeti etkilediği vurgulanmaktadır (Erkan, 2021; Erkan ve Evans, 2016; Ngo vd., 2024).

Bilgi Kabul Modeli, sosyal medyada bilgi benimseme sürecini açıklamada yaygın biçimde kullanılan bir kuramsal çerçevedir (Abedi vd., 2020; Zhang vd., 2018). Model, bireylerin bilgiyi değerlendirme ve benimseme süreçlerini açıklamada bilgi sistemleri ve pazarlama literatüründe geniş kabul görmüş ve sıklıkla uygulanmıştır (Erkan ve Evans, 2016). Elektronik ağızdan ağıza iletişim bağlamındaki çalışmalar, bilgi kalitesi ve kaynak güvenilirliğinin algılanan kullanışlılık aracılığıyla satın alma niyetini etkilediğini ortaya koymuştur (Indrawati vd., 2022; Leong vd., 2018). Bununla birlikte model, farklı dijital platformlar ve kültürel bağlamlarda bağlama özgü değişkenlerle genişletilmiş (Gunawan ve Huarng, 2015; Ngo vd., 2024; Shen vd., 2016) ve son dönemde yapay zekâ temelli bilgi sistemleri bağlamında da ele alınarak ChatGPT gibi üretken yapay zekâ uygulamalarında bilginin doğruluğu, güvenilirliği ve algılanan kullanışlılığının bilgi benimseme üzerindeki etkileri incelenmiştir. Bu çerçevede modelin, hem kullanıcı kaynaklı içerik ortamlarında hem de algoritmik bilgi üretim sistemlerinde bilgi benimseme ve satın alma niyetini açıklamada güçlü bir kuramsal temel sunduğu ifade edilebilir (Camilleri ve Camilleri, 2024).

1.3. Bilginin Kalitesi

Bilginin kalitesi, bireylerin bilgiye dair tamamlayıcılık, tutarlılık ve doğruluk algılarına dayalı olarak şekillenen ikna edicilik düzeyini ifade etmektedir (Sussman ve Siegal, 2003). Bu kalite algısı, bilginin ne derece faydalı bulunacağını belirlemede önemli rol oynamaktadır (Bhattacherjee ve Sanford, 2006). Özellikle çevrimiçi ortamlarda, kullanıcılar bilgi sunumunun anlaşılırlığı, güncelliği

ve kaynak güvenilirliği gibi unsurları dikkate alarak bilgiye yönelik fayda değerlendirmesi yapmaktadır (Camilleri ve Camilleri, 2024; Petty ve Cacioppo, 1986). Yapay zekâ sistemlerinde ise sistemin işlevselliği ve güvenilirliği, bilginin kalitesine dair algıyı şekillendirmektedir (Gupta ve Yang, 2024).

Elektronik ağızdan ağıza iletişim bağlamındaki çalışmalar, bilginin kullanışlılık ve güvenilirlik gibi niteliklerinin tüketicinin bilgiye duyduğu güveni artırarak yanlış bilginin etkisini azaltabildiğini ve karar sürecini yönlendirdiğini göstermektedir (Filieri, 2015). Bununla birlikte, bilginin kalitesinin algılanan kullanışlılık üzerindeki etkisinin ürün türüne bağlı olarak farklılaşabileceği ifade edilmektedir (Gattupalli, 2025). Araştırma ürünlerinde tüketiciler satın alma öncesinde nesnel, karşılaştırılabilir ve teknik bilgilere daha fazla önem verdiklerinden doğruluk, detay seviyesi ve tutarlılık gibi kalite unsurları algılanan kullanışlılığı daha güçlü etkileyebilmektedir (Jin vd., 2023). Buna karşılık deneyimsel ürünlerde değerlendirme süreci öznel deneyimlere ve duygusal beklentilere dayandığından, teknik doğruluk kadar bağlamsal anlamlılık ve deneyim aktarımı da önem kazanmaktadır (Dong vd., 2025). Bu doğrultuda, çalışmada bilginin kalitesinin bilginin kullanışlılığı algısına etkisi, ürün türüne (deneyimsel ve araştırma) ve bilgi kaynağına (insan ve yapay zekâ) göre aşağıdaki hipotezlerle test edilmektedir.

H1a: İnsan kaynağından gelen bilgi kalitesinin, bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi deneyimsel ürünlerde araştırma ürünlerine kıyasla daha yüksektir.

H1b: Yapay zekâ kaynağından gelen bilgi kalitesinin, bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha yüksektir.

1.4. Bilginin Güvenilirliği

Bilginin güvenilirliği, bireylerin sunulan içeriğin doğru, dürüst, tarafsız ve ikna edici olduğuna dair algısı olarak tanımlanmaktadır (Erkan ve Evans, 2018). Güvenilir bilgi, tüketicilerin değerlendirdiği ürün veya hizmete ilişkin olumlu tutumlar geliştirmesine ve bilgiye güven duyarak faydalı bulmasına katkı sağlamaktadır (Filieri, 2015). Bu nedenle bilgi, yalnızca doğru içerik sunmakla kalmamalı; aynı zamanda tutarlılık, şeffaflık ve inandırıcılık özelliklerini de taşıması gerektiği ifade edilmektedir (Shin vd., 2020). Yapay zekâ sistemleri söz konusu olduğunda ise bilginin doğruluğu, algoritmaların şeffaflığı ve çıktılarının güvenilirliği gibi unsurlar, güvenilirlik algısını etkileyen önemli faktörler hâline gelmektedir (Shin, 2022).

Çevrim içi ortamlarda güvenilirlik algısının algılanan kullanışlılık ve davranışsal niyet üzerinde belirleyici olduğu gösterilmiştir (Gefen vd., 2003; McKnight vd., 2002). Benzer biçimde teknoloji kabulü literatürü, güven algısının algılanan fayda ve performans beklentisi aracılığıyla kullanım niyetini etkileyebileceğini ortaya koymaktadır (Davis, 1989; Venkatesh vd., 2003). Bununla birlikte güvenilirliğin etkisinin ürün türüne göre farklılaşabileceği ifade edilmektedir (Gattupalli, 2025). Araştırma ürünlerinde kararlar daha çok teknik ve doğrulanabilir bilgilere dayandığından güvenilirlik algılanan kullanışlılık üzerinde daha güçlü etki yaratabilmektedir (Jin vd., 2023; Zhu vd., 2022). Buna karşılık deneyimsel ürünlerde öznel ve duygusal değerlendirmeler ön planda olduğundan sosyal kanıt ve deneyim aktarımı da önem kazanmaktadır (Dong vd., 2025). Bu çerçevede, güvenilirliğin algılanan kullanışlılık üzerindeki etkisinin ürün türüne göre sistematik biçimde farklılaşması beklenmektedir. Bu bağlamda geliştirilen hipotezler:

H2a: İnsan kaynağından gelen bilginin güvenilirliğinin, bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi deneyimsel ürünlerde araştırma ürünlerine kıyasla daha yüksektir.

H2b: Yapay zekâ kaynağından gelen bilginin güvenilirliğinin, bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha yüksektir**.**

1.5. Bilgi İhtiyacı

Bilgi ihtiyacı, bireylerin karar verme süreçlerinde rehberlik edecek bilgiye ulaşma yönündeki içsel motivasyonları olarak ifade edilmektedir (Cacioppo ve Petty, 1982; Inman vd., 1990). Tüketiciler, bir ürün ya da hizmet hakkında değerlendirme yaparken hem kendi deneyimlerinden hem de dış bilgi kaynaklarından yararlanma eğilimindedir (Chu ve Kim, 2011). Bu bağlamda, bilgiye duyulan ihtiyaç, özellikle çevrimiçi ortamlarda e-WOM (elektronik ağızdan ağıza iletişim) gibi bilgi paylaşım biçimlerinin temel tetikleyicilerinden biri olarak kabul edilmektedir (Erkan ve Evans, 2016). Bilgi ihtiyacı, bireylerin daha özgün, detaylı ve işlevsel geri bildirim arayışına yönelmesine neden olabilir ve bu durum, bilginin faydalı bulunmasını doğrudan etkileyebilir (Ismagilova vd., 2021). Ayrıca bireylerin tutumları, bilgiye yönelik ihtiyaçları ile birlikte bilgi kullanımını şekillendirmekte ve satın alma niyetleri üzerinde etkili olmaktadır (Phung vd., 2020).

Ürün türüne bağlı olarak tüketicilerin bilgi işleme süreçlerinin farklılaşabileceği düşünülmektedir (Nelson, 1970). Araştırma ürünleri, nesnel özellikler, teknik performans göstergeleri ve karşılaştırılabilir kriterler üzerinden değerlendirildiğinden, bu tür ürünlerde tüketiciler daha analitik ve bilişsel bir değerlendirme sürecine yönelme eğilimindedir (Atılgan ve Tanişman, 2019). Dolayısıyla bilgi ihtiyacı arttıkça, özellikle detaylı ve tanısal değeri yüksek bilgilerin kullanışlılık algısı daha güçlü biçimde artabilir. Buna karşılık deneyimsel ürünlerde değerlendirme süreci daha öznel ve duygusal unsurlara dayanmakta olup, bilgi çoğu zaman kişisel deneyim aktarımı niteliği taşımaktadır (Dong vd., 2025). Bu nedenle bilgi ihtiyacının bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisinin araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha güçlü olabileceği öngörülmektedir. Bu bağlamda geliştirilen hipotezler:

H3a: İnsan kaynağından elde edilen bilginin kullanışlılığı üzerindeki bilgi ihtiyacının etkisi deneyimsel ürünlerde araştırma ürünlerine kıyasla daha yüksektir.

H3b: Yapay zekâ kaynağından elde edilen bilginin kullanışlılığı üzerindeki bilgi ihtiyacının etkisi araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha yüksektir.

1.6. Bilgiye Yönelik Tutum

Bilgiye yönelik tutum, bireylerin bilginin değerine, doğruluğuna ve kullanımına ilişkin geliştirdikleri genel değerlendirme ve eğilimler olarak tanımlanmaktadır. Bu tutum, bireyin bilgiye açık ya da dirençli yaklaşımını belirleyerek bilginin faydalılığı ve benimsenmesi üzerinde doğrudan etkili olmaktadır (Fisher vd., 2008; Seçginli vd., 2014). Cacioppo ve Petty (1982), bilgiye yönelik tutumların bilgi ihtiyacı gibi bilişsel süreçlerle birlikte, ikna edici mesajların etkisini artırabileceğini ve karar verme sürecinde etkili olduğunu dile getirmektedir. Sosyal medya ortamlarında ise bireylerin bilgiye yönelik olumlu tutumları, çeşitli kaynaklardan elde ettikleri içerikleri daha faydalı algılamalarına ve bu bilgileri karar süreçlerinde kullanmalarına olanak tanımaktadır (Erkan ve Evans, 2016). Bu bağlamda bilgiye yönelik olumlu tutum, bilginin faydalı bulunma düzeyini yükselterek bireylerin bilgiye dayalı eylemlerini kolaylaştırabilir (Sardar vd., 2021). Ürün türü bağlamında değerlendirildiğinde ise, araştırma ürünlerinde karar sürecinin daha analitik ve özellik temelli ilerlemesi nedeniyle bilgiye yönelik olumlu tutumun bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin daha güçlü olması beklenirken; deneyimsel ürünlerde bu ilişkinin daha sınırlı kalabileceği öngörülmektedir. Bu bağlamda geliştirilen hipotezler:

H4a: İnsan kaynağından elde edilen bilgiye yönelik olumlu tutumun, bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi deneyimsel ürünlerde araştırma ürünlerine kıyasla daha yüksektir.

H4b: Yapay zekâ kaynağından elde edilen bilgiye yönelik olumlu tutumun, bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkisi araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha yüksektir.

1.7. Bilginin Kullanışlılığı

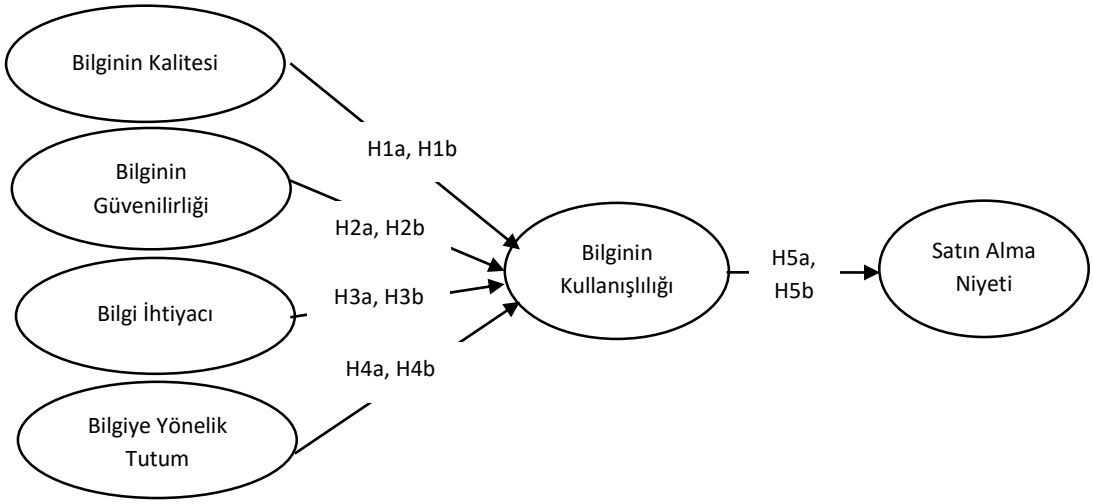
Bilgi kullanışlılığı, bireylerin elde ettikleri bilginin performanslarını ya da karar alma süreçlerini iyileştirme potansiyeline sahip olup olmadığını değerlendirmeleri olarak ifade edilmektedir (Yeap vd., 2014). Bu kavram, herhangi bir kaynaktan elde edinilen bilgilerin bireysel ihtiyaçlara uygunluğu, değer taşıma düzeyi ve pratik fayda sağlaması açısından değerlendirilmesini içermektedir. Özellikle yeni teknolojilerin kullanımında, bireylerin farkındalık düzeylerini artırma ve bilgi temelli kararları destekleme kapasitesi açısından bilgi kullanışlılığı önemli bir değişken olarak kabul edilmektedir (Ngo vd., 2024). Bu çerçevede yapılan araştırmalar, bireylerin bir bilgiyi kullanışlı bulduklarında onu benimseme, uygulama ve kararlarına entegre etme eğiliminde olduklarını dile getirmektedir (Sardar vd., 2021). Ürün türü bağlamında değerlendirildiğinde, araştırma ürünlerinde tüketiciler teknik özellikler, performans göstergeleri ve karşılaştırılabilir kriterler üzerinden daha sistematik bir değerlendirme süreci yürüttüklerinden, kullanışlı olarak algılanan bilginin satın alma niyetine daha doğrudan ve güçlü biçimde yansıması beklenmektedir (Gattupalli, 2025; Jin vd., 2023). Buna karşılık deneyimsel ürünlerde karar süreci çoğu zaman duygusal değerlendirmeler ve öznel beklentilerle şekillendiğinden, bilgi kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisinin görece daha sınırlı kalabileceği öngörülmektedir. Bu bilgiler doğrultusunda geliştirilen hipotezler:

H5a: İnsan kaynağından elde edilen bilginin kullanışlılığı algısı, satın alma niyeti üzerindeki etkisi bakımından deneyimsel ürünlerde araştırma ürünlerine kıyasla daha yüksektir.

H5b: Yapay zekâ kaynağından elde edilen bilginin kullanışlılığı algısı, satın alma niyeti üzerindeki etkisi bakımından araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha yüksektir.

Bu çalışma, Bilgi Kabul Modeli'ni (Erkan ve Evans, 2016; Sussman ve Siegal, 2003) temel alarak dijital ortamlarda sunulan bilginin tüketici karar süreçlerindeki rolünü ürün türü ve öneri kaynağı bağlamında incelemektedir. Literatürde bilgi kalitesi, bilgi güvenilirliği ve bilgi ihtiyacı gibi değişkenlerin algılanan kullanışlılık üzerinden satın alma niyetini etkilediği gösterilmiştir (Bhattacherjee ve Sanford, 2006; Filieri, 2015). Bununla birlikte, mevcut çalışmaların ürün türü (deneyimsel vs. araştırma ürünleri) ve öneri kaynağı (insan vs. yapay zekâ) ayrımını birlikte ve sistematik biçimde ele almadığı görülmektedir. Özellikle algoritmik öneri sistemlerinin yaygınlaşmasıyla (Camilleri ve Camilleri, 2024; Longoni ve Cian, 2020) bilginin doğruluğu, güvenilirliği ve kullanışlılığına ilişkin algıların farklılaşabileceği düşünülebilir. Bu doğrultuda çalışma, modeli söz konusu bağlamda test ederek dijital pazarlama literatürüne ampirik katkı sunmayı amaçlamaktadır. Şekil 1'de kavramsal model yer almaktadır.

Şekil 1: Çalışmanın Kavramsal Modeli



Kaynak: Erkan, I. ve Evans, C. (2016). The Influence of Ewom in Social Media on Consumers' Purchase Intentions: An Extended Approach to Information Adoption. Computers in Human Behavior, 61, 47-55.

2. METODOLOJİ

2.1. Deneysel Tasarım Ve Uygulama Süreci

Bu çalışma, 2 (ürün türü: deneyimsel ürün ve araştırma ürünü) × 2 (öneri kaynağı: insan önerisi ve yapay zekâ önerisi) olmak üzere 2x2 deneysel senaryo ile gerçekleştirilmiştir. Katılımcılar, her biri farklı bir deneysel koşula karşılık gelen toplam dört senaryodan rastgele birine atanmıştır. Her bir senaryo, öneri kaynağı ve ürün türü değişkenlerinin etkileşimine dayalı olarak oluşturulmuştur. Katılımcılara, seçilen koşula ait senaryoda ürün hakkında bilgi veren fotoğraf ve bilgi metni sunulmuş (Ek-1) ve ardından bilgi kabul modeline dayalı ölçüm ifadeleri kullanılarak değerlendirme yapılmıştır. Tüm senaryolar, öneri içerikleri hem insan hem de yapay zekâ kaynaklı olacak şekilde metinsel ve görsel olarak hazırlanmıştır. Ürün türleri, katılımcıların deneyimsel (ayakkabı) ya da araştırma temelli (dizüstü bilgisayar) ürünlere ilişkin bilgi alma eğilimlerini değerlendirmek amacıyla belirlenmiştir.

2.2. Örnekleme Ve Veri Toplama

Bu çalışmanın evrenini Türkiye genelinde yaşayan 18 yaş ve üzeri bireyler oluşturmaktadır. 18 yaş ve üzeri bireylerin seçilmesinin temel nedeni, katılımcıların yasal olarak kendi kararlarını verebilen, çevrimiçi alışveriş ve dijital platform kullanım deneyimine sahip yetişkin bireyler olması ve etik onam sürecinin bu yaş grubunda daha sağlıklı yürütülebilmesidir. Ayrıca çalışmanın satın alma niyeti değişkenini içermesi nedeniyle ekonomik karar verme yetkinliğine sahip bireylerin örnekleme dâhil edilmesi uygun görülmüştür.

Bu araştırma için Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal ve Beşeri Bilimler Araştırma Etik Kurulunun 13.08.2025 tarihli ve 11 sayılı kararı ile etik kurul onayı alınmıştır. Veriler, 15 Ağustos–15 Eylül 2025 tarihleri arasında tamamen elektronik ortamda, çevrimiçi anket formu aracılığıyla kartopu örnekleme yöntemiyle toplanmıştır. Anket bağlantısı dijital platformlar ve sosyal medya kanalları üzerinden gönüllü katılımcılarla paylaşılmış, katılımcıların kendi ağları aracılığıyla formun yayılması sağlanmıştır. Bu yöntem, çevrim içi davranışları inceleyen çalışmalarda ulaşılması güç veya dağınık kitlelere erişim sağlaması ve dijital kullanıcı örneklemine hızlı ulaşılabilmesi açısından

tercih edilmektedir. Anket öncesinde katılımcılara uygunluk ölçütü, bilgilendirilmiş onam ve gizlilik beyanı sunulmuş, yinelenen ya da eksik yanıtlar veri temizleme sürecinde elenmiştir.

Daha sonra katılımcılar dört senaryo grubundan birine rastgele yönlendirilmiş ve eşit kotalarla dengelenmiştir. Her bir senaryoda en az 200 katılımcıya ulaşılmış, toplam örneklem 800 olmuştur. Yapısal eşitlik modellemesi açısından örneklem büyüklüğü kritik olup Kline'ın (2005) güvenilir sonuçlar için önerdiği 100–200 aralığı hücre düzeyinde sağlanmış, toplam büyüklük bu eşiğin belirgin biçimde üzerine çıkarak parametre kestirimlerinin kararlılığı ve modelin istatistiksel gücü açısından yeterli kabul edilmiştir. Kartopu örnekleme yöntemi olasılıksal bir örnekleme tekniği olmamakla birlikte, dijital ortamlarda davranışsal araştırmalarda yaygın biçimde kullanılmakta; ancak temsiliyet sınırlılıkları nedeniyle bulguların genellenebilirliği dikkatli biçimde değerlendirilmelidir (Nakip ve Yaraş, 2017). Bu doğrultuda çalışmada elde edilen bulguların Türkiye'deki tüm nüfusa doğrudan genellenemeyeceği, ancak aktif dijital kullanıcı kitlesini temsil ettiği kabul edilmiştir.

2.3. Manipülasyon Kontrolü

Çalışmada kullanılan deneysel senaryolarda, öneri kaynağı (insan vs. yapay zekâ) ve ürün türü (deneyimsel vs. araştırma ürünü) manipüle edilerek dört farklı senaryo oluşturulmuştur. Her bir senaryo, katılımcıların ilgili senaryo metnini okuyup ardından öneriyi değerlendirmelerine dayalı olarak kurgulanmıştır. Manipülasyonun başarılı olup olmadığını test etmek amacıyla, senaryonun ardından katılımcılara öneri kaynağına ve ürün türüne yönelik iki kontrol sorusu yöneltilmiştir. Bu sorularda katılımcılardan öneri kaynağını (örneğin, "Tavsiye kaynağının bir insan mı yoksa yapay zekâ mı olduğunu düşünüyorsunuz?") ve ürün türünü (örneğin, "Senaryoda yer alan ürün sizce hangi türdendir?") belirtmeleri istenmiştir.

Ek 2'de yer alan manipülasyon kontrolü sonuçlarına göre, öneri kaynağı manipülasyonu büyük ölçüde başarılı olmuştur. Deneyimsel ürün–insan kaynağı senaryosunda katılımcıların %92'si (184 kişi), araştırma ürünü–insan kaynağı senaryosunda %95'i (191 kişi), deneyimsel ürün–yapay zekâ kaynağı senaryosunda %93'ü (186 kişi) ve araştırma ürünü–yapay zekâ kaynağı senaryosunda %86'sı (172 kişi) öneri kaynağını doğru şekilde tanımlamıştır. Ürün türüne ilişkin manipülasyon ise tüm senaryolarda %100 doğrulukla algılanmıştır (Ek-2). Öneri kaynağına yönelik doğru algı düzeyleri arasında anlamlı farklılık olduğu ve bu farkın istatistiksel olarak anlamlı bulunduğu ki-kare testiyle tespit edilmiştir ($\chi^2 = 12{,}69$, $p < .001$).

Manipülasyon kontrolünü geçemeyen katılımcılar analiz dışında bırakılmış ve bu doğrultuda toplam 733 katılımcıdan elde edilen veriler ile analizler gerçekleştirilmiştir. Manipülasyonu geçemeyen katılımcıların büyük çoğunluğu öneri kaynağını yanlış tanımlayan bireylerden oluşmaktadır. Bu durum, ilgili senaryoyu dikkatli okumama ya da öneri kaynağı bilgisini yeterince ayırt edememe gibi bilişsel nedenlere bağlı olabilir. Dışlanan katılımcıların temel demografik özellikleri (yaş, cinsiyet ve eğitim düzeyi) incelendiğinde, analize dâhil edilen katılımcılarla anlamlı bir farklılık göstermediği gözlemlenmiştir. Bu durum, dışlamanın örneklem yapısını sistematik biçimde değiştirmediğini ve analiz sonuçlarının yanlılık içermediğini göstermektedir.

2.4. Çalışmanın Ölçek İfadeleri

Çalışmanın kavramsal çerçevesi, özellikle Bilgi Kabul Modeli temel alınarak oluşturulmuştur (Erkan ve Evans, 2016). Çalışma kapsamında ayrıca dijital platformlardaki bilgi sunum biçimlerinin tüketici kararları üzerindeki etkisini inceleyen deneysel araştırmalardan (Cheng vd., 2022; Holthöwer ve van Doorn, 2023; Ngo vd., 2024; Wien ve Peluso, 2021) da yararlanılmıştır. Çalışmanın ölçeğinde yer alan değişkenlerin ölçümünde literatürde geçerliliği kanıtlanmış

ölçeklerden yararlanılmıştır. Bu doğrultuda, bilginin kullanışlılığına ilişkin ifadeler Ngo vd. (2024) çalışmasından uyarlanmıştır; bilginin kalitesi ve bilginin güvenilirliğine ilişkin ifadeler ise Park vd. (2007), Filieri (2015), Erkan ve Evans (2018) ve Ngo vd. (2024) çalışmalarına dayandırılmıştır. Bilgi ihtiyacı değişkeni Chu ve Kim (2011) ile Ngo vd. (2024) çalışmalarından; bilgiye yönelik tutum değişkeni ise Park vd. (2007) ile Ngo vd. (2024) çalışmalarından uyarlanmıştır. Satın alma niyetine ilişkin ifadeler ise Coyle ve Thorson (2001) ile Ngo vd. (2024) çalışmalarında yer alan ifadelerden uyarlanmıştır. Bu şekilde modelde yer alan tüm yapılar, önceki ampirik çalışmalarla teorik ve ölçümsel açıdan tutarlı biçimde temellendirilmiştir (Ek-3).

2.5 Verilerin Analizi

Çalışma kapsamında elde edilen veriler nicel analiz teknikleriyle değerlendirilmiştir. Kullanılan ölçekler, literatürde geçerliliği ve güvenilirliği önceden kanıtlanmış Bilgi Kabul Modeli (Information Adoption Model) çerçevesinde uyarlanmıştır (Erkan ve Evans, 2016). Bu nedenle ölçeklere ilişkin ek bir tek boyutluluk testi veya keşifsel faktör analizi yapılmamıştır.

Ölçüm araçlarının kuramsal temellere uygunluğu çerçevesinde, araştırma modeline ilişkin hipotezler yapısal eşitlik modeli ile test edilmiştir. Analizler AMOS 24.0 programı aracılığıyla yürütülmüş ve bilgi kalitesi, bilgi güvenilirliği, bilgi ihtiyacı ve bilgiye yönelik tutum değişkenlerinin bilginin kullanışlılığı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Ayrıca, bilginin kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisi değerlendirilmiş; söz konusu etkilerin ürün türü (deneyimsel ve araştırma ürünleri) ile bilgi kaynağına (insan ve yapay zekâ) göre farklılık gösterip göstermediği karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir.

3. BULGULAR

3.1. Demografik Bilgiler

Çalışmaya katılan toplam 733 katılımcının %52'si erkek, %48'i kadındır. Yaş dağılımı incelendiğinde, katılımcıların %39,8'i 26–33 yaş aralığında, %22'si 18–25 yaş aralığında, %21'i ise 34–41 yaş grubundadır. Eğitim düzeyine göre katılımcıların %49,2'si lisans, %33,3'ü lisansüstü, %8,9'u lise ve %8,5'i meslek yüksekokulu mezunudur. Aylık harcama düzeylerine göre ise katılımcıların %32,7'si 30.001 TL ve üzeri harcama yapmakta, %30,8'i 5.001–15.000 TL aralığında, %20,2'si ise 15.001–25.000 TL aralığında harcama yapmaktadır.

3.2. Senaryo Bazlı Geçerlilik Ve Güvenilirlik Analizi

Yapısal eşitlik modeli analizinden önce, verilerin normal dağılıma uygunluğu çarpıklık ve basıklık değerleriyle test edilmiştir. Tabachnick ve Fidell (2013), bu değerlerin ±1.5 aralığında olması gerektiğini belirtmektedir. Bu nedenle normal dağılım varsayımı makul kabul edilmiştir. Senaryo bazlı güvenilirlik ve geçerlilik analizleri Ek-4'te sunulmaktadır. Tüm faktörlerin Cronbach Alfa değerleri 0.761–0.964, yapı güvenilirliği (CR) değerleri ise 0.779–0.960 aralığında bulunmuştur. Bu değerler, ölçüm araçlarının içsel tutarlılık (Cronbach Alfa > 0.70) ve yapı güvenilirliği (CR > 0.70) açısından kabul edilebilir düzeyde olduğunu ortaya koymaktadır. Ayrıca, Ortalama Varyans Açıklaması (AVE) değerleri 0.585–0.975 aralığında olup tüm faktörlerde 0.50'nin üzerinde gerçekleşmiş ve böylece yakınsama geçerliliğinin sağlandığı ifade edilebilir (Hair vd., 2014).

Ek-5'te sunulan ayrışım geçerliliği bulgularına göre, her bir değişkenin AVE karekökü (parantez içindeki değerler), diğer yapılarla olan korelasyonlarından daha yüksek bulunmuştur. Bu sonuç, her faktörün birbirinden ayırt edilebilir olduğunu ve faktörler arası çoklu eşdoğrusallık probleminin bulunmadığını göstermektedir (Fornell ve Larcker, 1981).Her bir senaryoda model uyumu göstergeleri incelendiğinde, ki-kare/serbestlik derecesi ($1<\chi^2/df<5$), Karşılaştırmalı Uyum

İndeksi (CFI>0,90), Uyum İyiliği İndeksi (GFI>0,90), Tucker–Lewis İndeksi (TLI>0,90), Yaklaşık Hataların Ortalama Karekökü (RMSEA<0,08) ve Standartlaştırılmış Ortalama Artıkların Kökü (SRMR<0,08) değerlerinin, modelin kabul edilebilir düzeyde uyum sergilediğini göstermektedir (Hair vd., 2014).

3.3. Çalışma hipotezlerinin test edilmesi

Yapısal eşitlik modeli aracılığıyla tahmin edilen parametreler (P), standardize edilmiş regresyon katsayıları (SRK), standart hatalar (SH), korelasyon katsayısının karesi (R2), katsayılarının sıfırdan farklı olup olmadığını test eden t-istatistik değerleri ile araştırma kapsamında geliştirilen hipotez test sonuçları Tablo 1'de yer almaktadır.

Tablo 1: Hipotez Sonuçları

Hip.	Diyagram			SRK	SH	T-değeri	R^2
Deneyimsel Ürün – İnsan Kaynağından Gelen Öneri Senaryosu Sonuçları							
H1a	BK	→	BİK	0,291***	0,032	7,065	0,615
H2a	BG	→	BİK	0,269***	0,039	5,162	
H3a	Bİ	→	BİK	0,623***	0,045	10,071	
H4a	BYT	→	BİK	0,306***	0,035	5,811	
H5a	BİK	→	SAN	0,704***	0,066	12,301	0,423
Deneyimsel Ürün – Yapay Zekâ Kaynağından Gelen Öneri Senaryosu Sonuçları							
H1b	BK	→	BİK	0,261***	0,054	4,396	0,377
H2b	BG	→	BİK	0,314***	0,044	5,154	
H3b	Bİ	→	BİK	0,397***	0,049	5,880	
H4b	BYT	→	BİK	0,154***	0,040	2,540	
H5b	BİK	→	SAN	0,645***	0,073	10,001	0,416
Araştırma Ürünü – İnsan Kaynağından Gelen Öneri Senaryosu Sonuçları							
H1a	BK	→	BİK	0,246***	0,044	4,707	0,613
H2a	BG	→	BİK	0,184***	0,028	4,582	
H3a	Bİ	→	BİK	0,376***	0,033	8,696	
H4a	BYT	→	BİK	0,594***	0,062	10,106	
H5a	BİK	→	SAN	0,650***	0,079	6,406	0,495
Araştırma Ürünü – Yapay Zekâ Kaynağından Gelen Öneri Senaryosu Sonuçları							
H1b	BK	→	BİK	0,312***	0,045	5,051	0,630
H2b	BG	→	BİK	0,479***	0,093	5,757	
H3b	Bİ	→	BİK	0,547***	0,067	6,986	
H4b	BYT	→	BİK	0,181***	0,041	3,158	
H5b	BİK	→	SAN	0,698***	0,093	8,618	0,488

******* p < 0,001. **Hip.**: Hipotez

Tablo 1'de yer alan yapısal eşitlik modeli analizi sonuçları incelendiğinde; insan kaynağından gelen öneride, bilgi kalitesinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin deneyimsel ürün senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,291, p < 0,001) olduğu; araştırma ürünü senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,246, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H1a hipotezi desteklenmiştir. Ayrıca, yapay zekâ kaynağından gelen öneride, bilgi kalitesinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin araştırma ürünü senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,312, p < 0,001) olduğu; deneyimsel ürün senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,261, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Dolayısıyla H1b hipotezi desteklenmiştir.

İnsan kaynağından gelen öneride, bilginin güvenilirliğinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin deneyimsel ürün senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,269, p < 0,001) olduğu; araştırma ürünü senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,184, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H2a hipotezi desteklenmiştir. Dahası, yapay zekâ kaynağından gelen öneride, bilginin güvenilirliğinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin araştırma ürünü senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,479, p < 0,001) olduğu; deneyimsel ürün senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,314, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H2b hipotezi desteklenmiştir.

İnsan kaynağından gelen öneride, bilgi ihtiyacının bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin deneyimsel ürün senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,623, p < 0,001) olduğu; araştırma ürünü senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,376, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H3a hipotezi desteklenmiştir. Yapay zekâ kaynağından gelen öneride, bilgi ihtiyacının bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin araştırma ürünü senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,547, p < 0,001) olduğu; deneyimsel ürün senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,397, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H3b hipotezi desteklenmiştir.

İnsan kaynağından gelen öneride, bilgiye yönelik olumlu tutumun bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin deneyimsel ürün senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,306, p < 0,001) olduğu; araştırma ürünü senaryosunda ise bu etkinin daha yüksek düzeyde ve anlamlı (β = 0,594, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H4a hipotezi desteklenmemiştir. Yapay zekâ kaynağından gelen öneride, bilgiye yönelik olumlu tutumun bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisinin araştırma ürünü senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,181, p < 0,001) olduğu; deneyimsel ürün senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,154, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H4b hipotezi desteklenmiştir.

İnsan kaynağından gelen öneride, bilgi kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisinin deneyimsel ürün senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,704, p < 0,001) olduğu; araştırma ürünü senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde olmakla birlikte yine anlamlı ve pozitif olduğu (β = 0,650, p < 0,001) görülmektedir. Bu doğrultuda, H5a hipotezi desteklenmiştir. Yapay zekâ kaynağından gelen öneride, bilgi kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisinin araştırma ürünü senaryosunda istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif (β = 0,698, p < 0,001) olduğu; deneyimsel ürün senaryosunda ise bu etkinin daha düşük düzeyde ve anlamlı (β = 0,645, p < 0,001) olduğu görülmektedir. Bu doğrultuda, H5b hipotezi desteklenmiştir.

4. SONUÇ VE TARTIŞMA

Bu çalışma, Bilgi Kabul Modeli çerçevesinde, insan ve yapay zekâ kaynaklı önerilerin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkilerini ve bilgi kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki rolünü, ürün

türüne (deneyimsel ve araştırma ürünleri) göre karşılaştırmalı olarak incelemiştir. Elde edilen yapısal eşitlik modeli sonuçları, öneri kaynağı ve ürün türü değişkenlerinin; bilgi kalitesi, bilgi güvenilirliği, bilgi ihtiyacı ve bilgiye karşı tutumun bilginin kullanışlılığı üzerinde pozitif ve anlamlı etkiler yarattığını ortaya koymuştur. Ayrıca, bu senaryolarda bilgi kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisi de istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif olduğu belirlenmiştir.

İlk olarak, hem insan hem de yapay zekâ kaynaklı önerilerde bilgi kalitesinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisi anlamlı ve pozitif bulunmuştur. Ancak bu etkinin, deneyimsel ürünlerde (araştırma ürünlerine kıyasla) insan kaynağı tarafından sunulan önerilerle daha yüksek düzeyde gerçekleştiği tespit edilmiştir. Söz konusu bulgu, öneri kaynağının etkisinin ürün türü gibi bağlamsal değişkenlere bağlı olarak farklılaşabileceğini ortaya koyan önceki araştırma bulgularını desteklemektedir (Longoni ve Cian, 2020; Xie vd., 2022). Bu farklılaşma, bilgi kalitesinin algılanan tanısal değerinin (diagnosticity) ürün türüne göre değişmesiyle açıklanabilir. Deneyimsel ürünlerde kaliteye ilişkin değerlendirme yalnızca teknik doğrulukla değil, bilginin bağlamsal zenginliği ve deneyim aktarım kapasitesiyle ilişkilidir; bu nedenle insan kaynağından gelen öneriler daha yüksek kullanışlılık üretmiş olabilir. ChatGPT gibi yapay zekâ sistemleri ise, özellikle daha nesnel ve bilgi odaklı ürünlerde bilgi kalitesi bakımından daha etkili bir kaynak olarak değerlendirilebilmektedir (Camilleri ve Camilleri, 2024). Araştırma ürünlerinde karar süreci daha analitik ve özellik temelli ilerlediğinden, sistematik veri işleme kapasitesi yüksek olan yapay zekâ önericiler bilgi kalitesini daha güçlü biçimde kullanışlılığa dönüştürebilmektedir. Bu durum, yapay zekâ tabanlı önericilerin özellikle rasyonel değerlendirme gerektiren karar süreçlerinde yüksek algılanan bilgi kalitesiyle öne çıktığını ve bu sayede sunulan bilginin kullanışlılık düzeyini artırdığını göstermektedir.

İkinci olarak, öneri kaynağına ilişkin bilgi güvenilirliğinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkisi hem insan hem de yapay zekâ kaynaklı öneriler için istatistiksel olarak anlamlı ve pozitif yönde bulunmuştur. Ancak bu etkinin, deneyimsel ürünlerde insan kaynaklı önerilerle; araştırma ürünlerinde ise yapay zekâ önerileriyle daha yüksek düzeyde gerçekleştiği tespit edilmiştir. Bu bulgu, bilgi güvenilirliğine ilişkin algının öneri kaynağı ve ürün türü etkileşimi bağlamında farklılık gösterebileceğini ortaya koyan önceki çalışmalarla örtüşmektedir (Granulo vd., 2021; Xie vd., 2022). Deneyimsel ürünlerde güvenilirlik algısı sosyal yakınlık ve empati üzerinden şekillenirken, araştırma ürünlerinde güvenilirlik daha çok tarafsızlık ve analitik yeterlilik beklentisiyle ilişkilendirilmektedir. Buna karşılık, araştırma ürünlerinde yapay zekâ önericilerin tarafsızlık, sistematik analiz kapasitesi ve bilgiye doğrudan erişim gibi işlevsel özellikleri güvenilirlik algısını güçlendiren faktörler olarak öne çıkmaktadır (Li vd., 2025; Yang vd., 2024). Dolayısıyla güvenilirlik algısının etkisi, kaynağın teknik kapasitesinden ziyade ürün bağlamında hangi güven sinyalinin daha tanısal kabul edildiğine bağlı olarak farklılaşmaktadır.

Üçüncü olarak, bilgi ihtiyacı ve bilgiye yönelik olumlu tutum değişkenlerinin bilgi kullanışlılığı üzerindeki etkileri hem insan hem de yapay zekâ kaynaklı öneriler için anlamlı ve pozitif bulunmuştur. Bununla birlikte bu etkinin ürün türüne göre farklılaştığı gözlemlenmiştir. Deneyimsel ürünler bağlamında insan kaynağından gelen öneriler bilgi ihtiyacını daha güçlü biçimde karşılayarak bilgi kullanışlılığını artırırken; araştırma ürünlerinde yapay zekâ temelli öneriler bilgiye yönelik olumlu tutumları daha belirgin biçimde kullanışlılığa dönüştürmüştür. Bu bulgu, bilgi ihtiyacı ve tutumun bilgi benimseme sürecinde kritik rol oynadığını ortaya koyan önceki çalışmalarla paralellik göstermektedir (Erkan ve Evans, 2016; Sussman ve Siegal, 2003). Ancak dikkat çekici biçimde, bilgiye yönelik olumlu tutumun deneyimsel ürünlerde beklenenden daha zayıf bir etki göstermesi (H4a'nın desteklenmemesi), bu ürün kategorisinde karar sürecinin daha sezgisel ve duygusal temelli ilerleyebileceğine işaret etmektedir. Araştırma ürünlerinde ise bilgiye yönelik olumlu tutum, sistematik ve analitik değerlendirme sürecini güçlendirerek kullanışlılık

algısını daha fazla artırmış olabilir. Bu durum, tutumun etkisinin ürün türüne bağlı olarak farklı bilişsel işleme yolları üzerinden şekillendiğini göstermektedir.

Son olarak, bilgi kullanışlılığı değişkeninin tüm koşullarda satın alma niyeti üzerinde güçlü, pozitif ve istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip olduğu belirlenmiştir. İnsan kaynağından gelen önerilerde bilgi kullanışlılığının satın alma niyeti üzerindeki etkisinin deneyimsel ürünlerde araştırma ürünlerine kıyasla daha yüksek olduğu görülmüştür. Benzer biçimde, yapay zekâ tabanlı önerilerde söz konusu etkinin araştırma ürünlerinde deneyimsel ürünlere kıyasla daha güçlü olduğu tespit edilmiştir. Bu sonuçlar, H5a ve H5b hipotezlerini desteklemekte ve öneri kaynağı ile ürün türü arasındaki uyumun, kullanışlı olarak algılanan bilginin satın alma niyetine dönüşmesinde önemli bir rol oynayabileceğine işaret etmektedir. Deneyimsel ürünlerde insan kaynaklı önerilerin daha etkili olması, bu ürünlere ilişkin kararların duygusal uyum, sembolik anlam ve öznel deneyim beklentileriyle şekillenmesi ve insanların bu unsurları daha güçlü biçimde aktarabilmesiyle açıklanabilir. Buna karşılık araştırma ürünlerinde karar sürecinin daha analitik, özellik temelli ve karşılaştırmaya dayalı ilerlemesi, yapay zekâ tarafından sunulan sistematik ve işlevsel bilgilerin davranışsal niyete daha güçlü biçimde dönüşmesini sağlamış olabilir. Bu bulgular, Bilgi Kabul Modeli'nin kullanışlı olarak algılanan bilginin davranışsal niyeti şekillendirdiği yönündeki temel varsayımını desteklerken, bu ilişkinin gücünün öneri kaynağı ve ürün bağlamına göre değişebileceğini de göstermektedir. Ayrıca literatür, öneri sistemlerinin etkilerinin yalnızca satın alma niyetiyle sınırlı kalmadığını; kaynak güvenilirliği, algılanan kişiselleştirme ve bilgi kalitesi gibi unsurlar aracılığıyla tüketici güveni, memnuniyet ve marka bağlılığı gibi sonuç değişkenlerini de etkileyebildiğini ortaya koymaktadır (Cheng vd., 2022; Trzebiński vd., 2023; Yoon vd., 2013; Zhu vd., 2023).

Genel olarak, insan kaynaklı öneriler, özellikle duygusal bağlamın, sosyal etkileşimin ve sezgisel değerlendirmelerin ön planda olduğu karar türlerinde daha etkili olurken; ChatGPT gibi yapay zekâ sistemleri ise nesnellik, hızlı erişim ve analitik yeterlilik gerektiren bilgi odaklı ürünlerde daha işlevsel bir öneri kaynağı olarak algılanmaktadır. Bu bulgu, öneri kaynağının etkisinin tek yönlü bir üstünlük meselesi olmadığını; kaynağın hangi karar bağlamında daha tanısal kabul edildiğine bağlı olarak değiştiğini göstermektedir. Bu farklılaşma, her iki öneri kaynağının tüketici davranışı üzerindeki etkisinin eşit düzeyde olmadığını ve öneri stratejilerinin ürün tipi, tüketici profili ve bilgi ihtiyacı gibi bağlamsal faktörlere göre değiştiğini göstermektedir. Dolayısıyla çalışma, insan ve yapay zekâ öneri sistemlerini karşıt alternatifler olarak değil, bağlamsal olarak tamamlayıcı bilgi kaynakları olarak konumlandırmaktadırr.

5. GELECEKTE YAPILACAK ÇALIŞMALARA VE UYGULAYICILARA ÖNERİLER

Her ne kadar bu çalışma Bilgi Kabul Modeli çerçevesinde öneri kaynağı (insan ve yapay zekâ) ile ürün türü (deneyimsel ve araştırma ürünleri) arasındaki etkileşimi karşılaştırmalı olarak inceleyerek literatüre katkı sunsa da, bazı sınırlılıklar barındırmaktadır. İlk olarak, araştırma Türkiye'deki katılımcılardan elde edilen kesitsel anket verilerine dayanmaktadır. Bu durum, özellikle öneri kaynaklarına yönelik güven algısı ve bilgi benimseme süreçlerinin kültürel bağlama duyarlı olabileceği dikkate alındığında, bulguların farklı ülkelerde ve farklı tüketici profillerinde doğrudan genellenmesini sınırlayabilir. Bilgi Kabul Modeli'nin bilgi kullanışlılığını davranışsal niyetle ilişkilendiren temel varsayımı (Sussman ve Siegal, 2003) farklı dijital olgunluk düzeylerine sahip örneklemlerde yeniden test edildiğinde, modelin bağlamsal geçerliliğine ilişkin daha kapsamlı sonuçlar elde edilebilir. Bu nedenle gelecekte yapılacak çalışmalarda kültürler arası karşılaştırmaların gerçekleştirilmesi ve modelin farklı tüketici segmentlerinde sınanması önerilmektedir.

İkinci olarak, çalışmada öneri kaynağına yönelik tüketici algısı, yalnızca bilgi kalitesi, bilgi güvenilirliği, bilgi ihtiyacı ve bilgiye yönelik tutum boyutları üzerinden değerlendirilmiştir. Bu durum, Bilgi Kabul Modeli kapsamında bilgi kullanışlılığının oluşum sürecinin bilişsel boyutlarla sınırlandırılmasına yol açmıştır. Gelecekte yapılacak çalışmalarda, öneri kaynaklarına duyulan güven, kaynak ile kurulan etkileşim deneyimi, öneriye özdeşleşme ya da bilişsel yük gibi psikolojik ve deneyimsel faktörlerin de modele dâhil edilmesi, tüketici karar süreçlerinin daha kapsamlı şekilde anlaşılmasını mümkün kılabilir. Özellikle öneri kaynağı ile kurulan algısal yakınlığın bilgi benimseme sürecini etkileyebileceğine işaret eden çalışmalar (Longoni ve Cian, 2020), modelin genişletilmesine yönelik kuramsal bir zemin sunmaktadır. Ayrıca, çalışmanın deneyimsel ve araştırma ürünleriyle sınırlı olması, sembolik, anlık ya da finansal risk içeren ürün kategorilerindeki öneri etkilerinin kapsam dışında kalmasına yol açmıştır. Bu bağlamda, farklı ürün tiplerinin yer aldığı deneysel tasarımlarla insan ve yapay zekâ öneri kaynaklarının karşılaştırmalı etkileri daha ayrıntılı biçimde test edilebilir. Bu tür genişletmeler, modelin hangi ürün bağlamlarında daha güçlü çalıştığını ortaya koyarak bağlamsal sınır koşullarının daha net belirlenmesine katkı sağlayacaktır.

Uygulayıcılar açısından ise bu çalışma, öneri sistemlerinin bağlama duyarlı olarak yapılandırılması gerektiğine işaret etmektedir. Özellikle ChatGPT gibi üretken yapay zekâ sistemleri, bilgi temelli ve nesnellik gerektiren ürünlerde etkili bir öneri kaynağı olarak öne çıkarken; duygusal, sezgisel veya sosyal boyutun ön planda olduğu ürünlerde insan kaynaklı öneriler daha güçlü bir etki yaratmaktadır. Bu bulgu, tek tip öneri stratejisinin tüm ürün kategorilerinde aynı düzeyde etkili olmayabileceğini göstermektedir. Bu nedenle pazarlama yöneticileri, dijital içerik geliştiriciler ve platform tasarımcıları, öneri sistemlerini hedef kitle özelliklerine, ürün tipine ve tüketici beklentilerine göre farklılaştırmalı ve kişiselleştirilmiş öneri stratejileri geliştirmelidir. Örneğin, araştırma ürünlerinde teknik karşılaştırmalar, özellik tabloları ve analitik içerik sunan yapay zekâ destekli öneriler ön plana çıkarılabilirken; deneyimsel ürünlerde kullanıcı yorumları, sosyal kanıt unsurları ve deneyim aktarımına dayalı insan temelli öneriler daha görünür hâle getirilebilir. Literatür de öneri kaynağı ile ürün türü arasındaki uyumun tüketici değerlendirmelerini güçlendirdiğini ortaya koymaktadır (Xie vd., 2022). Bu doğrultuda öneri sistemlerinin tasarımında kaynak ve ürün arasındaki uyumu dikkate alınarak hibrit modellerin geliştirilmesi daha işlevsel olabilir.

YAZAR BEYANI

Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı

Bu çalışma bilimsel araştırma ve yayın etiği kurallarına uygun olarak hazırlanmıştır.

Etik Kurul Onayı

Bu araştırma için Osmaniye Korkut Ata Üniversitesi Sosyal ve Beşeri Bilimler Araştırma Etik Kurulunun 13.08.2025 tarihli ve 11 sayılı kararı ile etik kurul onayı alınmıştır.

Yazar Katkıları

Yazarlar çalışmaya eşit oranda katkıda bulunmuştur.

Çıkar Çatışması

Yazarlar açısından ya da üçüncü taraflar açısından çalışmadan kaynaklı çıkar çatışması bulunmamaktadır.

KAYNAKÇA

Abedi, E., Ghorbanzadeh, D., & Rahehagh, A. (2020). Influence of ewom information on consumers' behavioral intentions in mobile social networks: Evidence of Iran. *Journal of Advances in Management Research, 17*(1), 84-109. https://doi.org/10.1108/JAMR-04-2019-0058

Ahn, J., Kim, J., & Sung, Y. (2022). The effect of gender stereotypes on artificial intelligence recommendations. *Journal of Business Research, 141*, 50-59. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.12.007

Atılgan, K. Ö., & Tanişman, H. (2019). Deneyimsel ürünler ve araştırma ürünleri ile ilgili çevrimiçi tüketici yorumları ve referans fiyat bilgisinin tüketicilerin satın alma davranışları üzerindeki etkisi. *İzmir İktisat Dergisi, 34*(4), 545-563. https://doi.org/10.24988/ije.2019344887

Bhattacherjee, A., & Sanford, C. (2006). Influence processes for information technology acceptance: An elaboration likelihood model. *Management Information Systems Quarterly (MIS Quarterly), 30*(4), 805-825. https://doi.org/10.2307/25148755

Cacioppo, J., & Petty, R. (1982). The need for cognition. *Journal of Personality and Social Psychology, 42*(1), 116-131. https://doi.org/10.1037/0022-3514.42.1.116

Camilleri, M. A., & Camilleri, A. C. (2024). The acceptance and usage of ChatGPT: An information adoption model perspective. *8th International Conference on Communications and Future Internet (ICCFI).* Kagoshima-shi: Institute of Electrical and Electronics Engineers (IEEE). https://doi.org/10.1109/ICCFI63302.2024.00017

Castelo, N., Bos, M. W., & Lehmann, D. R. (2019). Task-dependent algorithm aversion. *Journal of Marketing Research, 56*(5), 809-825. https://doi.org/10.1177/0022243719851788

Cheng, Z., Shao, B., & Zhang, Y. (2022). Effect of product presentation videos on consumers' purchase intention: The role of perceived diagnosticity, mental imagery, and product rating. *Frontiers in Psychology, 13*. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.812579

Chocarro, R., & Cortiñas, M. (2013). The impact of expert opinion in consumer perception of wines. *International Journal of Wine Business Research, 25*(3), 227-248. https://doi.org/10.1108/IJWBR-2012-0014

Chu, S.-C., & Kim, Y. (2011). Determinants of consumer engagement in electronic word-of-mouth (eWOM) in social networking sites. *International Journal of Advertising, 30*(1), 47-75. https://doi.org/10.2501/IJA-30-1-047-075

Coyle, J. R., & Thorson, E. (2001). The effects of progressive levels of interactivity and vividness in web marketing sites. *Journal of Advertising, 30*(3), 65-77. https://doi.org/10.1080/00913367.2001.10673646

Darby, M., & Karni, E. (1973). Free competition and the optimal amount of fraud. *Journal of Law and Economics, 16*(1), 67-88. https://doi.org/10.1086/466756

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *Management Information Systems Quarterly (MIS Quarterly), 13*(3), 319-340. https://doi.org/10.2307/249008

Dinulescu, C. C., & Prybutok, V. R. (2021). In authority, or peers we trust? Reviews and recommendations in social commerce. *Behaviour and Information Technology, 41*(13), 2887-2904. https://doi.org/10.1080/0144929X.2021.1957016

Dong, H., Park, K. K.-c., & Kim, J. M. (2025). The role of product type in online review generation and perception: Implications for consumer decision-making. *Journal of Theoretical and Applied Electronic Commerce Research, 20*(2). https://doi.org/10.3390/jtaer20020135

Erkan, İ. (2021). Bilgiyi benimseme modeli. M. İ. Yağcı, & S. Çabuk içinde, *Pazarlama Teorileri 2* (s. 113-129). İstanbul: Kapital Medya Hizmetleri.

Erkan, I., & Evans, C. (2016). The influence of eWOM in social media on consumers' purchase intentions: An extended approach to information adoption. *Computers in Human Behavior, 61*, 47-55. https://doi.org/10.1016/j.chb.2016.03.003

Erkan, I., & Evans, C. (2018). Social media or shopping websites? The influence of eWOM on consumers' online purchase intentions. *Journal of Marketing Communications, 24*(6), 617-632. https://doi.org/10.1080/13527266.2016.1184706

Filieri, R. (2015). What makes online reviews helpful? A diagnosticity-adoption framework to explain informational and normative influences in e-WOM. *Journal of Business Research, 68*(6), 1261-1270. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.11.006

Fisher, J., Burstein, F., Lynch, K., & Lazarenko, K. (2008). Usability + usefulness = trust: An exploratory study of Australian health web sites. *Internet Research, 18*(5), 477-498. https://doi.org/10.1108/10662240810912747

Fornell, C., & Larcker, D. F. (1981). Structural equation models with unobservable variables and measurement error: Algebra and statistics. *Journal of Marketing Research, 18*(3), 382-388. https://doi.org/10.2307/3150980

Gallo, I., Townsend, C., & Alegre, I. (2019). Experiential product framing and its influence on the creation of consumer. *Journal of Business Research, 98*, 177-190. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2019.01.007

Gattupalli, K. S. (2025). Impact of information usefulness and credibility on green product purchases with product type as moderator. *Discover Sustainability, 6*. https://doi.org/10.1007/s43621-025-01680-1

Gefen, D., Karahanna, E., & Straub, D. (2003). Trust and TAM in online shopping: An integrated model. *Management Information Systems Quarterly (MIS Quarterly), 27*, 51-90. https://doi.org/10.2307/30036519

Granulo, A., Fuchs, C., & Puntoni, S. (2021). Preference for Human (vs. Robotic) labor is stronger in symbolic consumption contexts. *Journal of Consumer Psychology, 31*(1), 72-80. https://doi.org/10.1002/jcpy.1181

Gunawan, D. D., & Huarng, K.-H. (2015). Viral effects of social network and media on consumers' purchase intention. *Journal of Business Research, 68*(11), 2237-2241. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2015.06.004

Gupta, V., & Yang, H. (2024). Generative artificial intelligence (AI) technology adoption model for entrepreneurs: Case of ChatGPT. *Internet Reference Services Quarterly, 28*(2), 2023-242. https://doi.org/10.1080/10875301.2023.2300114

Hair, J. F., Black, J. W., Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2014). *Multivariate data analysis* (7. b.). Edinburg, Scotland.: Pearson.

Holthöwer, J., & van Doorn, J. (2023). Robots do not judge: Service robots can alleviate embarrassment in service encounters. *Journal of the Academy of Marketing Science, 51*, 767-784. https://doi.org/10.1007/s11747-022-00862-x

Indrawati, Yones, P. C., & Muthaiyah, S. (2022). eWOM via the TikTok application and its influence on the purchase intention of somethinc products. *Asia Pacific Management Review, 28*(2), 174-184. https://doi.org/10.1016/j.apmrv.2022.07.007

Inman, J., Leigh, M., & Hoyer, W. (1990). Promotion signal: Proxy for a price cut. *Journal of Consumer Research, 17*(1), 74-81. http://www.jstor.org/stable/2626826

Ismagilova, E., Rana, N. P., Slade, E. L., & Dwivedi, Y. K. (2021). A meta-analysis of the factors affecting eWOM providing behaviour. *European Journal of Marketing, 55*(4), 1067-112. https://doi.org/10.1108/EJM-07-2018-0472

Jan, I. U., Ji, S., & Kim, C. (2023). What (de) motivates customers to use AI-powered conversational agents for shopping? The extended behavioral reasoning perspective. *Journal of Retailing and Consumer Services, 75*. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103440

Jin, J., Wang, A., Wang, C., & Ma, Q. (2023). How do consumers perceive and process online overall vs. individual text-based reviews? Behavioral and eye-tracking evidence. *Information & Management, 60*(5), 103795. https://doi.org/10.1016/j.im.2023.103795

Kim, J., Kim, J. H., Kim, C., & Park, J. (2023). Decisions with ChatGPT: Reexamining choice overload in ChatGPT recommendations. *Journal of Retailing and Consumer Services, 75*. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103494

Kim, T. W., & Duhachek, A. (2020). Artificial intelligence and persuasion: A Construal-Level account. *Psychological Science, 31*(4), 363-380. https://doi.org/10.1177/0956797620904985

Kline, R. B. (2005). *Principles and practice of structural equation modeling* (2. b.). The Guilford Press.

Lee, G., & Kim, H.-Y. (2024). Human vs. AI: The battle for authenticity in fashion design and consumer response. *Journal of Retailing and Consumer Services, 77*. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103690

Leong, L.-Y., Jaafar, N. I., & Sulaiman, A. (2018). What triggers impulse purchase in Facebook commerce? *International Journal of Mobile Communications, 16*(4), 459-492. https://doi.org/10.1504/IJMC.2018.092679

Li, S., Huang, X., Sheng, Y., & Chen, K. (2025). The interactive effect of recommendation subjects and message types on. *Journal of Retailing and Consumer Services, 84*. https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2024.104200

Lim, W. M., Kumar, S., Verma, S., & Chaturvedi, R. (2022). Alexa, what do we know about conversational commerce? Insights from a systematic literature review. *Psychology and Marketing, 39*(6), 1129-1155. https://doi.org/10.1002/mar.21654

Longoni, C., & Cian, L. (2020). Artificial intelligence in utilitarian vs. hedonic contexts: The "Word-of-Machine" effect. *Journal of Marketing, 86*(1), 91-108. https://doi.org/10.1177/0022242920957347

Mariani, M. M., Perez-Vega, R., & Wirtz, J. (2022). AI in marketing, consumer research and psychology: A systematic literature review and research agenda. *Psychology and Marketing, 39*(4), 755-776. https://doi.org/10.1002/mar.21619

McKnight, D. H., Choudhury, V., & Kacmar, C. (2002). Developing and validating trust measures for e-commerce: An integrative typology. *Information Systems Research, 13*(3), 334-359. https://doi.org/10.1287/isre.13.3.334.81

Mende, M., Scott, M. L., van Doorn, J., Grewal, D., & Shanks, I. (2019). Service robots rising: How humanoid robots influence service experiences and elicit compensatory consumer responses. *Journal of Marketing Research, 56*(4), 535-556. https://doi.org/10.1177/0022243718822827

Mudambi, S. M., & Schuff, D. (2010). What makes a helpful online review? A study of customer reviews on Amazon.com. *Management Information Systems Quarterly (MIS Quarterly), 34*(1), 185-200. https://doi.org/10.2307/20721420

Nakip, M., & Yaraş, E. (2017). *Pazarlama araştırma teknikleri ve SPSS uygulamaları* (4. b.). Ankara: Seçkin Yayıncılık.

Nelson, P. (1970). Information and consumer behavior. *Journal of Political Economy, 78*(2), 311-329. https://www.jstor.org/stable/1830691

Ngo, T. T., Vuong, B. L., Le, M. D., Nguyen, T. T., Tran, M. M., & Nguyen, Q. K. (2024). The impact of eWOM information in social media on the online purchase intention of Generation Z. *Cogent Business & Management, 11*(1). https://doi.org/10.1080/23311975.2024.2316933

Park, D.-H., Lee, J., & Han, I. (2007). The effect of on-line consumer reviews on consumer purchasing intention: The moderating role of involvement. *International Journal of Electronic Commerce, 11*(4), 125-148. https://doi.org/10.2753/JEC1086-4415110405

Petty, R., & Cacioppo, J. (1986). The elaboration likelihood model of persuasion. *Advances in Experimental Social Psychology, 19*, 123-205. https://doi.org/10.1016/S0065-2601(08)60214-2

Phung, M. T., Ly, P. T., Nguyen, T. T., & Nguyen-Thanh, N. (2020). An FsQCA investigation of eWOM and social influence on product adoption intention. *Journal of Promotion Management, 26*(5), 726-747. https://doi.org/10.1080/10496491.2020.1729318

Ray, P. P. (2023). ChatGPT: A comprehensive review on background, applications, key challenges, bias, ethics, limitations and future scope. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems, 3*, 121-154. https://doi.org/10.1016/j.iotcps.2023.04.003

Ruan, Y., & Mezei, J. (2022). When do AI chatbots lead to higher customer satisfaction than human frontline employees in online shopping assistance? Considering product attribute type. *Journal of Retailing and Consumer Services, 68, 103059* https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103059

Sardar, A., Manzoor, A., Shaikh, K. A., & Ali, L. (2021). An empirical examination of the impact of eWom information on young consumers' online purchase intention: Mediating role of eWom information adoption. *SAGE Open, 11*(4). https://doi.org/10.1177/21582440211052547

Secginli, S., Erdogan, S., & Monsen, K. (2014). Attitudes of health professionals towards electronic health records in primary health care settings: a questionnaire survey. *Informatics for Health and Social Care, 39*(1), 15-32. https://doi.org/10.3109/17538157.2013.834342

Sen, S., & Lerman, D. (2007). Why are you telling me this? An examination into negative consumer reviews on the Web. *Journal of Interactive Marketing, 21*(4), 76-94. https://doi.org/10.1002/dir.20090

Senecal, S., & Nantel, J. (2004). The influence of online product recommendations on consumers' online choices. *Journal of Retailing, 80*(2), 159-169. https://doi.org/10.1016/j.jretai.2004.04.001

Shaw, N. (2024). A study of the factors influencing consumer behaviour. *Global Research Journal of Social Sciences and Management, 2*(1), 48-58. https://doi.org/10.55306/GRJSSM.2024.2105

Shen, X.-L., Zhang, K. Z., & Zhao, S. J. (2016). Herd behavior in consumers' adoption of online reviews. *Journal of the Association for Information Science and Technology, 67*(11), 2754-2765. https://doi.org/10.1002/asi.23602

Shin, D. (2022). How do people judge the credibility of algorithmic sources? *AI and Society (AI & Soc.), 37*, 81-96. https://doi.org/10.1007/s00146-021-01158-4

Shin, D., Zhong, B., & Biocca, F. A. (2020). Beyond user experience: What constitutes algorithmic experiences? *International Journal of Information Management, 52*. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2019.102061

Stokel-Walker, C., & Noorden, R. V. (2023). What ChatGPT and generative AI mean for science. *Nature, 614*(7947), 214-216. https://doi.org/10.1038/d41586-023-00340-6

Sussman, S. W., & Siegal, W. S. (2003). Informational influence in organizations: An integrated approach to knowledge adoption. *Information Systems Research, 14*(1), 47-65. https://doi.org/10.1287/isre.14.1.47.14767

Tabachnick, B., & Fidell, L. S. (2013). *Using multivariate statistics.* London: Pearson Education Limited.

Trzebiński, W., Marciniak, B., & Kulczycka, E. (2023). Online recommenders' anthropomorphism improves user response to hedonic and benefit-based product appeals through the recommenders' perceived ability to learn. *Public Library of Science One(PLoS One)*, 1-23. https://doi.org/10.1371/journal.pone.0287663

Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Towards a unified view. *Management Information Systems Quarterly (MIS Quarterly), 27*(3), 425-478. https://doi.org/10.2307/30036540

Wien, A. H., & Peluso, A. M. (2021). Influence of human versus AI recommenders: The roles of product type and cognitive processes. *Journal of Business Research, 137*, 13-27. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.08.016

Xie, Z., Yu, Y., Zhang, J., & Chen, M. (2022). The searching artificial intelligence: Consumers show less aversion to algorithm-recommended search product. *Psychology and Marketing, 39*(10), 1902-1919. https://doi.org/10.1002/mar.21706

Xu, J. (., Benbasat, I., & Cenfetelli, R. T. (2020). The relative effect of the convergence of product recommendations from various online sources. *Journal of Management Information Systems, 37*(3), 788-819. https://doi.org/10.1080/07421222.2020.1790192

Xu, L., & Mehta, R. (2022). Technology devalues luxury? Exploring consumer responses to AI-designed luxury products. *Original Empirical Research, 50*, 1135–1152. https://doi.org/10.1007/s11747-022-00854-x

Yang, Y., Zheng, J., Yu, Y., Qiu, Y., & Wang, L. (2024). The role of recommendation sources and attribute framing in online product recommendations. *Journal of Business Research, 174*. https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2024.114498

Yeap, J. A., Ignatius, J., & Ramayah, T. (2014). Determining consumers' most preferred eWOM platform for movie reviews: A fuzzy analytic hierarchy process approach. *Computers in Human Behavior, 31*, 250-258. https://doi.org/10.1016/j.chb.2013.10.034

Yoon, V. Y., Hostler, R. E., Guo, Z., & Guimaraes, T. (2013). Assessing the moderating effect of consumer product knowledge and online shopping experience on using recommendation agents for customer loyalty. *Decision Support Systems, 55*(4), 883-893. https://doi.org/10.1016/j.dss.2012.12.024

Zhang, H., Zhao, L., & Gupta, S. (2018). The role of online product recommendations on customer decision making and loyalty in social shopping communities. *International Journal of Information Management, 38*(1), 150-166. https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2017.07.006

Zhang, X. (2024). A study on consumer buying behavior from the perspective of behavioral economics: A case study based on the purchase of sneakers. *Dean and Francis, 1*(1). https://doi.org/10.61173/dbfc8016

Zhu, Y., Zhang, J., & Wu, J. (2023). Who did what and when? The effect of chatbots' service recovery on customer satisfaction and revisit intention. *Journal of Hospitality and Tourism Technology, 14*(3), 416-429. https://doi.org/10.1108/JHTT-06-2021-0164

Zhu, Z., Liu, J., & Dong, W. (2022). Factors correlated with the perceived usefulness of online reviews for consumers: a meta-analysis of the moderating effects of product type. *Aslib Journal of Information Management, 74*(2), 265-288. https://doi.org/10.1108/AJIM-02-2021-0054

Ek-1 Senaryo Görselleri

İnsan Kaynağı*Deneyimsel Ürün	Yapay Zekâ Kaynağı*Deneyimsel Ürün
	 "Günlük kullanım için hem şık hem de konforlu bu beyaz spor ayakkabılar, sade tarzınızı tamamlamak için ideal bir tercihtir. Hafif yapısı sayesinde gün boyu rahatlık sunar ve her kombine kolayca uyum sağlar. Tarzınızı basit ama etkileyici bir dokunuşla tamamlamak için bu modeli tercih edebilirsiniz."
İnsan Kaynağı*Araştırma Ürünü	**Yapay Zekâ Kaynağı*Araştırma Ürünü**
	 "Intel Core i7 işlemci, 16 GB RAM ve 512 GB SSD donanımıyla bu dizüstü bilgisayar, yoğun veri analizleri ve çoklu görevler için üst düzey performans sunar. 14 inç Full HD ekranı ve uzun pil ömrü sayesinde, akademik ve profesyonel araştırmalarda mobil verimliliği maksimum düzeye çıkarır. İnce ve hafif tasarımı ile hem ofiste hem sahada kolayca taşınabilir. Güçlü donanımı sayesinde zamandan tasarruf sağlar, kesintisiz çalışma deneyimi sunar. Verimli ve güvenilir bir araştırma süreci için ihtiyaç duyduğunuz teknolojik desteği sağlar."

Ek-2 Manipülasyon Kontrolü Sonuçları

Senaryo	Öneri Kaynağı			Senaryodaki Ürün Türü		
	İnsan	Yapay Zekâ	Yüzde %	Deneyimsel Ürün	Araştırma Ürünü	Yüzde %
Deneyimsel Ürün*İnsan Kaynağı (N= 200)	184	16	%92.0	100	0	%100
Araştırma Ürünü*İnsan Kaynağı (N= 200)	191	9	%95.0	0	100	%100
Deneyimsel Ürün*Yapay Zekâ (N= 200)	186	14	%93.0	100	0	%100
Araştırma Ürünü*Yapay Zekâ (N= 200)	172	28	%86.0	0	100	%100

Ek-3 Çalışmanın İfadeleri

Değişkenler	İfadeler
Bilgi Kalitesi (BK)	Park, Lee ve Han 2007; Filieri, 2015; Ngo vd. 2024 İnsan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürün önerisine ilişkin; bilgiyi anlarım. bilginin açık olduğunu düşünürüm. bilginin gerçeklere dayandığını düşünürüm. bilginin ihtiyaçlarımla ilgili olduğunu düşünürüm. bilginin ayrıntılı olduğunu düşünürüm. bilginin yüksek kalitede olduğunu düşünürüm.
Bilgi Güvenilirliği (BG)	Filieri, 2015; Erkan ve Evans, 2018; Ngo vd. 2024 İnsan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürün önerisine ilişkin bilginin; ikna edici olduğunu düşünüyorum. güvenilir olduğunu düşünüyorum. inandırıcı olduğunu düşünüyorum. doğru olduğunu düşünüyorum.
Bilgi İhtiyacı (Bİ)	Chu ve Kim, 2011; Ngo vd. 2024 Yeni bir ürünle ilgilendiğimde, insan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilgiyi kullanmayı tercih ederim. Bir ürün hakkında çok az deneyimim varsa, genellikle insan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilgiye başvururum.
Bilgiye Yönelik Tutum (BYT)	Park, Lee ve Han 2007; Ngo vd. 2024 Bir ürün satın almak istediğimde, insan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilgileri her zaman gözden geçiririm. İnsan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilginin, satın alma kararı vermemde bana yardımcı olduğunu düşünürüm. İnsan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilginin, ürün satın alma konusunda bana daha fazla güven verdiğini hissederim.
Bilginin Kullanışlılığı (BİK)	Ngo vd. 2024 İnsan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilginin, ürünü değerlendirmem açısından genellikle; faydalı olduğunu düşünürüm. yardımcı olduğunu düşünürüm. bilgi verici olduğunu düşünürüm.
Satın Alma Niyeti (SAN)	Coyle ve Thorson, 2001; Ngo vd. 2024 İnsan/yapay zekâ tarafından sunulan deneyimsel/araştırma ürünü önerisine ilişkin bilgi inceledikten sonra: bu ürünü satın alma olasılığım oldukça yüksektir. bu ürüne ihtiyaç duyduğumda, satın alırım. bu ürünü mutlaka deneyeceğim. bu ürünü arkadaşlarıma tavsiye edeceğim.

EK-4 Senaryo Bazlı Geçerlilik ve Güvenilirlik Bulguları

Senaryolar	Faktörler	Cronbach Alfa	Ort.	Std. Sapma	CR	AVE
Deneyimsel Ürün*İnsan Kaynağı (N = 184)	BK	0,895	3,51	0,854	0,900	0,703
	BG	0,941	3,30	0,972	0,940	0,804
	Bİ	0,946	3,79	1,076	0,948	0,901
	BYT	0,891	3,56	1,130	0,903	0,758
	BİK	0,953	3,85	0,959	0,953	0,872
	STN	0,850	3,30	0,802	0,845	0,677
Araştırma Ürünü*İnsan Kaynağı (N = 191)	BK	0,964	3,70	1,012	0,965	0,821
	BG	0,974	3,57	1,066	0,975	0,907
	Bİ	0,918	3,66	1,041	0,925	0,861
	BYT	0,874	3,78	0,949	0,901	0,754
	BİK	0,891	3,76	1,073	0,892	0,975
	STN	0,934	3,42	0,976	0,933	0,778
Deneyimsel Ürün*Yapay Zekâ (N = 186)	BK	0,950	3,53	1,095	0,953	0,771
	BG	0,956	3,31	1,195	0,957	0,848
	Bİ	0,949	3,22	1,159	0,955	0,915
	BYT	0,952	3,02	1,354	0,951	0,867
	BİK	0,983	3,24	1,155	0,984	0,953
	STN	0,940	3,15	1,090	0,942	0,803
Araştırma Ürünü*Yapay Zekâ (N = 172)	BK	0,926	3,83	0,817	0,929	0,685
	BG	0,817	3,55	0,735	0,848	0,585
	Bİ	0,761	3,40	0,906	0,779	0,641
	BYT	0,913	3,60	1,092	0,920	0,795
	BİK	0,973	4,09	0,857	0,973	0,924
	STN	0,902	3,32	0,946	0,888	0,665

CR: Composite Reliability, **AVE:** Average Variance Extracted, **Ort:** Ortalama ve **Std. Sapma:** Standart Sapma

Ek-5 Senaryo Bazlı Ayrışma Geçerliliği Bulguları

Senaryolar		BK	BG	Bİ	BYT	BİK	STN
Deneyimsel Ürün*İnsan Kaynağı	BK	**(0,838)**					
	BG	0,720*	**(0,897)**				
	Bİ	0,735*	0,583*	**(0,949)**			
	BYT	0,667*	0,542*	0,754*	**(0,871)**		
	BİK	0,713*	0,635*	0,771*	0,752*	**(0,934)**	
	STN	0,767*	0,774*	0,724*	0,740*	0,744*	**(0,822)**
χ^2/df = 312.745/110 = 2.843, (CFI) = 0.948, (GFI) = 0.918, (TLI) = 0.935, (RMSEA) = 0.066							
Araştırma Ürünü*İnsan Kaynağı	BK	**(0,906)**					
	BG	0,726*	**(0,952)**				
	Bİ	0,674*	0,715*	**(0,928)**			
	BYT	0,633*	0,750*	0,779*	**(0,869)**		
	BİK	0,735*	0,735*	0,749*	0,788*	**(0,988)**	
	STN	0,632*	0,661*	0,669*	0,721*	0,714*	**(0,882)**
χ^2/df = 325.410/110 = 2.958, (CFI) = 0.939, (GFI) = 0.907, (TLI) = 0.924, (RMSEA) = 0.071							
Deneyimsel Ürün*Yapay Zekâ	BK	**(0,870)**					
	BG	0,726*	**(0,921)**				
	Bİ	0,680*	0,713*	**(0,957)**			
	BYT	0,546*	0,704*	0,759*	**(0,931)**		
	BİK	0,684*	0755*	0,746*	0,634*	**(0,976)**	
	STN	0,639*	0,782*	0,789*	0,662*	0,735*	**(0,896)**
χ^2/df = 309.862/110 = 2.817, (CFI) = 0.951, (GFI) = 0.921, (TLI) = 0.938, (RMSEA) = 0.064							
Araştırma Ürünü*Yapay Zekâ	BK	**(0,827)**					
	BG	0,683*	**(0,765)**				
	Bİ	0,639*	0,693*	**(0,800)**			
	BYT	0,724*	0,626*	0,732*	**(0,892)**		
	BİK	0,705*	0,753*	0,787*	0,649*	**(0,961)**	
	STN	0,703*	0,691*	0,791*	0,680*	0,730*	**(0,815)**
χ^2/df = 318.986/110 = 2.900, (CFI) = 0.944, (GFI) = 0.913, (TLI) = 0.930, (RMSEA) = 0.069							

*****p < 0,001. **Not:** Parantez içindeki değerler her bir değişkenin ortalama açıkladıkları varyansın karekök değerleridir.