THE POTENTIAL IMPACT OF RECOMMENDATION SYSTEMS IN E-COMMERCE ON CONSUMER BEHAVIOR

A THESIS SUBMITTED TO
THE GRADUATE SCHOOL OF SOCIAL SCIENCES
OF
MIDDLE EAST TECHNICAL UNIVERSITY

BY

BURCU MADEN

IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS
FOR
THE DEGREE OF MASTER OF BUSINESS ADMINISTRATION
IN
THE DEPARTMENT OF BUSINESS ADMINISTRATION

DECEMBER 2022

Approval of the thesis:

THE POTENTIAL IMPACT OF RECOMMENDATION SYSTEMS IN E-COMMERCE ON CONSUMER BEHAVIOR

submitted by **BURCU MADEN** in partial fulfillment of the requirements for the degree of **Master of Business Administration, the Graduate School of Social Sciences of Middle East Technical University** by,

Prof. Dr. Sadettin KİRAZCI
Dean
Graduate School of Social Sciences

Prof. Dr. S. Nazlı WASTİ PAMUKSUZ
Head of Department
Department of Business Administration

Assoc. Prof. Dr. Adil ORAN
Supervisor
Department of Business Administration

Examining Committee Members:

Assoc. Prof. Dr. Eminegül KARABABA (Head of the Examining Committee)
Middle East Technical University
Department of Business Administration

Assoc. Prof. Dr. Adil ORAN (Supervisor)
Middle East Technical University
Department of Business Administration

Prof. Dr. Cengiz YILMAZ
Abdullah Gül University
Department of Business Administration

ABSTRACT

THE POTENTIAL IMPACT OF RECOMMENDATION SYSTEMS IN E-COMMERCE ON CONSUMER BEHAVIOR

MADEN BİLGİÇ, Burcu
M.B.A., The Department of Business Administration
Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Adil ORAN

December 2022, 146 pages

This research aims to investigate the potential impact of recommendation systems on consumers' different perceptions, such as perceived value, privacy concern, confidence in decision, and purchase intention. As recommendation systems, five different filtering techniques were analyzed; content-based filtering, item-based and user-based collaborative filtering, and friend-based and influenced-based social recommendation systems. To test hypotheses proposed, survey data were collected from 743 consumers in general public and analyzed using exploratory factor analysis, bivariate correlation, reliability analysis, one-way ANOVA, and multiple regression analysis. Based on the results, the perceived value was the most crucial perception of consumers' purchase intention in all recommendation systems. Although privacy concern had a negative impact on consumers' purchase intention, its effect was low. Confidence in decision did not differentiate in different recommendation systems, but it moderately impacted consumers' purchase intention. The influenced-based recommendation system had the most substantial impact on consumers' purchase intention. The overall results showed that new recommendation systems would be used in e-commerce to provide more benefits to consumers and increase the sales of e-commerce platforms. Consequently, the present study provides several insightful results regarding new recommendation systems and the impact of recommendation systems on consumer behavior.

Keywords: Recommendation systems, perceived value, privacy concern, confidence in decision, purchase intention

ÖZ

E-TİCARET SİTELERİNDE KULLANILAN TAVSİYE SİSTEMLERİNİN TÜKETİCİ DAVRANIŞLARI ÜZERİNDEKİ POTANSİYEL ETKİLERİ

MADEN BİLGİÇ, Burcu
Yüksek Lisans, İşletme Bölümü
Tez Yöneticisi: Doç. Dr. Adil ORAN

Aralık 2022, 146 sayfa

Bu araştırma, tavsiye sistemlerinin tüketiciler üzerinde algılanan değer, gizlilik endişesi, karar vermede güven ve satın alma niyeti gibi farklı algıları üzerindeki potansiyel etkisini araştırmayı amaçlamaktadır. Araştırmada beş farklı tavsiye sistemi analiz edilmiştir; içerik tabanlı filtreleme, öğe tabanlı ve kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtreleme ve arkadaş tabanlı ve etkilenme tabanlı sosyal tavsiye sistemleri. Önerilen hipotezleri test etmek için, 743 tüketicinin katılımı ile senaryo bazlı anket çalışması yapılmıştır. Anketler sonucunda toplanan veri, açıklayıcı faktör analizi, iki değişkenli korelasyon, güvenilirlik analizi, tek yönlü ANOVA ve çoklu regresyon analizi kullanılarak analiz edilmiştir. Araştırma sonuçları algılanan değerin, tüm tavsiye sistemlerinde tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde en önemli etkiye sahip olduğunu göstermiştir. Tavsiye sistemleri tüketiciler üzerinde gizlilik endişesi uyandırsa da gizlilik endişesinin satın alma niyeti üzerinde etkisinin düşük olduğu gözlemlenmiştir. Karara duyulan güven konusunda tavsiye sistemleri arasında herhangi bir farklılık gözlemlenmemiştir ancak karara duyulan güvenin tüketicilerin satın alma niyetini orta düzeyde etkilediği ortaya belirlenmiştir. Uzman görüşüne dayalı tavsiye sisteminin, tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde en önemli etkiye sahip olduğu tespit edilmiş olup verilen değer ve karara duyulan güvende de uzman görüşüne dayalı tavsiye sistemleri ön plana çıkmıştır. Genel sonuçlar, tüketicilere daha fazla fayda sağlamak ve e-ticaret platformlarının satışlarını artırmak için yeni tavsiye sistemlerinin geliştirilebileceğini göstermiştir. Sonuç olarak, bu çalışma, yeni tavsiye sistemleri ve tavsiye sistemlerinin tüketici davranışı üzerindeki etkisi ile ilgili birçok faydalı sonuç sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Tavsiye sistemleri, algılanan değer, gizlilik endişesi, karar vermede güven, satın alma niyeti

For my beloved family

ACKNOWLEDGMENTS

First and foremost, I would like to express my deepest gratitude to my supervisor Assist. Prof. Dr. Adil Oran and Examining Committee Member, Prof. Dr. Cengiz Yılmaz for their valuable guidance and contributions throughout this study.

I am deeply grateful to my husband, Tarık Bilgiç, for his continuous support, guidance, and endless love. With you, I always feel like the happiest and strongest woman in the world.

I would like to express my sincere appreciation to my father Mehmet Maden, who has always been my idol with his academic achievements, to my mother Deniz Maden and to my little sister Buse Nur Maden, for their endless love and unconditional support. Without them always being there for me, completing this thesis, and achieving more would not be ever possible.

I am also thankful to many other people who contributed to this study directly or indirectly. I would like to thank Kaan Çimen, Onur Kaan Karaoğlu, Görkem Tonğ, İlyas Alper Şener and Büşra Karakaya for always encouraging me and being important parts of my life.

Last but not least, I would like to thank my friends from master’s program, Ece Demirer, Gülşah Büber and Sümeyye Yüksel for inspiring me with being passionate about searching for scientific knowledge and their continuous encouragement.

TABLE OF CONTENTS

LIST OF TABLES

LIST OF FIGURES

LIST OF ABBREVIATIONS

Recommendation/Recommender System:	RS
Content-based Filtering:	CF
Collaborative Filtering:	CBF
User-based Collaborative Filtering:	UCBF
Item-based Collaborative Filtering:	ICBF
Perceived Value:	PV
Purchase Intention:	PI
Privacy Concern:	PC

CHAPTER 1

INTRODUCTION

E-commerce is experiencing its golden age with unstoppable growth. With the impact of the COVID-19 pandemic, e-commerce spending increased by $609 billion more than in two preceding years in the US. It is expected that e-commerce will have its first trillion-dollar year of sales in 2022 as people continue to shift their spending habits online, according to Adobe estimations. Turkey also shows the same incremental growth in e-commerce. E-commerce grew by 88% in FY 2021 versus FY 2020 and continued to grow by 68% in YTD April 2022 versus the same period last year in Turkey (Nielsen IQ, 2022).

E-commerce eases the lives of consumers by allowing them to search for thousands of products & services at the same time compared to brick-and-mortar stores. They can choose a product or service they want from different suppliers anywhere in the world, compare prices, quality, and review other consumers' experiences in any time by only scrolling their screen. However, more options mean more confusion for consumers. To solve more options - more confusion paradox, e-commerce platforms try to customize their platforms considering consumers' choices. E-commerce platforms try to decrease decision complexity for consumers by adopting new technologies. Even in

1995, Dr. Pine et al. highlighted the importance of customization by indicating how companies use technology to customize products and services by collecting preferences and needs of consumers as being a one-to-one marketer. Compared to 1995, today, the competition is intense; therefore, each platform tries to develop new technologies to increase customization. Customization provides an essential competitive advantage to e-commerce platforms in market and positively impact their sales.

People seek advice and recommendations from their family, friends, and even sales representatives in brick-and-mortar stores. The survey result in this study also supported the literature and showed that 86% of consumers prefer getting advice from any system or their relatives to make purchasing decision. Different sectors have understood the power of recommendation; they have started to use recommendation systems to produce unique recommendations and highly customized offers to their consumers since 1979. Recommendation systems are one of the essential technological advancements for e-commerce platforms that provide relevance, diversity, novelty, and serendipity. The studies showed that suggesting the right product at the right time creates a personalized experience for consumers, and generally, consumers spend more than they intended when they encounter personalized recommendations. Therefore, recommendation systems help e-commerce platforms increase sales, satisfaction, and loyalty. According to Aggrawal, 2016 and Jannach et al., 2011 recommendation systems find the most suitable items for particular users by considering individuals' preferences, interests, tastes, and observed behavior. Well-known management consulting firm McKinsey also supported the literature by providing statistics on popular e-commerce and streaming companies, 35% of consumers purchase on Amazon, and 75% of people's movie and series choices on Netflix come from product recommendations based on advanced algorithms (MacKenzie et al., 2013). Although many different recommendation systems are developed, today, content-based and collaborative filtering is the most common recommendation systems used in e-commerce platforms. The sector is open to new developments to increase its sales.

Finding the best recommendation systems for e-commerce platforms is crucial to increase conversion rates. To find the best recommendation system, they should understand consumer behavior and how consumers react when they encounter recommendation systems. Previous research shows that value, privacy risk, confidence in decision, and purchase intention play a crucial role in consumer shopping. Therefore, e-commerce platforms should give more importance to consumers' perceptions to design new recommendation systems and increase sales.

Perceived value is known as the consumer's overall assessment of a product/service intended to buy based on perceptions of what is received and what is given. The literature highlighted that value is a significant perception in buying process (Hu, 2011; Xu & Yao, 2015).

Privacy concern is one of the popular topics in online shopping. The platforms collect millions of public and private information of consumers to provide personalization to them. Providing information for personalization and privacy is a genuinely significant paradox in online shopping. Although some of the studies show the negative impact of privacy concerns, if people think that personalization is valuable for their shopping in return for private information, they are willing to share their information (Chellappa & Sin, 2005; Pu et al., 2012a).

Henmon (1911) explained that there is an imperfect relationship between confidence and decision. Throughout the shopping process, each salesperson or system tries to eliminate information asymmetries to increase consumers' confidence in decision and help them make a perfect decision.

Purchase intention is the best predictor of an individual's purchasing behavior (Fishbein & Ajzen, 1977; Morrison, 1979; Morwitz, 2014). In the literature, purchase intention has been mediated by different factors by intrinsic and extrinsic motivation such as value, satisfaction, trust, demographics, product features, and so on (Ajzen, 1991; M. Brown et al., 2003; Chang & Wildt, 1994: Zeithaml, 1988).

While many studies focus on consumer behavior in online shopping and recommendation systems, there are still many undiscovered areas in consumer and recommendation system interaction. This research aims to investigate the potential impact of recommendation systems on consumer behavior. Analyzing the relationship between variables and recommendation systems will provide a better understanding of the concepts and contribute to the literature.

The following chapter consists of a review of relevant literature to study. The literature review has three main parts: First, it defines the different types of recommendation systems, working principles, advantages, and disadvantages. The second part focuses on consumers' perception in terms of value, privacy concern, enjoyment, confidence in decision, and purchase intention. Finally, it summarizes the previous research on user evaluation of recommendation systems in the literature.

The chapter on research design and methodology explains the conceptual model of this study, hypotheses, and study design by providing information about scenario-based questionnaires and data collection.

The study results are discussed in the data analysis and findings chapter. This chapter gives information about data screening, participant profiles, and quantitative analysis, including exploratory factor analysis, bivariate correlation, reliability analysis, one-way ANOVA, and multiple regression analysis.

In discussion part, the results were discussed in detail by showing the supported and rejected hypotheses. In addition, the study's possible implications, limitations, and further directions are presented.

1.1. Research Question

Understanding consumer perception towards the usage of recommendation systems is strategically important for e-commerce platforms and marketing literature to improve current systems and design new ones. This study focuses on the possible impacts of used or possibly used recommendation systems in e-commerce on consumer behavior such as value perception, privacy concern, confidence in decision and purchase intention. Thus, this thesis research investigates the responses of the following research questions.

RQ1: How do different recommendation systems, Content-Based Filtering, Item-based and User-based Collaborative Filtering, Friendship-based and Influenced-based Social Recommendation Systems, used in e-commerce, impact consumer perceptions in terms of perceived value, privacy concern, enjoyment, confidence in decision and purchase intention?

RQ2: Which recommendation systems have a strong impact on consumer purchase intention?

RQ3: Which consumer perception in which recommendation system has more impact on consumers' purchase intention?

1.2.Significance of the Research

Existing research about recommendation systems mainly focuses on the system performance and user evaluation in the literature. While system performance is generally related to prediction accuracy, the studies considered user-evaluation employ system interface, perceived usefulness, ease of use, trust, and system quality. There are limited studies in the literature to explore the impact of recommendation systems in e-commerce on consumers' perceived value, privacy concern, enjoyment, purchase intention, and confidence in decision.

Moreover, the existing studies concentrate on improving the performance of traditional recommendation systems such as content-based, collaborative, and hybrid instead of generating new recommendation systems. The research examines five different recommendation systems. While three of them are traditional ones, two of proposed systems are hypothetical and not used in current e-commerce platforms.

1. Content-based Filtering
2. User-based Collaborative Filtering
3. Item-base Collaborative Filtering
4. Friendship-based Social Recommendation System
5. Influenced-based Social Recommendation System

CHAPTER 2

LITERATURE REVIEW

This chapter outlined previous scholarship related to recommendation systems and their impact on consumer behavior.

The first part focused on the definition of recommendation systems, their importance in e-commerce, data acquisition, and different filtering techniques. It included content-based, collaborative and hybrid filtering, and social recommendation systems.

The second part was related to consumer behavior regarding perceived value, privacy concern, enjoyment, purchase intention, and confidence in the decision. Furthermore, this part provided information about the previous studies on user evaluation.

2.1. Recommendation Systems

Recommendation system, also known as a recommender system, recommendation engine, recommendation agent, or recommendation algorithm, is a software technology to recommend the most suitable items to particular users by considering individuals' preferences, interests, tastes, observed behavior such as previous search and purchase history (Aggarwal, 2016; Jannach et al., 2011). The first recommendation system, named Grundy, was established in 1979 as a computer-based librarian to help people find the best book. Grundy created stereotypes to match users with correct books by considering their demographics, characteristics, previous readings, and interests (Rich, 1979). Since the first invention, recommendation systems have developed with similar motivation, providing automated customization and personalization for users to match them with the best items. The recommendation system has the ability to "guess" a user's preferences and interests by analyzing the user's behavior and reducing information overload by retrieving the most relevant information from a large amount of data (Bobadilla et al., 2013). Today, recommendation systems are widely used in different areas such as e-commerce, retail, streaming services, banking, and telecom to help users filter information by predicting preferences and offering suggestions via series of algorithms (Pu et al., 2011)

Recommendation systems are regarded as one of the most promising applications for e-commerce platforms (Spiekermann & Paraschiv, 2002). E-commerce platforms have allowed companies to offer customers (users) more options. However, more options cause decision complexity for customers, and more products bring more personalization needs since each customer does not have enough time and enthusiasm to review hundreds of products to purchase. Pine et al. (1995) indicates that

> A company that aspires to give customers exactly what they want must look at the world through new lenses. It must use technology to become two things: a mass customizer that efficiently provides individually customized goods and services, and a one-to-one marketer that elicits information from each customer about his or her specific needs and preferences.

Recommendation system helps e-commerce platforms do mass customization and one-to-one marketing by collecting various information from users. Therefore, recommendation systems learn more about consumers and provide specific products to each one by predicting their future purchasing behavior.

Recommendation systems in e-commerce are used to suggest appropriate products to customers and provide users more information to reduce complexity and help them decide which products they should purchase. The recommended products in e-commerce might be selected according to top sellers, consumers' demographics, consumers' observed behavior, and included personalized information related to the product and other consumers' opinions and critiques. Similar to Pine et al. (1995) argument, recommendation systems in e-commerce serve personalization by presenting appropriate products to each customer depending on their preferences. Therefore, recommendation systems help e-commerce platforms know each customer (Schafer et al., 2001). Jeff Bezos, CEO of Amazon.com, also verified this discussion with this quote, "If we have 4.5 million customers, we should not have one store; we should have 4.5 million stores." For service providers, the primary goal of the recommendation system is to increase their sales and profit. According to Aggrawal (2016), recommendation systems help customers by offering relevant products to capture their attention, generally finalized with sales. To increase sales, there are four common operational and technical aspects; "relevance," "diversity," "novelty," and "serendipity."

- “Relevance” is the most significant operational goal because consumers purchase products relevant to their interests. However, relevance may also increase the risk of customer dissatisfaction if recommended products are too similar to each other.
- In contrast to relevance, “diversity” is an essential factor that may reduce the risk of recommended similar products by increasing the chance of introducing new items the customers will be interested in. Although diversity may cause a loss of accuracy, researchers have a consensus that a diverse recommendation list provides more satisfaction (Shi et al., 2012; Vargas & Castells, 2014; Ziegler et al., 2005)
- “Novelty” refers to something new for customers. If recommendation system suggests unknown products to the customer, it makes recommendation system more successful because it introduces new products and increases the chance of selling unknown products.
- Meaning of the “serendipity” of the recommendation system is offering customers truly surprising and unexpected products. Serendipity may increase sales diversity or begin a new trend of interest for customers.

Moreover, these aspects do not only boost sales but also increase customer satisfaction and loyalty. If customers find recommendations exciting and relevant, they generally use e-commerce websites more frequently, are more prone to accept the recommendations, and enjoy spending time and purchasing products on this e-commerce website. While the recommendation system encounters the same customer many times and collects more information about her, it may offer more personalized products by considering her preferences. Thanks to the recommendation system, e-commerce platform can create a value-added relationship between customers. While the platform makes an investment in learning more about the customer via implicit and explicit information and giving customized recommendations to customers to meet their needs, the customer frequently uses this e-commerce platform to purchase their needs. This relationship provides more loyal customers who return to the site and recommend people they would like to interact (Ricci, Shapira, & Rokach, 2010; Schafer, Konstan, & Riedl, 2001).

2.1.1. Recommendation Systems Data Acquisition

Recommendation systems use explicit or implicit information, classified by how the data are collected, to learn the user and generate reasonable recommendations (Jannach et al., 2011; Knotzer, 2008).

Explicit data are submitted intentionally by a user to give information about user’s preferences, such as rated products on e-commerce website (ordinal scale- e.g., "rate this item on a scale from one to five" or binary scale- e.g., "do you like this item- yes or no"). The system prompts the user to rate the products since the number of ratings determines recommendation accuracy. The advantage of explicit information is that the user has a control and indicates her preferences that nobody knows user better than her. However, the system needs more effort from the user and gives all control to her, which increases the complexity and can mislead the system behavior (Isinkaye et al., 2015; Knotzer, 2008).

Otherwise, the recommendation systems monitor users' behavior to collect implicit data such as reviewing website' visits, current viewings, purchase history, time spent on web pages, and navigation history (Schafer et al., 2001). In e-commerce, products in the basket, previous purchases, or clickstream data are generally used. There is no effort needed from users, and it reduces users' bias, which may provide more objective data (Isinkaye et al., 2015). However, users cannot understand how recommendation is generated and it may reduce transparency. Therefore, it might be difficult for users to understand the recommendation system and develop a coherent cognitive model (Knotzer, 2008).

2.1.2. Recommendation Systems Filtering Techniques

Recommendation system has essential practical importance in e-commerce by increasing sales, customer satisfaction, and loyalty level. Therefore, e-commerce platforms such as Amazon, CDNOW, and E-bay use different types of filtering techniques while establishing recommendation systems (Schafer et al., 2001). To classify recommendation filtering techniques, the personalization level is evaluated. While some platforms use non-personalized recommendation systems which recommend identical products to different users, "content-based filtering," "collaborative filtering," and "hybrid filtering" are common personalized filtering methods in e-commerce. Both content-based and collaborative filtering offer recommendations regarding individual customers' preferences(Knotzer, 2008). Similarly, hybrid filtering also considers each user individually by combining content-based and collaborative filtering as a common approach (Adomavicius et al., 2008).

2.1.2.1. Content-Based Filtering

Content-based filtering uses descriptive attributes of items to match them with users' interests (Brusilovsky & Kobsa, 2007; Jannach et al., 2011). Content-based filtering searches for products similar to customer preferences by utilizing explicit (product ratings) and implicit data (observed behavior) (Adomavicius et al., 2008; Jannach et al., 2011; Knotzer, 2008; Mladenic, 1999). For example, when a customer looks for a romantic book on e-commerce platform, the system tries to understand the commonalities among the books, the customer has searched, purchased, or given high rates previously and recommends books with a high degree of similarity with customers' preferences. Therefore, content-based filtering matches the attributes of customers with the product's content. According to Jannach et al. (2011), two pieces of information, a description of the product characteristic and customer profile, are needed for content-based filtering to work properly. By using this information, recommendation system matches customers and products. This type of recommendation filtering does not need other customers' preferences, or rating history; only a single customer is sufficient to generate recommendations (Jannach, Zanker, Felfernig, & Friedrich, 2011)

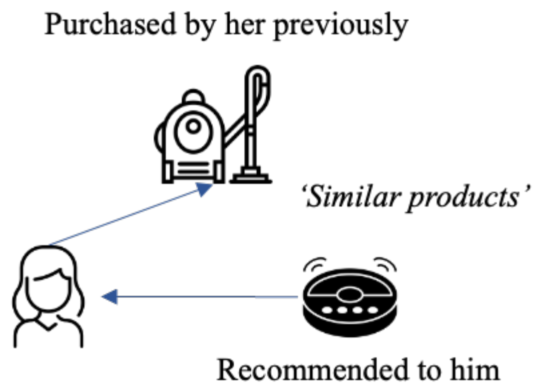


Figure 1: Content-based Filtering Example

LIBRA (Learning Intelligent Book Recommending Agent) developed by Mooney and Roy in 1997, is the first example of content-based filtering. LIBRA used Amazon database to collect book information. Customers give books 1-10 ratings, and the system learns customers' profiles to recommend related books (Mooney & Roy, 1999). Nowadays, content-based filtering is being used in different e-commerce platforms. Amazon has "Book Matcher" feature that collects customers' feedback about books, they have already read, and recommends new books accordingly (Schafer et al., 2001). E-bay uses content-based filtering by focusing on implicit information of customers to generate recommendations (Brovman, 2019).

According to Aggrawal (2016), content-based filtering avoids cold-start problem since it does not need data from a large number of customers to create recommendations. It requires only one single customer and product attribute to generate recommendations. Moreover, content-based filtering matches customers' preferences with product attributes; thus, it creates highly relevant recommendations.

However, there are several shortcomings of content-based filtering.

- **Overspecialization:** The system only recommends products highly related to customers' profiles by only considering their interests and product contents; therefore, the content-based filtering offers obvious recommendations (Aggarwal, 2016; Glauber & Loula, 2019). This situation tends to decrease diversity, serendipity, and novelty.
- **New User Problem:** There is a different type of cold-start problem in content-based filtering. Even though content-based filtering does not need a large number of customers, it needs to collect information about a single customer to generate a recommendation. If the customer is new and there is a limited information about her in the system, she would not get accurate recommendations (Adomavicious & Tuzhilin, 2005; Jannach et al., 2011).
- **Filtering Problem:** Content-based filtering cannot filter products based on quality, style, or point-of-view (Shardanand & Maes, 1995).

2.1.2.2. Collaborative Filtering

Collaborative filtering collects opinions of other customers who have similar tastes and preferences with the target customer to predict products mostly liked or interested in the target customer(Jannach et al., 2011). Adomavicious et al. (2015) defined collaborative filtering as predicting the utility of products for a particular customer considering previously rated products by other customers. The system finds peers of particular customers who have similar tastes and preferences and recommends products accordingly. Shardanand et al. (1995) also described collaborative filtering as social information filtering and indicated system as an automated process of "Wordof-mouth." For example, a target customer looks a phone on the e-commerce platform. When she looks one of the brands, the e-commerce platform suggests different brands and models based on other customers' reviews who have similar preferences. On the one hand, the system may also offer similar products reviewed by other customers who searched the same phone.

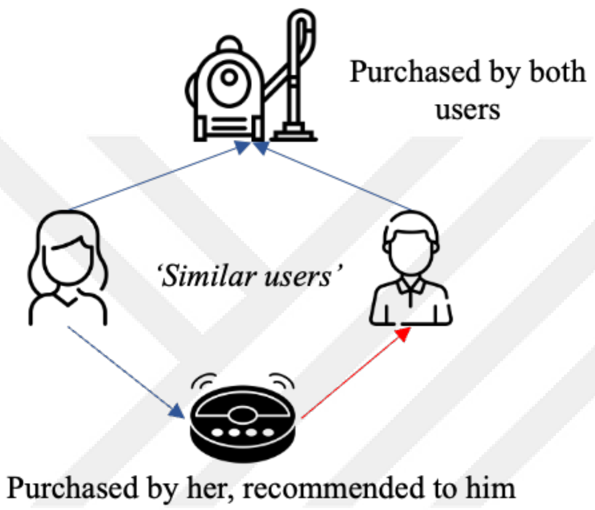


Figure 2: Collaborative Filtering Example

There are two types of methods commonly used in collaborative filtering, "memory-based methods" and "model-based methods."

Memory-Based Methods

Memory-based methods, also known as neighborhood-based collaborative filtering, use the ratings of the user-item combinations to find the neighborhoods (Adomavicious & Tuzhilin, 2005; Aggarwal, 2016). Neighborhoods can be determined based on user or item. Therefore, the "memory-based method" can be divided into "User-Based Collaborative Filtering" and "Item-Based Collaborative Filtering".

User-based collaborative filtering works with the ratings of other customers who have similar tastes with target customer. These customers are also known as peer users or nearest neighbors (Jannach et al., 2011). User-based collaborative filtering identifies peer users, and products, that the target customer has not seen, are recommended by a weighted average of ratings of peers (Adomavicious & Tuzhilin, 2005; Aggarwal, 2016; Jannach et al., 2011). Jannach et al. (2011) explain user-based collaborative filtering with this example,

> Alice, a target customer, strongly liked the "item1" and rated this item with a "5" on a 1-to-5 scale. The main task of the recommendation system is to understand whether Alice will like the "item5." Therefore, user-based collaborative filtering finds similar customers who have the same tastes as Alice and review their ratings to determine the idea of Alice about "Item5" (Jannach et al., 2011).

While user-based collaborative filtering is a successful technique to predict customers' interests, it has to match a large number of items with users in a short time, and this situation may cause to prevent real-time predictions (Jannach et al., 2011) . Therefore, e-commerce platforms use different techniques which provide offline pre-preprocessing such as item-based collaborative filtering.

The item-based collaborative filtering recommends products based on similar items rather than users. Item-based collaborative filtering highlights matching between the focal and the recommended products, either with or without specifying customers' similar tastes (Gai & Klesse, 2019) . The best examples of item-based collaborative filtering are "Customers who bought this item also bought…", "Customers who viewed this item also viewed…" and "your recommendations" in the shopping cart (Gai & Klesse, 2019; Schafer et al., 2001). E-commerce platforms such as Amazon.com and E-bay frequently use these recommendation techniques to increase sales.

Model-Based Methods

Model-based methods, using machine learning and data mining, employ previous ratings to improve the performance of the recommendation system. Generally, it includes decision trees, rule-based models, Bayesian methods, and latent factor models. Thanks to the pre-learning process and pre-computed models, the methods can provide real-time recommendations (Aggarwal, 2016; Isinkaye et al., 2015).

Advantages and Limitations of Collaborative Filtering

Collaborative filtering overcomes some limitations of content-based filtering, especially overspecialization and filtering. Collaborative filtering can recommend various products to customers which helps e-commerce platforms provide diversity, serendipity, and novelty. Furthermore, it provides customers filter products based on different features such as quality(Shardanand & Maes, 1995). On the other hand, it has some practical challenges.

- **Cold Start (New User Ramp-Up) Problem:** Like content-based filtering, to provide more accurate recommendations, the system has to learn customers' preferences and interests based on their ratings (Adomavicious & Tuzhilin, 2005; Jannach et al., 2011)

- **New Item Ramp-Up Problem:** Collaborative filtering recommends products only for customers' preferences. Therefore, if a product does not get rates from a substantial amount of customers, the recommendation system cannot recommend the product (Adomavicious & Tuzhilin, 2005).
- **Sparsity Problem**: The number of ratings is crucial to provide appropriate recommendations for collaborative filtering. It means that the success of the system depends on the availability of mass customers. If the products in the e-commerce platform have been rated by only a few customers, these products will not be recommended to other customers, even if these products get high ratings. Moreover, if one of the products gets higher ratings from a customer who has unusual tastes than the general customer profile of the e-commerce, the system may create poor recommendations to other customers by considering unusual customers' ratings (Adomavicious & Tuzhilin, 2005; Schafer et al., 2007).

2.1.2.3. Hybrid Filtering

Hybrid filtering combines two or more recommendation filtering techniques to overcome the limitations and improve the performance of individual filtering (Burke, 2002; Jannach et al., 2011). Burke indicates that hybrid filtering is generally used to avoid ramp-up problems (new-user and new-item). In terms of hybrid filtering design, Burke (2002) identified a taxonomy that has seven common combination methods for hybrid filtering, weighted, switching, mixed, future combination, cascade, feature augmentation, and meta-level. Furthermore, according to Adomavicius et al. (2005), the most common approach of hybrid filtering is to combine collaborative and content-based filtering. Hybrid filtering distinguishes among four different approaches.

- Implementing collaborative and content-based methods separately and combining their predictions (Claypool et al., 1999)
- incorporating some content-based characteristics into a collaborative approach (Balabanović & Shoham, 1997)
- incorporating some collaborative characteristics into a content-based approach (Soboroff, 1999)
- constructing a general unifying model that incorporates both content-based and collaborative characteristics

2.1.3. Social Recommendation Systems

Social networking platforms such as Facebook, Instagram, Twitter have various information related to the users' social relations. The relationship information may be an important source for recommendation systems to personalize product recommendations since people want to seek suggestions from their families, friends and experts (Seo et al., 2017). Although people give importance to opinions of their relatives and experts, neither social networking platforms nor e-commerce platforms use relationship information; instead, these platforms operate independently (Li et al., 2013). Recommendation systems used in e-commerce platforms operate by reviewing similar customers, target customer ratings, and products in the platform and does not consider the social relationships to recommend products to target customer. Even though recommendation systems do not use relationship information, recommendation systems using relationship information have been studied since 1997 to improve recommendation systems' performance by providing more personalized recommendation to their customers (Kautz et al., 1997). These recommendation systems are identified as "social recommendation systems." Social recommendation system is "any recommendation with online social relations as an additional input, i.e., augmenting an existing recommendation engine with additional social signals (Tang et al., 2013)." From a broader perspective, Guy et al. (2011) defines social recommendation system as a recommendation system targeting social media domains. According to Seo et al. (2017), the social recommendation system is classified as recommendation providers as influential (Lin et al., 2014) or friends (Guy et al., 2010).

2.1.3.1. Friendship-Based Social Recommendation System

People share their interests, preferences, and social activities via social media with their families and friends. The number of shares increases day by day, and social media gets more popular. According to Tang et al. (2013), users' preferences are similar, or users are influenced by their socially connected friends, which is explained by homophily (Mcpherson et al., 2001) and social influence (Marsden & Friedkin, 2016). Homophily explains that users with similar preferences are more likely to be connected, and social influence defines that users who are connected are more likely to have similar preferences. Similarly, people generally get advice from their families and friends before purchasing a product as they give importance to their friends' and families' opinions (Falahi et al., 2012). While traditional recommendation systems such as content-based, collaborative and hybrid filtering ignore the explicit social relationships of users and solely provide recommendations based on the users and items on the platform(He & Chu, 2010; Ma et al., 2011), in the real-life, social relationships are significant that people seek advice from their families and friends.

According to He et al., (2010) and Tang et al., (2013), social recommendation systems enhance the performance of traditional recommendation systems by alleviating data sparsity and cold-start problems and improving the prediction accuracy.

- **Prediction Accuracy:** A user's preference is more likely to be similar to her social network than randomly chosen users. Therefore, social network integration improves the "prediction accuracy" by obtaining additional information about target user and her friends.
- **Sparsity Problem:** If two people are friends on social media, they have common things. The system does not need to have a large number of reviews and ratings anymore to provide a recommendation. Thus, social recommender provides to eliminate data sparsity problem.
- **Cold-start Problem:** The social recommendation system can make a recommendation based on users friends' preferences, and also the system can be propagated to users' interests, tastes, and preferences on social networks, which can reduce the size of the cold-start problem based on users.

On the other hand, since the social recommendation system assumes that if two people are friends, they have things in common, it uses all available information on the social media. This situation causes an unreliable recommendation. Moreover, trust plays a crucial role in getting advice, and the social recommendation system uses trust relations to recommend a product. However, trust is a complex notion, and following each other on the social media may not directly establish a trustworthy relationship. Therefore, recommendations based on social media relationships may be irrelevant for some users (Tang et al., 2013).

There are many social recommendation systems established by using friendship strength. For example, Guy et al. (2010) established hybrid filtering based on content-based and collaborative filtering and used social media to combine related people and tags. Seo et al. (2017) proposed a friendship strength-based recommendation system based on primarily collaborative filtering and big data acquired from Twitter.

2.1.3.2. Influenced-Based Social Recommendation System

Influenced-based social recommendation systems use the information of experts depending on the category, field, and area. Lin et al. (2014) established a hybrid recommendation system named “Premise” by combining content-based, collaborative filtering and social networking approaches into a unified probabilistic framework to produce predictions that balance the content of news, users’ reading preferences, and experts’ recommendation. The study solved the cold-start problem and helped to improve prediction accuracy. However, they found that people tend to get a recommendation from their relatives rather than experts(Lin et al., 2014). On the other hand, the study of “A social recommender mechanism for e-commerce: Combining similarity, trust, and relationship” proposed a social recommendation system that employs preference analysis (similar users’ opinions), recommendation trust analysis (expert opinions), and social relation analysis modules (close friends’ opinions), as well as a personalized decision module (users’ own features), in order to construct a more comprehensive and personalized framework for product recommendation in e-commerce. The outcomes of the study showed that people tend to get a recommendation from different parties depending on the product categories. For example, people tend to seek the suggestion of experts by purchasing “consumer electronics” and “health & beauty” products. However, for “entertainment & living” and “boutique” products, individual preferences and friends' opinions are more important for customers (Li et al., 2013).

2.2. The Impact of Recommendation System on Consumer Behavior

Research on recommendation systems mainly focuses on the algorithm performance and accuracy of predictions (Adomavicious & Tuzhilin, 2005; Herlocker et al., 2004). Although the system performance and accuracy are vital for recommendation systems, analyzing accuracy metrics solely is not sufficient to evaluate recommendation systems. Providing pleasure is as important as satisfying users, increasing purchases, and providing loyalty (Mcnee et al., 2006). There are many studies conducted to evaluate user behavior (purchase, user retention, consumption, etc.) and perception (usability, satisfaction, perceived usefulness, etc.) (Ricci, Shapira, & Rokach, 2010).

2.2.1. Consumer Perception

2.2.1.1. Perceived Value

Researchers conducted numerous studies to identify consumers' value perception in the marketing literature. Perceived value is defined as a price (Bishop Jr & Willard R., 1984; Hoffman, 1984; Schechter, 1984), as a quality (Dodds & Kent, 1985; Hauser & Shugan, 1983), as an evaluation (Dickson, 1984; Sawyer, 1974) and as a shopping experience (Schechter, 1984). By using different definitions of perceived value, Zeithaml (1988) conducted research that classified value into four different consumer expressions; "Value is a low price," "Value is whatever I want in a product," "Value is the quality I get for the price I pay," and "Value is what I get for what I give." Four consumer expressions provide literature a comprehensive definition of perceived value as "the consumer's overall assessment of the utility of a product based on perceptions of what is received and what is given."

Previous studies have confirmed that value perception is related to decision-making process (Xu & Yao, 2015). When consumers make a decision to buy an item, they evaluate related information. If the information can satisfy their demands, it is taken into account and used in the purchase decision (Hu, 2011).

Recommendation systems are designed to help consumers make better choices by filtering overloaded information or matching relevant information to increase purchase intention (Costa-Montenegro et al., 2012; Wu, 2015) . When consumers encounter a recommendation on e-commerce platform, they evaluate recommendation whether it satisfies their demands. If consumers consider that suggestions offered by recommendation systems are helpful, their purchase intention will increase. Conversely, if consumers perceive the information as useless, their intention to purchase decreases.

2.2.1.2. Risk – Privacy Concern

Risk plays a crucial role in consumer behavior and significantly impacts on consumers' online shopping decisions. Previous studies defined the impact of risk on purchase decisions with different variables such as financial risks, product risk, convenience risk, health risk, quality risk, time risk, delivery risk, after-sale risk, performance, psychological, social, and privacy (information security) risk (Almousa & Almousa, 2011; Javadi et al., 2012; San Martín & Camarero, 2009; Tsai & Yeh, 2010; L. Zhang et al., 2011). This study addresses privacy (information security) concern since recommendation systems collect numerous personal data to match consumer demands with the best products/services to convince them to purchase.

Online personal information can be easily copied, transmitted, and integrated. While personal information enables online marketers to match their products or services more accurately with their consumers and provide personalized services, if information does not handle appropriately, it might threaten individuals' privacy (Malhotra et al., 2004). Generally, there are three dimensions of privacy concerns for consumers; "collection of personal data," "control over the use of personal information," and "awareness of privacy practices and how personal data are used" (Inman & Nikolova, 2017; Malhotra et al., 2004).

Consumer's privacy and personalization paradox is a crucial factor in purchase intention. Culnan and Bies (2003) have explained the privacy calculus as a utilitarian exchange in that consumers want to share their personal information in return for the perceived value, such as higher quality of services. Furthermore, Chelappa and Sin (2005) highlighted that consumers give two times more value to personalization than their concerns about privacy.

To increase the accuracy of recommendations, recommendation systems collect a large amount of implicit and explicit data from users. The collected information includes demographic information (e.g., email addresses and home addresses), product-related footprints (navigating, web browsing, purchasing, hinting at users' tastes and habits (B. Zhang et al., 2014). Privacy is a critical issue for recommendation systems, regardless of whether user modeling method is explicit or implicit (Resnick & Varian, 1997; Riedl, 2001), and it is difficult to find optimal balance between personalization and privacy (Pu et al., 2012).

The research of Zhang et al. (2014) investigated consumer privacy concerns on implicit and explicit data. The results indicated that user control was effective in reducing privacy concerns for implicit data (i.e., purchase history) but not for explicit data (i.e., product rating).

Knijnenburg et al. (2010) carried out a user study in a multimedia recommender with the aim of determining the factors that influence users' intention to provide feedback.

The research showed that users' intention is affected by user experience (choice satisfaction, the perceived effectiveness of the system) and users' privacy concerns. In addition, privacy concerns can be overcome when users encounter an improvement.

Pu et al. (2012) conducted many studies to evaluate privacy concerns, user intention and revealed guideline:

> Consider the tradeoff between users' privacy concerns and their willingness to reveal reference information. Designing explanation interfaces can be an effective method for achieving an optimal balance. The interfaces should explicitly indicate the benefits of providing information, as well as fully disclosing its use, in order to build users' trust in the system.

2.2.1.3. Enjoyment

Enjoyment defines as "the extent to which the activity of using a specific system is perceived to be enjoyable in its own right, aside from any performance consequences resulting from system use" (Davis et al., 1992). Babin et al. (1994) similarly stated that intrinsic enjoyment results from the "fun and playfulness (of an experience), rather than from task completion." Davis et al. (1992) indicated that perceived enjoyment is a powerful intrinsic motivation for individuals that ease of acceptance and increase usage intention of any system.

Shopping is associated with entertainment, fun, pleasure, and enjoyment, especially for hedonic products/services. Consumers seek enjoyment in shopping both offline and online channels. Intuitively, Childers (2001) contented that consumers generally expect to find more enjoyment in online shopping than they do shopping in physical stores. To attract and persuade consumers to purchase products without touching, e-commerce uses different entertainment methods. Suggesting different products via recommendation systems may be a source of enjoyment in e-commerce. Jones and Pu (2007) compared two music recommendation systems to understand the impact of system usage enjoyment level. They found a significant correlation between the enjoyability of recommended items and users' intention to use and return to the system.

2.2.1.4. Purchase Intention

Fishbein and Ajzen (1975) defined purchase intention as "the single best predictor of an individual's behavior will be a measure of intention to perform that behavior." Morrison (1979) established a mathematical model called STUP (Stated Intention, True Intention, Unadjusted Purchase Probability and Purchase Probability) to analyze the correlation between intention and behavior. According to the study, 53% of people who want to buy a new automobile did so. Although intention does not turn into 100% consumer purchase behavior, it has a solid indicator to predict the purchasing behavior of the consumer, and studies have revealed a positive and significant correlation between purchase intention and behavior (Morwitz, 2014).

Purchase intention may be mediated by different factors such as consumer perception, attitude, and extrinsic and intrinsic motivation. The theories of reasoned action – TRA (Fishbein & Ajzen, 1977) and the theories of planned behavior(Ajzen, 1991) link intention behavior with attitudes. Chang and Wildt (1994) indicated that perceived value is a primary factor influencing purchase intention. Brown, Pope, and Woges (2003) found that product type, prior purchase, and, to a lesser extent, gender is more likely to influence purchase intention. Zeithaml (1988) indicated that purchase intention might be altered by the price, quality perception, and value of perception.

The main aim of the recommendation systems is to increase sales for the sake of sellers. Therefore, purchase intention as a predictor of actual purchase is crucial for e-commerce platforms. Dabholkar and Sheng (2008) reported that although consumer participation in using a recommendation system does not directly impact purchase intention, recommendation systems indirectly impact satisfaction and trust, increasing the purchase intention.

2.2.1.5. Confidence in Decision

Confidence, which is known as a general existential state of certainty or uncertainty, is a fundamental aspect of people's judgment and thought (Kruglanski, 1989; Tormala et al., 2006). According to Tormala et al. (2006), confidence in decision arises from a "decision about a decision" and can be described as the feeling of certainty about one's decision. There is an imperfect relationship between confidence and decision (Henmon, 1911), and with many studies, scientists highlighted how confidence, uncertainty, and similar feelings are related to people's ability to make correct decisions (Metcalfe & Shimamura, 1994; Nelson & Narens, 1980).

Throughout the shopping process, online and offline channels help eliminate information asymmetries and increase control over the purchase process, allowing consumers to increase their confidence in decision (Tormala et al., 2006). Therefore, confidence is an essential thought for online shopping.

On the users (consumers) side, the main aim of the e-commerce platforms is to reduce the information load and help them make correct decisions. Häubl and Trifts (2000) conducted a controlled experiment indicating that recommendation systems improved consumers' confidence in their purchase decisions by reducing their search effort and increasing the quality of consideration sets.

2.2.2. Previous Research about Consumer Behavior and User Evaluation in Literature

Xiao and Benbasat (2007) presented an extensive literature review about recommendation systems (recommender agents - RA) based on user experience. The research used the Technology Acceptance Model (TAM) by concentrating on usefulness and ease of use, and it went beyond the model by identifying RA input, process, and outputs. They analyzed focused on RA use, RA characteristics, provider credibility, factors related to the product, user and user-RA interaction. Finally, by using five theoretical models including 28 propositions, the research highlighted how certain characteristics of recommendation systems impact users' evaluation, decision-making, and adoption of the recommendation system process and offered future research areas.

Technology Acceptance Model (TAM) (Davis, 1989) and its extended versions are one of the leading theories to examine the user acceptance of technological advancement. The researchers widely used TAM to assess fundamental determinants of user acceptance – perceived usefulness and ease of use –towards the use of recommendation systems. Armentalo et al. (2015) applied TAM to evaluate the recommendation system in the movies domain. In the study, they launched a new recommendation system and satisfaction survey assessing users experience in the recommendation system. The experiment confirmed that perceived usefulness has a predominant role in accepting the recommendation system. Although perceived ease of use does not seem as important as perceived usefulness, it affects the perceived usefulness.

The study of "Trust in and Adoption of Online Recommenders" conducted by Benbasat and Wang explored the nature of trust in online recommenders by Trust-TAM. The study showed that consumers treat recommendation systems as "social actors" rather than supporting tools and consider recommendation systems' human characteristics. The research results indicated that consumers' initial trust has a crucial impact on perceived usefulness, and both trust and PU plays an essential role in adopting online recommendation agents. Perceived ease of use (PEOU) is mediated by PU and trust.

Pu et al. (2010) presented a framework named ResQue, by combining TAM and SUMI, which measures the quality of software from the end-user point of view. ResQue has 13 constructs and 60 questions which are categorized under four essential dimensions; "user-perceived qualities of the system," "user beliefs as a result of these qualities in terms of ease of use, usefulness and control," "subjective attitudes," and "behavioral intentions."

Jones and Pu (2007) compared two music recommendation systems including collaborative and content-based filtering, by aiming to understand user perception and initial adoption of recommendation systems. The research indicated that "simple interface design," "minimizing user effort to get the know the users," and "maximizing the quality of recommendation, enjoyability and novelty" are essential factors to capture users' attention.

Swearingen and Sinha (2002) analyzed eleven recommendation systems to understand the factors that impacted users' perceptions. Transparent system logic, recommendation of familiar items, and sufficient supporting information for recommended items are crucial to influence users' perception of the system.

Tintarev and Masthoff (2007) provided a comprehensive survey by analyzing ten academic and eight commercial recommenders. The research indicated that there are seven main factors enhanced users' satisfaction, "transparency," "scrutability," "trust/confidence," "effectiveness," "persuasiveness," "efficiency," and "satisfaction.

CHAPTER 3

RESEARCH DESIGN AND METHODOLOGY

This chapter includes conceptual model, hypotheses, and study design. The conceptual model indicates dependent and independent variables. Hypotheses are covered both variables and recommendation systems. Furthermore, the study design gives information about the questionnaire, scenarios, participants, and data collection.

3.1. Conceptual Model

The thesis research is based on 5 variables including perceived value, privacy concern, enjoyment, purchase intention and confidence in decision. While perceived value, privacy concern, enjoyment and confidence in decision are independent variables, purchase intention is dependent variables.

The conceptual model of the research has been shown in Figure 3.

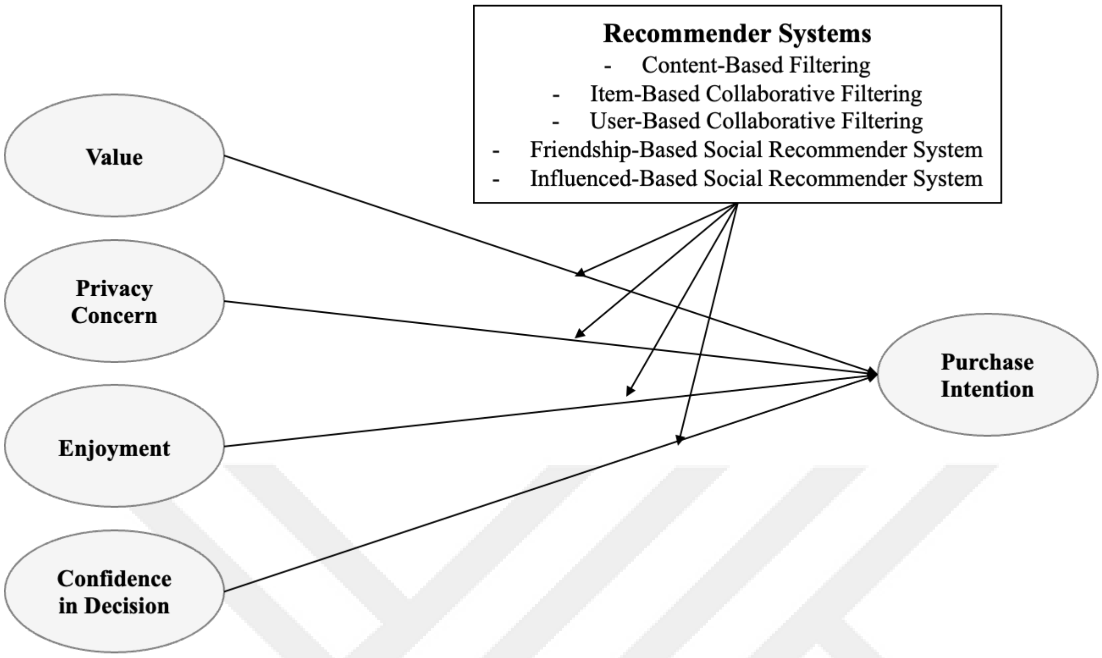


Figure 3: Conceptual Model

According to previous research and conceptual model, the following hypotheses are proposed.

3.2 Hypotheses

3.2.1. Recommendation Systems (Different Scenarios) and Their Impact on Consumer Perception

H1: Perceived value will have the highest mean in friendship-based social recommendation system compared to other recommendation systems.

H2: Enjoyment will have the lowest mean level in content-based filtering compared to other recommendation systems.

H3: Privacy concern will have the highest mean level in friendship-based social recommendation system compared to other recommendation systems.

H4: Confidence in decision has highest mean in influenced-based social recommendation system compared to other recommendation systems.

H5: Purchase intention has highest mean in influenced-based social recommendation system compared to other recommendation systems.

3.2.2. Consumer Perceptions and Their impact on Purchase Intention

H6: Consumers' perceptions have an impact on purchase intention in different recommendation systems

> **H6a:** Perceived value is expected to have the highest effect on purchase intention in friendship-based social recommendation system compared to other recommendation systems.
>
> **H6b:** Enjoyment is expected to have the highest effect on purchase intention in user-based collaborative filtering compared to other recommendation systems.
>
> **H6c:** Confidence in decision is expected to have the highest effect on purchase intention in content-based filtering compared to other recommendation systems.
>
> **H6d:** Privacy concern is expected to have highest negative impact on purchase intention in friendship-based social recommendation system.

3.3. Questionnaire and Data Collection

In the study, data were collected by five different scenario-based questionnaires. Questionnaires were conducted online via Metu Survey. Primary data were obtained from participants when they put themselves in the place of a person in the scenario.

Questionnaires were differentiated based on different recommendation systems. Each participant encountered one scenario randomly and answered 32 questions. The setup of questionnaires was the same; all of them included seven sections: demographics, use of the internet, perceived value, privacy concern, enjoyment, purchase intention, and confidence in decision. However, questions were changed depending on the scenarios.

The scenarios were designed by using different filtering techniques / recommendation systems, summarized below.

1. Scenario 1: Content-based filtering
2. Scenario 2: User-based collaborative filtering
3. Scenario 3: Friendship based social recommendation system
4. Scenario 4: Influenced-based social recommendation system
5. Scenario 5: Item-based collaborative filtering

Three scenarios (Scenario 1, 2, and 5) were selected through common filtering techniques in e-commerce. The other two scenarios (scenarios 3 and 4) were designed hypothetically. From common filtering techniques, scenario 1 was about content-based filtering, and two scenarios (Scenario 2 and 5) were collaborative filtering, one user-based and the other item-based. Hypothetical scenarios were prepared considering hybrid and social recommendation systems designed according to friendship-based (scenario 3) and influenced-based (scenario 4). Participants hypothetically search for and purchase a robot vacuum cleaner in each scenario. Depending on filtering techniques, the e-commerce platform offers suggestions to them. Publicly available images from e-commerce platforms and websites were used to make participants better understand scenarios. Minor changes were made to images to describe scenarios. All images and changes were shown in scenarios as references and notes.

Answers to parts 1 and 2 were designed with a single choice. Answers to parts 3-7 were designed with a seven-point Likert scale. Participants were asked to choose one option from 1-Strongly Disagree to 7-Strongly Agree after reading each statement.

The research covers the general consumer; therefore, randomly selected consumers were invited to the scenario-based questionnaire. The only requirement was that participants' ages should be higher than 18. In the questionnaire introduction, participants were informed about the scope of the research, that participation was entirely voluntary, and that responses will be used anonymously. At the beginning of the questionnaire, they have chosen whether to be a part of the research. Scenario-based questionnaires were sent to participants via message, e-mail, and social media (LinkedIn). 1064 participants joined the survey. 321 participants were eliminated from the study since these participants partially answered questions. 743 participants' answers were analyzed in detail.

CHAPTER 4

DATA ANALYSIS AND FINDINGS

This chapter includes the scope of data analysis and statistical outcomes. Details about data cleaning, participant profile, and outcomes of analyses, including reliability analysis, explanatory factor analysis (EFA), and multiple regression analysis, are discussed in detail.

4.1. Data Screening

After data collection, the data were transferred to the SPSS, and data types and variables were defined. For responses, the Likert scale ranged from 1 (Strongly Disagree) to 7 (Strongly Agree).

Before the main analysis, the data were examined for missing values or outliers. Due to a coding mistake in the questionnaires, gender question did not appear in 679 participants. Therefore, gender data were not analyzed. There were no other missing values determined in the questionnaires. Data were also investigated for whether there was any participant who answered questions repetitively without thinking. However, no participants gave the same answers to all questions. Thus, analyses were conducted for the total number of 743 participants who completed the whole questionnaire.

4.2. Participant Profile

743 admissible respondents who attended scenario-based questionnaires tried to choose from different ages, education levels, and working statuses and were homogeneously distributed to scenarios. Furthermore, participants are tried to be chosen from different living countries and monthly income levels as much as possible.

Table 1: Participants Profile

Variable		Frequency	Valid Percentage
Age	18-24	78	10.5
	25-34	194	26.0
	35-44	138	18.5
	45-54	165	22.1
	55-64	136	18.2
	>65	32	4.3
Education Level	Primary School Graduate	3	.4
	Middle School Graduate	6	.8
	High School Graduate	67	9.0
	Associate Degree	43	5.8
	Bachelor's Degree	271	36.3
	Masters' Degree	164	22.0
	Doctorate Degree	189	25.3
Working Status	Private Sector Employee	306	41.0
	Public Sector Employee	261	35.0
	Student	67	9.0
	Retired	66	8.8
	Out of work	43	5.8

Respondents' ages differed from 18 to 65+. The majority of respondents ages were 25-34. Approximately 36% percent of respondents had bachelor's degrees, while 22% of them had master's degrees, and 25% had doctorate degrees. Only 16% percent of participants are other degrees, such as primary school, middle school, high school graduates, or associate degrees.

41% of the participants worked in the private sector, while 35% worked in the public sector. Approximately 9% of the participants were students or retired. There is only 5.8% of the participants were out of work.

Table 2: Participants Preferences

Variable		Frequency	Valid Percentage
Spending Time on the Internet	<1 hour	62	8.3
	1-3 hours	360	48.5
	4-6 hours	191	25.7
	>6 hours	100	13.5
	Not sure	30	4.0
Frequency of Online Shopping	Every day	14	1.9
	Several times a week	101	13.6
	Several times a month	366	49.3
	Several times a year	227	30.6
	I have never shopped	35	4.7
Considering recommendation	I never take advice	19	2.6
	I don't take advice	41	5.5
	Not sure	44	5.9
	I get advice	473	63.7
	I would definitely get advice	166	22.3

All participants answered questions about their internet usage, online shopping habits, and seeking advice/recommendations from systems or relatives. The majority of participants, approximately 50%, spent 1-3 hours on the internet and shopped several times in a month from online shopping websites. Moreover, approximately 64% of survey participants preferred to get advice from systems or other people.

4.3. Analysis

4.3.1 Exploratory Factor Analysis (EFA)

Exploratory factor analysis (EFA) determines common factors to uncover measured variables which are reasonable indicators of various latent dimensions (Brown, 2015). In EFA analysis, KMO and Bartlett's Test of Sphericity was used. Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) measures the adequacy of the sample, and the minimum acceptable score is 0.5 (Kaiser, 1974). Bartlett's Test of Sphericity proves that the items have a statistically significant relationship.

In the first EFA analysis, the independent variable enjoyment had loaded the same factor with purchase intention. It showed that survey questions could not separate participants' perception of purchase intention and enjoyment. Therefore, enjoyment was excluded from research, and EFA analysis was repeated.

Table 3: KMO and Bartlett's Test

KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy		.900
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	10295.878
	df	231
	Sig.	.000

A KMO value of 0.900 indicated that the proportion of data is acceptable for analysis. Moreover, Bartlett's Test of Sphericity showed a statistically significant relationship. KMO and Bartlett's Test of Sphericity indicated that data are appropriate for conducting Exploratory Factor Analysis (EFA).

Exploratory Factor Analysis was applied to control dimensions. EFA was conducted using Principal components with Promax rotation; Promax was chosen because of the correlation between latent factors. Small coefficients (below 0.30) were suppressed. 4 components were extracted based on the eigenvalue with greater than 65% variance.

Table 4: EFA Results

EFA				
Items	Factor 1	Factor 2	Factor 3	Factor 4
V1		.886		
V2		.789		
V3		.745		
V4		.865		
V5		.432		
R2	.764			
R3	.702			
R4	.818			
R5	.869			
R6	.841			
R7	.853			
R9	.683			
R10	.656			
R11	.765			
R12	.755			
P1			.829	
P2			.790	
P4			.685	
P5			.747	
CD1				.864
CD2				.864
CD3				.877

Extraction Method: Principal Component Analysis.
Rotation Method: Promax with Kaiser Normalization.
a. Rotation converged in 5 iterations.

According to EFA, privacy concern was on factor 1, perceived value was on factor 2, purchase intention was on factor 3, and confidence in decision on factor 4. According to Hair et al. (2009) and Costello and Osborne (2005), if cross-loading items' factor loadings are less than 0.5, they should be removed from the study. Therefore, R1, R8, and P3 were excluded from the study.

4.3.2. Bivariate Correlation

The Bivariate Pearson Correlation measures strength and direction of linear relationships between pairs of continuous variables.

Bivariate correlation results aligned with the literature. According to Cohen (1992), for bivariate linear correlations an approximate value of $|0.1|$ has a small effect size, an approximate value of $|0.3|$ has a medium effect size, and an approximate value of $|0.5|$ has a large effect size. Dependent variable of purchase intention is positively correlated with value ($r = 0.604$, $p<0.01$) and confidence in decision ($r=0.346$, $p<0.01$) and negatively correlated with privacy ($r=0.282$, $r<0.01$). There is a strong correlation between value and purchase intention. However, there is no significant correlation between confidence in decision and privacy concern.

Table 5: Pearsons' Correlation Values

Correlations					
		Perceived Value	**Privacy**	**Purchase Intention**	**Confidence in Decision**
Perceived Value	Pearson Correlation	1			
	Sig. (2-tailed)				
	N	743			
Privacy	Pearson Correlation	-.282**	1		
	Sig. (2-tailed)	<.001			
	N	743	743		
Purchase Intention	Pearson Correlation	.604**	-.282**	1	
	Sig. (2-tailed)	<.001	<.001		
	N	743	743	743	
Confidence in Decision	Pearson Correlation	.235**	-.009	.346**	1
	Sig. (2-tailed)	<.001	.809	<.001	
	N	743	743	743	743

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

4.3.3. Reliability Analysis

The "reliability analysis" is conducted to control the internal consistency of the items in the questionnaire. Cronbach's Alpha is the "one of the most important and pervasive statistics in research involving test construction and use" (Cortina, 1993). In the study, Cronbach's alpha is used to assess the reliability of the items. A rule of thumb, the alpha's value of 0.6-0.7 is an acceptable level, 0.8 or higher is an excellent level for reliability.

Table 6: Reliability Analysis Results

Variable	Cronbach's Alpha	N's of Items
Perceived Value	.847	5
Privacy Concern	.925	10
Confidence in Decision	.857	3
Purchase Intention	.866	4

The Cronbach's alpha values are between 0.85-0.93, which means that there is a high internal consistency for all items used in the questionnaire.

4.3.4 One-Way ANOVA

One-way ANOVA was conducted to examine the impacts of different recommendation systems on consumer perceptions (perceived value, privacy concern, purchase intention, and confidence in decision). Table 7 shows the number of participants in each survey, mean, standard deviation, and lower-upper bound in 95% Confidence Interval for Mean.

In content-based filtering (scenario 1), participants showed more privacy concerns than other perceptions, with a 5.4507 mean level. Confidence in decision followed privacy concern with 5.0489 mean value. Purchase intention has a 4.0200 mean, and perceived value is the lowest mean as 3.9600 in content-based filtering. The results may interpret that consumers may give less value to content-based filtering, one of the most commonly used recommendation systems in e-commerce.

In user-based collaborative filtering (scenario 2), confidence in decision has the highest mean, with 5.0734. Privacy concern's mean in user-based collaborative filtering was lower than in content-based filtering, which is 4.9214. However, participants showed much more perceived value in user-based collaborative filtering with 4.5912. Also, purchase intention of consumers had a 4.3129 mean level.

In the friendship-based social recommender system (scenario 3), although consumers felt more confident, with 5.1288 confidence in decision mean, they also showed a high mean level of privacy concern which was 5.1080. After content-based filtering (scenario 1), the friendship-based social recommendation system indicated the second highest privacy concern level. Consumers' perceived value and purchase intention were high enough in the friendship-based social recommendation system, with 4.4061 and 4.2914 mean values.

In the influenced-based social recommender system, perceived value and purchase intention had the highest values compared to the other recommendation systems, with a 4.8199 mean level for PV and 4.6117 for PI. Consumers showed a 4.7667 mean for privacy concern and a 5.1915 mean for confidence in decision.

Participants showed the least privacy concern in item-based collaborative filtering compared to other recommendation systems, with 4.6223. Purchase intention of item-based collaboration was one of the least impacts on consumers depending on the mean value of 4.1365. Moreover, for item-based collaborative filtering, the mean of perceived value was 4.5892, and the mean of confidence in decision was 5.1359.

Table 7: Descriptive Statistics of ANOVA Results

Variable		N	Mean	Standard Deviation	Std. Error	Lower Bound	Upper Bound
Perceived Value	1	150	3.9600	1.61104	.13154	3.7001	4.2199
	2	159	4.5912	1.36953	.10861	4.3767	4.8057
	3	163	4.4061	1.51949	.11902	4.1711	4.6412
	4	141	4.8199	1.30872	.11021	4.6020	5.0378
	5	130	4.5892	1.34090	.11761	4.3565	4.8219
	Total	743	4.4662	1.46382	.05370	4.3608	4.5716
Privacy Concern	1	150	5.4507	1.31877	.10768	5.2379	5.6634
	2	159	4.9214	1.43771	.11402	4.6962	5.1466
	3	163	5.1080	1.49740	.11729	4.8764	5.3396
	4	141	4.7667	1.38743	.11684	4.5357	4.9977
	5	130	4.6223	1.31109	.11499	4.3948	4.8498
	Total	743	4.9875	1.42165	.05216	4.8851	5.0899
Confidence in Decision	1	150	5.0489	1.42125	.11604	4.8196	5.2782
	2	159	5.0734	1.37777	.10926	4.8576	5.2892
	3	163	5.1288	1.44555	.11322	4.9052	5.3524
	4	141	5.1915	1.23136	.10370	4.9865	5.3965
	5	130	5.1359	1.23661	.10846	4.9213	5.3505
	Total	743	5.1140	1.34925	.04950	5.0168	5.2111
Purchase Intention	1	150	4.0200	1.59396	.13015	3.7628	4.2772
	2	159	4.3129	1.59607	.12658	4.0629	4.5629
	3	163	4.2914	1.70675	.13368	4.0274	4.5554
	4	141	4.6117	1.44619	.12179	4.3709	4.8525
	5	130	4.1365	1.44375	.12663	3.8860	4.3871
	Total	743	4.2749	1.57609	.05782	4.1614	4.3884

According to Levene test, homogeneity of variances was satisfied for privacy concern, confidence in decision, and purchase intention. Privacy concern *F(4,738)=(0.901,0.463)*, purchase intention *F(4,738)=(1.397,0.225)* and confidence in decision *F(4,738)=(1.423, 0.238)* were homogeny. However, it is important to note that homogeneity of variance was not satisfied for the perceived value *F(4,738)=(3.683, 0.006).* Therefore, while ANOVA test was conducted for purchase intention, confidence in decision and privacy concern, Welch test was applied to perceived value.

According to ANOVA (Table 7), there was significant differences between privacy concern *F(4,738)=(7.616, <0.01)* and purchase intention *F(4,738)=(7.126,0.021)* in recommendation systems. However, due to high p value, there was no significant difference among recommendation systems for confidence in decision *F(4,738)=(0.252, 0.908)*.

Table 8: One Way ANOVA Results

Variable		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Privacy Concern	Between Groups	59.453	4	14.863	7.616	<.001
	Within Groups	1440.201	738	1.951		
	Total	1499.654	742			
Confidence in Decision	Between Groups	1.843	4	.461	.252	.908
	Within Groups	1348.953	738	1.828		
	Total	1350.796	742			
Purchase Intention	Between Groups	28.503	4	7.126	2.898	.021
	Within Groups	1814.661	738	2.459		
	Total	1843.164	742			

To understand the difference between recommendation systems, a post hoc Tukey test was applied with since questionnaires had similar sample size.

Table 9: Post Hoc Tukey for Privacy Concern

Dependent Variable	(I) Scenario	(J) Scenario	Mean Difference	Std. Error	Sig.	Lower Bound	Upper Bound
Privacy Concern	1	2	.52928	.15901	.008	.0945	.9641
		3	.34269	.15806	.193	-.0895	.7749
		4	.68400	.16386	<.001	.2359	1.1321
		5	.82836	.16740	<.001	.3706	1.2861
	2	1	-.52928	.15901	.008	-.9641	-.0945
		3	-.18659	.15571	.752	-.6124	.2392
		4	.15472	.16160	.874	-.2872	.5966
		5	.29908	.16518	.368	-.1526	.7508
	3	1	-.34269	.15806	.193	-.7749	.0895
		2	.18659	.15571	.752	-.2392	.6124
		4	.34131	.16066	.211	-.0980	.7806
		5	.48567	.16427	.027	.0365	.9349
	4	1	-.68400	.16386	<.001	-1.1321	-.2359
		2	-.15472	.16160	.874	-.5966	.2872
		3	-.34131	.16066	.211	-.7806	.0980
		5	.14436	.16986	.915	-.3201	.6088
	5	1	-.82836	.16740	<.001	-1.2861	-.3706
		2	-.29908	.16518	.368	-.7508	.1526
		3	-.48567	.16427	.027	-.9349	-.0365
		4	-.14436	.16986	.915	-.6088	.3201

A post hoc Tukey test showed a significant difference among recommendation systems based on less than 0.05 significance level (p-values). According to the results, "Content-based filtering" differentiated from user-based collaborative filtering, influenced-based social recommendation system, and item-based collaborative filtering at $p<0.05$. Content-based filtering mean (M=5.45, SD=1.32) was higher than the upper bounds of all other recommendation systems. The participants' privacy concern in content-based filtering was higher than in user-based collaborative filtering (M=4.92, SD=1.44), influenced-based social recommendation system (M=4.77, 1.39), and item-based collaborative filtering (M=4.62, SD=1.31). Furthermore, there was a significant difference between friendship-based social recommendation system and item-based collaborative filtering at $p<0.05$, and the participants showed more privacy concern in friendship-based social recommendation system (M=5.10, SD=1.50) than in item-based collaborative filtering (M=4.62, SD=1.31).

Table 10: Post Hoc Tukey Results for Purchase Intention

						95% Confidence Interval	
Dependent Variable	(I) **Scenario**	(J) Scenario	Mean Difference	Std. Error	Sig.	Lower Bound	Upper Bound
Purchase Intention	1	2	-.29289	.17849	.472	-.7810	.1952
		3	-.27141	.17742	.543	-.7566	.2137
		4	-.59170	.18393	.012	-1.0947	-.0887
		5	-.11654	.18790	.972	-.6304	.3973
	2	1	.29289	.17849	.472	-.1952	.7810
		3	.02148	.17479	1.000	-.4565	.4994
		4	-.29881	.18139	.468	-.7948	.1972
		5	.17635	.18542	.877	-.3307	.6834
	3	1	.27141	.17742	.543	-.2137	.7566
		2	-.02148	.17479	1.000	-.4994	.4565
		4	-.32029	.18034	.388	-.8134	.1729
		5	.15487	.18439	.918	-.3493	.6591
	4	1	.59170	.18393	.012	.0887	1.0947
		2	.29881	.18139	.468	-.1972	.7948
		3	.32029	.18034	.388	-.1729	.8134
		5	.47516	.19067	.093	-.0462	.9965
	5	1	.11654	.18790	.972	-.3973	.6304
		2	-.17635	.18542	.877	-.6834	.3307
		3	-.15487	.18439	.918	-.6591	.3493
		4	-.47516	.19067	.093	-.9965	.0462

For purchase intention, content-based filtering and influenced-based social recommendation system had a significant difference at $p<0.05$. The participants of influenced-based social recommendation system *(M=4.61, SD=1.45)* showed more purchase intention than content-based filtering *(M=4.02, SD=1.59)*.

Table 11: Welch Test Results for Perceived Value

Variable	Statistic	df1	df2	Sig.
Perceived Value	6.753	4	366.084	<.001

Welch test was applied to understand the difference in perceived value in 5 different recommendation systems. The results of Welch test showed a significant difference in the recommendation systems in terms of perceived value at $p<0.05$.

Table 12: Games-Howell Post Hoc Results for Perceived Value

						95% Confidence Interval	
Dependent Variable	**(I) Scenario**	(J) Scenario	Mean Difference	Std. Error	Sig.	Lower Bound	Upper Bound
Perceived Value	1	2	-.63119	.17059	.002	-1.0994	-.1630
		3	-.44613	.17739	.090	-.9329	.0407
		4	-.85986	.17161	<.001	-1.3310	-.3887
		5	-.62923	.17645	.004	-1.1137	-.1447
	2	1	.63119	.17059	.002	.1630	1.0994
		3	.18506	.16112	.780	-.2570	.6271
		4	-.22866	.15474	.578	-.6534	.1960
		5	.00196	.16009	1.000	-.4376	.4415
	3	1	.44613	.17739	.090	-.0407	.9329
		2	-.18506	.16112	.780	-.6271	.2570
		4	-.41372	.16221	.082	-.8589	.0314
		5	-.18310	.16732	.809	-.6424	.2762
	4	1	.85986	.17161	<.001	.3887	1.3310
		2	.22866	.15474	.578	-.1960	.6534
		3	.41372	.16221	.082	-.0314	.8589
		5	.23063	.16118	.608	-.2121	.6733
	5	1	.62923	.17645	.004	.1447	1.1137
		2	-.00196	.16009	1.000	-.4415	.4376
		3	.18310	.16732	.809	-.2762	.6424
		4	-.23063	.16118	.608	-.6733	.2121

Due to the unsatisfied homogeneity test of perceived value, Games-Howell post hoc test was executed. According to Games-Howell, content-based filtering was differentiated from user-based collaborative filtering, influenced-based social recommendation system, and item-based collaborative filtering for perceived value. Participants gave more value to user-based collaborative filtering *(M=4.59, SD=1.37),* influenced-based social recommendation system *(M=4.82, SD=1.31),* and item-based collaborative filtering *(M=4.59, SD=1.34)* than content-based filtering *(M=3.96, SD=1.61).*

4.3.5. Multiple Regression Analysis

Multiple regression is extensively used in statistical analysis in applied marketing research to understand variables' impact. Multiple regression analysis helps to interpret which independent variable can affect most, which can be eliminated, how variables interact with each other and how the unit change in the independent variable impact the dependent variable (Gallo Amy, 2015).

In this research, the research model proposes that perceived value, privacy, and confidence in decision may have an impact on the purchase decision. Multiple regression analysis was run for all recommendation systems separately to test hypotheses. Purchase intention is the dependent variable, while perceived value, privacy, and confidence in decision are independent variables.

Model summary table, ANOVA table, and Coefficients table are analyzed in detail for all analyses. In model summary, the value of adjusted R square was interpreted by considering the values as substantial (0.75), moderate (0.5), and weak (0.25) in scholarly marketing research to show how independent variables explain the dependent variable (Hair et al., 2014). In ANOVA table, the statistically significance of independent variables was analyzed with a p-value < 0.05.

The coefficient table provides coefficient (β) values and p-values (significance) for each variable. P-value tests the null hypothesis to determine whether a variable significantly affects the dependent variable. For statistically significant variables, coefficient (β) was analyzed, which shows the impact on the dependent variable if there is one unit change in independent variables.

Multicollinearity was also tested with regression analysis in each recommendation system to understand the reliability of estimations. Hair et al. (1995) tested collinearity in two ways; calculating the "tolerance" and "VIF scores" and using the condition indices and decomposing the regression coefficient variance. In the research, tolerance and VIF scores are interpreted. If the VIF score is higher than 10, there is multicollinearity in the research (Neter et al., 1996). The tolerance score should be less than 1 and above 0,1 (Hair Jr. et al., 1995). In all recommendation systems, VIF scores are under 10, and all the tolerance values are below 1 and above 0.1. According to coefficient table, there is no multicollinearity problem in the research.

4.3.5.1. Regression Analysis for Content-based Filtering (Scenario 1)

Table 13: Model Summary Table of Multiple Regression Analysis for Content-based Filtering (Scenario 1)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.678[a]	.459	.448	1.18432	.459	41.301	3	146	<.001

Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

According to multiple regression analysis model summary table, adjusted R square was 44.8% meaning that 44.8% of the variance in dependent variable (Purchase Intention) can be explained by independent variables (Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value) in content-based filtering.

Table 14: The ANOVA[a] Table for Multiple Regression Analysis for Content-based filtering (Scenario 1)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	173.785	3	57.928	41.301	<.001[c]
	Residual	204.780	146	1.403		
	Total	378.565	149			

a. Dependent: Purchase Intention
b. Selecting only cases for Scenario 1
c. Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

The ANOVA table showed that there were statistically significant differences between the means of factors (independent variables) and constant having a significance value <.001.

Table 15: Coefficients Table for Multiple Regression Analysis for User-Based Collaborative Filtering (Scenario 1)

		Unstandardized Coefficients		**Standardized Coefficients**			**Collinearity Statistics**	
		B	**Standard Error**	**Beta**	**t**	**Sig**	**Tolerance**	**VIF**
Model 1	(Constant)	1.1208	.574		2.106	.037		
	Perceived Value	.498	.062	.503	7.982	<.001	.933	1.072
	Privacy Concern	-.177	.075	-.146	-2.372	.019	.974	1.027
	Confidence in Decision	.357	.070	.319	5.102	<.001	.949	1.054

Low p-values (≤ 0,1) of all independent variables indicated that factors had significant effects on Purchase Intention.

The standard beta coefficients were analyzed to understand the statistically significant factors on the dependent variable. According to unstandardized β values, perceived value, with 0.498 β coefficients, had the most substantial effect on Purchase Intention. Confidence in Decision also had moderate effect on Purchase Intention with 0.357 β. Privacy concern had the lowest effect on Purchase Intention with 0.177 β.

4.3.5.2. Regression Analysis for User-Based Collaborative Filtering (Scenario 2)

Table 16: Model Summary Table of Multiple Regression Analysis for User-Based Collaborative Filtering (Scenario 2)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.687	.472	.461	1.17137	.472	46.114	3	155	<.001

Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

According to multiple regression analysis model summary table, adjusted R square was 46.1% meaning that 46.1% of the variance in dependent variable (Purchase Intention) can be explained by independent variables (Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value) in user-based collaborative filtering (Scenario 2).

Table 17: The ANOVA[a] Table for Multiple Regression Analysis for User-Based Collaborative Filtering (Scenario 2)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	189.819	3	63.273	46.114	<.001[c]
	Residual	212.677	155	1.372		
	Total	402.496	158			

a. Dependent: Purchase Intention
b. Selecting only cases for Scenario 2
c. Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

ANOVA table showed that there were statistically significant differences between means of factors (independent variables) and the constant having a significance value <.001.

Table 18: Coefficients Table for Multiple Regression Analysis for User-Based Collaborative Filtering (Scenario 2)

		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
		B	Standard Error	Beta	t	Sig	Tolerance	VIF
Model 1	(Constant)	-.199	.603		-.330	.742		
	Perceived Value	.657	.076	.564	8.616	<.001	.797	1.255
	Privacy Concern	.006	.069	.005	.086	.931	.891	1.123
	Confidence in Decision	.289	.072	.250	4.029	<.001	.888	1.126

Low p-values (≤ 0,1) of perceived value and confidence in decision indicated that they had significant effects on Purchase Intention.

The standard beta coefficients were analyzed to understand the statistically significant factors on dependent variable. According to unstandardized β values, perceived value with 0.657 β coefficients had the strongest effect on Purchase Intention. Confidence in Decision had also moderate – low level effect on Purchase Intention with 0.289 β.

On the other hand, privacy concern had not statistically significant effect on purchase intention with 0.389 p-value.

4.3.5.3. Regression Analysis for Friendship-Based Social Recommendation System (Scenario 3)

Table 19: Model Summary Table of Multiple Regression Analysis for Friendship-Based Social Recommendation System (Scenario 3)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.734	.539	.540	1.16966	.539	61.979	3	159	<.001

Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

According to multiple regression analysis model summary table, adjusted R square was 54.0% meaning that 54.0% of the variance in the dependent variable (Purchase Intention) can be explained by the independent variables (Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value) in Friendship-Based Social Recommendation System (Scenario 3).

Table 20: The ANOVA[a] Table for Multiple Regression Analysis for Friendship-Based Social Recommendation System (Scenario 3)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	254.380	3	84.793	61.979	<.001[c]
	Residual	217.528	159	1.368		
	Total	471.908	162			

a. Dependent: Purchase Intention
b. Selecting only cases for Scenario 3
c. Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

ANOVA table showed that there were statistically significant differences between the means of factors (independent variables) and the constant having a significance value <.001.

Table 21: Coefficients Table for Multiple Regression Analysis for Friendship-Based Social Recommendation System (Scenario 3)

		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
		B	**Standard Error**	**Beta**	**t**	**Sig**	**Tolerance**	**VIF**
Model 1	(Constant)	.670	.548		1.224	.223		
	Perceived Value	.709	.065	.631	10.955	<.001	.873	1.146
	Privacy Concern	-.131	.064	-.115	-2.035	.043	.912	1.096
	Confidence in Decision	.227	.065	.192	3.476	<.001	.947	1.056

Dependent: Purchase Intention

Low p-values (≤ 0,1) of perceived value, privacy concern and confidence in decision indicates that factors have significant effects on Purchase Intention.

According to unstandardized β values, value with 0.709 β coefficient had the strongest effect on Purchase Intention. Confidence in Decision and Privacy Concern had also low effects on Purchase Intention with 0.227 β and 0.131 β accordingly.

4.3.5.4. Regression Analysis for Influenced-Based Social Recommendation System (Scenario 4)

According to multiple regression analysis model summary table, adjusted R square was 39.2% meaning that 39.2% of the variance in dependent variable (Purchase Intention) can be explained by independent variables (Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value) in influenced-based social recommendation system (Scenario 4).

Table 22: Model Summary Table of Multiple Regression Analysis for Influenced-Based Social Recommendation System (Scenario 4)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.636	.405	.392	1.12801	.405	31.040	3	137	<.001

Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

ANOVA table showed that there were statistically significant differences between the means of factors (independent variables) and the constant having a significance value <.001.

Table 23: The ANOVA[a] Table for Multiple Regression Analysis for Influenced-Based Social Recommendation System (Scenario 4)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	118.485	3	39.495	31.040	<.001[c]
	Residual	174.319	137	1.272		
	Total	292.803	140			

a. Dependent: Purchase Intention
b. Selecting only cases for Scenario 4
c. Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

Table 24: Coefficients Table for Multiple Regression Analysis for Influenced-Based Social Recommendation System (Scenario 4)

		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
		B	Standard Error	Beta	t	Sig	Tolerance	VIF
Model 1	Constant	.902	.603		1.496	.137		
	Perceived Value	.592	.075	.536	7.943	<.001	.955	1.047
	Privacy Concern	-.122	.070	-.117	-1.740	.084	.964	1.037
	Confidence in Decision	.277	.079	.236	3.493	<.001	.956	1.046

Dependent: Purchase Intention

Low p-values (≤ 0,1) of perceived value, privacy concern and confidence in decision indicated that factors had significant impacts on Purchase Intention.

According to unstandardized β values, perceived value with 0.592 β coefficient had the strongest effect on Purchase Intention. Confidence in Decision and Privacy Concern had also moderate - low effects on Purchase Intention with 0.277 β and 0.122 β accordingly.

4.3.4.5. Regression Analysis for Item-Based Collaborative Filtering (Scenario 5)

Table 25: Model Summary Table of Multiple Regression Analysis for Scenario 5

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	R Square Change	F Change	df1	df2	Sig. F Change
1	.565[a]	.320	.303	1.20500	.320	19.728	3	126	<.001

Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

According to multiple regression analysis model summary table, adjusted R square was 30.3% meaning that 30.3% of the variance in dependent variable (Purchase Intention) can be explained by independent variables (Confidence in Decision, Privacy Concern, Value) in Item-Based Collaborative Filtering.

Table 26: The ANOVA[a] Table for Multiple Regression Analysis for Item-Based Collaborative Filtering (Scenario 5)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	85.935	3	28.645	19.728	<.001[c]
	Residual	182.954	126	1.452		
	Total	268.889	129			

a. Dependent: Purchase Intention
b. Selecting only cases for Scenario 5
c. Predictors: (Constant), Confidence in Decision, Privacy Concern, Perceived Value

ANOVA table showed that there were statistically significant differences between the means of factors (independent variables) and the constant having a significance value <.001.

Table 27: Coefficients Table for Multiple Regression Analysis for Item-Based Collaborative Filtering (Scenario 5)

		Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients			Collinearity Statistics	
		B	**Standard Error**	**Beta**	**t**	**Sig**	**Tolerance**	**VIF**
Model 1	Constant	1.568	.641		2.447	.016		
	Perceived Value	.585	.082	.543	7.126	<.001	.930	1.075
	Privacy Concern	-.085	.081	-.077	-1.050	.296	.995	1.005
	Confidence in Decision	.054	.089	.047	.613	.541	.931	1.074

Dependent: Purchase Intention

P-values (≤ 0,1) of value indicated that perceived value had significant effects on Purchase Intention. According to unstandardized β values, perceived value with 0.585 β coefficient has strong effect on Purchase Intention.

On the other hand, privacy concern and confidence in decision had not statistically significant effects on purchase intention with 0.296 and 0.541 p-values.

CHAPTER 5

DISCUSSION

The main objective of this research was to understand the possible impacts of different recommendation systems on consumers' perceptions of perceived value, privacy concern, confidence in the decision, and purchase intention. The study also investigated the most potent independent variable on consumers' purchase intention with the moderating impact on recommendation systems.

Although enjoyment was one of the independent variables in the study and participants answered questions related to enjoyment, enjoyment was excluded from the study considering the outcomes of EFA analyses and all analyses re-conducted without enjoyment. Therefore, H2 and H6b did not analyze.

> ***H2:*** *Enjoyment will have the lowest mean level in content-based filtering compared to other recommendation systems*
> ***H6b:*** *Enjoyment is expected to have the highest effect on purchase intention in user-based collaborative filtering compared to other recommendation systems.*

5.1. Impact of Different Recommendation Systems on Consumers' Perception

When five recommendation systems were analyzed, statistically significant differences were observed in perceived value, privacy concern, and purchase intention. Confidence in decision did not create any significant difference in participants encountered different recommendation systems—this situation caused a rejection of H4.

> ***H4:*** *Confidence in decision has highest mean in influenced-based social recommendation system compared to other recommendation systems.*

In terms of privacy concern, there were significant differences between content-based filtering (scenario 1) and user-based collaborative filtering (scenario 2), influenced-based social recommendation system (scenario 4), and item-based collaborative filtering (scenario 5). It showed that when people encountered pop-up recommendations via content-based filtering, which collected information about research history obtained from different websites, it created more privacy concern for them. Although other recommendation systems, especially user-based collaborative (collecting information about all users and matching users depending on their preferences) and friendship-based social recommendation systems (collecting information from social media platforms to show friends' purchases) collect more information about users, participants of research identified more privacy concern on content-based filtering. The main reason for high privacy concern in content-based filtering might be that consumers are heavily exposed to this recommendation system in daily life and question this system more in terms of privacy. The highest mean of content-based filtering showed that content-based filtering has the highest negative impact on consumers' privacy concern. Therefore, H3 was rejected.

> ***H3:*** *Privacy concern will have the highest mean level in friendship-based social recommendation system compared to other recommendation systems.*

However, friendship-based recommendation system has second highest impact on privacy concern according to mean level. Moreover, ANOVA analysis showed that when people came across products on e-commerce websites bought by people they know, they had more serious privacy concern than products bought by random people. This result showed that friendship-based social recommendation systems might cause more privacy concern if it used in e-commerce in the future compared to item-based collaborative filtering, which is frequently used in well-known e-commerce websites.

For purchase intention, statistical analysis indicated that content-based filtering (scenario 1) and influenced-based social recommendation system (Scenario 4) were significantly different. Influenced-based filtering had more impact on purchase intention compared with content-based filtering. These findings aligned with the impact of influencers on consumers' purchase decisions that today many people watch influencer videos before making a purchase decision. In addition, the research results aligned with the literature. In the questionnaire, participants purchased robot-vacuum cleaner and in 2013, Li et al. found that people tend to seek the suggestion of experts by purchasing "consumer electronics" and "health & beauty" products. The research results showed that if e-commerce platforms start to determine users as experts in specific topics depending on their purchases and demographics, consumers might purchase more products by considering other people's decisions as seeing them as experts. This result supported hypothesis H5.

> ***H5:*** *Purchase intention has highest mean in influenced-based social recommendation system compared to other recommendation systems.*

In terms of perceived value, content-based filtering (scenario 1) differentiated from user-based collaborative filtering (Scenario 2), friendship-based social recommendation systems (scenario 3), influenced-based social recommendation systems (scenario 4), and item-based collaborative filtering (scenario 5). Perceived value had the lowest level of mean in content-based filtering, while it had the highest level of mean in influenced-based social recommendation system. The results were rejected H1.

> ***H1:*** *Perceived value will have the highest mean in friendship-based social recommendation system compared to other recommendation systems.*

5.2. The Impact of Perceived Value, Privacy Concern and Confidence of Decision on Consumers' Purchase Intention

The regression analysis was conducted for each recommendation system to understand the impact of different independent variables on the dependent variable of purchase intention.

In all recommendation systems, perceived value had the most substantial impact on consumers' purchase intention. In friendship-based social recommendation system (scenario 3), the perceived value impact was the highest mean compared to other recommendation systems. The result highlighted that small changes in consumers' value perception in friendship-based social recommendation systems provide a high increase in purchase intention compared to the other type of recommendation systems. The result supported H6a.

> ***H6a:*** *Perceived value is expected to have the highest effect on purchase intention in friendship-based social recommendation system compared to other recommendation systems.*

Privacy concern showed low or no effects on consumers' purchase intention in different recommendation systems. In content-based filtering, friendship-based social recommendation systems, and influenced-based social recommendation system, privacy concern had the lowest impact on purchase intention. Privacy concern had not significantly impact on purchase intention in user-based collaborative filtering (scenario 2) and item-based collaborative filtering (Scenario 5). The results showed that consumers have no privacy concern anymore while searching for or purchasing products on e-commerce platforms. The result rejected H6d.

> ***H6d:*** *Privacy concern is expected to have highest negative impact on purchase intention in friendship-based social recommendation system.*

The analysis showed that confidence in the decision had moderate, low, or no effects on consumers' purchase intention on different recommendation systems. The result rejected H6c.

> ***H6c:*** *Confidence in decision is expected to have the highest effect on purchase intention in content-based filtering compared to other recommendation systems.*

5.3. Detailed Discussion about Recommendation Systems

In content-based filtering, participants showed more privacy concerns than other perceptions. People are familiar with content-based filtering in their daily lives; therefore, they felt more privacy concern when they encountered content-based filtering. Participants also had a low level of perceived value when they encountered content-based filtering. However, perceived value had the most substantial impact on consumers' purchase intention. Less perceived value and high privacy concern might negatively impact the sales of e-commerce platforms using content-based filtering.

Although user-based collaborative filtering collects more private information than content-based filtering, participants showed lower privacy concerns. Furthermore, the analysis showed that privacy concern did not impact consumers' purchase intention when they encountered user-based collaborative filtering. This result aligned with the literature. The literature indicated that when consumers believed they would get more benefits, they would give two times more value than their concerns about privacy (Chellappa & Sin, 2005). Participants showed higher perceived value in user-based collaborative filtering. Although e-commerce platforms do not prefer to use user-based collaborative filtering due to difficult real-time predictions, if they handle this problem by using more advanced technology, they might gain a comparative advantage.

After content-based filtering, consumers had high privacy concern in the friendship-based social recommendation system. It showed that consumers felt more privacy concern when they encountered their friends' and families' purchases rather than random people. Although consumers' privacy concern was relatively high, the impact of privacy concern on purchase intention was low. Therefore, if e-commerce platforms use friendship-based social recommendation systems, consumers' purchase intention might not decrease due to privacy concerns. Even with the high level of perceived value, e-commerce platforms can benefit.

There are two different views in the literature about influenced-based social recommender system. In one view, researchers thought consumers give more importance to their friends' and families' ideas than experts (Lin et al., 2014). On the other hand, other researchers mentioned that people seek advice from experts or relatives depending on the types of products (Li et al., 2013). This research results showed that people gave more importance to influenced-based social recommender systems. Like in Li et al. study, this research also used an electronic product, a robot vacuum cleaner, and aligned with the outcomes of the second group of researchers in terms of the highest values in perceived value, confidence in decision, and purchase intention. Furthermore, the result of the regression analysis highlighted that privacy concern did not impact purchase intention in influenced-based social recommender system.

Item-based collaborative filtering was one of the most common recommendation systems in e-commerce platforms. In the research, participants showed a minor privacy concern in item-based collaborative filtering compared to other recommendation systems, and privacy concern had no impact on purchase intention.

The research outcomes showed that consumers might give less importance to commonly used recommendation systems such as content-based and item-based collaborative filtering. Consumers look open to new technological advancements and provide more personal information if they get more personalization and benefits.

Therefore, to increase sales and provide more benefits to consumers, e-commerce platforms should develop new recommendation systems.

5.4. Managerial Impact

The research findings have insightful suggestions and implications for managers. Results showed how consumers' perceptions mediated by different recommendation systems play an essential role in consumers' purchase decision. This research verified one more time, perceived value is the most critical perception in purchase intention, and recommendation systems increase the consumers' perceived value. Although consumers have some privacy concerns about recommendation systems, the research showed that privacy concern does not the main barrier to shopping. The analysis related to privacy concern showed that the system (content-based filtering) frequently used by e-commerce platforms has the most significant privacy concern for consumers. Developing new systems such as friendship-based, influenced-based, and user-based collaborative filtering might not have a massive impact on consumers' privacy concern. Even these systems help e-commerce websites increase their sales by increasing perceived value and purchase intention. In terms of purchase intention, the result of the study indicated that consumers give more importance to the expert-based view. Therefore, if e-commerce websites start to determine consumers as experts by considering their purchase history and demographics, they can persuade consumers to purchase more products and increase perceived value of consumers. The study's overall results showed that consumers are open to experience new types of recommendation systems, which might be a good starting point for managers to understand consumer behavior and design their technology accordingly.

5.5. Limitations and Future Research Directions

While the current research provides some valuable findings for the literature and professionals, there are potential limitations that need to be considered for future studies.

In the research, data were collected using by scenario-based survey method. Three of the five scenarios had hypothetical recommendation systems that consumers had not encountered on any e-commerce platform. While answers and results of statistical analysis are consistent, participants may have misunderstood some of the systems or questions. Moreover, consumer behavior in using the systems and answering the questions might differ. For this reason, it might be beneficial for future studies to develop pilot systems and conduct experiments by considering recommendation systems to achieve more relevant results.

All demographic data of 743 participants were analyzed in the study, and no significant differences were observed. However, due to technical problems, gender data did not collect and analyzed. Gender could be an essential differentiator of consumer purchase behavior. Thereby, possible gender effects should be considered in future research.

In the scenario-based questionnaire, consumers purchased electronic product, robot vacuum cleaner. The perception of consumers might be different in different types of products such as healthcare, entertainment and more. Therefore, in further research, different types of products might be compared, and participants' perception will be analyzed.

The final limitation of this study is to eliminate the independent variable of enjoyment from the entire study due to inseparable questions in surveys. According to the literature, consumers associate shopping with enjoyment, and people seek enjoyment while shopping (Babin et al., 2994; Childers et al., 2001; Davis~ et al., 1992). Like other independent variables, the enjoyment would also have a meaningful impact on consumer purchase intention and analyzing enjoyment data would provide practical implications for recommendation systems. In further studies, the impact of enjoyment should be considered.

CHAPTER 6

CONCLUSION

Recommendation systems are an essential part of consumers' shopping experiences. Developing successful recommendation systems is not only about advanced technology and engineering but also about consumers' perceptions. Therefore, this research aimed to investigate consumers' perception of perceived value, privacy concern, confidence in decision, and purchase intention towards the different recommendation systems. The study did not only focus on the highly used recommendation filtering techniques, such as content-based and collaborative filtering but also tried to understand consumers' perceptions of possible recommendation systems that will use in e-commerce in the future, like friendship-based and influenced-based social recommendation systems. The research was conducted with five different scenario-based surveys corresponding to each recommendation system with the participation of randomly selected 743 consumers in the general public. Data were analyzed by exploratory factor analysis, bivariate correlation, reliability analysis, one-way ANOVA, and multiple regression analysis in SPSS.

The analyses indicated that perceived value is the most important perception in consumers' purchase intention in all recommendation systems. People give more value to influenced-based recommendation systems compared to other recommendation systems. Although consumers have suspicious about privacy concern, they are willing to share their information to get more personalized services. This situation showed that e-commerce platforms could develop new recommendation systems to increase their sales and provide more consumer benefits. Even if e-commerce platforms collect more private information from consumers, like finding their friends on social media by using friend-based social recommendation systems or determining consumers as experts based on their information in influenced-based recommendation systems, consumers' purchase intention can increase by encountering more personalized products. Confidence in decision has a moderate impact on purchase intention; however, no differences were observed in different recommendation systems. The results show that consumers are open to use new recommendation systems if recommendation systems provide more value to them. To gain more competitive advantage, e-commerce platforms should improve their systems and offer more customized solutions by assuming they have only one customer, like Jeff Bezos' management of Amazon: "If we have 4.5 million customers, we should not have one store; we should have 4.5 million stores."

Consequently, the present study contributed to the literature in several ways by recommending new recommendation systems and their impact on consumers' behavior.

REFERENCES

Adomavicious, G., & Tuzhilin, A. (2005). Toward the Next Generation of Recommender Systems: A Survey of the State-of-the-Art and Possible Extensions. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, *17*(6). https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=1423975&casa_token=DYKEs70mYZcAAAAA:mIz4r5MewrdMIUcAEVTB7qtX2CkULBjZEmaOKi_TnqV0en2ImcLkvPn7VSpPU_iAOT28PxkCXQ

Adomavicius, G., Huang, Z., & Tuzhilin, A. (2008). Personalization and Recommender Systems. *State-of-the-Art Decision-Making Tools in the Information-Intensive Age*, 55–107. https://doi.org/10.1287/EDUC.1080.0044

Aggarwal, C. C. (2016). *Recommender Systems*. https://doi.org/10.1007/978-3-319-29659-3

Ajzen, I. (1991). The theory of planned behavior. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*, *50*(2), 179–211. https://doi.org/10.1016/0749-5978(91)90020-T

Almousa, M., & Almousa, M. (2011). Perceived Risk in Apparel Online Shopping: A Multi Dimensional Perspective. *Canadian Social Science*, *7*(2), 23–31. https://doi.org/10.3968/j.css.1923669720110702.003

Balabanović, M., & Shoham, Y. (1997). Content-Based, Collaborative Recommendation. *Communications of the ACM*, *40*(3), 66–72. https://doi.org/10.1145/245108.245124

Bishop Jr, & Willard R. (1984). Competitive intelligence. Progressive grocer, 63(3), 19-20. *Progressive Grocer*, *63*(3), 19–20.

Bobadilla, J., Ortega, F., Hernando, A., & Gutiérrez, A. (2013). Recommender systems survey. *Knowledge-Based Systems*, *46*, 109–132. https://doi.org/10.1016/J.KNOSYS.2013.03.012

Brovman, Y. M. (2019). *Complementary Item Recommendations at eBay Scale*. Ebay. https://tech.ebayinc.com/engineering/complementary-item-recommendations-at-ebay-scale/

Brusilovsky, P., & Kobsa, A. (2007). The Adaptive Web. *The Adaptive Web*, *4321*, 325-341–341. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9

Burke, R. (2002). Hybrid Recommender Systems: Survey and Experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction 2002 12:4*, *12*(4), 331–370. https://doi.org/10.1023/A:1021240730564

Claypool, M., Gokhale, A., Miranda, T., Murnikov, P., Netes, D., & Martin, M. (1999). Combining Content-Based and Collaborative Filtering in an Online Newspaper. *Proc. ACM SIGIR '99 Workshop Recommender Systems: Algorithms and Evaluation*. https://web.cs.wpi.edu/~claypool/papers/content-collab/content-collab.pdf

Cohen, J. (1992). A power primer. *Psychological Bulletin*, *112*(1), 155–159. https://doi.org/10.1037/0033-2909.112.1.155

Costa-Montenegro, E., Barragáns-Martínez, A. B., & Rey-López, M. (2012). Which App? A recommender system of applications in markets: Implementation of the service for monitoring users' interaction. *Expert Systems with Applications*, *39*(10), 9367–9375. https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2012.02.131

Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly: Management Information Systems*, *13*(3), 319–339. https://doi.org/10.2307/249008

Davis, F. D., Bagozzi, R. P., & Warshaw, P. R. (1992). Extrinsic and Intrinsic Motivation to Use Computers in the Workplace1. *Journal of Applied Social Psychology*, *22*(14), 1111–1132. https://doi.org/10.1111/J.1559-1816.1992.TB00945.X

Dickson, P. (1984). Psychological Perspectives on Consumer Response to Sales Promotion. *Research on Sales Promotion: Collected Papers*.

Dodds, W. B., & Kent, B. M. (1985). The Effect of Brand and Price Information on Subjective Product Evaluations. *Advances in Consumer Research*, *12*, 85–90.

Falahi, K. al, Mavridis, N., & Atif, Y. (2012). Social networks and recommender systems: A world of current and future synergies. In *Computational Social Networks: Tools, Perspectives and Applications* (Vol. 9781447140481, pp. 445–465). Springer-Verlag London Ltd. https://doi.org/10.1007/978-1-4471-4048-1_18/FIGURES/4

Fishbein, M., & Ajzen, I. (1977). Belief, attitude, intention and behavior: An introduction to theory and research. *Philosophy and Rhetoric* , *10*(2).

Gai, P. J., & Klesse, A. K. (2019). Making Recommendations More Effective Through Framings: Impacts of User- Versus Item-Based Framings on Recommendation Click-Throughs. *Journal of Marketing*, *83*(6), 61–75. https://doi.org/10.1177/0022242919873901/ASSET/IMAGES/LARGE/10.1177_0022242919873901-FIG2.JPEG

Glauber, R., & Loula, A. (2019). *Collaborative Filtering vs. Content-Based Filtering: differences and similarities*. https://doi.org/10.48550/arxiv.1912.08932

Guy, I., Zwerdling, N., Ronen, I., Carmel, D., & Uziel, E. (2010). *Social Media Recommendation based on People and Tags*. www.stumbleupon.com

Hauser, J. R., & Shugan, S. M. (1983). Defensive Marketing Strategies. *Marketing Science*.

He, J., & Chu, W. W. (2010). A Social Network-Based Recommender System (SNRS). In *Data Mining for Social Network Data* (pp. 1–7). https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6287-4_1

Henmon, V. A. C. (1911). The relation of the time of a judgement to its accuracy. *Psychological Review*, *18*(3), 186–201. https://doi.org/10.1037/H0074579

Herlocker, J. L., Konstan, J. A., Terveen, L. G., & Riedl, J. T. (2004). Evaluating Collaborative Filtering Recommender Systems. *ACM Transactions on Information Systems*, 5–53.

Hoffman, G. D. (1984). Our Competitor Is Our Environment. *Progressive Grocer - Value, Executive Report*, 28–30.

Hu, Y. (2011). Linking Perceived Value, Customer Satisfaction, and Purchase Intention in E-Commerce Settings. *Advances in Intelligent and Soft Computing*, *106*, 623–628. https://doi.org/10.1007/978-3-642-23753-9_100

Inman, J. J., & Nikolova, H. (2017). Shopper-Facing Retail Technology: A Retailer Adoption Decision Framework Incorporating Shopper Attitudes and Privacy Concerns. *Journal of Retailing*, *93*(1), 7–28. https://doi.org/10.1016/J.JRETAI.2016.12.006

Isinkaye, F. O., Folajimi, Y. O., & Ojokoh, B. A. (2015). Recommendation systems: Principles, methods and evaluation. *Egyptian Informatics Journal*, *16*(3), 261–273. https://doi.org/10.1016/J.EIJ.2015.06.005

Jannach, D., Zanker, M., Felfernig, A., & Friedrich, G. (2011). Recommender Systems An Introduction. In *Cambrdige* . Cambridge University Press.

Javadi, M., Dolatabadi, H., Nourbakhsh, M., Poursaeedi, A., & Asadollahi, A. (2012). An analysis factors affecting online shopping behavior of consumers. *International Journal of Marketing Studies*, 81–98.

Kautz, H., Selman, B., & Shah, M. (1997). Referral Web. *Communications of the ACM*, *40*(3), 63–65. https://doi.org/10.1145/245108.245123

Knotzer, N. (2008). *Front Matter from Product Recommendations in E-Commerce Retailing Applications on JSTOR*. Peter Lang AG. https://www.jstor.org/stable/j.ctv9hj934.1#metadata_info_tab_contents

Kruglanski, A. W. (1989). *Lay epistemics and human knowledge : cognitive and motivational bases*. 281.

Li, Y. M., Wu, C. te, & Lai, C. Y. (2013). A social recommender mechanism for e-commerce: Combining similarity, trust, and relationship. *Decision Support Systems*, *55*(3), 740–752. https://doi.org/10.1016/J.DSS.2013.02.009

Lin, C., Xie, R., Guan, X., Li, L., & Li, T. (2014). Personalized news recommendation via implicit social experts. *Information Sciences*, *254*, 1–18. https://doi.org/10.1016/J.INS.2013.08.034

Ma, H., Zhou, D., Liu, C., Lyu, M. R., & King, I. (2011). Recommender Systems with Social Regularization. *WSDM'11: Fourth ACM International Conference on Web Search and Data Mining*, 287–296.

Malhotra, N. K., Kim, S. S., & Agarwal, J. (2004). Internet Users' Information Privacy Concerns (IUIPC): The Construct, the Scale, and a Causal Model. *Https://Doi.Org/10.1287/Isre.1040.0032*, *15*(4), 336–355. https://doi.org/10.1287/ISRE.1040.0032

Marsden, P. v., & Friedkin, N. E. (2016). Network Studies of Social Influence. *Http://Dx.Doi.Org/10.1177/0049124193022001006*, *22*(1), 127–151. https://doi.org/10.1177/0049124193022001006

Mcnee, S. M., Riedl, J., Konstan, J. A., & Research, G. (2006). Being Accurate is Not Enough: How Accuracy Metrics have hurt Recommender Systems. · *Montréal*.

Mcpherson, M., Smith-Lovin, L., & Cook, J. M. (2001). *BIRDS OF A FEATHER: Homophily in Social Networks*. www.annualreviews.org

Metcalfe, J., & Shimamura, A. P. (1994). Metacognition: Knowing about knowing. *The MIT Press*. https://doi.org/10.7551/MITPRESS/4561.001.0001

Mladenic, D. (1999). Text-Learning and Related Intelligent Agents: A Survey. *IEEE Intelligent Systems and Their Applications*, *14*(4), 44–54. https://doi.org/10.1109/5254.784084

Mooney, R. J., & Roy, L. (1999). Content-Based Book Recommending Using Learning for Text Categorization. *Content-Based Book Recommending Using Learning for Text Categorization*.

Morwitz, V. (2014). Consumers' Purchase Intentions and their Behavior. *Foundations and Trends® in Marketing*, *7*(3), 181–230. https://doi.org/10.1561/1700000036

Nelson, T. O., & Narens, L. (1980). A new technique for investigating the feeling of knowing. *Acta Psychologica*, *46*(1), 69–80. https://doi.org/10.1016/0001-6918(80)90060-8

Pu, P., Chen, L., & Hu, R. (2011). A user-centric evaluation framework for recommender systems. *RecSys'11 - Proceedings of the 5th ACM Conference on Recommender Systems*, 157–164. https://doi.org/10.1145/2043932.2043962

Pu, P., Chen, L., Hu, R., Pu, P., Hu, R., & Chen, L. (2012). *Evaluating recommender systems from the user's perspective: survey of the state of the art*. *22*, 317–355. https://doi.org/10.1007/s11257-011-9115-7

Resnick, P., & Varian, H. R. (1997). Recommender systems. *Communications of the ACM*, *40*(3), 56–58. https://doi.org/10.1145/245108.245121

Rich, E. (1979). User modeling via stereotypes. *Cognitive Science*, *3*(4), 329–354. https://doi.org/10.1016/S0364-0213(79)80012-9

Riedl, J. (2001). Personalization and privacy. *IEEE Internet Computing*, *5*(6), 29–31. https://doi.org/10.1109/4236.968828

San Martín, S., & Camarero, C. (2009). How perceived risk affects online buying. *Online Information Review*, *33*(4), 629–654. https://doi.org/10.1108/14684520910985657/FULL/XML

Sawyer, A. (1974). Demand Artifacts in Laboratory Experiments in Consumer Research. *Journal of Consumer Research*, 20–30.

Schafer, J. ben, Frankowski, D., Herlocker, J., & Sen, S. (2007). Collaborative Filtering Recommender Systems. In *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics): Vol. 4321 LNCS* (pp. 291–324). Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72079-9_9

Schafer, J. ben, Konstan, J. A., Riedl, J., Kohavi, R., & Provost, F. (2001). E-Commerce Recommendation Applications. *Data Mining and Knowledge Discovery 2001 5:1*, *5*(1), 115–153. https://doi.org/10.1023/A:1009804230409

Schechter, L. (1984). A Normative Conception of Value. *Progressive Grocer, Executive Report*, 12–14.

Seo, Y. D., Kim, Y. G., Lee, E., & Baik, D. K. (2017). Personalized recommender system based on friendship strength in social network services. *Expert Systems with Applications*, *69*, 135–148. https://doi.org/10.1016/J.ESWA.2016.10.024

Shardanand, U., & Maes, P. (1995). Social information filtering . | *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, 210–217. https://dl.acm.org/doi/10.1145/223904.223931

Shi, Y., Zhao, X., Wang, J., Larson, M., & Hanjalic, A. (2012). Adaptive Diversification of Recommendation Results via Latent Factor Portfolio. *SIGIR '12: Proceedings of the 35th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, 175–184.

Soboroff, I. (1999). Combining Content and Collaborative Filtering in Text Filtering. *Proc. Int'l Joint Conf. Artificial Intelligence Workshop: Machine Learning for Information Filtering*.

Spiekermann, S., & Paraschiv, C. (2002). Motivating Human-Agent Interaction: Transferring Insights from Behavioral Marketing to Interface Design. *Electronic Commerce Research*, *2*, 255–285.

Tang, J., Hu, X., & Liu, H. (2013). Social recommendation: a review. *Social Network Analysis and Mining*, *3*(4), 1113–1133. https://doi.org/10.1007/S13278-013-0141-9/FIGURES/3

Tormala, Z. L., Rucker, D. D., & Seger, C. R. (2006). *When increased confidence yields increased thought: A confidence-matching hypothesis*. https://doi.org/10.1016/j.jesp.2006.11.002

Tsai, Y. C., & Yeh, J. C. (2010). Perceived risk of information security and privacy in online shopping: A study of environmentally sustainable products. *African Journal of Business Management*, *4*(18), 4057–4066. https://doi.org/10.5897/AJBM.9000457

Vargas, S., & Castells, P. (2014). Improving Sales Diversity by Recommending Users to Items. *RecSys'14: Eighth ACM Conference on Recommender Systems*, 145–152. https://doi.org/10.1145/2645710.2645744

Wu, M. (2015). *Hybrid user perception model: comparing users' perceptions toward collaborative, content-based, and hybrid recommender systems*. https://doi.org/10.31274/ETD-180810-4288

Xu, X., & Yao, Z. (2015). Understanding the role of argument quality in the adoption of online reviews An empirical study integrating value-based decision and needs theory. *Online Information Review*. https://doi.org/10.1108/OIR-05-2015-0149

Zhang, B., Wang, N., & Jin, H. (2014). Privacy Concerns in Online Recommender Systems: Influences of Control and User Data Input. *SOUPS '14: Proceedings of the Tenth USENIX Conference on Usable Privacy and Security*, 159–173.

Zhang, L., Tan, W., Xu, Y., & Tan, G. (2011). Dimensions of perceived risk and their influence on consumers' purchasing behavior in the overall process of B2C. *Lecture Notes in Electrical Engineering*, *111 LNEE*, 1–10. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24823-8_1

Ziegler, C.-N., McNee, S. M., Nr, G., Konstan, J. A., & Lausen, G. (2005). Improving Recommendation Lists Through Topic Diversification. *WWW '05: Proceedings of the 14th International Conference on World Wide Web*, 22–32. http://www.amazon.com

APPENDICES

A. APPROVAL OF THE METU HUMAN SUBJECTS ETHICS COMMITTEE

UYGULAMALI ETİK ARAŞTIRMA MERKEZİ
APPLIED ETHICS RESEARCH CENTER

ORTA DOĞU TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
MIDDLE EAST TECHNICAL UNIVERSITY

DUMLUPINAR BULVARI 06800
ÇANKAYA ANKARA/TURKEY
T: +90 312 210 22 91
F: +90 312 210 79 59
ueam@metu.edu.tr
www.ueam.metu.edu.tr

Sayı: 28620816 /

14 NİSAN 2022

Konu : Değerlendirme Sonucu

Gönderen: ODTÜ İnsan Araştırmaları Etik Kurulu (İAEK)

İlgi : İnsan Araştırmaları Etik Kurulu Başvurusu

Sayın Adil ORAN

Danışmanlığını yürüttüğünüz Burcu MADEN'in "Tavsiye Sistemlerinin Tüketici Davranışları Üzerinde Etkisi" başlıklı araştırması İnsan Araştırmaları Etik Kurulu tarafından uygun görülmüş ve **0187-ODTUİAEK-2022** protokol numarası ile onaylanmıştır.

Saygılarımızla bilgilerinize sunarız.

Prof.Dr. Mine MISIRLISOY
İAEK Başkan

B. SURVEY

B.1. INFORMED CONSENT FORM

Değerli Katılımcı,

Bu araştırma, Orta Doğu Teknik Üniversitesi (ODTÜ) Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Yüksek Lisans Öğrencisi Burcu Maden tarafından Doçent Dr. Adil Oran danışmanlığında yüksek lisans tez çalışması kapsamında yürütülmektedir. Bu bölüm, sizi araştırma koşulları hakkında bilgilendirmek için hazırlanmıştır.

Araştırmanın amacı, online alışveriş sitelerinde kullanılan tavsiye sistemlerinin tüketici davranışları üzerindeki etkilerini incelemektir.

Yaklaşık 5-7 dakika sürmesi beklenen bu ankette size bir senaryo ve bu senaryoya ilişkin eksiksiz ve doğru cevaplamanız beklenen bir dizi soru yöneltilecektir.

Araştırmaya katılımınız tamamen gönüllülük esasına dayalıdır. Ankette, sizden kimlik veya kurum belirleyici hiçbir bilgi istenmemektedir. Cevaplarınız tamamıyla gizli tutulacak ve sadece araştırmacılar tarafından değerlendirilecektir. Katılımcılardan elde edilen bilgiler toplu halde değerlendirilecek ve bilimsel yayımlarda kullanılacaktır.

Anket genel olarak kişisel rahatsızlık verecek konular içermemektedir. Ancak, katılım sırasında sorulardan ya da herhangi başka bir nedenden ötürü kendinizi rahatsız hissederseniz cevaplama işini yarıda bırakıp çıkabilirsiniz.

Bu çalışmaya katıldığınız için şimdiden çok teşekkür ederim. Araştırma hakkında daha fazla bilgi almak için ODTÜ İşletme Bölümü Öğretim Üyelerinden Doçent Dr. Adil Oran ya da Yüksek Lisans Öğrencisi Burcu Maden ile iletişime geçebilirsiniz.

Yukarıdaki bilgileri okudum ve bu araştırmaya tamamen gönüllü olarak katılıyorum.

☐ Evet ☐Hayır

B.2. DEMOGRAPHIC QUESTIONS

In the research, 5 different surveys were conducted. Each survey has own specific scenario but, regardless of the scenarios, demographic questions were same.

1. Cinsiyetiniz

☐ Kadın

☐ Erkek

☐ Cevap vermek istemiyorum

2. Yaşınız

☐ 18 - 24

☐ 25 - 34

☐ 35 - 44

☐ 45 - 54

☐ 55 - 64

☐ 5 +

3. Eğitim Durumunuz

☐ Okuryazar

☐ İlkokul

☐ Ortaokul

☐ Lise

☐ Ön Lisans

☐ Lisans

☐ Yüksek Lisans

☐ Doktora

4. Çalışma Durumunuz

☐ Özel Sektör

☐ Kamu

☐ Öğrenci

☐ Emekli

☐ Çalışmıyor

5. Yaşadığınız Yer (Ülke)

6. Aylık Hane Geliriniz

B.3. QUESTIONS ABOUT INTERNET USAGE AND RECOMMENDATION

In the research, 5 different surveys were conducted. Each survey has own specific scenario but regardless of the scenarios, general questions were same.

1. İnternette bir günde ne kadar vakit geçiriyorsunuz?

   ☐ <1 saat

   ☐ 1 – 3 saat

   ☐ 4 - 6 saat

   ☐ > 6 saat

   ☐ Emin değilim

2. Online alışveriş sitelerinden ne sıklıkts alışveriş yapıyorsunuz?

   ☐ Her gün

   ☐ Haftada birkaç kez

   ☐ Ayda birkaç kez

   ☐ Yılda birkaç kez

   ☐ Hiç alisveriş yapmadım

3. Almayı planladığınız ancak hakkında çok bilginiz olmayan bir ürün/servis için bir kişi ya da sistemden tavsiye alır mısınız?

   ☐ Kesinlikle tavsiye almam

   ☐ Tavsiye almam

   ☐ Karasızım

   ☐ Tavsiye alırım

   ☐ Kesinlikle tavsiye alırım

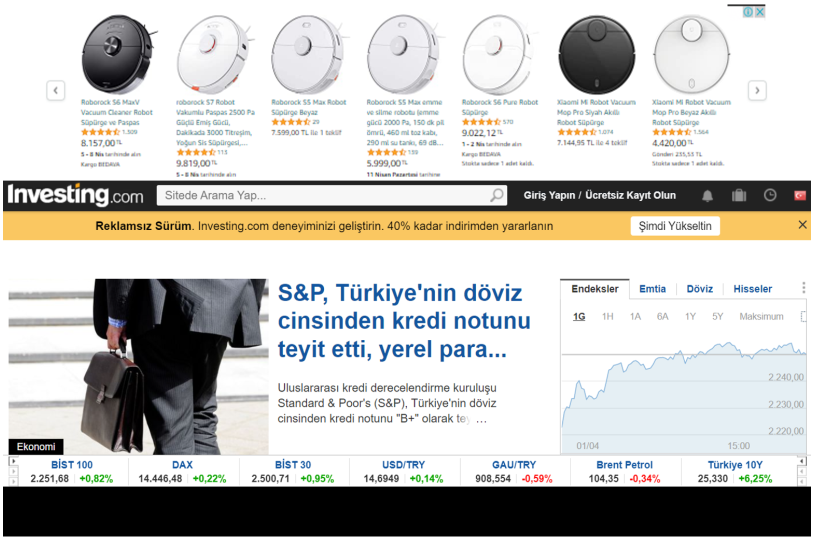
B.4. Scenario 1 – Content-Based Filtering

Değerli katılımcı,

Kendinizi aşağıdaki senaryonun bir kahramanı olarak düşünmeniz ve senaryoyu dikkatli bir şekilde okuyarak soruları cevaplamanız beklenmektedir.

Senaryo

Bir süredir ev işlerinizi kolaylaştıracak bir robot süpürge almayı düşünüyorsunuz. Size en uygun robot süpürgeyi bulmak için farklı model ve markaları internet siteleri üzerinden inceliyorsunuz. Bu araştırmalarınızdan sonra farklı zaman dilimlerinde internette dolaşırken (internet üzerinden haber okurken, sosyal medyada arkadaşlarınızın fotoğraflarına bakarken, video izlerken vb.) bildiğiniz bir online alışveriş sitesi size daha önce gördüğünüz ya da sizin için tamamen yeni olan robot süpürge markaları ve modellerini reklamlar aracılığıyla size önermeye başlıyor. Gelen reklama tıklayarak bu online alışveriş sitesine girdiğinizde de sizin için en uygun olabilecek robot süpürgelerin hazırlandığı bir sayfa ile karşılaşıyorsunuz.



B.4.1. Scenario 1 – Content-Based Filtering – Perceived Value

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin, benim yaptığım araştırmalara ilişkin bana tavsiye sunuyor olması benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, benim yaptığım araştırmalara göre öneriler sunması genel olarak benim istek ve ihtiyaçlarımı karşılar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, benim yaptığım araştırmalara göre ihtiyacımı anlayarak bana öneriler sunması benim gözümde bu sitenin değerini artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi, istediğim ürünü bulmam konusunda bana yardımcı olduğu için bu öneriler benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, bana ürün önermesi yerine bu araştırmayı kendim yapmayı tercih ederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.4.2. Scenario 1 – Content-Based Filtering – Privacy Concern

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin yaptığım araştırmalara göre bana sunduğu tavsiyelerden elde ettiğim faydanın, bilgilerimin ifşa edilmesi riskini dengeleyebileceğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana sunduğu tavsiyeler verdiğim bilgilere değer.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bilgilerimin ifşa edilme riskinin, tavsiyeler ile elde ettiğim faydadan daha büyük olduğunu düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu online sitesinden alışveriş yaparken kişisel bilgilerimin gizliliğine yönelik tehditler konusunda endişe duyuyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "gözlemleniyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "takip ediliyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "kayıt altına alınmış" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye almak için, online alışveriş sitesine kişisel bilgilerimi veririm.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

Kişisel bilgilerimi online alışveriş sitesine vermek riskli olabilir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi bana öneriler sunduğunda özel hayatımın ihlal edildiğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.4.3. Scenario 1 – Content-Based Filtering – Enjoyment

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam keyifli hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam mutlu hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşmak eğlencelidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.4.4. Scenario 1 – Content-Based Filtering – Confidence in Decision

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Doğru kararı verdiğime eminim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Verdiğim kararın yanlış olduğunu düşünmüyorum	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bir daha karar vermek zorunda kalsam yine aynı kararı alırdım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Doğru kararı verdiğime eminim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.4.5. Scenario 1 – Content-Based Filtering – Purchase Intention

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin benim araştırmalarıma göre öneriler sunması bu online alışveriş sitesinden ürün alma istediğimi artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin yaptığım araştırmalara göre bana öneriler sunması gelecekte bu siteyi ziyaret etme isteğimi artıracaktır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana öneriler sunması satın alma kararı verirken kafamı karıştırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana öneriler sunması satın almayı planladığım ürünlere ilişkin kendimden daha emin olmamı sağlar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye edilen ürünü satın alırım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

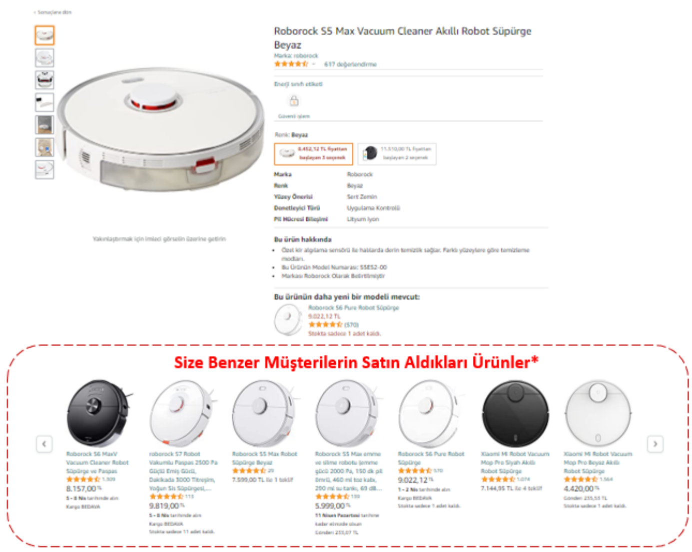
B.5. Scenario 2 – User-Based Collaborative Filtering

Değerli katılımcı,

Kendinizi aşağıdaki senaryonun bir kahramanı olarak düşünmeniz ve senaryoyu dikkatli bir şekilde okuyarak soruları cevaplamanız beklenmektedir.

Senaryo

Bir süredir ev işlerinizi kolaylaştıracak bir robot süpürge almayı düşünüyorsunuz. Bildiğiniz bir online alışveriş sitesinde size uygun olan marka ve modelleri incelemeye başlıyorsunuz. Online alışveriş sitesi sizin karar vermenizi kolaylaştırmak için demografik bilgileriniz, kişisel bilgileriniz, arama geçmişiniz ve satın alma davranışlarınız gibi parametreleri dikkate alarak size benzeyen diğer kullanıcılarının satın aldıkları robot süpürgeleri ve satın almış oldukları bu robot süpürgelere ilişkin yaptıkları yorumları gösteriyor.



Roborock S5 Max Vacuum cleaner akıllı robot Süpürge Beyaz. Amazon.com.tr: Ev ve Yaşam. (n.d.). Retrieved April 2, 2022, from https://www.amazon.com.tr/Roborock-Vacuum-Cleaner-Ak%C4%B1ll%C4%B1-S%C3%BCp%C3%BCrge/dp/B0841S2G1C/ref=sr_1_2?__mk_tr_TR=%C3%85M%C3%85%C5%BD%C3%95%C3%91&crid=203ZWWB11TTH0&keywords=roborock%2Bs5&qid=1648934286&sprefix=roborock%2Bs5%2Caps%2C125&sr=8-2
* İlgili bölümde değişiklik yapılmıştır.

B.5.1. Scenario 2 – User-Based Filtering – Perceived Value

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldığı ürünleri göstermesi benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldığı ürünleri göstermesi genel olarak istek ve ihtiyaçlarımı karşılar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldıkları ürünleri göstererek bana öneriler sunması benim gözümde bu sitenin değerini artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi istediğim ürünü bulmam konusunda bana yardımcı olduğu için bu öneriler benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldıkları ürünleri göstererek bana ürün önermesi yerine bu araştırmayı kendim yapmayı tercih ederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.5.2. Scenario 2 – User-Based Filtering – Privacy Concern

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcılar ile beni eşleştirerek tavsiye sunmasından elde ettiğim faydanın, bilgilerimin ifşa edilmesi riskini dengeleyebileceğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana sunduğu tavsiyeler verdiğim bilgilere değer.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bilgilerimin ifşa edilme riskinin, tavsiyeler ile elde ettiğim faydadan daha büyük olduğunu düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu online sitesinden alışveriş yaparken kişisel bilgilerimin gizliliğine yönelik tehditler konusunda endişe duyuyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "gözlemleniyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "takip ediliyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "kayıt altına alınmış" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye almak için, online alışveriş sitesine kişisel bilgilerimi veririm.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Kişisel bilgilerimi online alışveriş sitesine vermek riskli olabilir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi bana öneriler sunduğunda özel hayatımın ihlal edildiğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.5.3. Scenario 2 – User-Based Filtering – Enjoyment

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam keyifli hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam mutlu hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşmak eğlencelidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.5.4. Scenario 2 – User-Based Filtering – Confidence in Decision

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Doğru kararı verdiğime eminim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Verdiğim kararın yanlış olduğunu düşünmüyorum	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bir daha karar vermek zorunda kalsam yine aynı kararı alırdım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.5.5. Scenario 2 – User-Based Filtering – Purchase Intention

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldıkları ürünleri göstermesi bu online alışveriş sitesinden ürün alma istediğimi artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldıkları ürünleri göstermesi gelecekte bu siteyi ziyaret etme isteğimi artıracaktır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldıkları ürünleri göstermesi satın alma kararı verirken kafamı karıştırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana benzer kullanıcıların aldıkları ürünleri göstermesi satın almayı planladığım ürünlere ilişkin kendimden daha emin olmamı sağlar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye edilen ürünü satın alırım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

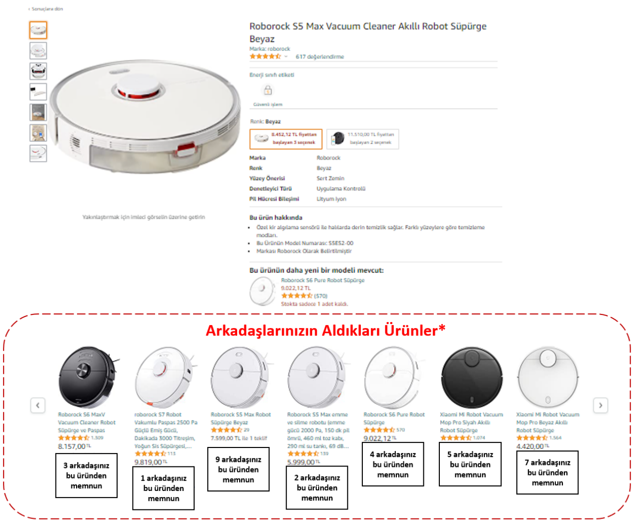
B.6. Scenario 3 – Friendship-Based Social Recommendation System Filtering

Değerli katılımcı,

Kendinizi aşağıdaki senaryonun bir kahramanı olarak düşünmeniz ve senaryoyu dikkatli bir şekilde okuyarak soruları cevaplamanız beklenmektedir.

Senaryo

Bir süredir ev işlerinizi kolaylaştıracak bir robot süpürge almayı düşünüyorsunuz. Bildiğiniz bir online alışveriş sitesinde size uygun olan marka ve modelleri incelemeye başlıyorsunuz. Online alışveriş sitesi sizin karar vermenizi kolaylaştırmak için sizin sosyal medya hesaplarınız ile online alışveriş sitesindeki hesabınızı eşleştirerek bu online alışveriş sitesi üzerinden alışveriş yapan arkadaşlarınızın isimlerini vermeden hangi ürünleri satın aldıklarını ve bu ürüne ilişkin yapmış oldukları yorumları size gösteriyor.



Roborock S5 Max Vacuum cleaner akıllı robot Süpürge Beyaz. Amazon.com.tr: Ev ve Yaşam. (n.d.). Retrieved April 2, 2022, from https://www.amazon.com.tr/Roborock-Vacuum-Cleaner-Ak%C4%B1ll%C4%B1-S%C3%BCp%C3%BCrge/dp/B0841S2G1C/ref=sr_1_2?__mk_tr_TR=%C3%85M%C3%85%C5%BD%C3%95%C3%91&crid=203ZWWB11TTH0&keywords=roborock%2Bs5&qid=1648934286&sprefix=roborock%2Bs5%2Caps%2C125&sr=8-2

* İlgili bölümde değişiklik yapılmıştır.

B.6.1. Scenario 3 – Friendship-Based Social Recommendation System – Perceived Value

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldığı ürünleri göstermesi benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldığı ürünleri göstermesi genel olarak istek ve ihtiyaçlarımı karşılar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldıkları ürünleri göstererek bana öneriler sunması benim gözümde bu sitenin değerini artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi istediğim ürünü bulmam konusunda bana yardımcı olduğu için bu öneriler benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldıkları ürünleri göstererek bana ürün önermesi yerine bu araştırmayı kendim yapmayı tercih ederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.6.2. Scenario 3 – Friendship-Based Social Recommendation System – Privacy Concern

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımı bulması ve arkadaşlarımın aldıkları ürünlere ilişkin bana tavsiye sunmasından elde ettiğim faydanın, bilgilerimin ifşa edilmesi riskini dengeleyebileceğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana sunduğu tavsiyeler verdiğim bilgilere değer.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bilgilerimin ifşa edilme riskinin, tavsiyeler ile elde ettiğim faydadan daha büyük olduğunu düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu online sitesinden alışveriş yaparken kişisel bilgilerimin gizliliğine yönelik tehditler konusunda endişe duyuyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "gözlemleniyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "takip ediliyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "kayıt altına alınmış" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye almak için, online alışveriş sitesine kişisel bilgilerimi veririm.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Kişisel bilgilerimi online alışveriş sitesine vermek riskli olabilir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi bana öneriler sunduğunda özel hayatımın ihlal edildiğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.6.3. Scenario 3 – Friendship-Based Social Recommendation System – Enjoyment

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam keyifli hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam mutlu hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşmak eğlencelidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.6.4. Scenario 3 – Friendship-Based Social Recommendation System – Confidence in Decision

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Doğru kararı verdiğime eminim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Verdiğim kararın yanlış olduğunu düşünmüyorum	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bir daha karar vermek zorunda kalsam yine aynı kararı alırdım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.6.5. Scenario 3 – Friendship-Based Social Recommendation System – Purchase Intention

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldıkları ürünleri göstermesi bu online alışveriş sitesinden ürün alma istediğimi artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldıkları ürünleri göstermesi gelecekte bu siteyi ziyaret etme isteğimi artıracaktır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldıkları ürünleri göstermesi satın alma kararı verirken kafamı karıştırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin arkadaşlarımın aldıkları ürünleri göstermesi satın almayı planladığım ürünlere ilişkin kendimden daha emin olmamı sağlar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye edilen ürünü satın alırım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

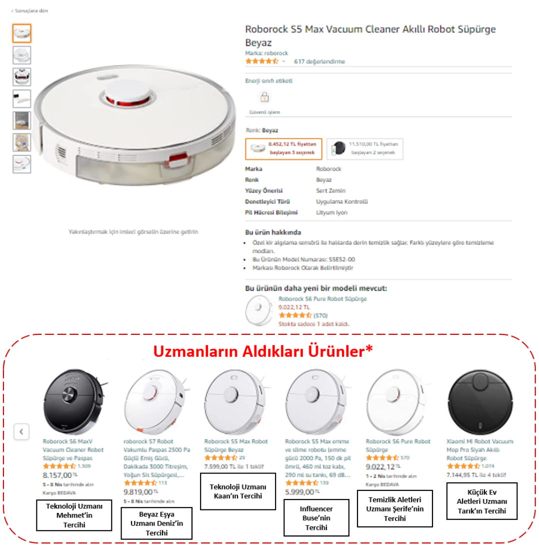
B.7. Scenario 4 – Influenced-Based Social Recommendation System

Değerli katılımcı,

Kendinizi aşağıdaki senaryonun bir kahramanı olarak düşünmeniz ve senaryoyu dikkatli bir şekilde okuyarak soruları cevaplamanız beklenmektedir.

Senaryo

Bir süredir ev işlerinizi kolaylaştıracak bir robot süpürge almayı düşünüyorsunuz. Bildiğiniz bir online alışveriş sitesinde size uygun olan marka ve modelleri incelemeye başlıyorsunuz. Online alışveriş sitesi kendi içinde bir sınıflandırma yaparak (kişilerin meslekleri, sıklıkla satın aldıkları ürünler, yaptıkları değerlendirmeler vb.) müşterilerinin bazılarını uzman olarak değerlendiriyor ve sizin baktığınız robot süpürgelere ilişkin uzmanların aldığı ürünleri ve yorumlarını gösteriyor. Siz de verdiğiniz bilgilere göre online alışveriş sitesi tarafından diğer kullanıcılar gibi herhangi bir alanda uzman olarak atanabilir ve diğer kullanıcılar da sizin aldığınız ve yorum yaptığınız ürünleri görebilir.



Roborock S5 Max Vacuum cleaner akıllı robot Süpürge Beyaz. Amazon.com.tr: Ev ve Yaşam. (n.d.). Retrieved April 2, 2022, from https://www.amazon.com.tr/Roborock-Vacuum-Cleaner-Ak%C4%B1ll%C4%B1-S%C3%BCp%C3%BCrge/dp/B0841S2G1C/ref=sr_1_2?__mk_tr_TR=%C3%85M%C3%85%C5%BD%C3%95%C3%91&crid=203ZWWB11TTH0&keywords=roborock%2Bs5&qid=1648934286&sprefix=roborock%2Bs5%2Caps%2C125&sr=8-2
* İlgili bölümde değişiklik yapılmıştır.

B.7.1. Scenario 4 – Influenced-Based Social Recommendation System – Perceived Value

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin uzmanların aldığı ürünleri göstermesi benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin uzmanların aldığı ürünleri göstermesi genel olarak istek ve ihtiyaçlarımı karşılar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin uzmanların aldıkları ürünleri göstererek bana öneriler sunması benim gözümde bu sitenin değerini artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi istediğim ürünü bulmam konusunda bana yardımcı olduğu için bu öneriler benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin uzmanların aldıkları ürünleri göstererek bana ürün önermesi yerine bu araştırmayı kendim yapmayı tercih ederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.7.2. Scenario 4 – Influenced-Based Social Recommendation System - Privacy Concern

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin kişilerin demografik bilgilerinden uzman ataması yaparak bana tavsiye sunmasından elde ettiğim faydanın, bilgilerimin ifşa edilmesi riskini dengeleyebileceğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin bana sunduğu tavsiyeler verdiğim bilgilere değer.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bilgilerimin ifşa edilme riskinin, tavsiyeler ile elde ettiğim faydadan daha büyük olduğunu düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu online sitesinden alışveriş yaparken kişisel bilgilerimin gizliliğine yönelik tehditler konusunda endişe duyuyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "gözlemleniyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "takip ediliyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "kayıt altına alınmış" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye almak için, online alışveriş sitesine kişisel bilgilerimi veririm.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Kişisel bilgilerimi online alışveriş sitesine vermek riskli olabilir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi bana öneriler sunduğunda özel hayatımın ihlal edildiğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.7.3. Scenario 4 – Influenced-Based Social Recommendation System - Enjoyment

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam keyifli hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam mutlu hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşmak eğlencelidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin ihtiyacıma uygun ürünler sunması hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.7.4. Scenario 4 – Influenced-Based Social Recommendation System – Confidence in Decision

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Doğru kararı verdiğime eminim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Verdiğim kararın yanlış olduğunu düşünmüyorum	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bir daha karar vermek zorunda kalsam yine aynı kararı alırdım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.7.5. Scenario 4 – Influenced-Based Social Recommendation System – Purchase Intention

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin uzmanların aldıkları ürünleri göstermesi bu online alışveriş sitesinden ürün alma istediğimi artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin uzmanların aldıkları ürünleri göstermesi gelecekte bu siteyi ziyaret etme isteğimi artıracaktır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin uzmanların aldıkları ürünleri göstermesi satın alma kararı verirken kafamı karıştırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin uzmanların aldıkları ürünleri göstermesi satın almayı planladığım ürünlere ilişkin kendimden daha emin olmamı sağlar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye edilen ürünü satın alırım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

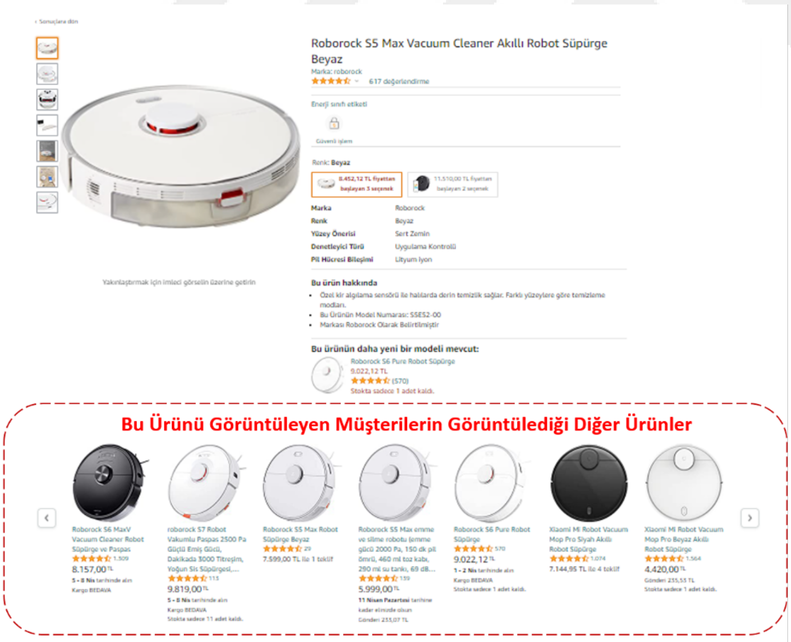
B.8. Scenario 5 – Item-Based Collaborative Filtering

Değerli katılımcı,

Kendinizi aşağıdaki senaryonun bir kahramanı olarak düşünmeniz ve senaryoyu dikkatli bir şekilde okuyarak soruları cevaplamanız beklenmektedir.

Senaryo

Bir süredir ev işlerinizi kolaylaştıracak bir robot süpürge almayı düşünüyorsunuz. Bildiğiniz bir online alışveriş sitesinde farklı marka ve modellerdeki robot süpürgeleri incelemeye başlıyorsunuz. Online alışveriş sitesi sizin baktığınız ürüne daha önce bakan kullanıcıların aynı kategoride inceledikleri diğer ürünleri de size sunuyor.



Roborock S5 Max Vacuum cleaner akıllı robot Süpürge Beyaz. Amazon.com.tr: Ev ve Yaşam. (n.d.). Retrieved April 2, 2022, from https://www.amazon.com.tr/Roborock-Vacuum-Cleaner-Ak%C4%B1ll%C4%B1-S%C3%BCp%C3%BCrge/dp/B0841S2G1C/ref=sr_1_2?__mk_tr_TR=%C3%85M%C3%85%C5%BD%C3%95%C3%91&crid=203ZWWB11TTH0&keywords=roborock%2Bs5&qid=1648934286&sprefix=roborock%2Bs5%2Caps%2C125&sr=8-2

B.8.1. Scenario 5 – Item-Based Collaborative Filtering – Perceived Value

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin, aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstermesi benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstermesi genel olarak benim istek ve ihtiyaçlarımı karşılar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstermesi benim gözümde bu sitenin değerini artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi, istediğim ürünü bulmam konusunda bana yardımcı olduğu için bu öneriler benim için değerlidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstermesi yerine bu araştırmayı kendim yapmayı tercih ederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.8.2. Scenario 5 – Item-Based Collaborative Filtering - Privacy Concern

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstererek bana sunduğu tavsiyelerden elde ettiğim faydanın, kişisel bilgilerimin açığa çıkma riskini dengeleyebileceğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu alışveriş sitesinin benim hakkımda çok fazla kişisel bilgi toplaması beni endişelendirir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Kişisel bilgilerimin açığa çıkma riskinin, tavsiyeler ile elde ettiğim faydadan daha büyük olduğunu düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu online alışveriş sitesinden alışveriş yaparken kişisel bilgilerimin gizliliğine yönelik oluşabilecek olası tehditler konusunda endişe duyuyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "gözlemleniyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "takip ediliyor" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaştığımda "kayıt altına alınmış" gibi hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bu tavsiyeleri alabilmek için online alışveriş sitesine kişisel bilgilerimi veririm.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Kişisel bilgilerimi online alışveriş sitesine vermek riskli olabilir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesi bana öneriler sunduğunda özel hayatımın ihlal edildiğini düşünüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.8.3. Scenario 5 – Item-Based Collaborative Filtering – Enjoyment

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin, aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstermesi hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam keyifli hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşsam mutlu hissederim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Senaryodaki durum ile karşılaşmak eğlencelidir.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin, aynı ürüne bakan kullanıcıların baktıkları diğer ürünleri göstermesi hoşuma gider.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.8.4. Scenario 5 – Item-Based Collaborative Filtering – Confidence in Decision

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Doğru kararı verdiğime eminim.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Verdiğim kararın yanlış olduğunu düşünmüyorum.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Bir daha karar vermek zorunda kalsam yine aynı kararı alırdım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

B.8.5. Scenario 5 – Item-Based Collaborative Filtering – Purchase Intention

1: Kesinlikle Katılmıyorum	2	3	4: Kararsızım	5	6	7: Kesinlikle Katılıyorum

Online alışveriş sitesinin aynı ürüne bakan müşterilerin baktıkları diğer ürünleri göstermesi bu online alışveriş sitesinden ürün alma isteğimi artırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin aynı ürüne bakan müşterilerin baktıkları diğer ürünleri göstermesi gelecekte bu siteyi ziyaret etme isteğimi artıracaktır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin aynı ürüne bakan müşterilerin baktıkları diğer ürünleri göstermesi satın alma kararı verirken kafamı karıştırır.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Online alışveriş sitesinin aynı ürüne bakan müşterilerin baktıkları diğer ürünleri göstermesi satın almayı planladığım ürünlere ilişkin kendimden daha emin olmamı sağlar.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**
Tavsiye edilen ürünlerden birini satın alırım.	**1**	**2**	**3**	**4**	**5**	**6**	**7**

C. TURKISH SUMMARY / TÜRKÇE ÖZET

E-ticaret durdurulamaz bir büyüme ile altın çağını yasamaktadır. COVID-19 salgınının etkisiyle ABD'de e-ticaret harcamaları önceki iki yıla göre 609 milyar dolar artmıştır. Adobe tahminlerine göre, insanlar harcama alışkanlıklarını çevrimiçi platformlara kaydırmaya devam ederken, e-ticaretin ilk trilyon dolarlık satış yılını 2022'de gerçekleştirmesi beklenmektedir. Türkiye de e-ticarette aynı kademeli büyümeyi e-ticarette göstermektedir. E-ticaret, Türkiye'de 2021 yılının aynı döneminde 2020 yılına kıyasla %88 büyüme göstermiştir ve hatta Nisan 2022'de bu büyüme %68 ile devam etmiştir (Nielsen IQ, 2022).

E-ticaret, mağazalara kıyasla tüketicilerin binlerce ürün ve hizmeti aynı anda aramasını sağlayarak hayatlarını kolaylaştırmaktadır. Tüketiciler, e-ticaret sayesinde dünyanın herhangi bir yerindeki tedarikçilerden istedikleri ürünü veya hizmeti seçebilir, fiyatlarını, kalitelerini karşılaştırabilir ve diğer tüketicilerin deneyimlerini istedikleri zaman sadece ekranlarını kaydırarak inceleyebilirler. Ancak, daha fazla seçenek, tüketiciler için daha fazla kafa karışıklığı anlamına gelmektedir. Daha fazla seçenek- daha fazla kafa karışıklığı paradoksunu çözmek için e-ticaret platformları, tüketicilerin tercihlerini dikkate alarak seçenekleri özelleştirmeye çalışmaktadır. E-ticaret platformları, yeni teknolojileri benimseyerek tüketiciler için karar karmaşıklığını azaltmaya çalışır. 1995'te bile içinde Dr. Pine'ın da bulunduğu bir grup araştırmacı şirketlerin her bir tüketici ile ayrı ayrı ilgilenen bir pazarlamacı gibi davranabilmesi ve her bir tüketicinin tercihlerini ve ihtiyaçlarını anlayarak ürün ve hizmetleri kişiselleştirebilmesi için teknolojiyi kullanmaları gerektiğini vurgulamıştır. 1995 yılına kıyasla günümüzde rekabet çok daha yoğundur; bu nedenle her platform, kişiselleştirmeyi artırmak için yeni teknolojiler geliştirmeye çalışmaktadır. Kişiselleştirme, e-ticaret platformlarına önemli bir rekabet avantajı sağlamakta ve satışlarını olumlu etkilemektedir.

İnsanlar ailelerinden, arkadaşlarından ve hatta mağazalarda çalışan satış temsilcilerinden tavsiye ve öneri isterler. Bu çalışmadaki anket sonucu da literatürü destekler nitelikte olmuş ve tüketicilerin %86'sının satın alma kararı verirken herhangi bir sistemden veya yakınlarından tavsiye almayı tercih ettiğini göstermiştir. Farklı sektörlerde de tavsiyenin gücü anlaşılmıştır, hatta 1979'dan itibaren farkı sektörler tüketicilere benzersiz öneriler ve son derece kişiselleştirilmiş teklifler sunmak için tavsiye sistemlerini kullanmaya başlamıştır. Tavsiye sistemleri uygunluk, çeşitlilik, yenilik ve farklılık sağlayan e-ticaret platformları için en önemli teknolojik gelişmelerden biridir. Araştırmalar, doğru ürünü doğru zamanda önermenin tüketiciler için kişiselleştirilmiş bir deneyim oluşturduğunu ve genel olarak tüketicilerin kişiselleştirilmiş önerilerle karşılaştıklarında amaçladıklarından daha fazlasını harcadıklarını göstermektedir. Bu nedenle tavsiye sistemleri, e-ticaret platformlarının satışları, memnuniyeti ve bağlılığı artırmasına yardımcı olmaktadır. Aggrawal, (2016) ve Jannach ve ekibine (2011) göre tavsiye sistemleri, bireylerin tercihlerini, ilgi alanlarını, zevklerini ve gözlemlenen davranışlarını göz önünde bulundurarak kullanıcılar için en uygun ürünleri/servisleri bulur. Tanınmış yönetim danışmanlığı firması McKinsey, popüler e-ticaret ve yayın şirketleri hakkında hazırladığı raporunda, Amazon’dan alışveriş yapan tüketicilerin %35'inin ve Netflix’den film ve dizi seçimi yapan kişilerin %75'inin gelişmiş algoritmalara dayalı ürün tavsiyelerine göre secim yaptığını bularak literatürü desteklemiştir. (MacKenzie, 2013). Birçok farklı tavsiye sistemi geliştirilmiş olsa da günümüzde içerik tabanlı ve işbirlikçi filtreleme e-ticaret platformlarında en yaygın kullanılan tavsiye sistemleridir. Sektör, satışlarını artırmak için yeni gelişmelere açıktır.

E-ticaret platformları için en iyi tavsiye sistemlerini bulmak, dönüşüm oranlarını artırmak için çok önemlidir. En iyi tavsiye sistemini bulmak için tüketici davranışını ve tüketicilerin tavsiye sistemleriyle karşılaştıklarında nasıl tepki verdiklerini anlamaları gerekmektedir. Önceki araştırmalar, değer, gizlilik endişesi, karar vermede güven ve satın alma niyetinin tüketicilerin alışveriş süreçlerinde çok önemli rol oynadığını göstermektedir. Bu nedenle e-ticaret platformları, yeni tavsiye sistemleri tasarlamak ve satışları artırmak için tüketicilerin algılarına daha fazla önem vermelidir.

Algılanan değer, tüketicinin ne aldığına ve ne verdiğine ilişkin algılarına dayalı olarak satın almayı amaçlayan bir ürün/hizmete ilişkin genel değerlendirmesi olarak bilinir. Literatür, değerin satın alma sürecinde önemli bir algı olduğunu vurgulamaktadır (Hu, 2011; Xu ve Yao, 2015).

Gizlilik endişesi, çevrimiçi alışverişte popüler konulardan biridir. Platformlar, kişiselleştirme sağlamak için tüketicilerin milyonlarca kamuya açık ve özel bilgilerini toplamaktadır. Kişiselleştirme için bilgi sağlamak ve gizlilik, çevrimiçi alışverişte gerçekten önemli bir paradokstur. Bazı araştırmalar gizlilik endişelerinin tüketiciler üzerinde olumsuz etkisi olduğu konusunda hemfikir olsa da insanlar kişisel bilgileri karşılığında yaptıkları alışverişlerde kişiselleştirmenin faydalı olduğunu düşünürlerse tüketicilerin kişisel bilgilerini paylaşmaya istekli olduklarını göstermektedir (Chellappa ve Sin, 2005; Pu vd., 2012a).

Henmon (1911), güven ve karar arasında kusurlu bir ilişki olduğunu açıklamıştır. Alışveriş süreci boyunca, satış görevlileri veya sistemler, tüketicilerin karar verme konusundaki güvenini artırmak ve mükemmel bir karar vermelerine yardımcı olmak için bilgi asimetrilerini ortadan kaldırmaya çalışmaktadır.

Satın alma niyeti, bireyin satın alma davranışının en iyi belirleyicisidir (Fishbein ve Ajzen, 1977; Morrison, 1979; Morwitz, 2014). Literatürde, satın alma niyetinin değer, memnuniyet, güven, demografik özellikler, ürün özellikleri vb. gibi birçok içsel ve dışsal motivasyonun aracılık ettiği belirtilmektedir (Ajzen, 1991; M. Brown et al., 2003; Chang & Wildt, 1994: Zeithaml, 1988).

Pek çok çalışma, çevrimiçi alışveriş ve tavsiye sistemlerinde tüketici davranışına odaklanırken, tüketici ve tavsiye sistemi etkileşiminde hala keşfedilmemiş birçok alan bulunmaktadır. Bu araştırma, tavsiye sistemlerinin tüketici davranışları üzerindeki potansiyel etkisini araştırmayı amaçlamaktadır. Değişkenler ile tavsiye sistemleri arasındaki ilişkinin analiz edilmesi kavramların daha iyi anlaşılmasını sağlayacak ve literatüre katkı sağlayacaktır.

Araştırmanın başlangıcında ilgili literatür gözden geçirilmiştir. Literatür taraması üç ana bölümünden oluşmaktadır: Birinci bölüm, farklı tavsiye sistemlerini, tavsiye sistemlerinin çalışma ilkelerini, avantajlarını ve dezavantajlarını tanımlamaktadır. İkinci kısım, tüketicilerin değer algısı, gizlilik endişesi, keyif, karar vermede güven ve satın alma niyeti algılarına odaklanmaktadır. Son olarak, tavsiye sistemlerinin kullanıcı değerlendirmesiyle ilgili literatürdeki önceki araştırmalar özetlenmektedir.

Araştırma tasarımı ve metodolojisi ile ilgili bölüm, senaryo tabanlı anketler ve veri toplama hakkında bilgi vererek bu çalışmanın kavramsal modelini, hipotezlerini ve çalışma tasarımını açıklamaktadır.

Çalışma sonuçları, veri analizi ve bulgular bölümünde tartışılmıştır. Bu bölüm, açıklayıcı faktör analizi, iki değişkenli korelasyon, güvenilirlik analizi, tek yönlü ANOVA ve çoklu regresyon analizi dahil olmak üzere veri taraması, katılımcı profilleri ve nicel analiz hakkında bilgi verir.

Tartışma bölümünde, desteklenen ve reddedilen hipotezler gösterilerek sonuçlar ayrıntılı olarak tartışılmıştır. Ek olarak, çalışmanın olası çıkarımları, yönetimsel etkileri ve sınırları sunulmaktadır.

Araştırma Sorusu

Tavsiye sistemlerinin kullanımına yönelik tüketici algısını anlamak, e-ticaret platformları ve pazarlama literatürü için mevcut sistemleri iyileştirmek ve yenilerini tasarlamak stratejik öneme sahiptir. Bu çalışma, e-ticarette kullanılan veya kullanılması muhtemel tavsiye sistemlerinin değer algısı, gizlilik endişesi, karar vermede güven ve satın alma niyeti gibi tüketici davranışları üzerindeki olası etkilere odaklanmaktadır. Bu nedenle, bu tez araştırması aşağıdaki araştırma sorularının yanıtlarına odaklanmaktadır.

1. E-ticarette kullanılan farklı tavsiye sistemleri, İçerik Bazlı Filtreleme, Öğe bazlı ve Kullanıcı bazlı İşbirlikçi Filtreleme, Arkadaşlık bazlı ve Etkilenme bazlı Sosyal Tavsiye Sistemleri, değer algısı, gizlilik endişesi, keyif, karar vermede güven ve satın alma niyeti konusunda tüketici algısını nasıl etkilemektedir?
2. Hangi tavsiye sistemlerinin tüketicinin satın alma niyeti üzerinde güçlü bir etkisi bulunmaktadır?
3. Tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde hangi tavsiye sistemindeki hangi tüketici algısı daha fazla etkiye sahiptir?

Araştırmanın Önemi

Tavsiye sistemleri ile ilgili mevcut araştırmalar, ağırlıklı olarak sistem performansı ve kullanıcı değerlendirmelerine odaklanmaktadır. Sistem performansı genellikle tahmin doğruluğu ile ilgiliyken, kullanıcı değerlendirmesi olarak kabul edilen çalışmalar sistem ara yüzü, algılanan kullanışlılık, kullanım kolaylığı, güven ve sistem kalitesine ilişkin çalışmalardan oluşmaktadır. Literatürde, e-ticaretteki tavsiye sistemlerinin tüketicilerin değer algısı, gizlilik endişesi, keyif, karar vermede güven ve satın alma niyeti üzerindeki etkisini araştıran sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır.

Ayrıca mevcut çalışmalar, yeni tavsiye sistemleri oluşturmak yerine içerik tabanlı, işbirlikçi ve hibrit gibi geleneksel tavsiye sistemlerinin performansını geliştirmeye odaklanmaktadır.

Bu araştırma, beş farklı tavsiye sistemini incelemektedir. Bunlardan üçü geleneksel olmakla birlikte, önerilen sistemlerden ikisi varsayımsaldır ve mevcut e-ticaret platformlarında kullanılmamaktadır.

1. İçerik Tabanlı Filtreleme

2. Kullanıcı Tabanlı İşbirlikçi Filtreleme

3. Öğe Tabanlı İşbirlikçi Filtreleme

4. Arkadaşlığa Dayalı Sosyal Tavsiye Sistemi

5. Uzman Görüşüne Dayalı Sosyal Tavsiye Sistemi

Araştırma Yöntemi

Bu çalışmada değer algısı, gizlilik endişesi, karar vermede güven ve keyif bağımsız değişkenler olarak elen alınırken ve satın alma niyeti bağımlı değişken olarak tanımlanmıştır. Veriler araştırmaya konu olan farklı tavsiye sistemlerine göre oluşturulan senaryolar ile beş farklı anket aracılığıyla toplanmıştır. Anketler ODTÜ Anketi üzerinden çevrimiçi olarak yapılmıştır. Katılımcılardan senaryoda kendilerini e-ticaret platformunda robot süpürge satın alan bir kişinin yerine koyması beklenmiştir.

Her bir ankette katılımcıların demografik özellikleri, internet kullanımı, algılanan değer, gizlilik endişesi, keyif, karar vermede güven ve satın alma niyetini ölçen 7 bölüm ve 32 soru bulunmaktadır. 1. ve 2. bölümlerin cevapları tek seçenekli olarak tasarlanmıştır. 3-7 bölümlerine verilen cevaplar yedili ölçek kullanılmıştır. Katılımcılardan her bir ifadeyi okuduktan sonra 1-Kesinlikle Katılmıyorum ile 7-Kesinlikle Katılıyorum seçeneklerinden birini işaretlemeleri istenmiştir.

Araştırma, genel tüketici kitlesini kapsamaktadır. Anket girişinde, katılımcılara araştırmanın kapsamı, katılımın tamamen isteğe bağlı olduğu ve yanıtların isimsiz olarak kullanılacağı hakkında bilgi verilmiştir. Senaryo bazlı anketler katılımcılara mesaj, e-posta ve sosyal medya (LinkedIn) aracılığıyla gönderilmiştir. Ankete 1064 kişi katılmış olup eksik cevaplar sebebiyle 321 katılımcı çalışmadan çıkarılmıştır. 743 katılımcının anketleri detaylı bir şekilde değerlendirilmiştir.

Analizler

İlk olarak Açımlayıcı Faktör Analizi yapılmıştır. AFA sonucunda keyif bağımsız değişkenin satın alma niyeti ile aynı faktöre yüklendiği tespit edilmiş olup keyif değişkeni çalışmadan çıkarılmıştır. Bu sebeple keyif bağımsız değişkeni ile ilgili hipotezler test edilememiştir. KMO ve Barlett sonuçları AFA analizinin tekrar uygulanmasının uygun olduğunu göstermiş olup tekrarlanan AFA sonucunda 4 değişken için 4 faktörün olduğu belirlenmiştir.

İkili korelasyon analizi sonucunda satın alma niyetinin, değer algısı ($r = 0.604$, $p<0.01$) ve karar verme güveni ($r=0.346$, $p<0.01$) ile pozitif, gizlilik endişesi ile negatif ($r=0.282$, $r<0.01$) ilişkili olduğu tespit edilmiştir. Değer algısı ile satın alma niyeti arasında güçlü bir ilişki bulunurken, karara duyulan güven ile mahremiyet kaygısı arasında anlamlı bir ilişkiye rastlanmamıştır.

Anketteki soruların iç tutarlılığını kontrol etmek için “güvenilirlik analizi” yapılmıştır.

Değişkenlerin Cronbach alfa değerleri 0,85-0,93 arasında bulunmuş olup bu sonuç ankette kullanılan tüm maddeler için yüksek bir iç tutarlılık olduğunu göstermiştir.

Farklı tavsiye sistemlerinin tüketici algıları (algılanan değer, mahremiyet kaygısı, satın alma niyeti ve karara güven) üzerindeki etkilerini incelemek için tek yönlü ANOVA uygulanmıştır. Açıklayıcı analiz sonucunda her bir değişkenin farklı senaryolar üzerindeki ortalama değerleri senaryolar arası farklılıklar incelenmiştir.

Levene testine göre gizlilik endişesi, karara güven ve satın alma niyeti için varyansların homojenliği sağlanmıştır. Ancak, değer algısı için varyansın homojenliği sağlanmamıştır. Bu nedenle satın alma niyeti, karara güven ve mahremiyet kaygısı için ANOVA testi yapılırken, algılanan değer için Welch testi uygulanmıştır.

ANOVA'ya göre senaryolarda gizlilik endişesi ve satın alma niyeti arasında anlamlı farklar bulunmuştur. Ancak yüksek p değeri nedeniyle, alınan karara güven açısından senaryolar arasında anlamlı bir farka rastlanmamıştır.

Benzer örneklem büyüklüğüne sahip olduğundan senaryolar (Tavsiye sistemleri) arasındaki farkların anlaşılması için post hoc Tukey testi uygulanmıştır.

Katılımcıların içerik tabanlı filtrelemedeki gizlilik endişesinin, kullanıcı tabanlı iş birliğine dayalı filtreleme, uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemine ve öğeye dayalı işbirlikçi filtrelemeye göre daha yüksek olduğu belirlenmiştir. Ayrıca, arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sistemi ile öğe tabanlı işbirlikçi filtreleme arasında da anlamlı bir fark olduğu ve katılımcıların arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde daha fazla gizlilik endişesi gösterdiği ortaya çıkmıştır.

Uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminde katılımcıları içerik tabanlı filtrelemeye göre daha fazla satın alma niyeti gösterdiği belirlenmiştir.

Welch testi sonuçları algılanan değer açısından tavsiye sistemlerinde anlamlı bir fark olduğunu göstermiştir. Algılanan değerin homojenlik testinin tatmin edici olmaması nedeniyle Games Howell post hoc testi uygulanmıştır. Games Howell'e göre algılanan değer acısından içerik tabanlı filtreleme, kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtreleme, uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemi ve öğeye dayalı işbirlikçi filtrelemeye göre farklılıklar bulunmaktadır. Katılımcıların, kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtreleme, uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemi ve öğeye dayalı işbirlikçi filtrelemeye daha fazla değer verdikleri ortaya çıkmıştır.

Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişken olan satın alma niyeti üzerindeki etkisini anlamak üzere her bir tavsiye sistemi özelinde çoklu regresyon analizi yapılmıştır.

Tüm analizler için model özet tablosu, ANOVA tablosu ve Katsayılar tablosu ayrıntılı olarak incelenmiştir. Tahminlerin güvenilirliğini anlamak için her senaryoda çoklu doğrusal bağlantı regresyon analizi uygulanmış olup "tolerans" ve "VIF puanlarının" analiz edilmiştir. Tüm senaryolarda VIF puanları 10'un altında ve tüm tolerans değerleri 1'in altında ve 0,1'in üzerindedir. Katsayı tablosuna göre araştırmada çoklu bağlantı sorunu bulunmamaktadır.

İçerik tabanlı filtrelemede bağımlı değişkendeki (Satın Alma Niyeti) varyansın %44,8'i bağımsız değişkenler (Karara Güven, Gizlilik Endişesi, Algılanan Değer) tarafından açıklanabilmektedir. Tüm bağımsız değişkenlerin Satın Alma Niyeti üzerinde önemli etkileri olduğunu görülmüştür. Standartlaştırılmamış β değerlerine göre, 0,498 β katsayılı algılanan değer, Satın Alma Niyeti üzerinde en önemli etkiye sahiptir. Karara Güven 0,357 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde orta düzeyde etkilere sahip iken gizlilik endişesi, 0,177 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde en düşük etkiye sahiptir.

Kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtrelemede bağımlı değişkendeki (Satın Alma Niyeti) varyansın %46,1'i bağımsız değişkenler (Karara Güven, Gizlilik Endişesi, Algılanan Değer) tarafından açıklanabilmektedir. P değeri gizlilik endişesinin bu tavsiye sisteminde satın alma niyeti üzerinde önemli bir etkisi olmadığını göstermiştir. Standartlaştırılmamış β değerlerine göre, 0, 657 β katsayılı algılanan değer, Satın Alma Niyeti üzerinde en önemli etkiye sahiptir. Karara Güven ise 0, 289 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde orta düzeyde bir etkiye sahiptir.

Arkadaşlık tabanlı sosyal tavsiye sisteminde bağımlı değişkendeki (Satın Alma Niyeti) varyansın %54.0'ı bağımsız değişkenler (Karara Güven, Gizlilik Endişesi, Algılanan Değer) tarafından açıklanabilmektedir. Tüm bağımsız değişkenlerin Satın Alma Niyeti üzerinde önemli etkileri olduğunu görülmüştür. Standartlaştırılmamış β değerlerine göre, 0, 709 β katsayılı algılanan değer, Satın Alma Niyeti üzerinde en önemli etkiye sahiptir. Karara Güven 0, 227 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde orta düzeyde etkilere sahip iken gizlilik endişesi, 0, 131 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde düşük etkiye sahiptir.

Uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminde bağımlı değişkendeki (Satın Alma Niyeti) varyansın %39.2'si bağımsız değişkenler (Karara Güven, Gizlilik Endişesi, Algılanan Değer) tarafından açıklanabilmektedir. Tüm bağımsız değişkenlerin Satın Alma Niyeti üzerinde önemli etkileri olduğunu görülmüştür. Standartlaştırılmamış β değerlerine göre, 0, 592 β katsayılı algılanan değer, Satın Alma Niyeti üzerinde en önemli etkiye sahiptir. Karara Güven 0, 277 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde orta düzeyde etkilere sahip iken gizlilik endişesi, 0, 122 β ile Satın Alma Niyeti üzerinde düşük etkiye sahiptir.

Öge tabanlı işbirlikçi filtreleme yönteminde (Satın Alma Niyeti) varyansın %30.3'ü bağımsız değişkenler (Karara Güven, Gizlilik Endişesi, Algılanan Değer) tarafından açıklanabilmektedir. Sadece algılanan değerin Satın Alma Niyeti üzerinde önemli etkileri olduğunu görülmüştür. Standartlaştırılmamış β değerlerine göre, 0,585 β katsayılı algılanan değer, Satın Alma Niyeti üzerinde en önemli etkiye sahiptir.

Tartışma

Tartışma bölümünde hipotezlerin kanıtlandığı ya da reddedildiği detaylı açıklamalar ile gösterilmiş olup her bir tavsiye sistemi ve tüketici algısı üzerine detaylı açıklamalar yapılmıştır.

Beş farklı tavsiye sistemi analiz edildiğinde, algılanan değer, gizlilik endişesi ve satın alma niyetinde istatistiksel olarak anlamlı farklılıklar gözlemlenmiştir. Karara olan güvenin, farklı tavsiye sistemleri ile karşılasan katılımcılarda anlamlı bir fark yaratmadığı tespit edilmiş olup – bu durum H4'ün reddine neden olmuştur.

H4: Karar vermede güven, diğer tavsiye sistemlerine kıyasla uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminde en yüksek ortalamaya sahiptir.

Gizlilik endişesi açısından, içerik tabanlı filtreleme (senaryo 1) ile kullanıcı tabanlı iş birliğine dayalı filtreleme (senaryo 2), uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemi (senaryo 4) ve öğeye dayalı işbirlikçi filtreleme (senaryo 5) arasında önemli farklılıklar gözlemlenmiştir. Tüketiciler, farklı web sitelerinden bilgi toplayarak arama geçmişleri hakkında veri elde eden ve bu veriyi açılır pencere önerileriyle kendilerine sunan içerik tabanlı filtreleme ile karşılaştıklarında, daha fazla gizlilik endişesi duymuştur. Diğer tavsiye sistemleri, özellikle kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtreleme ve arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sistemleri kullanıcılar hakkında daha fazla bilgi toplasa da araştırma katılımcıları, içerik tabanlı filtrelemede daha fazla gizlilik endişesi hissetmiştir. İçerik tabanlı filtrelemede gizlilik kaygısının yüksek olmasının temel nedeni, tüketicilerin günlük hayatta bu tavsiye sistemine yoğun bir şekilde maruz kalması ve mahremiyet açısından bu sistemi daha fazla sorgulaması olabilir. Analizler sonucunda H3 reddedilmiştir.

H3: Gizlilik kaygısı, diğer tavsiye sistemlerine kıyasla arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde en yüksek ortalamaya sahip olacaktır.

Satın alma niyeti için istatistiksel analiz, içeriğe dayalı filtrelemenin (senaryo 1) ve uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminin (Senaryo 4) önemli ölçüde farklı olduğunu göstermiştir. Uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminin, içeriğe dayalı filtrelemeye kıyasla satın alma niyeti üzerinde daha fazla etkisi bulunmaktadır. Bu bulgular, günümüzde pek çok kişinin satın alma kararı vermeden önce toplum üzerinde etkisi olan kişilerin videoları izlemesi ve satın alma kararlarını onlardan etkilenerek vermesi ile uyumludur. Bu sonuç H5 hipotezini desteklemiştir.

H5: Satın alma niyeti, diğer tavsiye sistemlerine kıyasla uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminde en yüksek ortalamaya sahiptir.

Algılanan değer açısından, içerik tabanlı filtreleme (senaryo 1), kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtrelemeden (Senaryo 2), arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sistemlerinden (senaryo 3), uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemlerinden (senaryo 4) ve öge tabanlı işbirlikçi filtrelemeden (senaryo 5) farklılaşmaktadır. Algılanan değer, içerik tabanlı filtrelemede en düşük ortalamaya sahipken, uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminde en yüksek ortalamaya sahiptir. Bu durum H1'in reddedilmesine sebep olmuştur.

H1: Algılanan değer, diğer tavsiye sistemlerine göre arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde en yüksek ortalamaya sahip olacaktır.

Tüm tavsiye sistemlerinde, algılanan değerin, tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde en önemli etkiye sahip olduğu bulunmuştur. Arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde (senaryo 3), algılanan değer etkisi, diğer tavsiye sistemlerine kıyasla en yüksek ortalamadadır. Bu araştırma, arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sistemlerinde tüketicilerin değer algısındaki küçük değişikliklerin, diğer tavsiye sistemlerine göre satın alma niyetinde yüksek bir artış sağlayabileceğini vurgulamıştır. Analizler, hipotez 6a'yı desteklemektedir.

H6a: Diğer tavsiye sistemlerine göre arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde algılanan değerin satın alma niyeti üzerinde en yüksek etkiye sahip olması beklenmektedir.

Gizlilik endişesinin, tavsiye sistemlerinde tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde düşük etki veya hiç etki göstermediği bulunmuştur. İçeriğe dayalı filtreleme, arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sistemleri ve uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sisteminde, gizlilik endişesi satın alma niyeti üzerinde en düşük etkiye sahiptir. Hatta, gizlilik endişesi, kullanıcı tabanlı iş birliğine dayalı filtreleme (senaryo 2) ve öğeye dayalı iş birliğine dayalı filtrelemede (Senaryo 5) satın alma niyeti üzerinde önemli bir etkiye sahip değildir. Sonuçlar, tüketicilerin e-ticaret platformlarında ürün ararken veya ürün satın alırken artık gizlilik kaygısı taşımadıklarını göstermektedir. Analizler sonucunda elde edilen bulgular H6d'yi reddetmektedir.

H6d: Arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde gizlilik endişesinin satın alma niyeti üzerinde en yüksek olumsuz etkiye sahip olması beklenmektedir.

Analizler, tavsiye sistemlerinde karara duyulan güvenin tüketicilerin satın alma niyeti üzerinde orta düzeyde, düşük düzeyde ya da hiç etkisinin olmadığını göstermiştir. Bu durum H6c'yi reddetmektedir.

H6c: Karar vermede güvenin, diğer tavsiye sistemlerine kıyasla içerik tabanlı filtrelemede satın alma niyeti üzerinde en yüksek etkiye sahip olması beklenmektedir.

İçerik tabanlı filtrelemede, katılımcılar diğer algılara kıyasla çok daha fazla gizlilik endişesi göstermiştir. İnsanlar, günlük yaşamlarında e-ticaret platformlarında içerik tabanlı filtreleme ile çok sık karşılaşmaktadır. Bu durum katılımcılar senaryoda içerik tabanlı filtrelemeyle karşılaştıklarında daha fazla gizlilik kaygısı hissetmelerine sebep olmuş olabilir. Katılımcılar ayrıca içerik tabanlı filtreleme ile karşılaştıklarında diğer tavsiye sistemlerine oranla daha düşük bir algılanan değer göstermiştir. Ek olarak içerik tabanlı filtrelemede satın alma niyetinin en önemli etkeninin değer algısı olduğu gözlemlenmiştir. Bu sebeple, tüketicilerin içerik tabanlı filtrelemeye karşı gösterdiği daha az değer ve yüksek gizlilik endişesi, içerik tabanlı filtreleme kullanan e-ticaret platformlarının satışlarını olumsuz etkileyebilir.

Kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtreleme, içerik tabanlı filtrelemeye göre daha fazla kişisel bilgi toplasa da katılımcılar bu filtreleme yönteminde daha az gizlilik endişesi duymuştur. Ayrıca analiz sonuçları, tüketicilerin kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtrelemeyle karşılaştıklarında hissettikleri gizlilik kaygısının satın alma niyetlerini etkilemediğini göstermektedir. Bu çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar literatür ile uyumludur. Literatür, tüketicilerin daha fazla fayda elde edeceklerine inandıklarında elde edecekleri değere gizlilik ile kıyaslandığında 2 kat daha fazla önem vermektedir (Chellappa ve Sin, 2005). Hatta, katılımcılar, kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtrelemede daha yüksek algılanan değere sahiptir. Çıkan sonuçlar ışığında e-ticaret platformları, gerçek zamanlı tahminlerin zor olması nedeniyle kullanıcı tabanlı işbirlikçi filtreleme kullanmayı tercih etmese de bu sorunu daha ileri teknoloji kullanarak çözerlerse rakiplerine karşı farklılaştırıcı bir avantaj elde edebilirler.

İçerik tabanlı filtrelemeden sonra tüketiciler en çok, arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde yüksek gizlilik endişesi göstermiştir. Bu, tüketicilerin arkadaşlarının ve ailelerinin satın alımlarıyla karşılaştıklarında, rastgele insanlarla karşılaştıklarında daha fazla gizlilik endişesi hissedecekleri anlamına gelmektedir. Tüketicilerin gizlilik endişesi arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde nispeten diğer tavsiye sistemlerine göre yüksek olmasına rağmen, mahremiyet endişesinin satın alma niyeti üzerindeki etkisinin düşük olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, e-ticaret platformları arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sistemleri kullanırsa, tüketicilerin satın alma niyetinin gizlilik endişesi nedeniyle azalmayacağı düşünülmektedir. Ek olarak, algılanan değer düzeyinin arkadaşlığa dayalı sosyal tavsiye sisteminde yüksek olması, e-ticaret platformlarının satışlarını artırmasına yardımcı olabilir.

Literatürde uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemi hakkında iki farklı görüş bulunmaktadır. Bir görüşe göre, araştırmacılar tüketicilerin arkadaşlarının ve ailelerinin fikirlerine uzmanlardan daha fazla önem verdiğini düşünmektedir (Lin vd., 2014). Öte yandan, diğer araştırmacılar, insanların ürün türlerine göre uzmanlardan veya yakınlarından tavsiye aldıklarından bahsetmiştir (Li vd., 2013). Bu araştırma sonuçları, insanların uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemlerine daha fazla önem verdiğini göstermiş olup senaryolarda kullanılan robot süpürge ile ikinci grup araştırmacıların yaptığı çalışmaları doğrular nitelikte sonuçlar elde edilmiştir. Çünkü uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemi katılımcılardan algılanan değer, karar vermede güven ve satın alma niyeti acısından en yüksek değerleri almıştır. Ayrıca, regresyon analizinin sonucu, gizlilik endişesinin, uzman görüşüne dayalı sosyal tavsiye sistemindeki satın alma niyetini etkilemediğini vurgulamıştır. Araştırma sonuçları, e-ticaret platformlarının kullanıcıları satın alma ve demografik özelliklerine bağlı olarak belirli konularda uzman olarak belirlemeye başlaması durumunda, tüketicilerin diğer kişilerin onları uzman olarak görme kararlarını dikkate alarak daha fazla ürün satın alabileceklerini göstermiştir.

Öğe tabanlı işbirlikçi filtreleme, e-ticaret platformlarındaki en yaygın tavsiye sistemlerinden biri olarak kullanılmaktadır. Araştırmada, katılımcılar, diğer tavsiye sistemlerine kıyasla öğe tabanlı işbirlikçi filtrelemede küçük bir gizlilik endişesi göstermiştir ve gizlilik endişesinin satın alma niyeti üzerinde hiçbir etkisi olmadığı gözlemlenmiştir.

Araştırma sonuçları, tüketicilerin içerik tabanlı ve öğe tabanlı işbirlikçi filtreleme gibi yaygın olarak kullanılan tavsiye sistemlerine daha az önem verebileceklerini göstermiştir. Bu çalışmanın sonuçlarına göre tüketiciler yeni teknolojiler ile karşılaştıklarında yeni teknolojilerine değer verebileceklerini göstermektedir. Tüketiciler daha büyük fayda elde edecekler ise daha fazla kişiselleştirme için e-ticaret platformlarına daha fazla kişisel bilgi sağlama konusunda açık görünmektedir. Bu nedenle satışları artırmak ve tüketicilere daha fazla fayda sağlamak için e-ticaret platformları yeni tavsiye sistemleri geliştirmelidir.

Sonuç

Tavsiye sistemleri, tüketicilerin alışveriş deneyimlerinin önemli bir parçasıdır. Başarılı tavsiye sistemleri geliştirmek, yalnızca ileri teknoloji ve mühendislikle ilgili değil, aynı zamanda tüketicilerin algılarıyla da ilgilidir. Bu nedenle, bu araştırma, tüketicilerin farklı tavsiye sistemlerine yönelik algılanan değer, gizlilik endişesi, karar verme güveni ve satın alma niyetini ölçmeyi amaçlamıştır. Çalışma, yalnızca içerik tabanlı ve işbirlikçi filtreleme gibi çok kullanılan tavsiye sistemlerine odaklanmakla kalmamış, aynı zamanda tüketicilerin gelecekte e-ticarette kullanılacak arkadaşlık temelli ve uzman görüşüne dayalı olası sosyal tavsiye sistemleri hakkındaki algılarını da anlamaya çalışmıştır. Araştırma, halktan rastgele seçilen 743 tüketicinin katılımıyla her tavsiye sistemine karşılık gelen beş farklı senaryo içeren anketler gerçekleştirilmiştir. Veriler, SPSS'de açımlayıcı faktör analizi, iki değişkenli korelasyon, güvenilirlik analizi, tek yönlü ANOVA ve çoklu regresyon analizi ile test edilmiştir.

Analizler, algılanan değerin tüm senaryolarda tüketicilerin satın alma niyetinde en önemli algı olduğunu göstermiştir. İnsanlar, uzman görüşüne dayalı tavsiye sistemlerine diğer tavsiye sistemlerine kıyasla daha fazla değer vermektedir. Tüketiciler gizlilik konusunda şüphe duysalar da daha kişiselleştirilmiş hizmetler almak için bilgilerini paylaşmaya isteklidirler. Bu durum, e-ticaret platformlarının satışlarını artırmak ve tüketicilere daha fazla fayda sağlamak için yeni tavsiye sistemleri geliştirebileceğini göstermiştir. E-ticaret platformları, arkadaş tabanlı sosyal tavsiye sistemlerini kullanarak tüketicilerin sosyal medyalarındaki arkadaşlarını bulup satın alma davranışlarını analiz ederek ya da kullanıcıların bilgilerine göre uzman ataması yaparak kullanılan uzman görüşü temelli tavsiye sistemleri ile daha fazla kişisel bilgi toplasa bile, tüketiciler daha kişiselleştirilmiş önerilerle karşılacağı için satın alma niyetinde artış görülebilir. Karara duyulan güven, satın alma niyeti üzerinde orta düzeyde bir etkiye sahiptir; ancak, farklı tavsiye sistemlerinde herhangi bir farklılık gözlemlenmemiştir. Sonuçlar, eğer tavsiye sistemleri kendilerine daha fazla değer sağlıyorsa, tüketicilerin yeni tavsiye sistemlerini kullanmaya açık olduklarını göstermektedir. E-ticaret platformları daha fazla rekabet avantajı elde etmek için sistemlerini iyileştirmeli ve Jeff Bezos'un Amazon'un yönetiminde uyguladığı gibi tek bir müşterisi olduğunu varsayarak daha özelleştirilmiş çözümler sunmalıdır. "4,5 milyon müşterimiz varsa, 4,5 milyon mağazamız olmalıdır."

Sonuç olarak, bu çalışma, yeni tavsiye sistemleri ve bunların tüketici davranışları üzerindeki etkilerini araştırarak literatüre çeşitli şekillerde katkıda bulunmuştur.

D. THESIS PERMISSION FORM / TEZ İZİN FORMU

(Please fill out this form on computer. Double click on the boxes to fill them)

ENSTİTÜ / INSTITUTE

Fen Bilimleri Enstitüsü / Graduate School of Natural and Applied Sciences ☐

Sosyal Bilimler Enstitüsü / Graduate School of Social Sciences ☒

Uygulamalı Matematik Enstitüsü / Graduate School of Applied Mathematics ☐

Enformatik Enstitüsü / Graduate School of Informatics ☐

Deniz Bilimleri Enstitüsü / Graduate School of Marine Sciences ☐

YAZARIN / AUTHOR

Soyadı / Surname : MADEN BİLGİÇ
Adı / Name : BURCU
Bölümü / Department : İşletme / Business Administration

TEZİN ADI / TITLE OF THE THESIS (**İngilizce** / English): The Potential Impact of Recommendation Systems in E-commerce on Consumer Behavior

TEZİN TÜRÜ / DEGREE: **Yüksek Lisans** / Master ☒ **Doktora** / PhD ☐

1. **Tezin tamamı dünya çapında erişime açılacaktır. /** Release the entire work immediately for access worldwide. ☒

2. **Tez iki yıl süreyle erişime kapalı olacaktır.** / Secure the entire work for patent and/or proprietary purposes for a period of **two years**. * ☐

3. **Tez altı ay süreyle erişime kapalı olacaktır.** / Secure the entire work for period of **six months**. * ☐

** Enstitü Yönetim Kurulu kararının basılı kopyası tezle birlikte kütüphaneye teslim edilecektir. / A copy of the decision of the Institute Administrative Committee will be delivered to the library together with the printed thesis.*

Yazarın imzası / Signature .... **Tarih** / Date ....
(Kütüphaneye teslim ettiğiniz tarih. Elle doldurulacaktır.)
(Library submission date. Please fill out by hand.)

Tezin son sayfasıdır. / This is the last page of the thesis/dissertation.