



SANAL MARKET SEKTÖRÜNDE HEDEF MÜŞTERİ KİTLESİNİN TANIMLANMASI VE MAKİNE ÖĞRENMESİ İLE TÜKETİM EĞİLİMLERİNİN TAHMİNİ¹

Cihan Tuğrul ÇİÇEK²
Gözdem DURAL SELÇUK³

Öz

Tüketici davranışları, değişen yaşam koşulları doğrultusunda farklılaşmakta ve sanal market kullanımı her zamankinden daha yüksek bir hızla artmaktadır. Bu durum, pazarda rekabet eden firmaları yeni iş modelleri arayışına yöneltmekte ve sanal market sektöründe rekabet eden ve/veya sektöre yeni girmeyi hedefleyen firmaların hedef müşteri kitlesini anlayabilmeleri, pazar stratejilerini belirlemeleri açısından önem arz etmektedir. Bu çalışmada, sanal market kullanımına yönelik tüketici yapısını anlayabilmek amacı ile bir anket çalışması uygulanmış olup; anket sonuçları istatistiksel çıkarım yöntemleri ile incelenerek, sanal market kullanımını tercih eden tüketicilerin demografik yapısı belirlenmiştir. Daha sonra belirlenen demografik özellikler üzerinden, sınıflandırma problemleri için kullanılan çeşitli makine öğrenmesi teknikleri ile bireylerin sanal market kullanımları tahmin edilmiş ve kullanılan tahmin modelleri çeşitli performans ölçütleri ile kıyaslanmıştır. Karşılaştırmalar sonucunda rasgele orman tekniği kullanılan dört farklı ölçütün üçünde en yüksek skora ulaşmıştır. Bunlara ek olarak, anket cevapları ışığında sanal market sektöründe faaliyet gösteren/gösterecek olan firmalara müşteri memnuniyeti üzerinde etken olabilecek faktörler hakkında bazı iç görüler sunulmuştur. Elde edilen sonuçlar, hızlı ve kullanımı kolay mobil uygulamalarla satış sonrası hizmetlerin müşterilerin sanal market kullanımını artırdığını, minimum tutar ve sınırlı teslimat bölgelerinin kullanımı azalttığını göstermiştir.

Anahtar Kelimeler : Tüketici Davranışı, Sanal Market, Makine Öğrenmesi.

JEL Sınıflandırması : D12, C38.

¹ Bu çalışma, Atılım Üniversitesi Rektörlüğü İnsan Araştırmaları Etik Kurulu'nun 07.12.2021 tarihli ve E-59394181-604.01.02-23017 sayılı kararıyla uygun bulunmuştur.

² Dr. Öğr. Üyesi, Atılım Üniversitesi Mühendislik Fakültesi, cihan.cicek@atilim.edu.tr, ORCID: 0000-0002-3532-2638.

³ Dr. Öğr. Üyesi, Ankara Sosyal Bilimler Üniversitesi, gozdemduralcelcuk@gmail.com, ORCID: 0000-0002-9909-2720.

Atıf/Citation (APA 6):

Çiçek, C. T. & Dural-Selçuk, G. (2023). Sanal market sektöründe hedef müşteri kitlesinin tanımlanması ve makine öğrenmesi ile tüketim eğilimlerinin tahmini. *Ömer Halisdemir Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 16(1), 24–35. <https://doi.org/10.25287/ohuiibf.1044810>.

ANALYZING CONSUMER PROFILE IN ONLINE GROCERY MARKET AND ESTIMATION OF THE TENDENCY TO BUY VIA MACHINE LEARNING

Abstract

Altering life styles urge consumers to diversify their behaviours towards an ever increasing demand for online market use. This current trend makes market players to seek for contemporary business models. In that respect, understanding their target customers deeply has become prominent for the companies that has been in online market for a while and also the companies that are planning to enter the market in terms of developing effective marketing strategies. In this study, we apply an online survey with the goal of exploring the consumer profile in online market. We investigate the answers with statistical inference techniques and identify key demographic determinants of the consumers who opt for online grocery shopping. Then, we use machine learning techniques, particularly classification techniques, to estimate 'buy' or 'do not buy' decisions of the consumers over the predetermined demographic factors and we compare performance of different estimation methodologies according to different performance measures. Among others, the random forest technique has yielded the three best scores out of four metrics on the test set. Furthermore, we provide current and potential companies in online grocery market with some insights regarding the influential factors on customer satisfaction. We have found that user friendly mobile applications and efficient after-sales services had a positive impact on the 'buy' decision of a customer, while setting a minimum amount to checkout and designing a restricted delivery area had negative impact on the 'buy' decision of a customer.

Keywords : Consumer Behaviour, Online Grocery Market, Machine Learning.

JEL Classification : D12, C38.

GİRİŞ

Tüketici davranışlarının, bireylerin yaşam koşullarından direkt olarak etkilendiği bilinen bir gerçektir. Son yıllarda, şehirleşmenin giderek artması ve özellikle büyük şehirde yaşayan çalışan nüfusun iş-yaşam dengesinde yaşanan değişimler bireyleri daha pratik ve hızlı çözümlere yöneltmiştir. Buna cevaben pazarda faaliyet gösteren firmalar farklı iş modelleri geliştirmiş ve müşteri ile buluşabilecekleri iletişim kanallarını çeşitlendirmişlerdir. Bahsi geçen gelişmelerin yansımaları büyüyen e-ticaret hacminde görmek mümkündür. Deloitte (2019) tarafından yayınlanan rapora göre; sanal alışverişlerin 2015'teki %2,9'luk pazar payı, 2019 yılında 83,1 milyar TL hacme ulaşarak %6,9'a çıkmıştır ve bu artışta en büyük etkenin sanal perakende pazarı olduğu belirtilmiştir. 2020 yılına gelindiğinde ise pandemi koşulları tüketici tercihlerini, bireylerin kalabalık mağaza ve market ortamlarından kaçınması yönünde değiştirmiş ve sanal marketlere olan talep daha da artmıştır (Becan, 2021; Dannenberg, Fuchs, Riedler, & Wiedemann, 2020).

Sanal market sektöründe faaliyet gösteren ya da pazara yeni dâhil olmayı hedefleyen firmaların başarısı; yeni tüketici eğilimlerini yakalaması, hedef müşteri kitlelerini anlamaları ve pazar stratejilerini bu doğrultuda belirlemelerine bağlıdır. Müşteri yapısının ve davranışlarının analiz edilmesi çok eski yıllara dayanan bir çalışma alanı olmakla beraber değişen tüketici eğilimlerinin takibi için yapılan güncel saha çalışmaları da sektördeki oyunculara değerli bilgiler sunmaktadır.

Bu çalışma ile artan talebe karşılık aksiyon almayı planlayan sanal market sektörü firmalarına, güncel müşteri kitlelerini daha yakından tanıma imkânı sunulmaktadır. Çevrimiçi uygulanan anket ile özellikle büyükşehirde yaşayan nüfusun sanal market sektörüne karşı tutumu, sanal market alışverişini tercih eden tüketicinin demografik yapısı ve sanal market kullanıcılarını bu tercihe yönlüten temel faktörlerin neler olduğu hakkında bilgi edinilmesi amaçlanmaktadır. Bu çalışma; güncel saha verisi üzerinden yapılması, hedef müşteri kitlesini tanımlarken betimsel istatistiklerin ötesinde istatistiksel çıkarım ve makine öğrenmesi tekniklerinin bir arada kullanılması ve sanal market kullanımına yönelten

ana faktörlerin bütüncül bir yapıda incelenmesi ile ilgili yazına ve Türkiye sanal market sektörüne katkı sunmaktadır.

Yapılan çalışmada anket sonuçları öncelikle istatistiksel çıkarım yöntemleri ile incelenmiş ve sanal market alışverişini tercih eden tüketicilerin demografik profili belirlenmiştir. Sanal market alışverişinde etken olduğu belirlenen demografik faktörler üzerinden makine öğrenmesi teknikleri ile bireysel müşterilerin sanal market kullanım eğilimini (sanal market alışverişini tercih etme ya da etmeme) tahmin eden modeller geliştirilmiştir. Kullanılan farklı tahmin modelleri, doğruluk performans ölçütü üzerinden kıyaslanmıştır. Son olarak, sanal market sektörü oyuncularına alacakları aksiyonda ışık tutması amacı ile tüketicileri sanal market alışverişine yönelten niteliksel nedenler; motivasyon, alışveriş deneyimi ve satış sonrası hizmetler başlıkları altında incelenmiştir. Böylece, tüketici tercihleri; alışveriş öncesi, alışveriş esnası ve alışveriş sonrası süreçleri kapsamı açısından bütüncül bir şekilde ele alınmıştır.

Makalenin ilerleyen bölümlerinde sırasıyla bilimsel yazın taramasına değinilmekte, kullanılan yöntemler ve anket tasarımı açıklanmaktadır. Bunları takiben bulgular bölümünde demografik faktörlere, tahmin modeli sonuçlarına ve tüketici tercihi sonuçlarına yer verilmektedir. Elde edilen temel bulguların tartışılması ve sektördeki oyuncular için bir takım iç görülerin sunulması ile makale sonlandırılmaktadır.

I. BİLİMSEL DİZİN TARAMASI

Tüketici davranışları, fiziksel kanallarda yapılan alışveriş ile sanal alışveriş kıyaslandığında farklılık gösterebilmektedir. Örneğin, her ne kadar sanal satış kanalı ile müşteriye ürün çeşitliliği sağlanıyor ve tüketim eğilimleri web sitesi önerileri ile yönlendirilmeye çalışılıyorsa da yapılan bir çalışma göstermektedir ki; tüketicinin daha önce deneyimlemediği bir ürüne yönelmesi fiziksel mağazada daha yüksektir (Pozzi, 2012). Bu durum, şirketler için yeni ürün veya marka tanıtımlarında sanal kanalların kullanımını sorgulanabilir kılmaktadır. Bu küçük örnek de göz önünde bulundurulacak olursa, tüketici davranışlarının sanal alışveriş kapsamında özel olarak incelenmesinin birçok araştırmacının ilgisini çekmiş olması şaşırtıcı değildir.

Araştırmacılar; sanal alışverişte web sitesi tasarımının önemini vurgulamakta ve sitenin kullanım kolaylığı, kolay anlaşılabilir, nitelikli ve bilgilendirici olmasının tüketici tercihleri üzerinde pozitif etkisi olduğunu açıklamaktadır (Chen & Cheng, 2009; Demangeot & Broderick, 2010). Tüketicileri sanal kanallara yönelten diğer bazı etkenler de fiyat araştırmasının kolay yapılabilir olması, zaman ve enerji harcamadan ürüne ulaşılabilmesi (Chu, Arce-Urriza, Cebollada-Calvo, & Chintagunta, 2010), bulunabilirlik, çeşitlilik ve uygun fiyat (Jadhav & Khanna, 2016) olarak belirtilmektedir. Tüketiciyi sanal alışveriş kanallarına yönlendiren etkenlerin yanı sıra hâlihazırda sanal alışverişini tercih eden tüketicinin yeniden satın alması üzerine de çalışmalar yürütülmüş ve ürün/hizmet kalitesinin önemli etkenler olduğu bulunmuştur (Hult, Boyer, & Ketchen, 2007). Öte yandan, tüketicinin firmaya duyduğu güvenin de tüketicinin çevrimdışı kanallardan çevrimiçi kanallara yönelmesinde pozitif etkisi olduğu belirtilmektedir (Richards ve ark., 2016). Benzer şekilde güven eksikliğinin ise sanal alışverişin benimsenmesi önünde yer alabilecek en büyük tehdit olduğuna dikkat çekilmektedir.

Ülkemizde de yapılan benzer çalışmalar mevcuttur. İşçioğlu (2018), sanal market alışverişinin sürekliliğine ve sürekliliği etkileyen faktörlere odaklanmış ve algılanan maddi faydanın, sürekli ilgilenim ve e-perakendeciye duyulan güven ile arttığını göstermiştir. Candan ve Kurtuluş (2010), ürün çeşitliliğinin sanal alışveriş kullanımına olan pozitif etkisinden bahsederken, Çakır ve Kazançoğlu, (2020) sanal market tercihini risk algıları çerçevesinde incelemiştir.

Tüketici davranışlarının, sanal alışveriş kapsamında incelenmesi 2000’li yılların başından itibaren ilgi gören bir konu olmuştur. Buna rağmen, bu çalışma alanı; tüketici tercihlerinin, değişen demografik dinamikler ve yaşam koşulları ile farklılık gösterebileceği göz önünde bulundurulduğunda, güncelliğini korumaktadır (Özden, 2019). Son yıllarda ise makine öğrenmesi teknikleri ile tüketici alım kararlarının

tahmin edilmesi sıklıkla çalışılmakta (Gupta & Pathak, 2014; Ravnik, Solina, & Zabkar, 2014; Chaudhuri, Gupta, Vamsi, & Bose, 2021) ve bu alanda yapılan çalışmaların metodolojik açıdan kapsamının genişlediğine şahit olunmaktadır.

Bu çalışmada, literatürden derlenen/esinlenen, tüketici tercihlerini belirleyebilecek etkenler üç ana başlık (motivasyon, alışveriş deneyimi ve satış sonrası hizmetler) altında düzenlenerek sanal market sektörü özelinde incelenmiş ve makine öğrenmesi teknikleri aracılığıyla tüketici eğilimi tahmini yapılmıştır. Çalışmanın ana amacı, bilimsel dizine yapılan katkının yanı sıra sektör oyuncularına kolay anlaşılabilir bulgular sunabilmektir.

II.YÖNTEM

Bu çalışma ile sanal market kullanımını etkileyen demografik özelliklerin belirlenmesi amacıyla çevrimiçi bir anket uygulaması yapılmış ve bu özelliklerin her biri için hipotez testleri uygulanmıştır. Kullanımı etkilediği belirlenen özellikler temel alınarak çeşitli makine öğrenmesi teknikleri ile yeni bir potansiyel kullanıcının sanal marketi kullanıp kullanmayacağını tahmin eden modeller geliştirilmiş ve bu modeller doğruluk ölçütü ile kıyaslanarak en iyi sonuç veren model belirlenmiştir. Tüm sonuçlar, ankete cevap veren tüketicilerin rasyonel davrandığı varsayımı altında sunulmuştur.

II.I. Anket Tasarımı

Anket, çevrimiçi olarak Google Forms uygulaması üzerinde hazırlanmıştır. Anket vasıtasıyla sınanacak hipotezler aşağıda listelenmiştir.

- H1.* Sanal market alışveriş eğilimi yaşa göre değişmemektedir.
- H2.* Sanal market alışveriş eğilimi cinsiyete göre değişmemektedir
- H3.* Sanal market alışveriş eğilimi medeni duruma göre değişmemektedir.
- H4.* Sanal market alışveriş eğilimi ikamet edilen bölgeye göre değişmemektedir.
- H5.* Sanal market alışveriş eğilimi eğitim düzeyine göre değişmemektedir.
- H6.* Sanal market alışveriş eğilimi mesleklere göre değişmemektedir.
- H7.* Sanal market alışveriş eğilimi aylık ortalama gelir seviyesine göre değişmemektedir.
- H8.* Sanal market alışveriş eğilimi aylık ortalama gıda harcamasına göre değişmemektedir.
- H9.* Sanal market alışveriş eğilimi hane halkı büyüklüğüne göre değişmemektedir.

Anket ile tüketicilere H1-H9 hipotezleri ile uyumlu şekilde yaş, cinsiyet, medeni durum, ikamet bölgesi, eğitim seviyesi, meslek, gelir düzeyi, gıda harcaması ve hane halkı büyüklüğü ile ilgili sorular yöneltilmiş ve daha önce sanal market kullanıp kullanmadığını belirtmesi istenmiştir. Bu aşamada daha önce hiç sanal market kullanmadığını belirten tüketicilere neden kullanmadığına yönelik sorular iletilip sonrasında anket sonlandırılırken, kullandığını belirten tüketicilere motivasyon, alışveriş deneyimi ve satış sonrası hizmet başlıkları altında yeni sorular yöneltilmiştir.

II.II. Örneklem Büyüklüğü

Araştırma evreni Türkiye genelinde 15 yaş üzeri çalışan kişiler olarak belirlenmiştir. Bu kapsamda TÜİK (2021) verilerine göre Türkiye’de 15 yaş ve üzerinde 31.567.000 kayıtlı çalışan bulunmaktadır. Bu evren için %95 güvenilirlik ve %5 duyarlılık altındaki örneklem büyüklüğü 385 olarak belirlenmiştir. Eksik anket cevaplarından kaynaklanabilecek olası veri kayıplarını önlemek adına

anket tasarımı; cevaplayanın zorunlu alanları doldurmadan takip eden soruları göremeyeceği şekilde yapılmıştır. Bu tasarım şekli doldurulan tüm anketlerin veri kaybı olmadan kullanımına olanak vermiştir ancak cevaplayanların zorunlu alan uygulamasını gördükten sonra anketi tamamlamaktan vazgeçmeleri örneklem büyüklüğünün kısıtlanmasına yol açmıştır. Bu bağlamda, anket iki hafta süreyle açık tutulmuş ve toplam 380 kişi tarafından eksiksiz bir şekilde cevaplanmıştır. Cevap sayısının belirlenen evren için yeterli bir örneklem oluşturduğu değerlendirilmiştir.

II.III. Bulgular

a. Hipotez testleri

Tablo 1 anket cevaplarının farklı demografik etkenlere göre dağılımını ve bu etkenlere göre kurulan hipotez testlerinin sonuçlarını göstermektedir. Anket sorusu ve ilgili hipotez ilk sütunda, soru kapsamında tüketicilerin cevaplayabileceği seçenekler ikinci sütunda, verilen cevapların sayısı ve yüzde karşılığı üçüncü ve dördüncü sütunda gösterilirken beşinci ve altıncı sütunlar hipotez testi sonuçlarına ayrılmıştır. İncelenen hipotezdeki değişkenin yalnızca iki farklı değer aldığı hipotezler için, örn: H2 ve H3, “İkili t Testi” (Paired t test), ikiden fazla değer aldığı hipotezler için “Tek yönlü varyans analizi” (One-way ANOVA) kullanılmıştır. Tüm testlerde %95 güven aralığı esas alınmış ve analizler MINITAB yazılımı ile gerçekleştirilmiştir. Her bir hipotez ilgili test sonucunda elde edilen p değerine göre değerlendirilmiştir. Tablo 1 incelendiğinde, H1, H3, H5 ve H6’nın reddedildiği, diğer hipotezlerin kabul edildiği görülmektedir. Sonuç olarak, sanal market kullanma eğiliminin, yaş, medeni durum, eğitim seviyesi ve mesleğe göre değiştiği sonucuna varılmıştır.

Tablo 1. Özet Demografik Veriler ve Hipotez Test Sonuçları.

Faktör (Hipotez)	Cevap	Sayı	Yüzde	p değeri	Sonuç
Yaş (H1)	15-25	79	20.8	< 0.001	Ret
	25-35	70	18.4		
	35-45	72	18.9		
	45-55	46	12.1		
	55-65	84	22.1		
	65+	29	7.6		
Cinsiyet (H2)	Kadın	245	64.5	0.529	Kabul
	Erkek	135	35.5		
Medeni Durum (H3)	Bekâr	153	40.3	0.017	Ret
	Evli	227	59.7		
İkamet Yeri (H4)	Büyükşehir	326	85.8	0.071	Kabul
	İl	43	11.3		
	İlçe	10	2.6		
	Köy/Kasaba	1	0.3		
Eğitim Seviyesi (H5)	Lise ve altı	41	10.8	< 0.001	Ret
	Yükseköğretim	52	13.7		
	Lisans	209	55.0		
	Yüksek Lisans	64	16.8		
	Doktora	14	3.7		
Meslek (H6)	Kamu çalışanı	48	12.6	< 0.001	Ret
	Özel sektör çalışanı	134	35.3		
	Serbest çalışan	28	7.4		
	Emekli	79	20.8		
	İşsiz	23	6.1		
	Öğrenci	68	17.9		
Ortalama Gelir (H7)	1.000 TL ve altı	31	8.2	0.240	Kabul
	1.001 – 3.000 TL	54	14.2		
	3.001 – 5.000 TL	59	15.5		
	5.001 – 7.000 TL	84	22.1		
	7.001 – 10.000 TL	68	17.9		
	10.001 TL ve üzeri	84	22.1		
Ortalama Gıda Harcaması (H8)	500 TL ve altı	31	8.2	0.105	Kabul
	501 – 1.000 TL	61	16.1		
	1.001 – 2.000 TL	103	27.1		
	2.001 – 3.000 TL	96	25.3		
	3.001 TL ve üzeri	89	23.4		
Hane Halkı Büyüklüğü (H9)	1-2 kişi	136	35.8	0.089	Kabul
	3-4 kişi	225	59.2		
	5 kişi ve üzeri	19	5.0		

b. Sanal market kullanım tahmini

Bir kullanıcının sanal market kullanıp kullanmaması bir sınıflandırma (classification) problemi olarak ele alınabilir. Sınıflandırma problemlerinde amaç, bir veri kümesi ve sınırlı sayıda sınıf etiketi verildiğinde, küme içindeki her bir verinin hangi etikete ait olacağını belirlemektir. Bu çalışmada, bağımsız değişkenler, bir önceki bölümde sanal market kullanımını etkilediği belirlenen faktörler, etiketler ise “sanal market kullanır” / “sanal market kullanmaz” olmak üzere iki etiket olacaktır. Tüm veri kümesi %30'u (114 cevap) test %70'i (266 cevap) öğrenme kümesi olacak şekilde rastgele ikiye bölünmüş ve literatürde kullanılan farklı sınıflandırma teknikleri öğrenme kümesi üzerinde eğitilerek test kümesindeki verilerin etiketlerini tahmin etmek için kullanılmıştır. Elde edilen tahminler (1)-(4) numaralı denklemlerde verilen doğruluk, duyarlılık, kesinlik ve f1 skorlarına göre değerlendirilmiştir. Skor hesaplamalarında modellerden elde edilen tahminler ile gerçek anket cevapları farklı şekillerde kullanılmaktadır. Bu hesaplamaların detayını vermeden önce, hesaplamalarda kullanılan bazı terimlerin açıklamaları sunulmuştur.

Pozitif doğru (PD): Anket cevabı 1 olan bir verinin model tarafından da doğru tahmin edilmesidir (Guido ve Mueller, 2016).

Negatif doğru (ND): Anket cevabı 0 olan bir verinin model tarafından da doğru tahmin edilmesidir (Guido ve Mueller, 2016).

Pozitif yanlış (PY): Anket cevabı 0 olan bir verinin model tarafından yanlış tahmin edilmesidir (Guido ve Mueller, 2016).

Negatif yanlış (NY): Anket cevabı 1 olan bir verinin model tarafından yanlış tahmin edilmesidir (Guido ve Mueller, 2016).

$$\text{Doğruluk skoru} = \frac{PD + ND}{PD + ND + PY + NY} \quad (1)$$

$$\text{Duyarlılık skoru} = \frac{PD}{PD + NY} \quad (2)$$

$$\text{Kesinlik skoru} = \frac{PD}{PD + ND} \quad (3)$$

$$\text{f1 skoru} = 2 \times \frac{\text{Duyarlılık skoru} \times \text{Kesinlik skoru}}{\text{Duyarlılık skoru} + \text{Kesinlik skoru}} \quad (4)$$

Karşılaştırmada kullanılan farklı sınıflandırma modelleri kısaca aşağıda açıklanmıştır.

En yakın komşu (Nearest neighbor): Bir veri kümesini bir farklılaşma fonksiyonu yardımıyla sınıflandırmaya çalışan bir gözetimsiz (unsupervised) öğrenme tekniğidir (Kramer, 2013). Amaç, verileri sınıflara atarken aynı sınıf içindeki verilerin birbirlerinden farklılıklarını enküçükmektir.

Destek vektör makinesi (Support vector machine): Bir veri kümesindeki herhangi bir noktadan en uzak olan iki sınıf arasında bir karar sınırı bulan vektör uzayı tabanlı bir gözetimli (supervised) öğrenme tekniğidir (Deisenroth ve ark., 2020).

Karar ağacı (Decision tree): Bir veri kümesindeki bağımsız değişkenlerin çeşitli sınır değerlerine göre bir ağaç yapısı oluşturan gözetimli öğrenme tekniğidir (Jiang, 2021). Diğer tekniklere kıyasla daha anlaşılabilir olduğu için tercih edilmektedir.

Rasgele orman (Random forest): Öğrenme sürecinde birden çok karar ağacı kullanılan bir gözetimli öğrenme tekniğidir (Jiang, 2021). Öğrenme sürecinde veri kümesindeki rassallıkları da göze alabildiği için daha gülbüz karar ağaçları elde edilebilmektedir.

Yapay sinir ağı (Neural networks): Birbirine çeşitli doğrusal ve doğrusal olmayan fonksiyonlarla bağlanmış düğüm noktaları bulunan karmaşık öğrenme çizgeleridir (Jiang, 2021). Düğüm noktaları arasında çok çeşitli fonksiyon yapılarına izin verdiğinden karmaşık sistemlerin tahmininde diğer tekniklere kıyasla daha iyi sonuçlar verebilmektedir.

Lojistik regresyon (Logistic regression): Bir veri kümesindeki bağımsız değişkenleri logaritmik bir kayıp fonksiyonu yardımıyla değerlendiren ve sınıflandırma sonucunu bu kayıp değerlerini en küçükleyecek şekilde veren gözetimli öğrenme tekniğidir (Jiang, 2021).

Modellerin eğitilmesi için anket cevaplarında birtakım değişiklikler yapılması gerekmektedir. Tüketicilerin verdiği cevaplar çoktan seçmeli seçenekler içerdiğinden ilk olarak cevapların matematiksel olarak ifade edilebilir hale getirilmesi gerekmektedir. İki seçeneğe bağımsız değişkenler bir seçenek 0 diğer seçenek 1 olacak şekilde ele alınmıştır, örn: “Evliliği”: 1, “Bekar”: 0. İki'den fazla seçenek bulunan bağımsız değişkenler için seçenek sayısı kadar yapay bağımsız değişkenler üretilmiştir. Örneğin, yaş sorusu için altı yapay değişken üretilmiştir. Soruya 18-25 cevabı veren bir tüketici için bu değerler 18-25: 1, 25-35: 0, 35-45: 0, 45-55: 0, 55-65: 0 ve 65+: 0 olmalıdır. Benzer şekilde, cevabı 35-45 olan bir tüketicinin yapay değişken değerleri 18-25: 0, 25-35: 0, 35-45: 1, 45-55: 0, 55-65: 0 ve 65+: 0 olmalıdır.

Son olarak sanal market kullandığını belirten tüketicilerin cevapları 1, kullanmayanların cevapları 0 olarak modele dâhil edilmiştir. Modeller 266 cevaplık eğitim kümesi üzerinden katmanlı k-katlamalı çapraz doğrulama (stratified k-fold cross validation) tekniği kullanılarak eğitilmiştir. Bu teknik kapsamında, 5 farklı denemede, eğitim verisinden rasgele seçilen %20'lik kısmı doğrulama grubu olarak ayrılmıştır. Modeller kalan %80'lik kısım üzerinden eğitilmiş ve model performansı doğrulama grubu üzerinden değerlendirilmiştir. Son skorlar, bu 5 denemeden elde edilen skorların ortalaması alınarak bulunmuştur. Tablo 2, ele alınan tekniklerin eğitim ve test verisi üzerindeki doğruluk, duyarlılık, kesinlik ve f1 skorlarını göstermektedir. Her bir skor özelinde eğitim ve test verisinde en yüksek skorlar koyu renklerle gösterilmiştir.

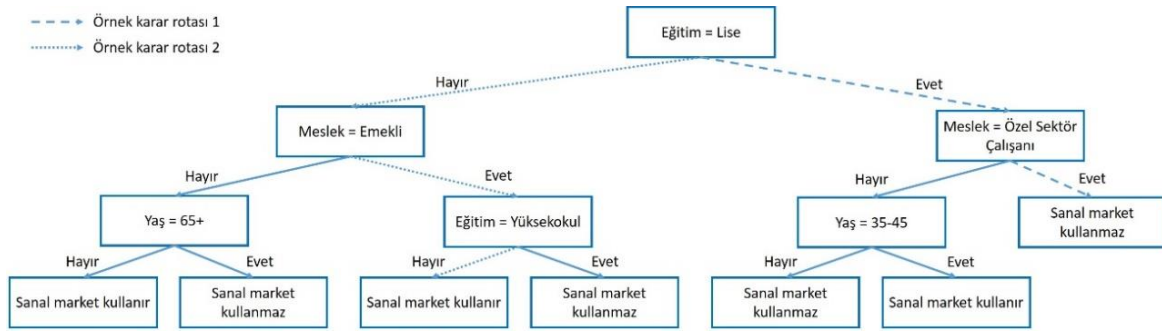
Tablo 2. Sınıflandırma Tekniklerinin Eğitim ve Test Verisi Üzerindeki Doğruluk, Duyarlılık, Kesinlik ve F1 Skorları.

Skor	Veri	En yakın komşu	Destek vektör makinesi	Karar ağacı	Rastgele orman	Yapay sinir ağı	Lojistik regresyon
Doğruluk	Eğitim	0.80	0.75	0.85	0.85	0.82	0.75
	Test	0.69	0.75	0.75	0.78	0.77	0.72
Duyarlılık	Eğitim	0.84	0.77	0.87	0.87	0.83	0.78
	Test	0.81	0.79	0.79	0.83	0.82	0.76
Kesinlik	Eğitim	0.89	0.94	0.93	0.93	0.94	0.93
	Test	0.82	0.91	0.84	0.90	0.90	0.92
f1	Eğitim	0.86	0.85	0.90	0.90	0.88	0.85
	Test	0.81	0.84	0.82	0.86	0.86	0.83

Tablo 2'deki skorlara göre rasgele orman tekniğinin dört farklı skorun üçünde en iyi performansı elde ettiği görülmektedir. Tahmin modellerinin test verisi üzerindeki performansının eğitim verisindeki performansına kıyasla düşük olması beklenen bir çıktı olsa da rasgele orman tekniğinde bu kaybın diğerlerine kıyasla daha az olduğu görülmektedir. Yalnızca kesinlik skoru açısından destek vektör makinesi tekniğine göre daha düşük bir skor elde etmiş olsa da tüm skorlar baz alındığında rasgele orman tekniğinin en iyi sonucu veren teknik olduğuna karar verilmiştir.

Şekil 1, rasgele orman tekniği için elde edilen örnek bir karar ağacını göstermektedir. Bu ağaçtaki her bir düğüm (dikdörtgen) tüketicinin demografik özelliğini sorgulamakta ve bu sorgunun doğru ya da yanlış olmasına bağlı olarak bir karar rotası oluşturulmaktadır. Örneğin, eğitim seviyesi lise olup özel sektörde çalışan bir tüketicinin sanal market kullanmayacağı (kesikli çizgilerle belirtilen karar rotası),

eğitim seviyesi lise ya da yüksekokul olmayıp emekli olan bir tüketicinin ise sanal market kullanacağı tahmin edilmektedir (noktalarla belirtilen karar rotası).



Şekil 1. Rasgele Orman Karar Ağacı Örneği.

II.IV. Sanal Market Kullanıcılarının Tercih Nedenleri

Anket ile sanal market kullanım tahmininin yanı sıra bu marketten faydalanan tüketicilerin tercih nedenlerine dair de bir araştırma yapılmıştır. Bu bağlamda, daha önce sanal market kullandığını belirten tüketicilere (281 cevap), bu kullanımlarını etkileyen faktörleri motivasyon, alışveriş deneyimi ve satış sonrası hizmet başlıkları altında belirlemek amacıyla Likert ölçeğine göre hazırlanmış ikinci bir liste sunulmuştur. Bu faktörler ve ilgili soru listesi yapılan yazın incelemesi ışığında yazarlar tarafından derlenmiş ve yorumlanmıştır. Tüketicilerin her bir soruyu 1 (kesinlikle katılmıyorum) ile 5 (kesinlikle katılıyorum) arasında değerlendirmesi istenmiştir. Her bir soru için verilen ortalama puanlar ile standart sapmaları ve %95 güven aralıkları Tablo 3'te gösterilmiştir.

Tablo 3. Sanal Market Kullanımını Etkileyen Faktörler.

Soru	Ortalama	Standart Sapma	Güven Aralığı (%95)
Web sitesinin kolay kullanımı	4.87	0.42	4.82 – 4.92
Tek tıkla sipariş	4.45	0.91	4.34 – 4.55
Mobil uyumluluk	4.65	0.78	4.56 – 4.74
Diğer faaliyetlere zaman ayırma	4.43	0.91	4.32 – 4.54
Fiziksel mağazaya uzaklık	3.39	1.45	3.22 – 3.56
Otopark avantajı	3.83	1.28	3.68 – 3.98
Paket taşımama	4.51	0.88	4.41 – 4.62
Sipariş takip sistemi	4.73	0.70	4.64 – 4.81
Önceki siparişi yenileyebilme	4.10	1.17	3.96 – 4.24
Favorilerim sekmesi	4.26	1.04	4.13 – 4.38
Minimum sipariş tutarı	4.73	0.69	4.65 – 4.81
Sınırlı teslimat bölgesi olmaması	4.87	0.46	4.81 – 4.92
Marka çeşitliliği	2.97	1.47	2.80 – 3.15
İkame ürün	2.54	1.43	2.37 – 2.70
Fiziksel mağazadan yüksek fiyat	4.55	0.88	4.45 – 4.66
Teslimat ücreti	4.40	1.00	4.28 – 4.52
İndirim kampanyası	1.99	1.35	1.83 – 2.15
Kolay iade imkânı	2.29	1.40	2.12 – 2.45
Yetkiliye kolay ulaşım	4.46	0.95	4.35 – 4.57
Önceki siparişlerden memnuniyet	4.70	0.81	4.61 – 4.80
Farklı firma deneyimi	2.68	1.24	2.53 – 2.83
Siparişlerden puan toplama	4.20	1.10	4.07 – 4.33
Çekiliş ve kupon desteği	3.46	1.44	3.29 – 3.63

Anket uygulamalarının tutarlı ve güvenilir sonuçlar verip vermediğini belirlemek için Cronbach's Alpha (CA) değeri kullanılmaktadır. Bu değer, n, soru sayısını, c, sorular arasındaki kovaryans değerlerinin ortalamasını ve v, ortalama varyans değerini belirtmek üzere, Denklem 2 ile belirlenmektedir. Bu değer, 1'e ne kadar yakın olursa anket de o denli tutarlı demektir. Literatürde, 0.7 üzerindeki değerlerin kabul edilebilir olduğu belirtilmektedir. Bu çalışmadaki anketin CA değeri 0.7932 bulunmuş ve anketin güvenilir olduğu değerlendirilmiştir.

$$\alpha = \frac{nc}{v + (n - 1)c} \quad (2)$$

Sonuç olarak Tablo 2 incelendiğinde, motivasyon başlığında sipariş verilen web sitesinin kolay kullanılabilirliği, mobil uygulama olması ve fiziksel mağazalara kıyasla paket taşımama rahatlığı en önemli etkenler olmuştur. Alışveriş deneyimi başlığında ise dağıtımın sınırlı bölgelere yapılmaması, sipariş takip sisteminin bulunması ve sipariş için bir minimum sipariş tutarının olmaması önemli etkenlerdir. Son olarak, satış sonrası hizmet başlığında tüketicilerin önceki siparişlerindeki pozitif deneyimler, firma yetkilisi ile kolay iletişim kurabilmek ve önceki siparişlerden puan toplayarak gelecek siparişlerde bu puanları harcaayabilmek en önemli etkenlerdir.

SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada son yıllarda kullanımı hızla artan sanal market tüketicilerinin demografik yapısının belirlenmesi amacıyla çevrimiçi bir anket uygulaması yapılmıştır. Anket cevapları istatistiksel çıkarım teknikleri ile incelenmiş ve sanal market kullanım tercihini etkileyen demografik faktörler belirlenmiştir. Bu çıkarımlar ışığında, tüketicinin yaşı, medeni durumu, eğitim durumu ve mesleğinin sanal market kullanımını etkilediği belirlenirken cinsiyet, ikametgâh yeri, ortalama gelir, aylık gıda harcaması ve hane halkı büyüklüğünün sanal market kullanımında istatistiksel olarak önemli olmadığı gösterilmiştir. Benzer bir çalışmada ise (Becan, 2021), medeni durum ve eğitimin fark yarattığı ortaya konarken, yaş ve çalışma durumunun yeni nesil alışveriş platformlarına yönelik satın alma motivasyonunda fark yaratmadığı tartışılmıştır. Benzer amaçlar ile benzer zaman aralıklarında yapılan bu iki çalışmanın kısmen çelişkili sonuçlara ulaşmasının çalışmaların örneklem seçimlerinden kaynaklanabileceği düşünülmektedir. Buna ek olarak, anket tasarımlarında kullanılan kelime seçimleri de kullanıcıların cevaplarını etkilemiş olabilir. Örneğin, bu çalışmada sanal market kullanımı sorgulanırken bahsi geçen diğer çalışma yeni nesil alışveriş platformları gibi daha geniş bir tanımlı tercih etmiştir. Sonuç olarak, sektörde yer alan firmalar için yapılacak önerilerde medeni durum ve eğitim vurgusu yapılabilir ancak bunlar dışında kesin yargılara varmak yanıltıcı olabilir. Bu doğrultuda sektörde faaliyet gösteren firmalara kendi müşteri veri tabanlarını örneklem olarak alıp firma ya da sektör özelinde analiz yapmaları önerilebilir.

Sonrasında, sanal market kullanım tercihi üzerinde etkili olduğu bulunan faktörlerin bağımsız değişkenler, sanal market kullanım kullanılmamanın ise bu faktörlere bağlı bir değişken olduğu çeşitli makine öğrenmesi teknikleri ele alınmış, bu modeller anket cevaplarından rasgele seçilen bir eğitim kümesi üzerinden eğitilmiştir. Farklı teknikler, doğruluk, kesinlik, duyarlılık ve f1 skorlarına göre eğitim kümesinden farklı bir test kümesi üzerinden değerlendirilmiştir. Sonuç olarak, dört farklı skorun üçünde en iyi skor, rasgele orman tekniği ile elde edilmiş ve örnek bir karar ağacı gösterilmiştir. Önerilen teknik, sanal marketlerin stratejik ve operasyonel kararlarında yardımcı olacak niteliktedir. Örneğin, yeni bir dağıtım deposunun yerine ve bu deponun kapasitesine karar verilirken, farklı alternatiflerin olası getirileri üzerinden değerlendirme yapılmaktadır. Bu getiriler ise deponun hizmet vereceği alandaki kullanıcı profili ve bu profilin ne kadarının sanal market kullanacağına bağlı olarak değişecektir. Bu noktada, önerilen rasgele orman modeli bu getiri hesaplamalarında yardımcı olacaktır.

Ankette sanal market kullandığını belirten tüketicilere bu tercihlerini etkileyen diğer niteliksel faktörleri belirlemek amacıyla motivasyon, alışveriş deneyimi ve satış sonrası hizmet başlıkları altında

çeşitli sorular yöneltilmiştir. Tüketiciler, motivasyon başlığı altında kolay kullanılabilir web sitesi ve mobil cihazlara uyumlu uygulamaların olmasını en önemli iki tercih nedeni olarak belirtmiştir. Zamanın en kıymetli kaynaklardan biri olduğu düşünüldüğünde, tüketicilerin en hızlı şekilde siparişlerini verebildiği firmalara yöneldiği söylenebilir. Kullanım kolaylığı ve zaman tasarrufu kavramları, mevcut yazında da sıklıkla araştırılmış ve bu çalışmadaki bulgulara benzer şekilde sanal alışveriş tercihi üzerinde pozitif etkileri olduğu vurgulanmıştır (Chen ve Cheng, 2009; Demangeot ve Broderick, 2010; Chu ve ark., 2010). Bu noktada sadece mağazalar ya da web siteleri üzerinden hizmet verip, herhangi bir mobil uygulama sunmayan firmaların mevcut altyapılarına uygun şekilde mobil kanallara da yönelmelerinin müşteri sayılarını ve rekabet gücünü arttıracacağı öngörülebilmektedir.

Alışveriş deneyimi başlığı altında belirtilen en önemli iki etken firmaların teslimatlarını sınırlı bölgelere yapmaması ve sipariş vermek için bir minimum tutar kısıtı koymamalarıdır. Bununla birlikte siparişlerin web sitesi ya da mobil uygulamalar üzerinden takip edilebilir olması da tüketicilerin önem verdiği konulardan birisidir. Sıralanan bu üç kriter (teslimatların sınırlı bölgelere yapılmaması, minimum sipariş tutarı uygulamasının olmaması, siparişlerin uygulama üzerinden takip edilebilir olması) direkt olarak literatürde karşılaşılan kriterler olmasa da bulunabilirlik, çeşitlilik ve uygun fiyat (Jadhav ve Khanna, 2016) kriterleri ile ilişkilendirilmesi mümkündür. Bulgular doğrultusunda söylenebilir ki sınırlı teslimat bölgeleri ve minimum sipariş tutarı kısıtı firmaların sınırlı kaynak ile lojistik operasyonlarını kontrol edebilmelerini sağlasa da tüketici memnuniyetini düşürmektedir. Bu memnuniyetsizliği gidermek adına firmaların aynı sektörde hizmet veren diğer firmalar ile koalisyon kurmaları ve bu koalisyonlar sayesinde kendi altyapıları ile hizmet götüremedikleri bölgeleri de dağıtım ağlarına dâhil etmeleri önerilebilir. Bu koalisyonlarla hem dijital hem de lojistik altyapılar paylaşarak kısıtlı kaynakların daha verimli kullanımı sağlanabilecektir. Bir tarafta firmalar tüketici sayılarını ve gelirlerini artırırken, diğer taraftan tüketiciler de farklı firmalardan hizmet alabilme esnekliği kazanabilecektir.

Satış sonrası hizmet başlığı altında tüketicilerin önem verdiği etkenler önceki siparişlerden memnuniyet ve firma yetkililerine kolay ulaşım imkânıdır. Tüketicilerin daha önce memnun kaldığı firmaları kullanması diğer sektörlerde olduğu gibi sanal market sektörü için de geçerliliğini korumaktadır. Bununla birlikte firmaların satış sonrasında yaşanabilecek sorunlara da hızlı çözüm bulmasının tüketiciler açısından kıymetli olduğu görülmektedir. Bu kapsamda hem finansal iade hem ürün iade hem de şikâyet ve öneri toplama işlemleri için tüketicilere yeterli kanalların sunulması gerekmektedir. Firmalar bu sayede hem mevcut operasyonları için memnuniyet seviyelerini ölçebilecek hem de mevcut müşterilerine güven vererek müşteri sadakatini artırabilecektir. Firmaya duyulan güvenin sanal market kullanımını olumlu etkilediği (Richards ve ark., 2016; İşçioğlu 2018) düşünüldüğünde, yaratılan güven ortamının firmaya katma değer sağlayacağı aşikardır.

Sonuç olarak; bu çalışma, firmalara sanal markette faaliyet göstermenin değişen müşteri profilleri gözetildiğinde rekabet gücünü korumaları adına kaçınılmaz olduğunu vurgulamıştır. Ancak tüketicilerin sanal market alışverişinde önem atfettikleri değerler farklılık göstermekte ve geleneksel mağazacılık stratejileri bu alanda yetersiz kalabilmektedir. Bu konuya ışık tutmak için yapılan bu çalışmada firmalara bulgular neticesinde birtakım öneriler sunulmuştur. Sunulan bu öneriler çalışmanın örnekleme ile sınırlı olmakla beraber, literatür ile de desteklenmiştir. Kesin yargılara ulaşılması güç olsa da, konu hakkında farkındalık düzeyinin artırılmasına katkı sağlanmıştır.

KAYNAKÇA

- Becan, C. (2021). Covid-19 pandemi döneminde dijital tüketim alanı olarak yeni nesil alışveriş platformlarına yönelik motivasyon faktörleri üzerine bir saha araştırması. *İNİF E- Dergi*, 6(1), 53–78.
- Çakır, İ., & Kazançoğlu, İ. (2020). Sanal market alışverişini yapma niyetinde genişletilmiş teknoloji kabul modeli bileşenleri ile risk algılarının etkisi. *Celal Bayar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 18(2), 305–326.

- Candan, B., & Kurtuluş, K. (2010). İnternet kullanıcılarının gıda, temizlik ve kişisel bakım ürünlerinde sanal alışveriş yapma nedenlerini belirlemeye yönelik pilot bir araştırma. *Journal of Economics and Administrative Sciences*, 17(1–2).
- Chaudhuri, N., Gupta, G., Vamsi, V., & Bose, I. (2021). On the platform but will they buy? Predicting customers' purchase behavior using deep learning. *Decision Support Systems*, 149, 113622.
- Chen, C. W. D., & Cheng, C. Y. J. (2009). Understanding consumer intention in online shopping: A respecification and validation of the DeLone and McLean model. *Behaviour and Information Technology*, 28(4), 335–345.
- Chu, J., Arce-Urriza, M., Cebollada-Calvo, J. J., & Chintagunta, P. K. (2010). An empirical analysis of shopping behavior across online and offline channels for grocery products: The moderating effects of household and product characteristics. *Journal of Interactive Marketing*, 24(4), 251–268.
- Dannenber, P., Fuchs, M., Riedler, T., & Wiedemann, C. (2020). Digital Transition by COVID-19 Pandemic? The German Food Online Retail. *Tijdschrift Voor Economische En Sociale Geografie*, 111(3), 543–560. Doi: 10.1111/tesg.12453.
- Deisenroth, M. P., Faisal, A. A., & Ong, C. S. (2020). *Mathematics for Machine Learning*. Cambridge University Press.
- Demangeot, C., & Broderick, A. J. (2010). Consumer perceptions of online shopping environments: A gestalt approach. *Psychology & Marketing*, 27(2), 117–140.
- Deloitte, (2019). *E-Ticaretin gelişimi, sınırların aşılması ve yeni normlar*. <https://www.tubisad.org.tr/tr/images/pdf/dd-tusiad-eticaret-raporu-2019.pdf>. Erişim tarihi: 19.10.2021.
- Guido, S., Mueller, A.C. (2016). *Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists*. O'Reilly Media.
- Gupta, R., & Pathak, C. (2014). A machine learning framework for predicting purchase by online customers based on dynamic pricing. *Procedia Computer Science*, 36, 599–605.
- Hult, G. T. M., Boyer, K. K., & Ketchen, D. J. (2007). Quality, operational logistics strategy, and repurchase intentions: A profile deviation analysis. *Journal of Business Logistics*, 28(2), 105–132.
- İşçioğlu, T. E. (2018). Sanal market alışverişi niyetinin sürekliliğini etkileyen unsurlar ve bir model önerisi. *Pazarlama ve Pazarlama Araştırmaları Dergisi*, 21, 99–124.
- Jadhav, V., & Khanna, M. (2016). Factors influencing online buying behavior of college students: A qualitative analysis. *Qualitative Report*, 21(1), 1–15.
- Jiang, H. (2021). *Machine learning fundamentals: A concise introduction*. Cambridge University Press.
- Kramer, O. (2013). K-Nearest Neighbors. In: Dimensionality Reduction with Unsupervised Nearest Neighbors. *Intelligent Systems Reference Library*, 51. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Özden, A. T. (2019). Pozitif algının ve tüketici karar verme tarzlarının y ve z kuşakları açısından karşılaştırılması. *Gazi İktisat ve İşletme Dergisi*, 5(1), 1–20.
- Pozzi, A. (2012). Shopping cost and brand exploration in online grocery. *American Economic Journal: Microeconomics*, 4(3), 96–120.
- Ravnik, R., Solina, F., & Zabkar, V. (2014). Modelling in-store consumer behaviour using machine learning and digital signage audience measurement data. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 8811, 123–133.
- Richards, T. J., Hamilton, S. F., & Allender, W. (2016). Search and price dispersion in online grocery markets. *International Journal of Industrial Organization*, 47, 255–281.
- TÜİK, (2021). *İşgücü istatistikleri*. <https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=İsgucu-Istatistikleri-Ocak-2021-37486>. Erişim tarihi: 19.10.2021.

Etik Beyanı : Bu çalışmanın tüm hazırlanma süreçlerinde etik kurallara uyulduğunu yazarlar beyan eder. Aksi bir durumun tespiti halinde ÖHÜİBF Dergisinin hiçbir sorumluluğu olmayıp, tüm sorumluluk çalışmanın yazarlarına aittir.

İlgili çalışmada 07.12.2021 tarih ve E-59394181-604.01.02-23017 sayılı Atılım Üniversitesi etik kurulundan gerekli izinler alınmıştır.

Yazar Katkıları : 1. Yazar Cihan Tuğrul ÇİÇEK, çalışmanın tüm bölümlerinde, literatür, yöntem geliştirme, veri toplama ve veri analizi aşamalarında katkı sağlamıştır. 2. Yazar Gözdem DURAL SELÇUK, çalışmanın tüm bölümlerinde, literatür, yöntem geliştirme, veri toplama ve veri analizi aşamalarında katkı sağlamıştır. 1. Yazarın katkı oranı: %50, 2. Yazarın katkı oranı: %50.

Çıkar Beyanı : Yazarlar arasında çıkar çatışması yoktur. Bu çalışma Atılım Üniversitesi Lisans Araştırma Projesi (ATÜ-LAP-2021-12) ile desteklenmiştir.

Teşekkür : Editör ve hakemlere yorumlarından dolayı teşekkür ederiz.

Ethics Statement : The authors declare that ethical rules are followed in all preparation processes of this study. In case of detection of a contrary situation, ÖHÜİBF Journal has no responsibility and all responsibility belongs to the authors of the study.

This study was carried out after the approval of Atılım University Ethics Committee with E-59394181-604.01.02-23017 numbered and dated 16.08.2021.

Author Contributions : Cihan Tuğrul Çiçek contributed to the literature review, methodology, model development, and data analytics. Gözdem Dural Selçuk contributed to the literature review, methodology, model development, and data analytics. The authors contributed equally.

Conflict of Interest : There is no conflict of interests between authors.

Acknowledgement : We would like to thank the editor and referees for their valuable comments.
