



Türkiye'de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi

Classification The Use Of E-Commerce In Türkiye With Machine Learning and Analyzing Its Relationship With Various Variables

DOI: 10.38155/ksbd.1477120

Araştırma Makalesi /
Research Article

Makale Geliş Tarihi /
Article Arrival Date
02/05/2024

Makale Kabul Tarihi /
Article Accepted Date
10/09/2024

Makale Yayın Tarihi /
Article Publication Date
31/12/2024

KARADENİZ SOSYAL BİLİMLER DERGİSİ

Dr. Öğr. Üyesi, Yunus Emre GÜR
Fırat Üniversitesi
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü
yegur@firat.edu.tr
ORCID: 0000-0001-6530-0598

Dr., Kâmil Abdullah EŞİDİR
Fırat Kalkınma Ajansı
abdullahesidir@yahoo.com
ORCID: 0000-0002-8106-1758

Doç. Dr., Cem AYDEN
Fırat Üniversitesi
İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi
Yönetim Bilişim Sistemleri Bölümü
cemayden@gmail.com
ORCID: 0000-0002-7648-7973

Etik Kurul Beyanı: Bu çalışmada, anket, mülakat, odak grup çalışması, gözlem, deney, görüşme teknikleri kullanılarak katılımcılardan veri toplanmasını gerektiren nitel ya da nicel yaklaşım bulunmadığından etik kurul onayı gerekmemektedir.

Öz

Bu çalışmada, Türkiye İstatistik Kurumu'nun (TÜİK) 2023 yılında gerçekleştirdiği Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanımı Araştırması (HBTKA) verileri kullanılarak, e-ticaret kullanım durumunun makine öğrenmesi yöntemleri ile sınıflandırılma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bununla birlikte, cinsiyet, yaş, eğitim durumu gibi demografik faktörler ile teknoloji kullanım durumu ve sosyal medya kullanımı gibi faktörlerin e-ticaret kullanımı ile ilişkileri analiz edilmiştir. Bu veri seti üzerinde, veri madenciliği sınıflandırma tekniklerinden karar ağaçları kullanılarak analiz yapılmıştır. Çalışmada, sınıflandırma işlemi için Rastgele Orman, En Yakın Komşular, Destek Vektör Makinesi, Lojistik Regresyon, Naive Bayes ve Gradient Boosting gibi çeşitli makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. Analiz sonuçları, özellikle Gradient Boosting modelinin yüksek doğruluk oranıyla dikkat çekerek, e-ticaret kullanımının sınıflandırılmasında güçlü bir araç olduğunu göstermiştir. Çalışmada ayrıca, e-ticaret kullanımının iyileştirilmesine yönelik stratejiler önerilmektedir.

Anahtar Kelimeler: E-ticaret, Hanehalkı Bilişim Teknolojileri, Makine Öğrenmesi, Sınıflandırma Teknikleri, Veri Madenciliği.

Abstract

In this study, the classification of e-commerce usage status with machine learning methods was carried out using the Household Information Technology Usage Survey data conducted by the Turkish Statistical Institute in 2023. In addition, demographic factors such as gender, age, education level, technology usage status and social media usage were analyzed in relation to e-commerce usage. This data set was analyzed using decision trees, one of the data mining classification techniques. In the study, various machine learning models such as Random Forest, Nearest Neighbors, Support Vector Machine, Logistic Regression, Naive Bayes and Gradient Boosting were used for classification. The results of the analysis showed that the Gradient Boosting model is a powerful tool for classifying e-commerce usage, especially notable for its high accuracy rate. The study also suggests strategies for improving e-commerce usage.

Keywords: E-commerce, Household Information Technologies, Machine Learning, Classification Techniques, Data Mining.

Giriş

İnternet teknolojilerindeki gelişmeler, e-ticareti önemli ölçüde etkileyerek işletmelerin işleyiş biçimlerini ve tüketicilerin alışveriş alışkanlıklarını dönüştürmüştür. İnternet ve iletişim teknolojilerindeki genişleme, e-ticaret olanaklarını büyük ölçüde artırmıştır (Pendyala, Rajasekaran, Manimekalai ve Duraisamy, 2022). Bu büyüme, teknolojik ve ekonomik hızlı ilerlemelerle desteklenerek e-ticaret sektörünün genişlemesini ve tüketici alışveriş deneyimlerinin iyileştirilmesini sağlamıştır (Hong-qiang, 2022). Ancak, literatürde e-ticaret kullanımını etkileyen demografik, teknolojik ve sosyal medya faktörleri arasındaki karmaşık ilişkilerin yeterince incelenmediği bir boşluk bulunmaktadır. Bu çalışmanın amacı, Türkiye’de e-ticaret kullanımını etkileyen faktörleri makine öğrenmesi yöntemleri ile sınıflandırılmak ve analiz etmektir. Bu analizler ışığında e-ticaret stratejileri için öneriler sunmaktır. Literatürdeki mevcut çalışmalar genellikle bireysel faktörleri ele almakla sınırlı kalmakta ve bu faktörlerin birbiriyle olan etkileşimlerini yeterince değerlendirememektedir. Bu çalışma, demografik özellikler, teknoloji kullanımı ve sosyal medya etkileşimleri gibi çeşitli faktörlerin e-ticaret üzerindeki etkilerini çok boyutlu bir perspektifle ele alarak literatürdeki bu boşluğu doldurmayı hedeflemektedir.

İnternet bilişimi, kablosuz teknolojiler, yapay zekâ ve Nesnelerin İnterneti gibi yenilikler, e-ticarete yenilik dalgasını tetiklemiştir (Phamthi ve Ngominh, 2022). İnternet ekonomisinin yükselişi, araştırmacıları internet teknolojilerinin e-ticarete etkilerini incelemeye yönlendirmiştir (Guo ve Zhang, 2019). Yapılan araştırmalar, internet teknolojisinin yaygınlaşmasının e-ticaretin küresel büyümesi üzerinde belirgin bir etkisi olduğunu ortaya koymuştur (Zatonatska, Dluhopolskiy, Chyrak ve Kotys, 2019). Teknolojik ilerlemeler, 1990'larda internetin ticarileşmesini ve dot-com şirketlerinin ortaya çıkışını sağlamıştır (Gian ve Ikte, 2021). E-ticaretin geleceği, gelişmiş algoritmalar, yapay zekâ, büyük veri analizi ve Nesnelerin İnterneti gibi dijital teknolojilerin karmaşıklığından etkilenecektir (Gusarova, Gusarov ve Smeretchinskiy, 2021). İnternetin kolaylaştırdığı e-ticaret, artan internet kullanımıyla birlikte vazgeçilmez bir hale gelmiştir (Kaya ve Aydın, 2019). Dünya ekonomisinin evrimi, internet tabanlı elektronik ticaretin öne çıkan bir özelliği olarak ekonomik bilgi ve ağ oluşturmayı öne çıkarmıştır (Luo, Liu ve Hu, 2016). Büyük verinin e-ticarete entegrasyonu, işletmelere işlem hacimlerini genişletme ve karar alma süreçlerini destekleme fırsatları sunmuştur (Fernando, Mery, Jessica ve Andry, 2020). İnternet teknolojisinin yaygınlaşması, çevrim içi ticari işlemlerin, tüketici deneyimlerinin ve teknolojik ilerlemelerin büyümesini ve gelişmesini teşvik ederek e-ticareti dönüştürmüştür.

Türkiye’de e-ticaret, özellikle genç nüfusun hevesi ve internet teknolojilerinin yaygın olarak benimsenmesi sayesinde önemli bir büyüme ve etki göstermiştir (Kıran, Alan ve Emre, 2021). Türkiye’deki küçük ve orta ölçekli işletmeler, elektronik ticaret yapma istekliliklerini etkileyen çeşitli faktörlerden etkilenecek e-ticareti benimsemeyi aktif olarak araştırmaktadır (Kaynak, Tatoğlu ve Kula, 2005). Türkiye’deki farklı illerde e-ticaret faaliyetlerinin mekânsal dağılımı görselleştirilerek ülkedeki e-ticaret kullanımının artış eğilimi gösterilmiştir (Öztürk, 2021). Türkiye’de e-ticaretin gelişimi yalnızca yerel işletmeleri etkilemekle kalmamış, aynı zamanda uluslararası ticaret üzerinde de etkileri olmuştur (Mzwri ve Altınkaya, 2019). Örneğin, Yemeksepeti.com gibi başarılı e-ticaret iş modelleri, e-ticaret işletmelerinin sistematik bir şekilde yapılandırılması konusunda değerli bilgiler sunarak elektronik ticaretten yararlanmak isteyen şirketlere rehberlik etmiştir (Gencer, 2017). Türkiye’deki e-ticaret uygulamalarının önemi vurgulanarak geleneksel işletme yapılarının e-ticaret uygulamalarıyla bütünleştirilmesi gerektiğinin altı çizilmiştir (Gökmen, 2011). Türkiye’de işletmeden tüketiciye e-ticarette müşteri memnuniyetini araştıran çalışmalar, ülkedeki e-ticaretin kökenlerini 1998 yılına kadar götürmektedir (Sheikh ve Bastı, 2015).

Makine öğrenimi yöntemleri, e-ticaret sektöründe stratejik ve operasyonel avantajlar sağlamakta büyük öneme sahiptir. Bu yöntemler, ürün sınıflandırmalarını iyileştirmenin yanı sıra, dolandırıcılık tespiti (Tax, Vries, Jong, Dosoula, Akker, Smith, Thuong ve Bernardi, 2021), kötü amaçlı yazılım ve kimlik avı web sitelerinin belirlenmesi (Zamir, Khan, Iqbal, Yousaf, Aslam, Anjum ve Hamdani, 2020) gibi güvenlik önlemlerini artırarak platformların korunmasına katkıda bulunmaktadır. Müşteri davranışlarını öngörerek (Khan, Sohrab ve Yousuf, 2020; Zhang, Lu, Ma, Cheng ve Hua, 2022), kişiselleştirilmiş pazarlama stratejilerinin ve tekrar satın alma eğilimlerinin belirlenmesine imkan tanımaktadır. Makine öğrenimi, satış tahminleri ve iş planlaması yaparken (Salamai, Ageeli ve El-kenawy, 2022) ve kişisel hizmet sunumunu optimize ederken (Zeng, Rao ve Liu, 2018) etkin bir araç olarak öne çıkmaktadır. Bu teknikler ayrıca, insan yüz özelliklerini sınıflandırarak e-ticaretteki insan-makine etkileşimlerini iyileştirmeye yardımcı olmaktadır (Gui, Wu ve Liu, 2014; Fuentes-Hurtado, Diego-Más, Naranjo ve Alcañíz, 2019). Makine öğrenimi, e-ticaretin dönüşümüne, iş büyümesine katkıda bulunma ve yenilikçi uygulamaları teşvik etme açısından hayati bir role sahiptir.

Çalışmada, TÜİK’in 2023 yılında yaptığı Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanımı Araştırması anket verilerine ait veri kümesi kullanılarak, e-ticaret kullanımının sınıflandırılması için Rastgele Orman, En Yakın Komşular, Destek Vektör Makinesi, Lojistik Regresyon, Naive Bayes ve Gradient Boosting gibi çeşitli makine öğrenmesi modelleri kullanılmıştır. Ek olarak,

cinsiyet, yaş, eğitim durumu gibi demografik faktörler ile teknoloji kullanım durumu ve sosyal medya kullanımı gibi faktörlerinin e-ticaret kullanımı ile ilişkisinin analizine yönelik bir çalışma gerçekleştirilmiştir.

Literatür İncelemesi

Türkiye’de internet ve e-ticaret kullanımına yönelik yapılan bilimsel çalışmalar, bu alandaki çeşitli faktörlerin incelenmesine büyük bir ilgi göstermektedir. Literatür taramaları, bu faktörlerin derinlemesine analiz edildiğini ve çeşitli metodolojik yaklaşımlarla değerlendirildiğini ortaya koymaktadır. Alkan, Küçükoğlu ve Tutar (2021), bu faktörleri belirlemek için multinomial lojistik ve multinomial probit regresyon analizleri gerçekleştirmiştir. Gökmen (2011), ülkenin etkin e-devlet mekanizması ve e-imza yasasına rağmen, Türkiye’de e-ticareti geliştirmek için işbirliği, standardizasyon ve dijital işlemlerin benimsenmesinin önemini vurgulamıştır. Kıran, Alan ve Emre (2021), Türkiye’deki genç nüfusun internete olan ilgisinin e-ticaret olgusundan yararlanma potansiyelinin altını çizmiştir. Dalgic-Tetikol, Guloglu ve Köksal (2022), Türkiye’de internetin benimsenmesinde bölgesel farklılıklar gözlemlemiş, ekonomik açıdan daha müreffeh bölgelerin daha yüksek kullanım oranları sergilediğini belirtmiştir. Ayrıca, Türkiye’de e-ticareti teşvik etmek için Bilim ve Teknoloji Yüksek Kurulu tarafından alınan yasal altyapının geliştirilmesi ve uluslararası uygulamalarla uyum gibi önlemlerin önemini altını çizmişlerdir. Öte yandan, Aslanbay, Aslanbay ve Çobanoğlu (2009), genç Türk tüketiciler arasında internet bağımlılığı üzerine öncü bir çalışma gerçekleştirerek Türkiye’de internet kullanımının kültürel yönlerine ışık tutmuştur.

Özellikle destek vektör makineleri, etkili sınıflandırma sağlama konusunda yüksek genelleme kabiliyetleri ile öne çıkmaktadır (Cortes ve Vapnik, 1995). Teknolojik ilerlemelerle birlikte, makine öğrenimi ve veri madenciliği, e-ticaret gibi alanlarda bilgi sistemi yönetimini iyileştirmede önemli bir rol oynamaktadır (Zhang, Abdullah, Chong ve Ali, 2022). Bu teknolojilerin e-ticaret pazarlamasını optimize etme, dolandırıcılık tespiti ve tüketici davranışlarını çevrimiçi incelemeler aracılığıyla anlama gibi kritik işlevleri bulunmaktadır (Hui, Zheng ve Sun, 2022; Li, 2022; Luo, Yang, Liang, Zhang ve Xiao, 2021). Özellikle, kredi kartı dolandırıcılığını tespit etme ve kişiselleştirilmiş öneri sistemleri geliştirme gibi alanlarda makine öğrenimi algoritmaları ve veri madenciliği tekniklerinin entegrasyonu etkili sonuçlar göstermiştir (Zeng, Rao ve Liu, 2018; Kalhotra, Dongare, Kasthuri ve Kaur, 2022). E-ticaret tavsiye sistemlerinin geliştirilmesine yönelik olarak bilgi tabanlı işbirlikçi filtreleme ve makine öğreniminin entegrasyonu önerilmiştir (Singh, Rishi, Singh, Singh ve Choudhary, 2021). E-ticarete, yapay zekâ, makine öğrenimi, tavsiye sistemleri ve veri madenciliği teknolojilerinin

Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi

bir araya gelmesi, hizmet kalitesini artırma ve yenilikçiliği teşvik etme konusunda etkili olmuştur (Santos, 2003; Ahmed, 2023). İş zekâsı uygulamaları, e-ticaret platformlarında müşteri memnuniyetini değerlendirmede önemli bir yere sahiptir (Priyadarshini ve Veeramanju, 2022).

Türkiye’deki çeşitli çalışmalar, hanelerin bilişim teknolojileri konusunda farklı faktörlerin etkisini de incelemiştir. Alkan, Abar ve Karaaslan (2015), bilişim donanım sayısını etkileyen faktörleri Poisson Regresyon modeli ile analiz etmiş, internet erişimi ve aylık gelir donanım sayısını artırdığını, birey sayısının ise azalttığını bulmuşlardır. Selim ve Balyaner (2017), bilişim teknolojileri ürünlerine sahip olma faktörlerini analiz ederken, gelir, yaş, cinsiyet gibi değişkenlerin etkisini ortaya koymuştur. Son olarak, Coşkun ve Bülbül (2019) hanelerin internet hizmetine sahip olma durumunu C5.0 karar ağacı algoritmasıyla inceleyerek, hane büyüklüğü, gelir grubu ve bilişim ürünlerine sahiplik gibi faktörlerin etkili olduğunu belirlemiştir. Bu çalışmalar, Türkiye’de teknoloji kullanımını etkileyen sosyoekonomik faktörlerin derinlemesine anlaşılmasına katkı sağlamaktadır.

Metodoloji ve Yöntem

Bu bölümde, araştırmanın temelini oluşturan metodolojik yaklaşımlar, kullanılan veri seti, örnekleme yöntemleri ve veri analiz teknikleri detaylandırılmıştır.

Veri Seti ve Örneklem

Çalışma, TÜİK tarafından 2023 yılında gerçekleştirilen HBTKA verilerini kullanmaktadır. HBTKA verileri, kullanıcıların internet ve e-ticaret kullanım alışkanlıkları, demografik bilgileri ve teknolojiye erişim düzeyleri gibi bilgileri içermektedir (TÜİK, 2023).

Çalışmada, yapılan ön işleme sonucunda eksik veriler, veri tabanından çıkarılmıştır. ve veri setinin geri kalanında temizleme işlemleri uygulanmıştır. Eksik verilerin çıkarılması, analizlerin tutarlılığını ve sonuçların güvenilirliğini artırmak için önemli bir adımdır. Bu işlemlerden sonra, analiz edilen veri setinde toplamda 24.771 adet kişi sayısı bulunmaktadır. E-ticaret kullanım durumunun sınıflandırılması işleminde, 11 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Tablo 1’de analizlerde kullanılan değişkenler, tanımlamalar ve açıklamalar gösterilmiştir.

Tablo 1. Analizlerde Kullanılan Değişkenlerin Tanımları ve Açıklamaları

Değişken Adı	Değişken Tanımı	Açıklama
Cinsiyet	Ferdin cinsiyeti	1-Erkek 2-Kadın
Yaş	Tamamlanan yaş	-

Biten Okul	Eğitim durumu	1- Bir okul bitirmedi 2-İlkokul 3- Genel ortaokul/ Mesleki veya teknik ortaokul/ İlköğretim 4- Genel lise/ Mesleki veya teknik lise 511- 2 veya 3 yıllık yüksekokul 512- 4 yıllık yüksekokul veya fakülte 52-Yüksek lisans 53-Doktora 1-Çalıştı 2- Çalışmadı fakat işi ile ilgisi devam ediyor 3-Çalışmadı
Çalışma Durumu	Son bir hafta çalışma durumu	1-Son üç ay içinde 2-Üç ay ile bir yıl arasında 3-Bir yıldan çok 4-Hiç kullanmadı
İnternet kullanımı	İnternet kullanımı (evde, işyerinde veya başka bir yerde) herhangi bir cihazla (masaüstü bilgisayar, dizüstü bilgisayar, tablet, cep telefonu veya akıllı telefon, oyun konsolu, akıllı cihazlar vb.)	1- Günde birkaç defa 2- Hemen her gün az 3- Haftada en az bir defa (ancak her gün değil) 4- Haftada bir defadan az
İnternet Kullanım Sıklığı	Son üç ayda internet kullananların kullanım sıklığı	0- Evet 1-Hayır
Cep Telefonu Kullanımı	Son üç ay içinde internete girmek için cep telefonu kullandınız mı?	0- Evet 1-Hayır
İnternet Bankacılığı	İnterneti bankacılık faaliyetleri için kullandınız mı?	0- Evet 1-Hayır
WhatsApp Kullanımı	WhatsApp kullanıyor musunuz?	0- Evet 1-Hayır
Instagram Kullanımı	Instagram kullanıyor musunuz?	0- Evet 1-Hayır
Youtube Kullanımı	Youtube kullanıyor musunuz?	0- Evet 1-Hayır
E-ticaret Kullanımı	İnterneti e-ticaret için kullanıyor musunuz?	0- Evet 1-Hayır

Veri Analiz Yöntemleri

Bu çalışmada, e-ticaret kullanımı ile demografik, teknoloji kullanım durumu ve çeşitli sosyal medya araçlarının kullanımı gibi faktörler arasındaki ilişkileri kapsamlı bir şekilde analizi amaçlanmış olup, çeşitli veri keşfi ve gruplama teknikleri, veri ön işleme, analiz ve sınıflandırma model değerlendirme işlemleri Python 3.6 programlama dili kullanılarak gerçekleştirilmiştir.

Sınıflandırma işlemi için veri ön işlem bağlamında, veri setindeki kategorik değişkenler sayısal değerlere dönüştürülmüştür. Referans yılı, bülten numarası ve Fert numarası gibi analiz için gerekli olmayan sütunlar veri setinden çıkarılmıştır. Daha sonra, sınıflandırma işleminde kullanılan çeşitli makine öğrenmesi algoritmalarının doğruluğunu arttırmak adına, aykırı

değerler ele alınmıştır. Makine öğrenimi için veri ön işleme bağlamında, veri değerlerinin karşılaştırılabilir ölçeklerde olmasını sağlamak için ham verilerin normalleştirilmesi yaygın bir gerekliliktir (Coelho, Mossotto, Gao, Haggarty, Ashton, Batra, Stafford, Beattie, Williams ve Ennis, 2020). Bir normalleştirme tekniği olarak RobustScaler, verileri modelleme ve analiz için uygun aralıklara ve formlara dönüştürerek makine öğrenmesi algoritmalarına hazırlamada önemli bir rol oynamaktadır (Cao, Stojković ve Obradović, 2016). Aykırı değerlerin ele alınması adına veri setindeki sayısal değişkenler için çeyrek aralıklar yöntemi (Yang, Chen, Li, Yao ve Zhao, 2020; Sharma, 2021) kullanılmıştır. Aykırı değerlere ölçeklendirme yapmak için “RobustScaler” kullanılmıştır. Bu scaler, verileri daha robust (dayanıklı) bir şekilde ölçeklendirerek, aykırı değerlerin etkisinin azaltılmasına yardımcı olmaktadır (Agarwal ve Sun, 2020). Aykırı değerler ortadan kaldırıldıktan sonra, oluşturulan veri üzerinde standartlaştırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Bu işlemler sonrasında, özellikler (X) ve hedef değişken (Y) olarak iki ayrı veri seti oluşturulmuştur. Daha sonra, sınıflandırma işlemleri gerçekleştirmek adına model eğitim ve test işlemleri için scikit-learn kütüphanesinden faydalanılmıştır. Eğitim seti, modelin öğrenmesi için kullanılırken, test seti modelin genelleştirme performansını değerlendirmek için kullanılmıştır. Veri setinin %80’i eğitim, %20’si test olacak şekilde ayarlanmıştır.

Sınıflandırma modellerinin seçimi için, LazyClassifier kullanılarak makine öğrenmesi modellerinin performansları karşılaştırılmıştır. Modellerinin performansının değerlendirilmesinde karmaşıklık matrisi kullanılmıştır. Karmaşıklık matrisinin metriklerinin hesaplanması, sırasıyla Denklem 1, 2, 3 ve 4’te gösterilmiştir. (Ndagijimana, Ntaganda, Masabo ve Kabano, 2023). Denklemlerde gösterilen ifadelerin kısaltmaları ve anlamları, Doğru (T), yanlış (F), pozitif (P), negatif (N) şeklindedir (Toğaçar, Ergen, Cömert ve Özyurt, 2020; Tharwat, 2020).

$$\text{Kesinlik} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (1)$$

$$\text{Duyarlılık} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (2)$$

$$\text{F1 skoru} = \frac{2 \times TP}{2 \times TP + FP + FN} \quad (3)$$

$$\text{Doğruluk} = \frac{TP+TN}{TP+TN+FP+FN} \quad (4)$$

Çalışmanın Bulguları

Bu bölümde, istatistiksel analiz yöntemleri kullanılarak elde edilen bulgular sunulmaktadır. Analizde, e-ticaret kullanımının, demografik faktörler, teknoloji kullanım durumu ve çeşitli sosyal medya araçlarının kullanımı gibi faktörler arasındaki ilişkisinin analiz işlemi gerçekleştirilmiştir. Tablo 2’de yaş gruplarına göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.

Tablo 2. Yaş Grubu ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

Yaş Grubu	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
0-20	1222 (%54,33)	1027 (%45,64)	2249
21-30	3043 (%66,02)	1566 (%33,98)	4609
31-40	2780 (%56,18)	2168 (%43,82)	4948
41-50	1817 (%36,62)	3144 (%63,38)	4961
51-60	684 (%17,16)	3302 (%82,84)	3986
61-70	204 (%6,40)	2979 (%93,60)	3183
71-80	28 (%3,35)	807 (%96,65)	835
Toplam	9778	14993	24771

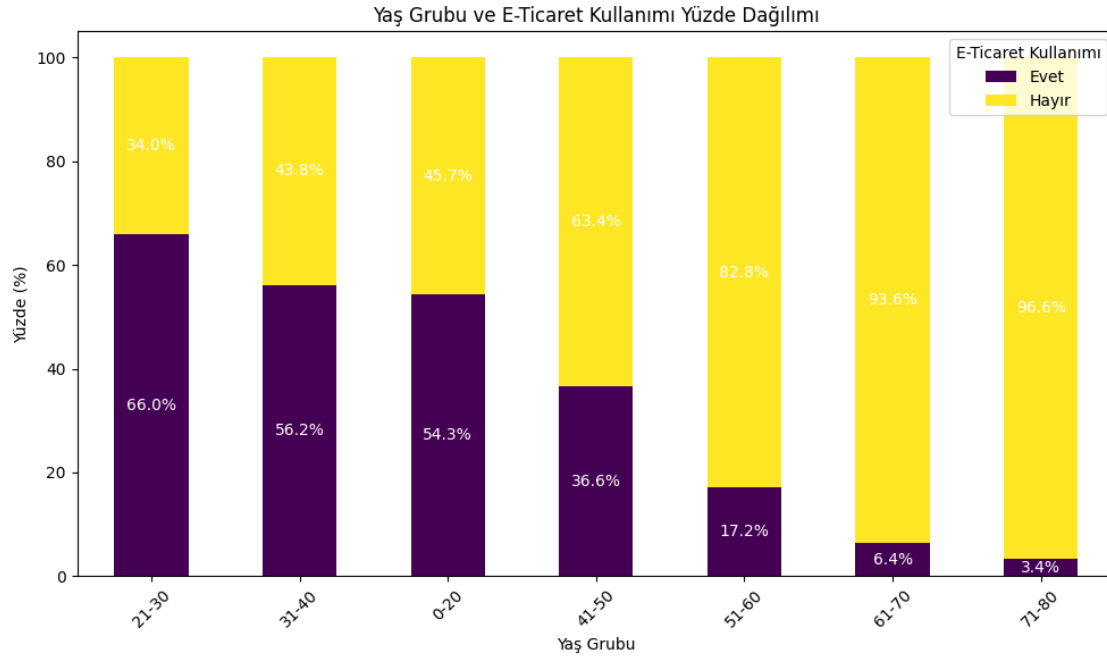
Tablo 2 incelendiğinde, genç yaş (0-20, 21-30, 31-40) gruplarında e-ticaret kullanımı oldukça yaygındır. Özellikle 21-30 yaş grubunda, e-ticaret kullanım oranı %66 ile en yüksek seviyededir. Yaş ilerledikçe e-ticaret kullanımının azaldığı görülmektedir. Özellikle 71-80 yaş grubunda e-ticaret kullanımı neredeyse yok denecek kadar azdır (%3,35). E-ticaret kullanımı gençler arasında oldukça yaygınken, ileri yaş gruplarında kullanım ciddi şekilde azalmaktadır. Bu durum, yaş faktörünün e-ticaret kullanımında önemli bir belirleyici olduğunu göstermektedir. Bu farklılıkların istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını test etmek için Ki-Kare testi uygulanmıştır. Ki-Kare testi sonuçları Tablo 3’te gösterilmektedir.

Tablo 3. Yaş Grubu ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	4905,96
p-değeri	0,0 ($7,38741199885 \times 10^{-96}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	6
Karar	p-değeri < 0,05, yani yaş grubu ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

Yapılan Ki-Kare testi sonuçlarına göre, yaş grubu ile e-ticaret kullanımı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulunmaktadır ($\chi^2 = 4905,97$, $p < 0.05$). Test, gözlemlenen frekanslar ile beklenen frekanslar arasındaki farkın büyük olduğunu göstermektedir ve bu durum, yaş grubu ile e-ticaret kullanımı arasındaki bağımsızlığın reddedilmesine yol açmaktadır. Elde edilen p-değerinin 0,05’ten küçük olması, bu ilişkinin tesadüfi olmadığını ve yaşın e-ticaret kullanımında belirleyici bir faktör olduğunu vurgulamaktadır. Şekil 1’deki grafikte yaş gruplarına göre e-ticaret kullanım durumunun yüzdelik dağılımı gösterilmiştir.

Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi



Şekil 1. Yaş Gruplarına Göre E-Ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

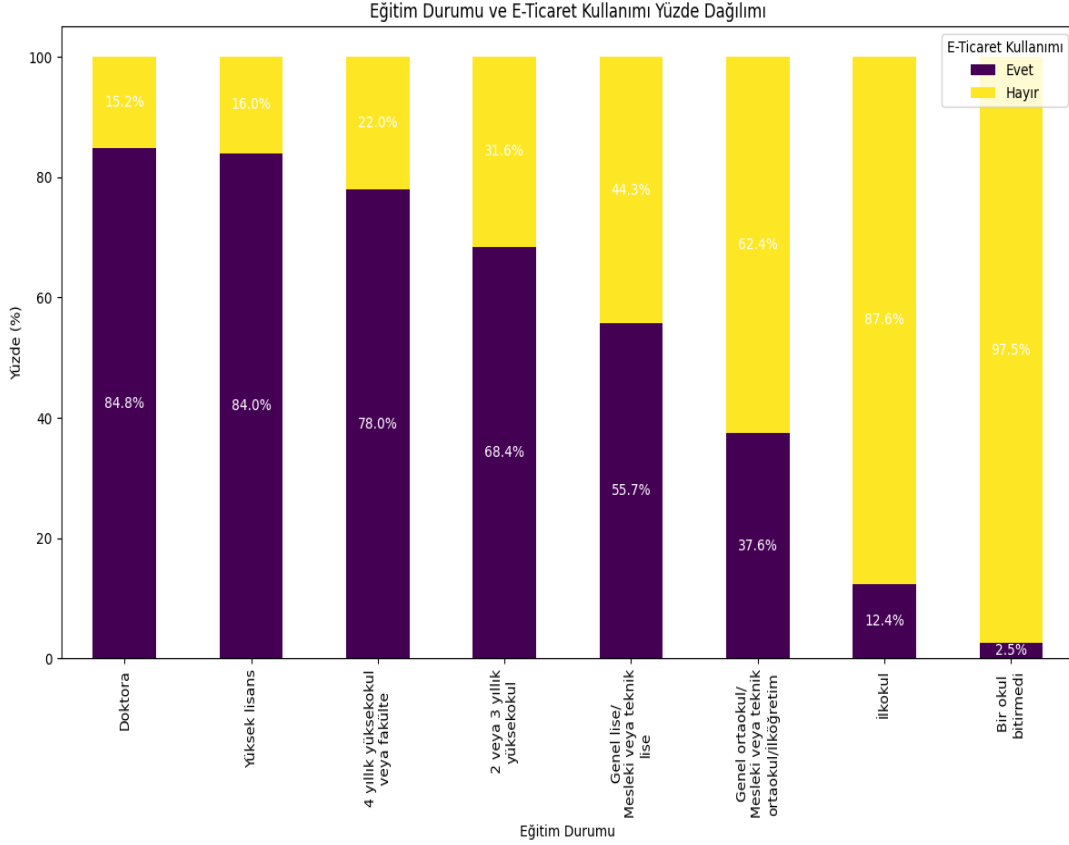
Şekil 2, kişilerin eğitim durumuna göre e-ticaret kullanımı ilişkisini göstermektedir. Grafikte yedi farklı eğitim düzeyi bulunmaktadır. Yatay eksen (x-ekseni) bu eğitim seviyelerini temsil ederken, dikey eksen (y-ekseni) eğitim seviyesine göre e-ticaret kullanım durumunun yüzdelik dağılımını göstermektedir. Tablo 3’te eğitim seviyesine göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.

Tablo 3. Eğitim Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

Eğitim Durumu	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
Doktora	84 (%84,84)	15 (%15,16)	99
Yüksek lisans	352 (%84,00)	67 (%16,00)	419
4 yıllık yüksekokul veya fakülte	2506 (%77,97)	708 (%22,03)	3214
2 veya 3 yıllık yüksekokul	1043 (%68,39)	482 (%31,61)	1525
Genel lise/ Mesleki veya teknik lise	3293 (%55,67)	2622 (%44,33)	5915
Genel ortaokul/ Mesleki veya teknik ortaokul/İlköğretim	1531 (%37,57)	2544 (%62,43)	4075
İlkokul	915 (%12,37)	6479 (%87,63)	7394
Bir okul bitirmede	54 (%2,53)	2076 (%97,47)	2130
Toplam	9778	14993	24771

İlgili çapraz tablo sonuçlarına göre, “Eğitim Durumu” ile “E-Ticaret Kullanımı” arasında anlamlı farklılıklar olduğu görülmektedir. En yüksek e-ticaret kullanımı, doktora (84.85%) ve yüksek lisans (84.01%) seviyesinde eğitimi olan bireylerde gözlemlenmiştir. Bu, yüksek eğitim seviyesinin e-ticaret kullanımını pozitif yönde etkilediğini göstermektedir. İlkokul mezunları (%12.37) ve özellikle hiçbir okul bitirmemiş bireyler (%2.54) arasında e-ticaret kullanım oranları oldukça düşük kalmaktadır. Bu bulgular, eğitim seviyesi arttıkça e-

ticaret kullanımının da arttığını ve düşük eğitim seviyesine sahip bireylerin e-ticaret kullanımında önemli bir eksiklik olduğunu ortaya koymaktadır. Bu durum, eğitim düzeyinin dijital beceriler ve çevrimiçi alışveriş yapma eğilimi üzerindeki etkisini vurgulamaktadır. Bu iki değişkenin Ki-Kare testi sonuçları Tablo 4’te gösterilmektedir.



Şekil 2. Eğitim Durumuna Göre E-ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

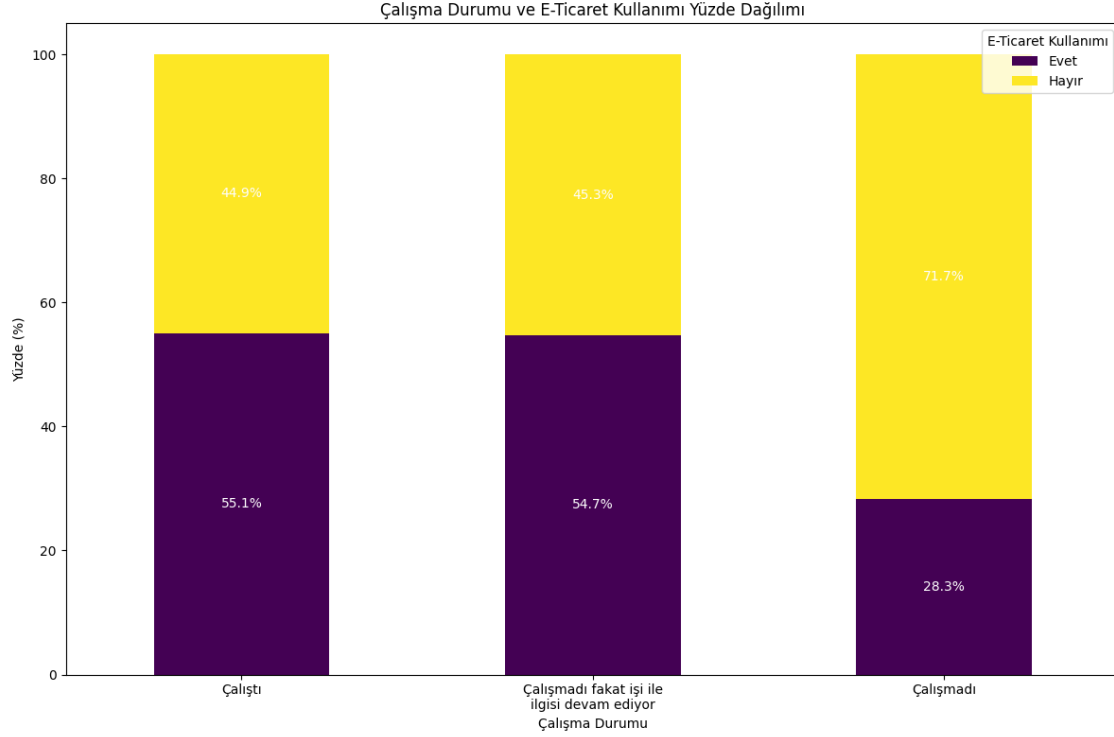
Tablo 4. Eğitim Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	7105,53
p-değeri	0,0 ($4,6824755598 \times 10^{-187}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	7
Karar	p-değeri < 0,05, yani eğitim durumu ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

Tablo 4’te sunulan Ki-Kare testi sonuçlarına göre, elde edilen Ki-Kare istatistiği 7105,53 olarak hesaplanmış ve p-değeri 0,0 olarak bulunmuştur. Yaş grubu ile e-ticaret kullanımı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olduğunu göstermektedir. Şekil 3’te ise çalışma durumu ile e-ticaret kullanımı arasındaki ilişkinin yüzdesel dağılımı gösterilmiştir. Bu grafikten çıkarılacak en önemli sonuç, çalışan bireylerin e-ticaret kullanım oranının çalışmayan

Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi

veya iş arayanlara göre daha dengeli olduğudur. Tablo 4’te ise çalışma durumuna göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.



Şekil 3. Çalışma Durumuna Göre E-Ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

Tablo 4. Çalışma Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

Çalışma Durumu	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
Çalıştı	5657 (%55,05)	4619 (%44,95)	10276
Çalışmadı fakat işi ile ilgisi devam ediyor	29 (%54,71)	24 (%45,29)	53
Çalışmadı	4092 (%28,33)	10350 (%71,67)	14442
Toplam	9778	14993	24771

Tablo 4’te sunulan verilere göre, “Çalışma Durumu” ve “E-Ticaret Kullanımı” arasındaki ilişki incelendiğinde, çalışma durumu ile e-ticaret kullanımı arasında belirgin farklılıklar olduğu görülmektedir. Çalışan bireylerin %55,05’i e-ticaret kullanırken, %44,95’i kullanmamaktadır. Çalışan bireyler arasında e-ticaret kullanımının daha yaygın olduğu anlaşılmaktadır. Bu iki değişkenin Ki-Kare testi sonuçları Tablo 5’te gösterilmektedir.

Tablo 5. Çalışma Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	1798,85
p-değeri	0,0 ($8,175649785467 \times 10^{-117}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	2
Karar	p-değeri < 0,05, yani çalışma durumu ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

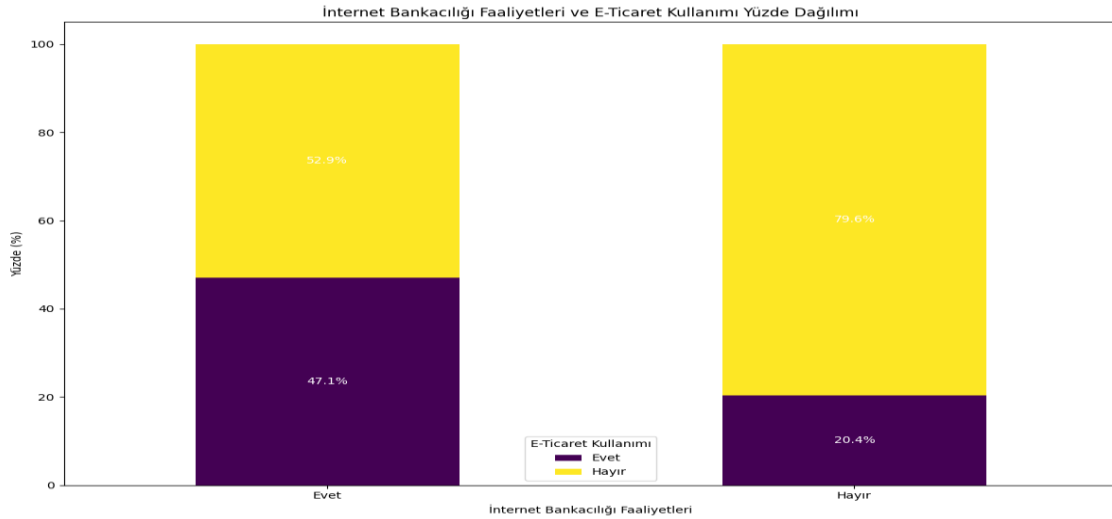
Tablo 5’te sunulan sonuçlara göre, elde edilen Ki-Kare istatistiği 1798,85 olarak hesaplanmış ve p-değeri 0,0 bulunmuştur. Dolayısıyla, çalışma durumu ile e-ticaret kullanımı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olduğu görülmektedir.

Şekil 4, internet bankacılığı kullanımı ile e-ticaret aktiviteleri arasındaki ilişkinin yüzdesel dağılımı göstermektedir. İlgili grafikte, internet bankacılığına “Evet” yanıtı veren bireyler ile “Hayır” yanıtı verenlerin e-ticaret kullanım oranlarının yüzdesi karşılaştırmaktadır. Tablo 6’da ise internet bankacılığı kullanım durumuna göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.

Tablo 6. İnternet Bankacılığı Kullanım Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

İnternet Bankacılığı Kullanım Durumu	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
Evet	8341 (%47,08)	9373 (%52,92)	17714
Hayır	1437 (%20,36)	5620 (%79,64)	7057
Toplam	9778	14993	24771

Tablo 6’da sunulan verilere göre, “İnternet Bankacılığı Kullanım Durumu” ile “E-Ticaret Kullanımı” arasındaki ilişki incelendiğinde, internet bankacılığı kullanan bireylerin %47,08’nin e-ticaret kullandığı, %52,92’sinin ise kullanmadığı görülmektedir. İnternet bankacılığı kullanımının e-ticaret faaliyetlerine katılım üzerinde önemli bir etkiye sahip görülmektedir.



Şekil 4. İnternet Bankacılığı Kullanım Durumuna Göre E-Ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

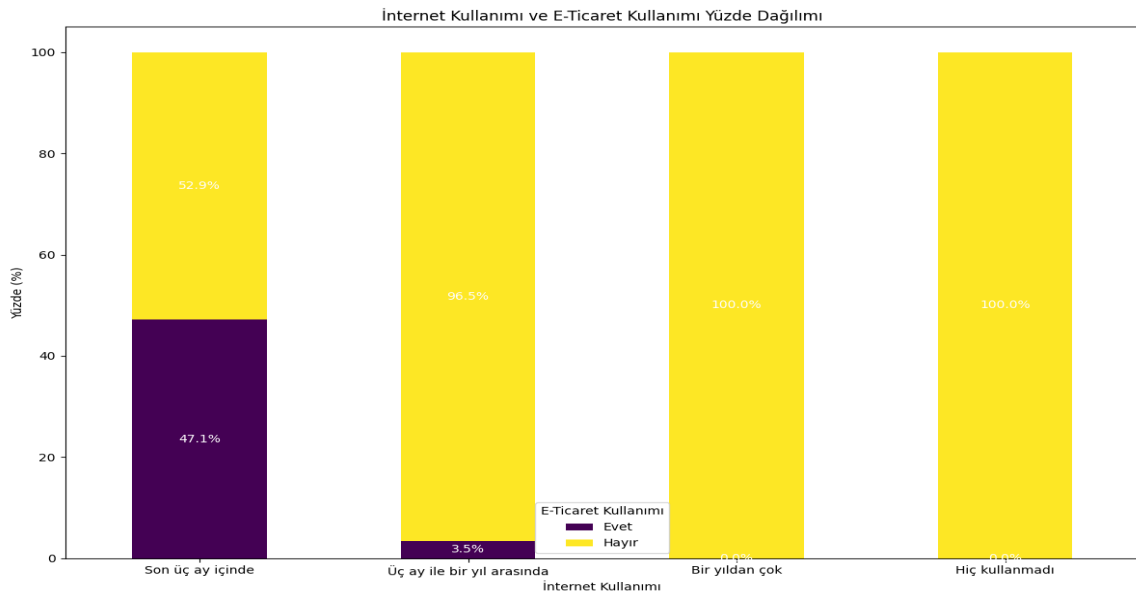
Tablo 7. İnternet Bankacılığı Kullanım Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	1507,41
p-değeri	0,0 ($2,785423648455 \times 10^{-148}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	1
Karar	p-değeri < 0,05, yani internet bankacılığı kullanım durumu ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi

Tablo 7’de sunulan Ki-Kare testi sonuçları, “İnternet Bankacılığı Kullanım Durumu” ile "E-Ticaret Kullanımı" arasındaki ilişkiyi istatistiksel olarak değerlendirmektedir. Elde edilen Ki-Kare istatistiği 1507,41 olarak hesaplanmış ve p-değeri 0,0 bulunmuştur. Dolayısıyla, internet bankacılığı kullanım durumu ile e-ticaret kullanımı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki vardı. Serbestlik derecesi, internet bankacılığı kullanım durumu (2 kategori: Evet/Hayır) ve e-ticaret kullanımı (2 kategori: Evet/Hayır) arasındaki bağımsız gözlemlerin sayısını ifade etmektedir. Bu sonuçlar, internet bankacılığı kullanan bireylerin e-ticaret kullanımına daha yatkın olduklarını ve bu iki dijital faaliyet arasında önemli bir korelasyon olduğunu ortaya koymaktadır.

Şekil 5, internet kullanım durumuna göre e-ticaret kullanımının yüzde dağılımını göstermektedir. Görselde dört farklı internet kullanım durumu (“Son üç ay içinde”, “Üç ay ile bir yıl arasında”, “Bir yıldan çok”, “Hiç kullanmadı”) ve bu durumların her biri için e-ticaret kullanım oranları (%Evet ve %Hayır) gösterilmiştir. Görseldeki sonuçlar, internet kullanım sıklığı arttıkça e-ticaret kullanımının da arttığını göstermektedir. Özellikle son üç ay içinde internet kullanan bireylerin e-ticaret kullanım oranı yüksekken, internet kullanım sıklığı azaldıkça ve internet kullanmayan bireylerde e-ticaret kullanımının olmadığı görülmektedir. Bu durum, internet erişiminin ve kullanımının e-ticaret faaliyetlerinde önemli bir etken olduğunu ortaya koymaktadır. Tablo 8’de ise internet kullanım durumuna göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.



Şekil 5. İnternet Kullanım Durumuna Göre E-Ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

Tablo 8. İnternet Kullanım Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

İnternet Kullanım Durumu	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
Son üç ay içinde	9772 (%47,12)	10966 (%52,88)	20738
Üç ay ile bir yıl arasında	6 (%3,48)	166 (%96,52)	172
Bir yıldan çok	0 (%0,00)	219 (%100,00)	219
Hiç kullanmadı	0 (%0,00)	3642 (%100,00)	3642
Toplam	9778	14993	24771

Tablo 8 sonuçları incelendiğinde, son üç ay içinde internet kullanan bireylerin %47,12'si e-ticaret kullanırken, %52,88'i kullanmamıştır. Bu grup, e-ticaret kullanımında en yüksek orana sahip olup, aktif internet kullanıcılarının önemli bir kısmının e-ticaret faaliyetlerine katıldığını göstermektedir. Ancak, üç ay ile bir yıl arasında internet kullanan bireyler arasında e-ticaret kullanımı %3,49 gibi oldukça düşük bir oranda kalmakta ve %96,51'i e-ticaret kullanmamaktadır. Bir yıldan uzun süredir internet kullanmayan ve hiç internet kullanmayan bireylerde ise e-ticaret kullanımı tamamen yoktur (%0). Bu bulgular, internet kullanım sıklığı ve sürekliliğinin e-ticaret faaliyetlerine katılım üzerinde belirleyici bir etkisi olduğunu ve özellikle interneti aktif olarak kullanan bireylerin e-ticaret kullanımında daha yüksek oranlarda yer aldığını ortaya koymaktadır. Bu iki değişkenin Ki-Kare testi sonuçları Tablo 9'da gösterilmektedir.

Tablo 9. İnternet Kullanım Durumu ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	3118,91
p-değeri	0,0 ($6,6541645484555 \times 10^{-185}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	3
Karar	p-değeri < 0,05, yani internet kullanım durumu ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

Tablo 9'da sunulan Ki-Kare testi sonuçları, "İnternet Kullanım Durumu" ile "E-Ticaret Kullanımı" arasındaki ilişkiyi istatistiksel olarak değerlendirmektedir. Elde edilen Ki-Kare istatistiği 3118,91 olarak hesaplanmış ve p-değeri 0,0 bulunmuştur. Dolayısıyla, internet kullanım durumu ile e-ticaret kullanımı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki bulunmaktadır. Ayrıca, serbestlik derecesi, internet kullanım durumu (4 kategori) ve e-ticaret kullanımı (2 kategori: Evet/Hayır) arasındaki bağımsız gözlemlerin sayısını ifade etmektedir. Bu bulgular, internet kullanım sıklığı ve sürekliliğinin e-ticaret faaliyetlerine katılımında önemli bir rol oynadığını ve bu iki değişken arasında istatistiksel olarak anlamlı bir bağ olduğunu ortaya koymaktadır.

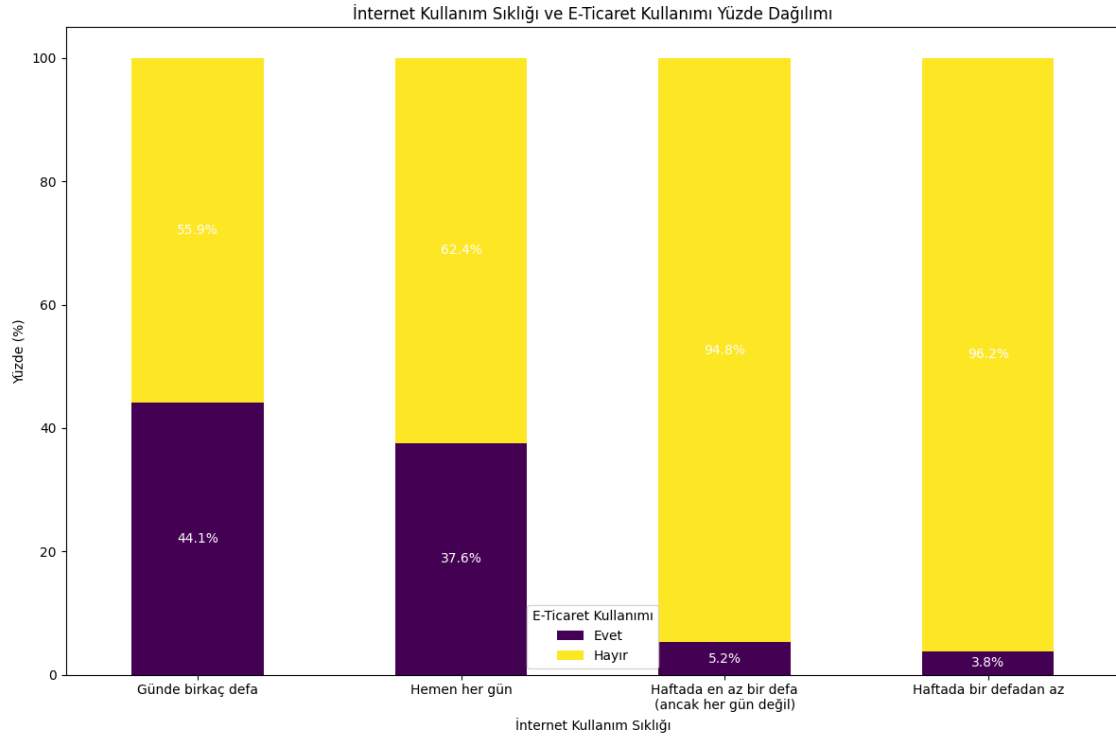
Şekil 6, internet kullanım sıklığına göre e-ticaret kullanımının yüzde dağılımını göstermektedir. Tablo 10'da ise internet kullanım sıklığına göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.

Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi

Tablo 10. İnternet Kullanım Sıklığı ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

İnternet Kullanım Sıklığı	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
Günde birkaç defa	6454 (%44,11)	8175 (%55,89)	14629
Hemen her gün	3250 (%37,59)	5394 (%62,41)	8644
Haftada en az bir defa (ancak her gün değil)	62 (%5,23)	1122 (%94,77)	1184
Haftada bir defadan az	12 (%3,82)	302 (%97,18)	314
Toplam	9778	14993	24771

Tablo 10’da sunulan verilere göre, “İnternet Kullanım Sıklığı” ile “E-Ticaret Kullanımı” arasındaki ilişki incelendiğinde, internet kullanım sıklığının e-ticaret faaliyetlerine katılım üzerinde önemli bir etkisi olduğu görülmektedir. İnternet kullanım sıklığı azaldıkça e-ticaret kullanımının da belirgin bir şekilde azaldığı görülmektedir. Bu bulgular, düzenli internet kullanımının e-ticaret faaliyetlerine katılımı artırdığını ve internet kullanım sıklığının e-ticaret kullanımını önemli ölçüde etkilediğini ortaya koymaktadır.



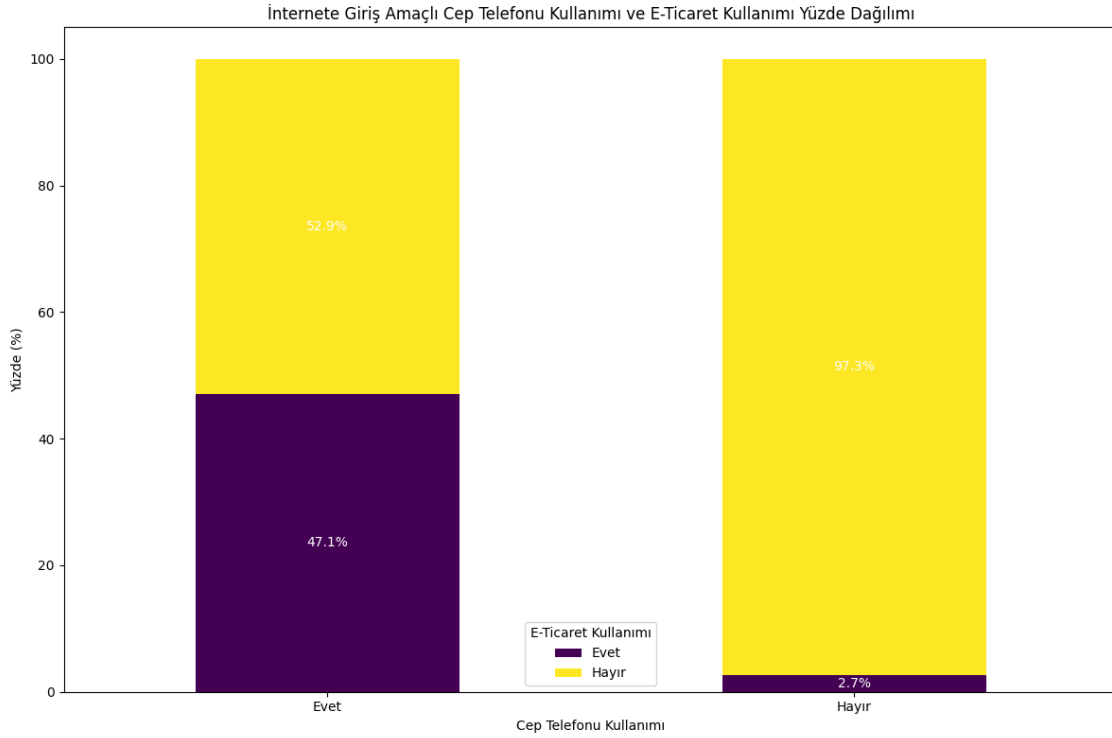
Şekil 6. İnternet Kullanım Sıklığına Göre E-Ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

Tablo 11. İnternet Kullanım Sıklığı ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	892,72
p-değeri	0,0 ($3,341502981754159 \times 10^{-193}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	3
Karar	p-değeri < 0,05, yani internet kullanım sıklığı ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

Tablo 11’de sunulan Ki-Kare testi sonuçları, “İnternet Kullanım Sıklığı” ile “E-Ticaret Kullanımı” arasındaki ilişkiyi istatistiksel olarak değerlendirmektedir. Elde edilen Ki-Kare istatistiği 892,72 olarak hesaplanmış ve p-değeri 0,0 bulunmuştur. Bu bulgular, internet kullanım sıklığının e-ticaret faaliyetlerine katılımında önemli bir etken olduğunu ve bu iki değişken arasında güçlü bir istatistiksel bağ olduğunu ortaya koymaktadır.

Şekil 7, cep telefonu aracılığıyla internete erişim durumunda e-ticaret kullanımı dağılımının yüzde dağılımı gösterilmektedir. İnternet erişimi için cep telefonu kullananlar arasında, e-ticaret kullanımı oldukça yüksektir. Buna karşın, cep telefonu kullanmayanlar arasında, e-ticaret kullananların sayısı ciddi anlamda düşük ve bu grupta e-ticaret kullanmayanların yüzdelik oranı, kullananlardan çok daha yüksektir. Tablo 12’de ise internete giriş amaçlı cep telefonu kullanımına göre e-ticaret kullanım durumunun çapraz tablosu gösterilmektedir.



Şekil 7. İnternete Giriş Amaçlı Cep Telefonu Kullanımına Göre E-Ticaret Kullanımının Yüzde Dağılımı

Tablo 12. İnternete Giriş Amaçlı Cep Telefonu Kullanımı ve E-Ticaret Kullanımı Çapraz Tablosu

İnternete Giriş Amaçlı Cep Telefonu Kullanımı	Evet (%)	Hayır (%)	Toplam
Evet	9665 (%47,07)	10868 (%52,93)	20533
Hayır	113 (%2,66)	4125 (%97,34)	4238
Toplam	9778	14993	24771

Tablo 12’de sunulan verilere göre, internete cep telefonu aracılığıyla giren bireylerin %47,07’sinin e-ticaret kullandığı, %52,93’ünün ise kullanmadığı görülmektedir. Buna karşın,

Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi

internete cep telefonu aracılığıyla girmeyen bireyler arasında e-ticaret kullanımı oldukça düşük seviyededir; bu grupta e-ticaret kullanma oranı sadece %2,66 olup, %97,34’ü e-ticaret kullanmamaktadır. Bu bulgular, internete cep telefonu aracılığıyla erişim sağlayan bireylerin e-ticaret kullanımına daha yatkın olduğunu ve cep telefonunun internete giriş amaçlı kullanımının e-ticaret faaliyetlerine katılımda belirleyici bir rol oynadığını göstermektedir. Bu iki değişkenin Ki-Kare testi sonuçları Tablo 13’te gösterilmektedir.

Tablo 13. İnternete Giriş Amaçlı Cep Telefonu Kullanımı ve E-Ticaret Kullanımı Ki-Kare Testi Sonuçları

Özellik	Değer
Ki-Kare İstatistiği	2897,26
p-değeri	0,0 ($2,154784448585 \times 10^{-114}$)
Serbestlik Derecesi (dof)	1
Karar	p-değeri < 0,05, yani internete giriş amaçlı cep telefonu kullanımı ve e-ticaret kullanımı arasında anlamlı bir ilişki vardır.

Tablo 13’te sunulan Ki-Kare testi sonuçları, “İnternete Giriş Amaçlı Cep Telefonu Kullanımı” ile “E-Ticaret Kullanımı” arasındaki ilişkiyi istatistiksel olarak değerlendirmektedir. Elde edilen Ki-Kare istatistiği 2897,26 olarak hesaplanmış ve p-değeri 0,0 bulunmuştur. Dolayısıyla, internete cep telefonu aracılığıyla giriş yapma durumu ile e-ticaret kullanımı arasında istatistiksel olarak son derece anlamlı bir ilişki bulunmuştur.

Bu çalışmada, HBTKA veri seti üzerinde çeşitli makine öğrenmesi modelleri kullanılarak sınıflandırma analizleri gerçekleştirilmiştir. Sınıflandırma işleminde, LazyClassifier kullanılarak Rastgele Orman, En Yakın Komşular, Destek Vektör Makinesi, Lojistik Regresyon, Naive Bayes ve Gradient Boosting modellerinin performansları karşılaştırılmıştır. Bu modellere ilişkin sınıflandırma raporu, Tablo 14’te gösterilmektedir.

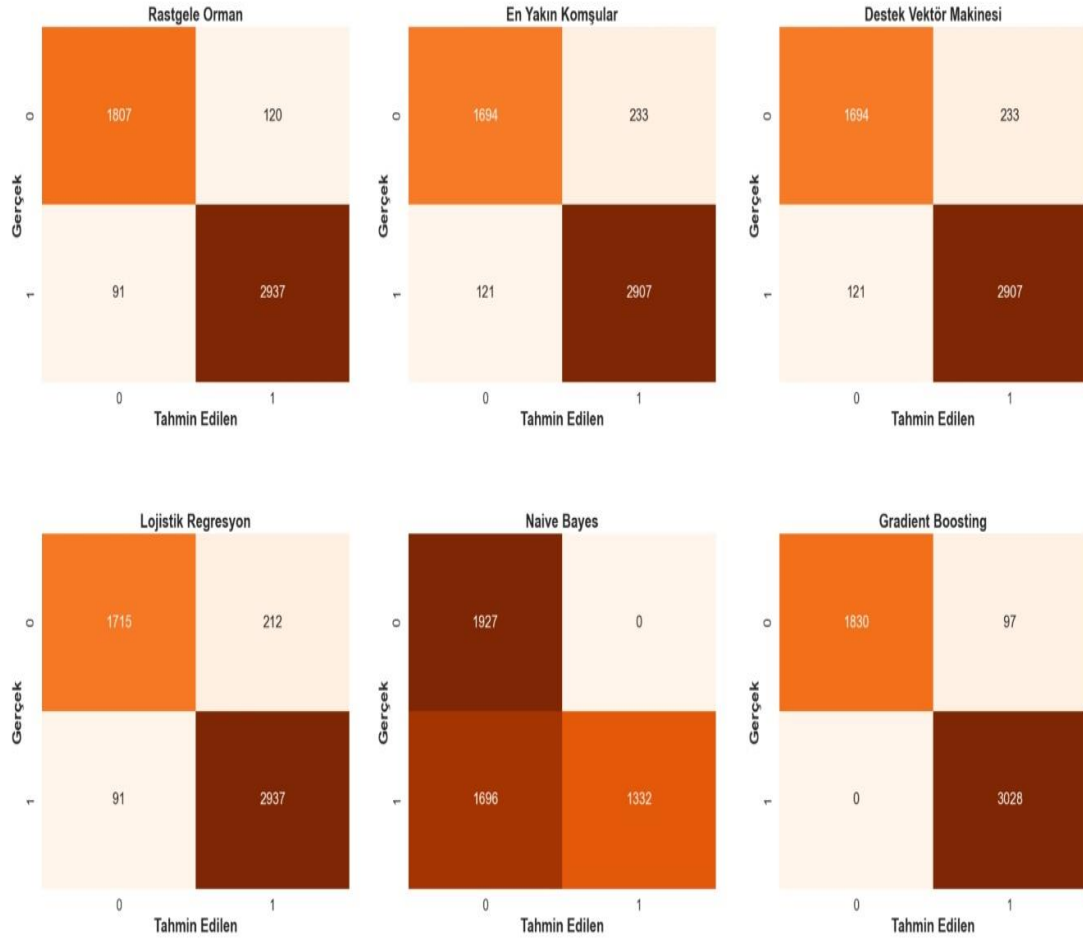
Tablo 14. Gerçekleştirilen Sınıflandırma İşlemlerine İlişkin Sınıflandırma Raporu

Modeller	Hassasiyet	Geri Çağırma	F-1 Skoru	Destek	
Rastgele	0	0.88	0.94	0.91	1927
Orman	1	1.00	0.97	0.98	3028
	Doğruluk			0.96	4955
	Makro Ortalama	0.94	0.96	0.95	4955
	Ağırlıklı Ortalama	0.96	0.96	0.96	4955
En Yakın	0	0.83	0.88	0.85	1927
Komşular	1	0.98	0.96	0.97	3028
	Doğruluk			0.92	4955
	Makro Ortalama	0.91	0.92	0.91	4955
	Ağırlıklı Ortalama	0.93	0.92	0.92	4955
Destek	0	0.83	0.88	0.85	1927
Vektör	1	0.98	0.96	0.97	3028
Makinesi	Doğruluk			0.92	4955
	Makro Ortalama	0.91	0.92	0.91	4955

	Ağırlıklı Ortalama	0.93	0.92	0.92	4955
Lojistik	0	0.86	0.89	0.88	1927
Regresyon	1	1.00	0.97	0.98	3028
	Doğruluk			0.95	4955
	Makro Ortalama	0.93	0.93	0.93	4955
	Ağırlıklı Ortalama	0.95	0.95	0.95	4955
Naive	0	0.60	1.00	0.79	1927
Bayes	1	1.00	0.44	0.65	3028
	Doğruluk			0.73	4955
	Makro Ortalama	0.80	0.72	0.72	4955
	Ağırlıklı Ortalama	0.83	0.73	0.71	4955
Gradient	0	0.92	0.95	0.94	1927
Boosting	1	1.00	1.00	1.00	3028
	Doğruluk			1.00	4955
	Makro Ortalama	0.96	0.98	0.97	4955
	Ağırlıklı Ortalama	0.97	1.00	0.98	4955

Tablo 14’te sunulan veriler, e-ticaret kullanımının sınıflandırılmasında, makine öğrenimi modellerinin performansını detaylandırmaktadır. “0” etiketi e-ticaret kullanıldığını ifade ederken, “1” etiketi e-ticaret kullanılmadığını temsil etmektedir. Özellikle Gradient Boosting modeli mükemmel bir performans göstermiş ve %100 doğruluk ile her iki sınıfı da neredeyse kusursuz bir şekilde sınıflandırmıştır. Rastgele Orman ve Lojistik Regresyon modelleri de %95 üzerinde doğruluk ile yüksek performans göstermişlerdir. Bu modellerin hassasiyet ve geri çağırma oranları da oldukça yüksek olup, e-ticaret kullanımı ile ilgili güçlü ve dengeli tahminler sağlamaktadır. En Yakın Komşular ve Destek Vektör Makinesi modelleri de güçlü seviyede performans göstermiş, %92 civarında doğruluk oranları ile istikrarlı sonuçlar sunmuştur. Her iki modelin benzer performans metrikleri, bu tür modellerin e-ticaret sınıflandırma görevlerinde yararlı alternatifler olabileceğini göstermektedir. Ancak, Naive Bayes modeli, %73’lük nispeten düşük bir doğruluk oranı ile dikkat çekmektedir. Modelin %100 geri çağırma oranı, tüm e-ticaret kullanıcılarını yakalayabildiğini gösterse de, düşük hassasiyet oranı, birçok yanlış pozitif sonucun da üretildiği anlamına gelmektedir. Bu durum, Naive Bayes’in bu bağlamda yanıltıcı olabileceğine ve kullanımının daha fazla dikkat ve incelenme gerektirdiğine işaret etmektedir. E-ticaret kullanımının sınıflandırılmasında Gradient Boosting gibi gelişmiş algoritmalar öne çıkmaktadır. Modellerin karmaşıklık matrisi sonuçları Şekil 8’de gösterilmektedir.

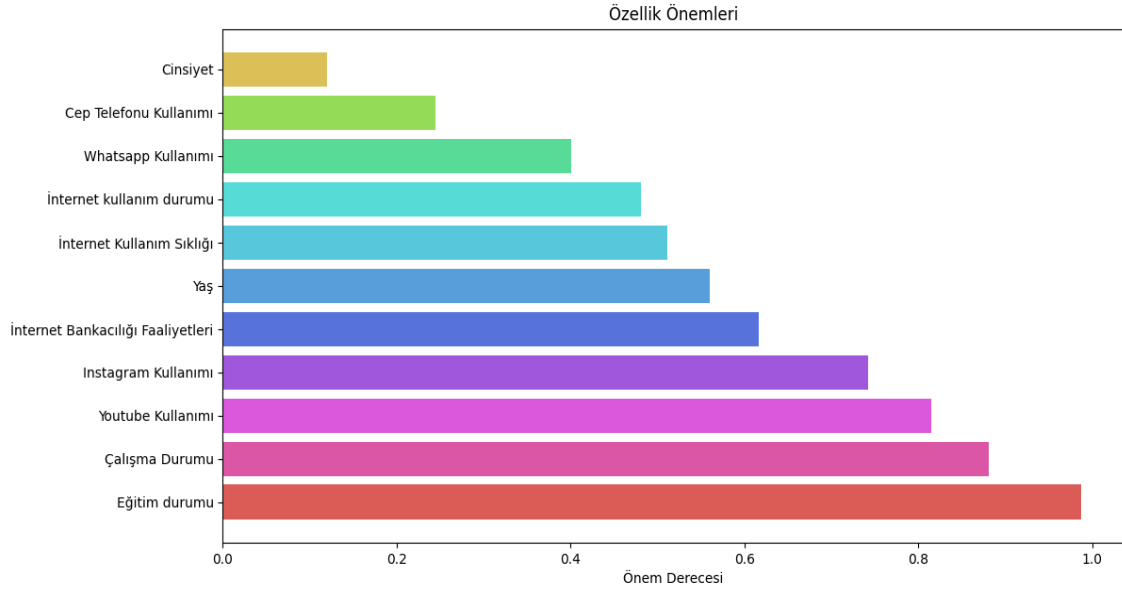
Türkiye’de E-Ticaretin Kullanılma Durumunun Makine Öğrenmesi İle Sınıflandırılması ve Çeşitli Değişkenlerle İlişkilerinin Analizi



Şekil 8. Modellerin Sınıflandırma İşlemlerine İlişkin Karmaşıklık Matrisleri

Şekil 8’deki sonuçlar incelendiğinde, Rastgele Orman modeli, pozitif sınıf için 1807 doğru pozitif (True Positive) ve 91 yanlış negatif (False Negative); negatif sınıf için ise 2937 doğru negatif (True Negative) ve 120 yanlış pozitif (False Positive) tahmin ile oldukça dengeli bir performans sergilemiştir. En Yakın Komşular ve Destek Vektör Makinesi modelleri de benzer performans göstermiştir. Lojistik Regresyon modeli, e-ticaret kullanımı tahminlerinde 1715 doğru pozitif ve 212 yanlış pozitif ile iyi bir hassasiyet gösterirken, yanlış negatif sayısını 91 ile sınırlı tutarak güçlü bir geri çağırma oranına işaret etmiştir. Naive Bayes, e-ticaret kullanımını tespit de dikkate değer bir şekilde 1927 doğru pozitif tahmin yapmış ancak negatif sınıfı tespit de tüm tahminlerini yanlış pozitif olarak yapmıştır (yanlış negatif sıfır). Bu da, modelin e-ticaret kullanımını belirlemede yüksek hassasiyetle çalıştığını, ancak e-ticaret kullanmayanları saptamada başarısız olduğunu göstermektedir. Gradient Boosting modeli, pozitif sınıflandırmada 1830 doğru pozitif ve negatif sınıflandırmada 3028 doğru negatif ile olağanüstü performans göstermiştir. Yanlış pozitif sayısını 97 ile sınırlı tutmuş ve yanlış negatif

sayısını sıfırda tutarak, modelin her iki sınıfı da neredeyse kusursuz bir şekilde sınıflandırdığını göstermiştir. Sonuçta, e-ticaret kullanımının sınıflandırılması konusunda, Gradient Boosting modeli en yüksek başarıyı göstermiş, Rastgele Orman ve Lojistik Regresyon modelleri de yüksek doğruluk oranlarına ulaşmıştır. Şekil 9’da, en yüksek başarıyı gösteren Gradient Boosting modeline göre internetin e-ticaret amacıyla kullanım durumunun sınıflandırılmasında bağımsız değişkenlerin önem dereceleri gösterilmiştir.



Şekil 9. Gradient Boosting Modeline Göre Bağımsız Değişkenlerin Önem Dereceleri

Şekil 9’deki görselde, eğitim durumu değişkeni en yüksek önem derecesine sahipken, cinsiyet değişkeni en düşük önem derecesine sahip olması dikkat çekmektedir. Eğitim durumunun yüksek önemi, bireylerin alışveriş ve teknoloji kullanma alışkanlıklarının bilgi birikimleriyle yakından ilişkili olabileceğini göstermektedir. Çalışma durumu, model tarafından ikinci en yüksek önem derecesine sahip olarak belirlenmiştir. Bu da, çalışan bireylerin gelir düzeyinin ve dolayısıyla e-ticaret faaliyetlerine katılımının daha yüksek olabileceğini düşündürmektedir. Sosyal medya kullanımı, özellikle Instagram ve Youtube kullanımı da e-ticaret kullanımı tahmininde önemli değişkenler olarak belirlenmiştir. Bu platformlar, kullanıcıların ürün incelemeleri, tavsiyeler ve pazarlama kampanyalarıyla etkileşimini kolaylaştırdığı için e-ticaret faaliyetleriyle güçlü bir ilişkiye sahip olabilir.

Sonuç, Tartışma ve Öneriler

Bu çalışma, Türkiye’deki internet kullanıcılarının e-ticaret kullanıp kullanmama durumlarını sınıflandırmak ve bu kullanımı etkileyen faktörler ve bu faktörlerle e-ticaret

kullanımı arasındaki ilişkilerin belirlenmesi amaçlamaktadır. İnternet ve e-ticaret kullanımının hızla artması, işletmelerin ve tüketicilerin davranışlarını önemli ölçüde değiştirmekte, bu da çeşitli akademik ve pratik çalışmalar için yeni sorular ve ihtiyaçlar ortaya çıkarmaktadır (Yin, 2021; Sugeng, 2021; Durmaz ve Dağ, 2021). Mevcut literatürde, demografik faktörler ile e-ticaret kullanımı arasındaki ilişki genellikle yüzeysel olarak ele alınmıştır. Bu çalışmada, makine öğrenmesi yöntemlerini kullanarak internetin e-ticaret amacıyla kullanım durumu sınıflandırılmış ve Türkiye özelindeki e-ticaret kullanımını demografik faktörler, teknolojik faktörler ve sosyal medya faktörleri ile ilişkilendirmiştir. Bu bağlamda, çalışma literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmayı hedeflemektedir.

Çalışmada, TÜİK’in Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanımı Araştırması verileri kullanılarak e-ticaretin kullanım durumu, çeşitli makine öğrenmesi modelleri ile sınıflandırılmıştır. Sınıflandırma işlemine ilişkin sonuçlarda, Gradient Boosting modeli diğer modellere göre daha yüksek doğruluk oranıyla dikkat çekmiştir. Model, özellikle mükemmel performans göstererek %100 doğrulukla her iki sınıfı da kusursuz bir şekilde sınıflandırmıştır. Bu da, modelin e-ticaret kullanıcılarını etkili bir şekilde belirlemede ve kullanıcı davranışlarını doğru bir şekilde öngörmeye son derece başarılı olduğunu göstermektedir.

Türkiye’deki internet ve e-ticaret kullanımı üzerine yapılan mevcut literatür, çeşitli faktörleri detaylı metodolojilerle incelemekte ve bu alandaki karmaşık dinamikleri ortaya koymaktadır. Alkan, Küçüköğlü ve Tutar (2021) multinomial regresyon analizleri kullanarak demografik faktörlerin etkilerini belirlemiş, Gökmen (2011) e-devlet mekanizmaları ve yasal düzenlemelerin önemini vurgulamıştır. Kıran, Alan ve Emre (2021), genç nüfusun internet kullanımındaki potansiyelini gösterirken, Dalgic-Tetikol, Guloglu ve Köksal (2022), bölgesel farklılıkların yanı sıra e-ticaretin teşvik edilmesi için politik ve yasal altyapının geliştirilmesinin önemine işaret etmiştir. Aslanbay, Aslanbay ve Çobanoğlu (2009) internet bağımlılığının kültürel etkilerini araştırarak, Türkiye’deki internet kullanımının farklı yönlerini irdelenmiştir. Bu çalışmalara kıyasla, bu çalışmada, e-ticaret kullanımını etkileyen demografik, teknolojik ve sosyal medya kullanım faktörlerini çok daha detaylı bir analizle ve makine öğrenmesi metodolojileri kullanılarak sınıflandırılmaktadır. Özellikle Gradient Boosting modeli gibi ileri sınıflandırma teknikleri kullanılarak, e-ticaret kullanımını etkileyen faktörler arasındaki ilişkilerin yanı sıra, bu faktörlerle e-ticaret kullanımı arasındaki etkileşimler, çok boyutlu bir şekilde değerlendirilmektedir. Bu yaklaşım, kullanıcı davranışlarını daha ayrıntılı anlamayı ve bu anlayışı e-ticaret stratejilerinin ve politikaların geliştirilmesine doğrudan uygulamayı mümkün kılmaktadır. Bu çalışmanın bulguları, makine öğrenmesi ve veri madenciliği

tekniklerinin sinerjisinin, e-ticaret operasyonlarını dönüştürmede ve işletmelere veriye dayalı karar verme, güvenlik önlemlerini güçlendirme ve müşteri deneyimlerini geliştirme fırsatları sunduğunu göstermektedir. Bu çalışmanın, e-ticaret ekosistemini optimize etme çabalarına önemli katkılarda bulunması ve teknolojik çözümlerin e-ticaretteki kişiselleştirme ve müşteri deneyimini iyileştirme potansiyelini artıracak şekilde entegrasyonunu sağlaması beklenmektedir. İş zekâsı ve veri madenciliği, e-ticaret platformlarında müşteri memnuniyetini değerlendirmede ve pazarlamada önemli araçlar olarak öne çıkmakta ve işletmelere daha bilinçli ve veriye dayalı kararlar almayı sağlamaktadır.

Bu çalışmada, yüksek sınıflandırma başarısından dolayı, Gradient Boosting algoritmasının e-ticaret kullanım durumunu sınıflandırma işlemi sırasında bağımsız değişkenlerin ne derece önemli olduğu gösterilmiştir. Çalışmada, eğitim durumu, çalışma durumu, YouTube kullanımı, Instagram kullanımı ve internet bankacılığı faaliyetleri gibi faktörler, e-ticaret kullanımını tahmin etmek için özellikle belirleyici olarak öne çıkmaktadır. Modele göre, eğitim durumu açıkça en ağırlıklı özellik olarak belirtilmiş, bu da kullanıcıların e-ticaret kullanım alışkanlıklarının belirlenmesinde eğitim seviyesinin önemli bir faktör olduğunu göstermektedir. Daha yüksek eğitim seviyeleri, internet ve e-ticaret platformlarına yönelik bir yatkınlıkla tutarlı bir şekilde ilişkilendirilmiştir. İkinci olarak, çalışma durumu, model tarafından, bir kullanıcının e-ticaret faaliyetlerine katılım derecesini belirlemede önemli bir ölçüt olarak sıralanmıştır. Tam zamanlı istihdamın gelecekte online market alışverişi yapma olasılığını artırdığı gösterilmiştir (Jensen, Yenerall, Chen ve Yu, 2021). Ayrıca, kişi başına düşen GSYH, internet kullanım oranı ve eğitim düzeyi ile ilişkili olarak istihdam ve e-ticaret arasında pozitif bir ilişki gözlemlenmiştir (Oğuz, Dinçer ve Yirmibeşoğlu, 2022). Ayrıca, çalışan bireyler, özellikle de yüksek kategorili işlere sahip olanlar, çevrimiçi alışveriş yapma konusunda daha yüksek bir eğilim sergilemektedir (Hossain, Salam ve Jawad, 2022). Hanehalkı istihdam durumu da e-ticaret bağlamında satın alma davranışının önemli bir belirleyicisi olarak tanımlanmıştır (Williams ve Hubbard, 2001). Bu bulgular, e-ticaret faaliyetlerine katılımı anlama ve analiz etmede istihdam durumunun kritik rolünü vurgulamaktadır ve modelin bu sonucunu desteklemektedir. Üçüncü olarak, modele göre, sosyal medya platformlarının kullanımı, özellikle YouTube ve Instagram, kullanıcıların e-ticaret sitelerine yönlendirilmesinde ve online alışveriş davranışlarının teşvik edilmesinde büyük etkiye sahiptir. Araştırmalar, sosyal medya platformlarının tüketici davranışlarını etkilemede ve e-ticaret faaliyetlerini yönlendirmede önemli bir rol oynadığını göstermiştir. Örneğin, Wang ve Zhang (2012) tarafından yapılan bir çalışma, sosyal ticaret platformlarının bloglardan sosyal ağ sitelerine ve

medya paylaşım sitelerine doğru evrimini vurgulamakta ve sosyal medya aracılığıyla e-ticaret faaliyetlerini kolaylaştıran teknolojik gelişmelere işaret etmektedir. Ayrıca, Herzallah, Muñoz-Leiva ve Liébana-Cabanillas (2021), Instagram’ın sosyal ticaret olarak adlandırılan yeni bir e-ticaret paradigmasına geçişini vurgulayarak, platformun çevrimiçi alışveriş davranışını yönlendirmedeki artan rolünün altını çizmektedir. Ayrıca, sosyal medyanın tüketici davranışları ve e-ticaret faaliyetleri üzerindeki etkisi, etkili sosyal medya kullanımının e-ticaret işletmeleri ve müşteri bağlılığı üzerindeki olumlu etkisini vurgulayan Hasanat, Hoque ve Hamid’in (2020) bulgularında açıkça görülmektedir. Ayrıca Priansa ve Suryawardani (2020), Instagram’ın e-ticaret için bir sosyal medya platformu olarak popülerliğine dikkat çekerek tüketicilerin satın alma kararlarını etkilemedeki önemini vurgulamaktadır. Bu referanslar, sosyal medya platformlarının, özellikle de Instagram’ın, kullanıcıları e-ticaret sitelerine yönlendirmede ve çevrimiçi alışveriş davranışını teşvik etmede önemli bir rol oynadığı iddiasını toplu olarak desteklemektedir. Bununla birlikte, internet bankacılığı faaliyetleri, çevrimiçi finansal işlemlerin rahatlığı ve güvenilirliği açısından e-ticaret kullanımının iyi bir göstergesi olarak gösterilmiştir. Dördüncü olarak, modele göre, internet bankacılığını kullanan bireyler, çevrimiçi alışveriş yapma olasılığı daha yüksek bireyler olarak belirlenmiştir. İnternet bankacılığı kullanan bireylerin çevrimiçi alışveriş yapma olasılığının daha yüksek olduğu iddiası literatürde çeşitli çalışmalarla desteklenmektedir. Hsieh ve Liao (2011) e-bankacılık hizmetlerinde deneyimi olan tüketicilerin internet bankacılığını kullanma olasılığının daha yüksek olduğunu, bunun da çevrimiçi işlemlere aşinalık ve rahatlık göstergesi olduğunu bulmuştur. Ayrıca, Wu, Cai ve Liu (2011), kişisel değer yönelimleri ile internet kullanımı arasındaki ilişkiyi incelemiş ve bireylerin internet davranışları ile online alışveriş arasında bir bağlantı olduğunu ortaya koymuştur. Ayrıca, Xiao (2015), online bankacılığın online alışverişin belirli bir yönü olduğunu vurgulayarak bu iki faaliyetin birbirine bağlı olduğunu belirtmiştir. Bu durum, online alışveriş ve online bankacılık gibi internet tabanlı finansal hizmetlerin popülerliğine dikkat çeken, Hirano, Umeda, Okuda, Kawai ve Yamaguchi’nin (2009) çalışması tarafından da desteklenmektedir. Bu referanslar toplu olarak, internet bankacılığı yapan bireylerin çevrimiçi işlemlere aşina olmaları, internet kullanımıyla ilgili belirli değer yönelimlerine sahip olmaları ve internet tabanlı finansal hizmetler konusunda rahat olmaları nedeniyle çevrimiçi alışveriş yapma olasılıklarının daha yüksek olduğuna dair kanıtlar sunmaktadır.

Gradient Boosting modeli, daha önce yapılan çalışmada sağlık verilerinin analizinde sınıflandırma başarısı yüksek bir model olarak önerilmiştir (Gür, Eşidir ve Şimşek, 2024). Çalışmada, Gradient Boosting’in doğruluk, hassasiyet, duyarlılık ve F1 skoru gibi performans

metriklerinde diğer modellere kıyasla üstün sonuçlar verdiği ortaya konulmuştur. Gradient Boosting algoritmasının sunduğu özellik önem verilerine dayanarak, strateji ve politika önerileri sunulabilir. Eğitim durumunun e-ticaret kullanımında en belirleyici faktör olduğu tespit edilmiştir. Bu nedenle, eğitim düzeyi ile çalışma durumu ve gelir arasındaki ilişki nedeniyle de eğitilmiş kişilerin e-ticareti daha çok tercih etmesi mümkün olabilir. Çalışma durumu da, e-ticaret kullanım durumunu etkilemektedir. Bu bağlamda, işsiz bireyler için istihdamın artmasının e-ticaret kullanımını arttıracakı düşünülmektedir. Bunun yanı sıra, YouTube ve Instagram kullanımı e-ticaret aktivitelerini artırmaktadır. E-ticaret platformları, sosyal medya pazarlama stratejilerini güçlendirmeli ve bu kanallar üzerinden müşteri etkileşimini maksimize etmelidir. Sosyal medya influencer'ları ve içerik üreticileri ile iş birlikleri, ürünlerin ve hizmetlerin daha geniş kitlelere ulaşmasını sağlayabilir. Öte yandan, internet kullanım sıklığı ve internet bankacılığı faaliyetleri e-ticaret kullanımını etkilemektedir.

Bu çalışmanın sınırlılıkları arasında, veri setinin yalnızca Türkiye üzerine odaklanması ve belirli bir yılın verileri üzerinden analiz yapılması bulunmaktadır. Bu durum, sonuçların diğer ülkeler veya farklı zaman dilimleri için doğrudan genelleştirilemeyeceği anlamına gelmektedir. Gelecek çalışmalarda, bu çalışmanın bulguları farklı kültürel ve ekonomik bağlamlarda test edilerek genelleştirilebilirlik artırabilir. Ayrıca, e-ticaret kullanımını etkileyen psikolojik ve davranışsal faktörlerin daha detaylı incelenmesi, kullanıcı davranışlarını daha iyi anlamak ve etkili pazarlama stratejileri geliştirmek için önem taşımaktadır. Makine öğrenmesi tekniklerinin ve modellemenin daha ileri seviyelerde kullanımı, e-ticarete kişiselleştirme ve müşteri deneyimini iyileştirme potansiyelini daha da artırabilir.

Çıkar Beyanı: Yazarlar, bu makalenin araştırılması, yazarlığı ve/veya yayınlanması ile ilgili olarak herhangi bir potansiyel çıkar çatışması beyan etmemiştir.

Yazar Katkıları: Bu çalışmanın ilk iki bölümünde ikinci yazar %30, metodoloji, veri analizi ve bulguların yorumlanmasında ise birinci yazar %40 ve sonuç kısmı ve tartışma bölümü için üçüncü yazar %30 katkı sağlamıştır.

Kaynaklar

Agarwal, G. and Sun, Y. (2020). Bivariate functional quantile envelopes with application to radiosonde wind data. *Technometrics*, 63(2), 199-211. <https://doi.org/10.1080/00401706.2020.1769734>

- Ahmed, M. (2023). Understanding the artificial intelligence implementation for allocating an order to a seller among multiple sellers who sell the same product.. <https://doi.org/10.5772/intechopen.105560>
- Alkan, Ö., Abar, H. ve Karaaslan, A. (2015). Hanelerde Bulunan Bilişim Ekipmanları Sayısını Etkileyen Faktörlerin Poisson Regresyon Modeliyle Araştırılması. *Atatürk Üniversitesi 2. Ulusal Yönetim Bilişim Sistemleri Kongresi*, Erzurum.
- Alkan, Ö., Küçükoglu, H., ve Tutar, G. (2021). Modeling of the factors affecting e-commerce use in turkey by categorical data analysis. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 12(1). <https://doi.org/10.14569/ijacsa.2021.0120113>
- Aslanbay, Y., Aslanbay, M. ve Çobanoğlu, E. (2009). Internet addiction among turkish young consumers. *Young Consumers*, 10(1), 60-70. <https://doi.org/10.1108/17473610910940792>
- Cao, X., Stojković, I., ve Obradović, Z. (2016). A robust data scaling algorithm to improve classification accuracies in biomedical data. *BMC Bioinformatics*, 17(1). <https://doi.org/10.1186/s12859-016-1236-x>
- Coelho, T., Mossotto, E., Gao, Y., Haggarty, R., Ashton, J. J., Batra, A., ... ve Ennis, S. (2020). Immunological profiling of paediatric inflammatory bowel disease using unsupervised machine learning. *Journal of Pediatric Gastroenterology and Nutrition*, 70(6), 833-840. <https://doi.org/10.1097/mpg.0000000000002719>
- Cortes, C. ve Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, 20(3), 273-297. <https://doi.org/10.1007/bf00994018>
- Coşkun, M. ve Bülbül, H. İ. (2019). Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanımının Veri Madenciliği Teknikleri ile Analizi. *TÜBAV Bilim Dergisi*, 12(2), 1-17.
- Dalgic-Tetikol, D. E., Guloglu, B., ve Köksal, E. (2022). Determinants of internet adoption in Turkey and the need for a more coherent vision on information and communication technologies policy. *Competition and Regulation in Network Industries*, 23(4), 311-336. <https://doi.org/10.1177/17835917221143060>
- Durmaz, Y. ve Dağ, K. (2021). Consumption, consumer behavior and new habits acquired by consumers as a result of covid-19 measures. *International Journal of Research*, 9(7), 318-328. <https://doi.org/10.29121/granthaalayah.v9.i7.2021.4111>
- Fernando, N., Mery, M., Jessica, J., ve Andry, J. F. (2020). Utilization of big data in e-commerce business. *Conference Series*, 3(1), 62-67. <https://doi.org/10.34306/conferenceseries.v3i1.383>
- Fuentes-Hurtado, F., Diego-Más, J. A., Naranjo, V., ve Alcañíz, M. (2019). Automatic classification of human facial features based on their appearance. *Plos One*, 14(1), e0211314. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0211314>
- Gençer, Y. G. (2017). Structural design of an e-commerce business: yemeksepeti.com example from Turkey. *Chinese Business Review*, 16(7). <https://doi.org/10.17265/1537-1506/2017.07.003>
- Gian, M. ve Ikatte, S. (2021). Development of electronic business from the historical point of view of an e-commerce concept. *Journal Dimensie Management and Public Sector*, 2(2), 19-24. <https://doi.org/10.48173/jdmps.v2i2.91>

- Gökmen, A. (2011). Virtual business operations, e-commerce; its significance and the case of Turkey: current situation and its potential. *Electronic Commerce Research*, 12(1), 31-51. <https://doi.org/10.1007/s10660-011-9084-2>
- Gui, X., Wu, X., ve Liu, S. (2014). Insight into the construction of occupational classification in e-commerce in China. *IFIP Advances in Information and Communication Technology*, 315-326. https://doi.org/10.1007/978-3-662-45526-5_29
- Guo, L. ve Zhang, D. (2019). Ec-structure: establishing consumption structure through mining e-commerce data to discover consumption upgrade. *Complexity*, 2019, 1-8. <https://doi.org/10.1155/2019/6543590>
- Gusarova, S., Gusarov, I., ve Smeretchinskiy, M. (2021). E-commerce trends and opportunities in brics countries. *SHS Web of Conferences*, 93, 04012. <https://doi.org/10.1051/shsconf/20219304012>
- Gür, Y. E., Eşidir, K. A., & Şimşek, A. İ. (2024). Sağlık istatistiklerinin veri madenciliği teknikleri ile analizi: makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak genel sağlık durumunun sınıflandırılması. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 24(6), 1364-1381. <https://doi.org/10.35414/akufemubid.1491469>
- Hasanat, M. W., Hoque, A., ve Hamid, A. (2020). E-commerce optimization with the implementation of social media and seo techniques to boost sales in retail business. *Journal of Marketing and Information Systems*, 3(1), 1-5. <https://doi.org/10.31580/jmis.v3i1.1193>
- Herzallah, D., Muñoz-Leiva, F., ve Liébana-Cabanillas, F. (2021). To buy or not to buy, that is the question: understanding the determinants of the urge to buy impulsively on instagram commerce. *Journal of Research in Interactive Marketing*, 16(4), 477-493. <https://doi.org/10.1108/jrim-05-2021-0145>
- Hirano, M., Umeda, T., Okuda, T., Kawai, E., ve Yamaguchi, S. (2009). T-pim: trusted password input method against data stealing malware. *2009 Sixth International Conference on Information Technology: New Generations*. <https://doi.org/10.1109/itng.2009.35>
- Hong-qiang, Y. (2022). Research on e-commerce data standard system in the era of digital economy from the perspective of organizational psychology. *Frontiers in Psychology*, 13. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2022.900698>
- Hossain, M. K., Salam, M. A., ve Jawad, S. S. (2022). Factors affecting online shopping behavior in bangladesh: a demographic perspective. *International Journal of Business Ecosystem & Strategy* (2687-2293), 4(3), 13-22. <https://doi.org/10.36096/ijbes.v4i3.351>
- Hsieh, J. ve Liao, P. (2011). Antecedents and moderators of online shopping behavior in undergraduate students. *Social Behavior and Personality: An International Journal*, 39(9), 1271-1280. <https://doi.org/10.2224/sbp.2011.39.9.1271>
- Hui, Y., Zheng, Z., ve Sun, C. (2022). E-commerce marketing optimization of agricultural products based on deep learning and data mining. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1-11. <https://doi.org/10.1155/2022/6564014>
- Jensen, K. L., Yenerall, J., Chen, X., ve Yu, T. (2021). Us consumers' online shopping behaviors and intentions during and after the covid-19 pandemic. *Journal of Agricultural and Applied Economics*, 53(3), 416-434. <https://doi.org/10.1017/aae.2021.15>

- Kalhotra, S. K., Dongare, S. V., Kasthuri, A., ve Kaur, D. (2022). Data mining and machine learning techniques for credit card fraud detection. *ECS Transactions*, 107(1), 4977-4985. <https://doi.org/10.1149/10701.4977ecst>
- Kaya, A. ve Aydın, Ö. (2019). E-commerce in turkey and sap integrated e-commerce system. *International Journal of eBusiness and eGovernment Studies*, 11(2), 207-225. <https://doi.org/10.34111/ijebeq.20191128>
- Kaynak, E., Tatoğlu, E., ve Kula, V. (2005). An analysis of the factors affecting the adoption of electronic commerce by smes. *International Marketing Review*, 22(6), 623-640. <https://doi.org/10.1108/02651330510630258>
- Khan, M. M., Sohrab, M. G., ve Yousuf, M. A. (2020). Customer gender prediction system on hierarchical e-commerce data. *Beni-Suef University Journal of Basic and Applied Sciences*, 9(1). <https://doi.org/10.1186/s43088-020-0035-7>
- Kıran, S., Alan, B. ve Emre, İ. E. (2021). Investigation of the behaviors of users’ who shop from e-commerce sites. *Acta Infologica*, 5(2), 405-414. <https://doi.org/10.26650/acin.887367>
- Li, J. (2022). E-commerce fraud detection model by computer artificial intelligence data mining. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1-9. <https://doi.org/10.1155/2022/8783783>
- Luo, L., Liu, Y., ve Hu, T. (2016). Application and research of electronic commerce in the centralized procurement of large state-owned enterprises. *DEStech Transactions on Economics and Management, (iceme-ebm)*. <https://doi.org/10.12783/dtem/iceme-ebm2016/4156>
- Luo, Y., Yang, Z., Liang, Y., Zhang, X., ve Xiao, H. (2021). Exploring energy-saving refrigerators through online e-commerce reviews: an augmented mining model based on machine learning methods. *Kybernetes*, 51(9), 2768-2794. <https://doi.org/10.1108/k-11-2020-0788>
- Mzwri, A. M. N. ve Altınkaya, Z. (2019). The impact of e-commerce on international trade: case of Turkey. *International Journal of Contemporary Research and Review*, 10(01), 21190-21209. <https://doi.org/10.15520/ijcr.v10i01.641>
- Ndagijimana, S., Ntaganda, J., Masabo, E., ve Kabano, I. (2023). Prediction of stunting among under-5 children in rwanda using machine learning techniques. *Journal of Preventive Medicine and Public Health*, 56(1), 41-49. <https://doi.org/10.3961/jpmp.22.388>
- Oğuz, S., Dinçer, F. C. Y. ve Yirmibeşoğlu, G. (2022). E-commerce in eu countries and Turkey: an econometric analysis. *Studies in Business and Economics*, 17(3), 152-161. <https://doi.org/10.2478/sbe-2022-0052>
- Öztürk, S. P. (2021). The era of digital transformation: visualizing the geography of e-commerce usage in Turkey. *Environment and Planning A: Economy and Space*, 53(6), 1241-1243. <https://doi.org/10.1177/0308518x211007798>
- Pendyalala, N. S., Rajasekaran, R., Manimekalai, R. ve Duraisamy, M. R. (2022). Awareness level of members of farmer producer organizations (fpos) about e-commerce platforms in agriculture. *Asian Journal of Agricultural Extension, Economics & Sociology*, 460-465. <https://doi.org/10.9734/ajaees/2022/v40i931028>

- Phamthi, V. ve Ngominh, T. (2022). Disruptive innovation & chance for latecomer firms in e-commerce: the cases of the yes and pinduoduo. *ENTRENOVA - Enterprise Research Innovation*, 8(1), 364-376. <https://doi.org/10.54820/entrenova-2022-0031>
- Priansa, D. J. ve Suryawardani, B. (2020). Effects of e-marketing and social media marketing on e-commerce shopping decisions. *Jurnal Manajemen Indonesia*, 20(1). <https://doi.org/10.25124/jmi.v20i1.2800>
- Priyadarshini, P. ve Veeramanju, K. (2022). Business intelligence for the evaluation of customer satisfaction in e-commerce websites- a case study. *International Journal of Management Technology and Social Sciences*, 660-668. <https://doi.org/10.47992/ijmts.2581.6012.0243>
- Salamai, A. A., Ageeli, A. A., ve El-kenawy, E. M. (2022). Forecasting e-commerce adoption based on bidirectional recurrent neural networks. *Computers, Materials & Continua*, 70(3), 5091-5106. <https://doi.org/10.32604/cmc.2022.021268>
- Santos, J. (2003). E-service quality: a model of virtual service quality dimensions. *Managing Service Quality*, 13(3), 233-246. <https://doi.org/10.1108/09604520310476490>
- Selim, S., ve Balyaner, İ. (2017). Türkiye’de Hanehalkının Sahip Olduğu Bilişim Teknolojileri Ürünleri Sayısını Belirleyen Faktörlerin Araştırılması: Bir Sayma Veri Modeli. *Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 9(22), 428-454.
- Sharma, A. (2021). Guided parallelized stochastic gradient descent for delay compensation. *Applied Soft Computing*, 102, 107084. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2021.107084>
- Sheikh, S. M. ve Bastı, M. (2015). Customer satisfaction in business to consumer (b2c) e-commerce: a comparative study of Turkey and Pakistan. *Eurasian Journal of Business and Economics*, 8(16), 73-100. <https://doi.org/10.17015/ejbe.2015.016.05>
- Singh, M. K., Rishi, O. P., Singh, A. K., Singh, P., ve Choudhary, P. (2021). Implementation of knowledge based collaborative filtering and machine learning for e-commerce recommendation system. *Journal of Physics: Conference Series*, 2007(1), 012032. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2007/1/012032>
- Sugeng, F. A. (2021). Legal protection of e-commerce consumers through privacy data security. *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, <https://doi.org/10.2991/assehr.k.210506.038>
- Tax, N., Vries, K. J. d., Jong, M. d., Dosoula, N., den, A. B. v., Smith, J., ... ve Bernardi, L. (2021). Machine learning for fraud detection in e-commerce: a research agenda.. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2107.01979>
- Tharwat, A. (2020). Classification assessment methods. *Applied Computing and Informatics*, 17(1), 168-192. <https://doi.org/10.1016/j.aci.2018.08.003>
- Toğaçar, M., Ergen, B., Cömert, Z., ve Özyurt, F. (2020). A deep feature learning model for pneumonia detection applying a combination of mRMR feature selection and machine learning models. *Irbm*, 41(4), 212-222. <https://doi.org/10.1016/j.irbm.2019.10.006>
- TÜİK, (2023). Hanehalkı Bilişim Teknolojileri Kullanım Araştırması Mikro Veri Seti. *Bilim ve Teknoloji İstatistikleri Grup Başkanlığı, Yayın No: 4708, Yayın Tarihi: Ekim 2023, ISBN: 978-625-8368-47-5.*
- Wang, C. ve Zhang, P. (2012). The evolution of social commerce: the people, management, technology, and information dimensions. *Communications of the Association for Information Systems*, 31. <https://doi.org/10.17705/1cais.03105>

- Williams, P. W. ve Hubbard, P. (2001). Who is disadvantaged? retail change and social exclusion. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 11(3), 267-286. <https://doi.org/10.1080/713770599>
- Wu, L., Cai, Y. ve Liu, D. (2011). Online shopping among chinese consumers: an exploratory investigation of demographics and value orientation. *International Journal of Consumer Studies*, 35(4), 458-469. <https://doi.org/10.1111/j.1470-6431.2010.00982.x>
- Xiao, J. J. (2015). Internet and consumer economic wellbeing. *Consumer Economic Wellbeing*, 109-125. https://doi.org/10.1007/978-1-4939-2821-7_7
- Yang, Z., Chen, C., Li, H., Yao, L. ve Zhao, X. (2020). Unsupervised classifications of depression levels based on machine learning algorithms perform well as compared to traditional norm-based classifications. *Frontiers in Psychiatry*, 11. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2020.00045>
- Yin, H. (2021). Research on the relationship between consumption and demand of e-commerce in China. *Learning & Education*, 10(2), 122. <https://doi.org/10.18282/l-e.v10i2.2300>
- Zamir, A., Khan, H. U., Iqbal, T., Yousaf, N., Aslam, F., Anjum, A., ... ve Hamdani, M. (2020). Phishing web site detection using diverse machine learning algorithms. *The Electronic Library*, 38(1), 65-80. <https://doi.org/10.1108/el-05-2019-0118>
- Zatonatska, T., Dluhopolskyi, O., Chyrak, I., ve Kotys, N. (2019). The internet and e-commerce diffusion in european countries (modeling at the example of austria, poland and ukraine). *Innovative Marketing*, 15(1), 66-75. [https://doi.org/10.21511/im.15\(1\).2019.06](https://doi.org/10.21511/im.15(1).2019.06)
- Zeng, Z., Rao, H., ve Liu, A. (2018). Research on personalized referral service and big data mining for e-commerce with machine learning. *2018 4th International Conference on Computer and Technology Applications (ICCTA)*. <https://doi.org/10.1109/cata.2018.8398652>
- Zhang, M., Lu, J., Ma, N., Cheng, T., ve Hua, G. (2022). A feature engineering and ensemble learning based approach for repeated buyers prediction. *International Journal Of Computers Communications & Control*, 17(6). <https://doi.org/10.15837/ijccc.2022.6.4988>
- Zhang, Q., Abdullah, A. R., Chong, C. W. ve Ali, M. H. (2022). E-commerce information system management based on data mining and neural network algorithms. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2022, 1-11. <https://doi.org/10.1155/2022/1499801>