

Arařtırma Makalesi / Research Article

**Türkiye’de Kredi Kartlarının Temerrüde Düşme Oranları Üzerine
Dinamik Bir Analiz**

K. Batu TUNAY¹ Necla TUNAY²

<u>Gönderim Tarihi</u>	<u>Kabul Tarihi</u>
<u>15/04/2025</u>	<u>20/05/2025</u>

Önerilen Atıf / Suggested Citation: Tunay, K. B. & Tunay, N. (2025). Türkiye’de Kredi Kartlarının Temerrüde Düşme Oranları Üzerine Dinamik Bir Analiz, *Bankacılık ve Finansal Arařtırmalar Dergisi*, 12(2), 176-191.

Öz

Kredi kartı riski, bankacılık literatüründe çok arařtırılan konulardan birisidir. Bunun başlıca nedeni, kredi kartlarının kullanımının yaygınlaşması ve banka kredi portföylerindeki paylarının yükselmesidir. Dolayısıyla, kredi kartlarının temerrüde düşme oranlarının artması bankaların toplam kredi riskinin yükselmesine ve ciddi zararlara neden olabilir. Bu çalışmada, son yıllarda yüksek enflasyonist baskılar yaşanan Türkiye’de kredi kartı temerrüt oranları veya risklerindeki artışın nedenleri arařtırılmış ve özellikle bu riskin gözlenemeyen bileşeninin tahmin edilmesi hedeflenmiştir. Böylece bir dönem sonraki kredi kartı riskinin saptanması mümkün olacaktır. Durum-uzay modeli yardımıyla 2005:1 – 2025:1 dönemini kapsayan ve aylık verilerden oluşan bir örneklem analiz edilmiştir. Kurulan dinamik modelde, enflasyon oranı, işsizlik oranı ve tüketici kredisi faizi egzogen değişkenler olarak dikkate alınmıştır. Elde edilen bulgular, kredi kartı riskinin güçlü bir geçmişe bağıllığı olduğunu ve bunun yanında enflasyon, işsizlik ve faiz oranlarından pozitif etkilendiğini göstermiştir. Ancak bu riskin egzogen değişkenler arasında en fazla işsizlik oranındaki artıştan etkilendiği saptanmıştır. Gözlenemeyen kredi kartı riski tahmini sonucunda, bu riskin enflasyonun hızlandığı 2020 yılından itibaren bir artış eğilimine girdiği de belirlenmiştir.

Anahtar kelimeler: Kredi Kartları, Kredi Kartı Temerrüt Riski, Yüksek Enflasyon, Durum-Uzay Modelleri.

JEL Kodları: C22, G17, G21.

A Dynamic Analysis on Credit Card Default Rates in Turkey

Abstract

Credit card risk is one of the most extensively studied topics in the banking literature. The primary reason for this is the widespread use of credit cards and their increasing share in banks' credit portfolios. Consequently, a rise in credit card risk can lead to an overall increase in banks' total credit risk, potentially resulting in significant financial losses. This study investigates the reasons behind the rising credit card risks in Turkey, where high inflationary pressures have been observed in recent years. In particular, it aims to estimate the unobservable component of this risk, enabling the prediction of credit card risk for the subsequent period. A sample covering the period from 2005:1 to 2025:1, based on monthly data, was analyzed using a state-space model. In the dynamic model constructed, the inflation rate, unemployment rate, and consumer loan interest rate were considered as exogenous variables. The findings indicate that credit card risk exhibits strong persistence and is positively influenced by inflation, unemployment, and interest rates. However, among these exogenous variables, the

¹ Prof. Dr., Marmara Üniversitesi Finansal Bilimler Fakültesi, Sermaye Piyasası Bölümü, batu.tunay@marmara.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-9040-5831>

² Doç. Dr., Marmara Üniversitesi Finansal Bilimler Fakültesi, Sigortacılık Bölümü, necla.tunay@marmara.edu.tr, <https://orcid.org/0000-0002-8765-276X>

increase in the unemployment rate was found to have the most significant impact on credit card risk. Furthermore, the estimation of unobservable credit card risk reveals that this risk has followed an upward trend since 2020, a period characterized by accelerating inflation.

Keywords: Credit cards, Credit Card Default Risk, High İnflation, State-Space Models.

JEL Codes: C22, G17, G21.

1. Giriş

Kredi kartlarının kullanımı yaygınlaştıkça ve buna bağlı olarak bankaların kredi portföyleri içindeki payları giderek yükseldikçe, kredi kartı riskinin de önemi artmıştır. Bu çerçevede, bankaların daha etkili bir risk yönetimi yapmaları, banka sistemini denetleyen ve düzenleyen otoritelerin de bu riske ilişkin politikalar geliştirmesi gerekmektedir. Kredi kartı riski (credit card risk), bankaların kredi kartı müşterilerinden tahsil edemedikleri borçlar nedeniyle uğradıkları veya uğrayabilecekleri kayıpları ifade eder. Literatürde, bu riski ifade etmek için “kredi kartı temerrütleri” veya “kartların temerrüt riski” gibi nitelendirmeler de yapılmaktadır. Temerrüt durumu, kredi kartı borçlarının ödenmemesi veya gecikmeli ödenmesi halinde ortaya çıkar.

Kredi kartlarının temerrüde düşmesi, müşterilerden ileri gelen, banka sistemi kaynaklı, makro ekonomik sorunlardan ve bunların biri, birkaçı veya tümünden ileri gelebilir. Müşteri kaynaklı temerrütler; işsizlik, gelir kaybı gibi nedenlerle borçluların ödeme güçlüğüne düşmesinden, müşterilerin bir veya birden fazla kredi kartı kullanarak aşırı borçlanmasından, sürekli asgari ödeme yapmak gibi hatalı ödeme alışkanlıkları nedeniyle borçların artması ve gecikmesinden, kart dolandırıcılıklarından kaynaklanabilir. Bunlar içinde işsizlik ve dolayısıyla uğranan gelir kayıpları, müşterilerin temerrüde düşmesine en fazla neden olan etkenlerdir.

Banka sistemi kaynaklı kredi kartı temerrütleri, daha çok yasal düzenlemeler veya bunlardaki değişimlerden, kredi değerlendirme süreçlerinden ve limit yönetimi konusundaki hatalardan ileri gelmektedir. Bankaların kart borçlarını tahsilat süreçleri ve/veya kredi kartlarına uygulanan faizler üzerindeki düzenlemeler veya bu düzenlemelerdeki değişimler kart risklerini yükseltebilir. Müşterilerin kredi skoru analizlerinde yapılabilecek hatalar ve düşük ödeme gücü olan müşterilere kredi kartı verilmesi veya müşterilere ödeme güçlerine oranla aşırı limitler tanımlanması kredi kartı risklerini arttırabilir.

Kredi kartı risklerini, kişisel etkenlerden sonra en fazla makro ekonomik gelişmelerin etkilediği gözlenmiştir. Yüksek enflasyon veya ekonomik kriz dönemlerinde kredi kartı ödemelerinde sorunlar meydana gelmektedir. Benzer şekilde, faiz oranlarındaki artışlar borçlanma maliyetini arttırarak müşterilerin kredi kartı borçlarını ödemekte güçlüğü düşmelerine yol açmaktadır. Yüksek ve kronik enflasyon dönemlerinde, faiz oranları da yükseldiğinden ve uzun süre yüksek seyrettiğinden kredi kartı temerrütleri artmaktadır. Fakat kredi kartı riski üzerinde en etkili değişken, işsizlik oranlarındaki artıştır. Sadece müşteri bazındaki işsizlik değil, toplumda yaygın bir işsizlik sorununun baş göstermesi de müşterilerin ödeme güçlerini düşüren ve kredi kartı temerrütlerini arttıran bir etkidir.

Kredi kartlarının riskini arttıran tüm bu etkenlere karşın, bankalarca uygulanan tedbirler ve risk yönetimi çabaları riskleri makul seviyelerde tutabilir. Bu bağlamda, bankaların müşterilerine risk analizi ve kredi skorlaması yapmaları, kart ücretlerinin riske göre ağırlıklandırılması, izleme ve erken uyarı sistemleri kullanılması, yüksek riskli müşterilerden teminat istenmesi ve/veya sigorta yapılması, kart borçlarının yeniden yapılandırılması gibi yöntemler izlendiği görülmektedir. Böylece, bankalar kredi kartı portföylerini etkin bir şekilde yönetebilir ve olası zararları minimize edebilirler. Bankalarca riske maruz değer (Value at Risk / VaR), süre (duration) bazlı risk yönetimi gibi daha ileri risk yönetimi teknikleri de benimsenmekte ve kredi kartı risklerinin yükselmesi önlenmektedir. Bununla beraber, kredi kartlarının bilançolardaki payının yüksekliği veri kabul edildiğinde, yüksek ve artan enflasyon koşulları ile buna eşlik eden faiz artışları ve işsizlik oranlarındaki artışlar sonucunda kredi kartı risklerinin yönetilmesi güçleşecektir. Böyle koşullar altında, kredi kartı temerrütlerinin yükselmesi kaçınılmaz bir durumdur.

Yukarıdaki tespit ve değerlendirmeler çerçevesinde, yüksek ve kronik enflasyon koşullarının geçerli olduğu ve işsizlik oranlarının da yüksek seyrettiği Türkiye’de kredi kartı riskleri önemli bir araştırma konusu olarak güncelliğini korumaktadır. Bu çalışmada, Türkiye’de kredi kartı riski veya temerrüt riski analiz edilmektedir.

Özellikle bu riskin doğrudan gözlenemeyen bileşeninin tahmin edilmesi ve bu yolla bir dönem sonraki kredi riskinin saptanması hedeflenmiştir. Durum-uzay modelleri yardımıyla yapılan dinamik analizlerde, kredi kartı riski üzerinde etkili olan enflasyon, işsizlik oranı ve faiz oranı gibi değişkenler de egzogen olarak dikkate alınmıştır. Analizlerde, 2005:1 ile 2025:1 dönemini kapsayan aylık verilerden oluşan bir örneklem kullanılmıştır. Çalışmanın ulusal literatürümüze başlıca katkısının, kullanılan analiz yöntemi olduğu söylenebilir. Ayrıca yüksek enflasyon koşullarında kredi kartı temerrütlerine ilişkin bulguların da hem ulusal hem de uluslararası literatüre katkıları olacağına inanılmaktadır. Çalışma, giriş ve sonuç haricinde iki ana bölümden meydana gelmiştir. Önce, kapsamlı bir literatür taraması yapılmış, uluslararası ve ulusal literatürde yer alan deneysel çalışmaların bulguları ele alınmıştır. Ardından, ekonometrik analizler ve elde edilen bulgular açıklanmıştır.

2. Literatür İncelemesi

2.1. Uluslararası Çalışmalar ve Bulguları

Kredi riski ve temerrüde düşme oranlarına dair geniş bir literatür oluşmuştur. Bu konuların bankalar için önemi düşünüldüğünde, böyle kapsamlı bir literatürün ortaya çıkması doğal karşılanmalıdır. Çağdaş ekonomilerde hem bir ödeme aracı hem de rotatif bir kredi türü olarak kredi kartı kullanımının yaygınlaşması ile kredi kartlarının temerrüde düşmesi de önemli bir araştırma konusu haline getirmiştir. Bu konu, kredi riski ve temerrüt literatürünün önemli bir kolu olarak son yıllarda gelişmiştir. Çalışmamızda kredi kartı temerrütleri ele alındığından, sadece literatürün bu alanında yapılan çalışmalara ve bulgularına değinilecektir.

Kredi kartı temerrüdü konusunda yapılan başlıca son dönem çalışmalar, Crook ve Moreira (2011), Bellotti ve Crook (2013), Leow ve Crook (2016), Liu (2018), Alam vd. (2020), Chen ve Zhang (2021), Gao vd. (2021), Arora vd. (2022), Wang vd. (2023), Wattanawongwan vd. (2023), Zhao (2023), Bhaskar vd. (2024), Liv d. (2024), Xu ve Qu (2024), Bhandary ve Ghosh (2025) olarak sıralanabilir. Bu çalışmaların önemli bir bölümü, kredi kartlarının temerrüde düşme oranlarının tahmininde makine öğrenmesi tekniklerini kullanmaktadır. Bu bağlamda çeşitli sınıflandırma yöntemleri, dengeleme teknikleri ve optimizasyon algoritmaları ile analizler yapılmaktadır. Liu (2018), Gao vd. (2021), Arora vd. (2022), Zhao (2023) ve Bhandary ve Ghosh (2025) gibi araştırmacılar destek vektör makineleri, karar ağaçları, derin sinir ağları gibi makine öğrenmesi yöntemleriyle farklı örneklem için kredi kartı temerrütlerini tahmin etmişlerdir. Genellikle temerrüt tahminlerinde makine öğrenmesi sınıflandırıcıları (classifiers) tercih edilmekte ve çeşitli algoritmalar karşılaştırılarak en yüksek doğruluk oranına sahip modellerin belirlenmesi hedeflenmektedir.

Liu (2018), karar ağaçları, destek vektör makineleri (support vector machines / SVM), lojistik regresyon gibi sınıflandırıcıları kullanarak, yani çeşitli makine öğrenimi algoritmalarını kullanarak kredi kartı müşterilerinin temerrütlerini tahmin etmiştir. Liu (2018), bu analizlerin sonucunda, SVM ve karar ağaçları gibi makine öğrenmesi algoritmalarının kredi kartı temerrüt tahmininde daha başarılı olduğunu göstermiştir.

Gao vd. (2021), kredi kartı temerrüt tahmininde XGBoost yöntemi ile uzun-kısa vadeli bellek (long-short term memory / LSTM) modelinin bir birleşimini kullanmışlardır. Bu çerçevede, temerrüde dair özelliklerin seçiminde XGBoost ve ardından LSTM kullanılarak zaman serisi analizi yapmışlardır. Gao vd. (2021), bu birleşik modelin alternatiflerine oranla temerrüt tahmininde yüksek doğruluk sağladığını belirlemiştir.

Arora vd. (2022), kredi kartı temerrütlerinin tahmin edilmesinde, k-en yakın komşu (k-nearest neighbor / KNN), karar ağaçları (decision tree / DT), sınıflandırma ve regresyon ağacı (classification and regression tree / CRT), rastgele orman (random forest / RF), lojistik regresyon (LR), destek vektör makineleri (SVM) ve saf Bayes (naive Bayes / NB) gibi farklı makine öğrenimi algoritmalarını karşılaştırmışlardır. Ulaştıkları sonuçlar, SVM, LR ve RF yöntemlerinin daha yüksek doğruluk oranlarına sahip olduklarını göstermiştir. Özellikle, SVM modeli tüm bu yöntemler içinde en iyi performansı sergilemiştir.

Zhao (2023), kredi kartı temerrüt tahmininde CatBoost algoritmasının etkinliğini incelemiştir. Bu algoritma, sınıflandırma işlemleri için uygulanmış ve performansı değerlendirilmiştir. Bulgular, CatBoost algoritmasının özellikle dengesiz veri setlerinde yüksek doğruluk sağladığını ortaya koymuştur.

Bhandary ve Ghosh ise, istatistiksel ve makine öğrenimi yöntemlerinin kredi kartı temerrüt tahminindeki performansını karşılaştırmalı olarak analiz etmişlerdir. Bu çerçevede, doğrusal diskriminant analizi, lojistik

regresyon, destek vektör makineleri, XGBoost, rastgele orman ve derin sinir ağı gibi yöntemleri değerlendirmişlerdir. Elde ettikleri sonuçlar, modern makine öğrenimi yöntemlerinin, özellikle de derin sinir ağlarının, geleneksel istatistiksel yöntemlere göre daha yüksek tahmin performansı sergilediğini göstermiştir.

Literatürde çalışmalardan bir bölümü, veri dengesizliği ve dengeleme yöntemlerine odaklanmıştır. Bu tür çalışmalarda, dengesiz veri setlerinde, sınıf dengesizliği sorununu çözmeye yönelik çeşitli dengeleme teknikleri kullanılmaktadır. Alam vd. (2020), Chen ve Zhang (2021), Bhaskar vd. (2024) gibi araştırmacıların çalışmaları bu grupta yer almaktadır. Söz konusu çalışmalarda, veri setlerindeki dengesizliği çözmek için SMOTE veya benzeri teknikler kullanılmış ve dengesiz veri setlerinde model performansını artırmak için özel stratejiler geliştirilmiştir.

Alam vd. (2020), dengesiz veri setlerinde kredi kartı temerrüt tahmininin iyileştirilmesini hedeflemiştir. Bu bağlamda, çeşitli dengeleme teknikleri (örneğin, SMOTE) ve makine öğrenimi algoritmaları kullanarak modeller geliştirmişlerdir. Sonuçlar, dengelenmiş veri setlerinde sınıflandırıcıların performansının arttığını göstermiştir. Özellikle, rastgele orman ve derin sinir ağı modelleri en iyi performansı sergilemiştir.

Chen ve Zhang (2021), k ortalama SMOTE (k-means SMOTE) ve geri yayılım (backward propagation / BP) sinir ağı kombinasyonunun kredi kartı temerrüt tahminindeki etkinliğini incelemişlerdir. Bu çerçevede, k ortalama SMOTE ile veri dengesizliğini giderildikten sonra BP sinir ağı modeli uygulanmıştır. Sonuçlar, bu kombinasyonun tahmin doğruluğunu artırdığını ve dengesiz veri setlerinde etkili olduğunu göstermiştir.

Bhaskar vd. (2024) ise, çeşitli makine öğrenimi teknikleri kullanarak kredi kartı temerrütlerini ve sahte işlemleri tahmin etmeyi amaçlamıştır. Bu bağlamda, destek vektör makineleri, lojistik regresyon ve rastgele orman gibi yöntemler kullanılmıştır. Ulaşıtları bulgular, rastgele orman algoritmasının hem temerrüt hem de sahte işlem tahmininde yüksek performans sergilediğini göstermiştir.

Kredi temerrüt tahminlerine dair çalışmaların bir bölümü de dinamik modellerin zaman serisi yöntemleriyle analizine dayanmaktadır. Bu tür çalışmalar, temerrüt olaylarını zaman içinde inceleyerek gelecekteki gerçekleşme olasılıklarını tahmin etmeye çalışmaktadır. Zhao vd. (2006 ve 2009), Bellotti ve Crook (2013), Wattanawongwan vd. (2023) gibi araştırmacıların çalışmaları bu grupta sayılabilir. Dinamik stokastik modeller ve zaman serisi yöntemleri ile zaman içindeki temerrüt olaylarının dinamikleri incelenmektedir.

Zhao vd. (2006), kredi kartı piyasasında, yeni müşterilerin borç geri ödeme davranışlarını anlamak amacıyla dinamik bir model geliştirmişlerdir. Müşterilerin temerrüde düşme kararları ile temerrüde düşmedikleri durumlarda ne kadar ödeme yapacakları konusundaki kararlarını ayrı ayrı, ancak potansiyel olarak ilişkili kararlar olarak ele almışlardır. Temerrüde düşen müşterilerin ödemelerini, analizlerinde sansürlenmiş bir gözlem olarak değerlendirmişlerdir.

Zhao vd. (2006), analizlerinde, müşteri özelinde geri ödeme davranışlarını belirleyen parametrelerin zamanla değiştiğini (evrildiğini) varsayarak, bir durum uzayı modeli geliştirmişlerdir. Bu bağlamda, parametrelerin incelenen zaman aralığında nasıl bir evrim geçirdiği saptanmaya çalışılmıştır. Ayrıca müşterilerin heterojenliği ve zaman içindeki davranış değişimleri dikkate alınarak, yeni müşterilerin geri ödeme davranışları incelenmiştir. Zhao vd. (2006), yeni müşterilerin kredi kartı kullanımına aşına oldukça, geri ödeme davranışlarının da değiştiğini varsaymışlardır.

Elde ettikleri sonuçlar, parametrelerin zamanla evrildiğini ve önerilen modelin, parametreleri zamanla değişmeyen statik bir modele oranla müşterilerin geri ödeme davranışlarını daha iyi tahmin ettiğini göstermiştir. Yapılan simülasyonlar, Zhao vd. (2006) önerdikleri modelleme yaklaşımının, temerrüde düşen yüksek ve düşük riskli müşterileri ayırt etmekte başarılı olduğunu göstermiştir. Dolayısıyla, bankalar ve kredi kartı şirketleri müşteri özelinde risk tanımlaması yaparken ve politikalar geliştirirken bu modeli kullanabilirler.

Zhao vd. (2009), yeni kredi kartı müşterilerinin borç ödeme davranışlarını dinamik olarak analiz etmeyi ve yüksek ve düşük riskli müşterileri ayırt etmeyi amaçlamıştır. Durum uzayı modeli, zaman içinde değişen müşteri davranışlarını ve gizli durumları dikkate alarak, kredi kartı veren kuruluşların yeni müşterilerin risk profillerini daha doğru bir şekilde tahmin etmelerine olanak tanıyabilir. Bu bağlamda, çalışmada, müşterilerin geçmiş işlem ve ödeme davranışları gibi gözlemlenebilir veriler kullanılarak, gözlemlenemeyen (gizli) risk durumları modellenmiştir. Bu yaklaşım, müşterilerin risk profillerinin zamanla nasıl evrildiğini izlemeye ve gelecekteki borç ödeme davranışlarını daha isabetli bir şekilde tahmin etmeye yardımcı olmuştur. Çalışmanın bulguları, yeni

müşterilerin borç ödeme davranışlarının zamanla değişebileceğini ve başlangıçta düşük riskli görünen bir müşterinin zamanla yüksek riskli hale gelebileceğini göstermektedir. Bu nedenle, kredi kartı veren kuruluşların, müşterilerin risk profillerini sürekli olarak izlemeleri ve dinamik modeller kullanarak güncellemeleri önerilmektedir.

Belotti ve Crook (2013), ayrık zamanlı hayatta kalma modelleri (discrete time survival models) ile kredi kartı müşterilerinin davranışlarının ve makro ekonomik koşulların temerrüt oranlarına etkilerini incelemiştir. Bu bağlamda, dinamik stokastik modeller kullanarak kredi kartı temerrütlerini tahmin etmiş ve kredi kartı portföylerini stres testleri ile analiz etmişlerdir. Sonuçlar, temerrüt tahminlerinde dinamik modellerin istatistiki olarak anlamlı iyileşmeler sağladığı görülmüştür. Bu yaklaşım, örneklem dışı bir veri kümesine uygulandığında gerek müşteri gerekse portföy düzeyinde daha iyi temerrüt tahminleri yapılmasını sağlamıştır. Belotti ve Crook (2013), aşırı ekonomik koşulları simüle etmişler ve geliştirdikleri modelleri kredi kartı portföylerinin stres testlerine uyarlamışlardır.

Wattanawongwan vd. (2023), kredi kartı temerrütlerinin ardından maruz kalınan riskin tahmin edilmesi amacıyla vine copula ve yüzdelik veya kantil regresyon (quantile regression) yöntemlerini kullanmışlardır. Bu iki yöntemi birlikte kullanan Wattanawongwan vd. (2023), böyle bir analiz yaklaşımının temerrüt durumunda maruz kalınan riskin tahmin edilmesinde önemli bir katkı sağladığını ve bu tür verilerin daha iyi anlaşılmasına olanak tanıdığını belirlemişlerdir.

Kredi kartı temerrütleri alanında riske maruziyet ve bağımlılık modellerini temel alan çalışmalar da yapılmıştır. Sözü edilen çalışmalar, temerrüt sonrası maruziyetin veya temerrüt olayları arasındaki bağımlılığın modellenmesine yöneliktir. Bunlarda daha sofistike istatistiksel yaklaşımlar kullanılmıştır. Crook ve Moreira (2011), Leow ve Crook (2016), Wattanawongwan vd. (2023) gibi araştırmacıların çalışmaları bu grupta sayılabilir. Crook ve Moreira (2011), Wattanawongwan vd. (2023) çalışmaları analiz yöntemleri açısından bir önceki gruba ve araştırma konuları açısından da bu gruba dahil edilebilir. Bu çalışmalara yukarıda değinildiğinden, yeniden değinilmeyecektir.

Leow ve Crook (2016), kredi kartı temerrütlerinde maruz kalınan riskin daha doğru tahmin edilmesi amacıyla karma modelleri kullanmayı tercih etmişlerdir. Bu bağlamda, temerrütte maruziyet yalnızca temerrüt anında değil, aynı zamanda tüm kredi süresi boyunca herhangi bir zamanda bir hesabın bakiyesi tahmin edilerek borçlu düzeyinde saptanmaya çalışılmıştır. Ayrık zamanlı tekrarlanan olaylar hayatta kalma modeli (discrete-time repeated events survival model) kullanılmış ve sadece temerrüt anında değil, tüm kredi süresi boyunca herhangi bir zamanda bakiye tahmini başarılı bir şekilde yapılabilmektedir. Leow ve Crook'a (2016) göre, bu yaklaşım alternatiflerine göre daha başarılı tahminler yapmaktadır.

Bazı son dönem çalışmalar ise, yeni algoritmalar veya optimizasyon tekniklerini kullanarak kredi kartı temerrüt tahmin performansını geliştirmeyi amaçlamıştır. Bu tür çalışmalar, oldukça sofistike ve yenilikçi yaklaşımları ile diğer çalışmalardan farklılaşmaktadır. Gao vd. (2021), Xu ve Qu (2024) gibi araştırmacılar bu yeni yaklaşımın başlıca örneklerindendir. Bunlar, yeni optimizasyon teknikleri ve karmaşık algoritmalar kullanarak kredi kartı temerrüt tahmini veya derin öğrenme ya da optimize edilmiş yapay zeka teknikleriyle tahminlerin doğruluğunu arttırmaya odaklanmıştır. Gao vd. (2021) çalışmasına daha önce değinilmişti. Bu araştırmacılar, XGBoost ve LSTM yöntemlerini birlikte kullanan karma bir analiz yaklaşımı kullanmışlardır. Xu ve Qu (2024) ise, kredi kartı temerrüt tahmini için yeni bir modeli geliştirmişler ve bu modeli yapay sinir ağı ile analiz etmişlerdir. Analizlerde harmoni arama (harmony search) ve girdap arama (vortex search) gibi yapay sinir ağı algoritmaları ile model parametrelerini optimize etmişlerdir. Sonuçlar, bu sofistike analiz yaklaşımının kredi kartı temerrüt tahmininde alternatiflerine oranla çok daha başarılı olduğunu göstermiştir.

Toparlanacak olursa, yukarıda ele alınan çalışmaların çoğu kredi kartı temerrüt tahmininde çeşitli makine öğrenimi tekniklerinin kullanılmasına ve göreceli performanslarının karşılaştırılmasına dayanmaktadır. Bazı çalışmalar, veri dengesizliği, model optimizasyonu ve/veya yüksek tahmin doğruluğu sağlama gibi hedeflere yöneliktir. Bu bağlamda, tahmin performansını geliştirmek için çeşitli sınıflandırıcılar, dengeleme teknikleri ve optimizasyon algoritmaları kullanılmıştır. Bazı çalışmalar, temerrüt sonrası maruziyeti veya temerrütler arasındaki bağımlılıkları modellemeye yönelik yöntemler geliştirmiştir. Bu tür analizler, sadece temerrüt tahminiyle sınırlı kalmayıp daha geniş bir risk yönetimi perspektifi sunmaktadır. Fakat bu çalışmaların önemli bir bölümü, aşırı büyük veri yığınları, yani "büyük veri" (big data) olarak nitelendirilen banka müşteri verileriyle icra edilmiştir. Amaç, bu büyük veri

yığınınından riskli ve risksiz müşterileri ayırt edebilecek en uygun yöntemi saptamaktır. Literatürde kredi kartı temerrüt tahmini üzerine yapılan çalışmaların çeşitliliği nedeniyle hangi yöntemin alternatiflerine oranla başarılı olduğunu belirlemek oldukça zordur. Dinamik modelleme ve zaman serisi analizine odaklanan çalışmalar hem farklı analiz yaklaşımları hem de veri dengesizliği ile ilgilenmediklerinden diğer çalışmalardan ayrılmaktadır. Bu tür yöntemler, başarılı bir temerrüt tahmininden çok, sektörün genelinde temerrüde yol açan faktörlerin ve zamana bağlı etkilerin analizine daha elverişli bir yapıdadır. Böylece, politika önermeleri yapılmasına da imkân verirler.

2.2. Türkiye Üzerine Yapılmış Çalışmalar ve Bulguları

Türkiye’de kredi kartları üzerine birçok deneysel çalışma yapılmış olmasına karşın bunların önemli bir bölümü, kredi kartı müşterilerinin bireysel tutumları ve bunlar arasındaki farklılıkları analiz etmeye yöneliktir. Yeniçeri ve Akturan (2007), Yılmaz vd. (2009), Girginer vd. (2011), Başaran vd. (2012a ve 2012b), Yılmaz vd. (2013), Konaç (2016), Akça ve Sönmez (2017), Köylüoğlu ve Doğan (2020) gibi araştırmacıların çalışmaları bu grupta sayabiliriz. Bu çalışmalarda, bireysel banka müşterilerinin kart kullanımı davranışlarında yaş ve eğitim düzeyi gibi bireysel özelliklerin yanında güç, prestij, kaygı gibi güdülerin ve finansal okuryazarlığın etkili olduğu saptanmıştır.

Literatürdeki çalışmalardan bir bölümü de kredi kartı müşterilerinin sosyo-ekonomik özelliklerinin ve kart kullanımlarını etkileyen faktörlerin tespit edilmesine yöneliktir. Karamustafa ve Biçkes (2003), Şen vd. (2006), Aşan (2007), Oktay vd. (2009), Ayla vd. (2020), Platin (2021) gibi araştırmacıların çalışmaları bu grupta sıralanabilir. Sözü edilen çalışmalar, kredi kartı kullanımı üzerinde taksitle alış-veriş imkanlarının, gelir düzeyinin, faiz oranı başta olmak üzere bazı ekonomik değişkenlerin, yaş, cinsiyet, eğitim düzeyi, eşlerin çalışma durumu gibi demografik faktörlerin etkili olduğunu ortaya koymuştur.

Son dönemde kredi kartlarının tüketicilerin satın alma davranışlarına etkileri de literatürde önemli bir araştırma konusu olmuştur. Bir başka deyişle, tüketimi öne çekme davranışları da önemli bir inceleme konusu haline gelmiştir. Tuğay ve Başgül (2007), Arslan (2015), Kutlu vd. (2015), Ataman ve Yıldırım (2022), Aslan (2023) gibi araştırmacıların çalışmaları bu kapsamda sayılabilir. Belirtilen çalışmalar, hane halkının kredi kartları ile gereksiz harcama yapma eğiliminin yüksek olduğunu, gelir düzeyi arttıkça kartla yapılan harcamaların da arttığını göstermiştir. Başka bir deyişle, kart sahipliği bireylerin tüketim harcamalarını teşvik etmektedir. Kontrolsüz kredi kartı kullanımında, özellikle gençlerin başı çektiği gözlenmiş ve internetten yapılan alış-verişlerin ağırlıklı olduğu belirlenmiştir. Bireysel tüketimi teşvik eden kredi kartlarının enflasyonist baskıları artırması da olasıdır. Özkul ve Tapşın (2010), Kabaklarlı (2015), Sönmezler vd. (2019), Yıldırım ve Demir (2021) gibi araştırmacılar, artan kredi kartı kullanımının toplam tüketimi ve paranın dolaşım hızını uyarak enflasyonist etkiler doğurduğunu ortaya koymuştur.

Görüldüğü gibi kredi kartlarının farklı yönlerini ele alan çok sayıda bilimsel çalışma olmasına karşın, kredi kartlarının temerrüde düşmesine ilişkin çalışmaların sayısı oldukça azdır. Bu bağlamda, sadece Şahin (2014), Tunay ve Tunay’ın (2023) çalışmalarından söz edilebilir. Şahin (2014), sosyo-ekonomik faktörler açısından kredi kartı kullananların risk profilini araştırmış ve Eskişehir örneği üzerinden kredi kartı temerrütlerini analiz etmiştir. Analizinde, kredi kartlarının temerrüde düşme durumları ile yaş, cinsiyet, medeni durum, meslek, gelir düzeyi, konut sahipliği gibi değişkenler arasındaki ilişkileri araştırmıştır. Şahin’in (2014) ulaştığı bulgular, cinsiyet dışındaki tüm değişkenlerin kredi kartlarının temerrüde düşmesi üzerinde etkili olabileceğini göstermiştir.

Tunay ve Tunay (2023) ise, kredi kartlarının temerrüde düşmesi üzerinde etkili olabilecek makro ekonomik değişkenler ve bunların etki düzeylerini araştırmışlardır. Yapılan deneysel analizler sonucunda, gelir düzeyindeki ve faiz oranlarındaki artışların kredi kartlarının temerrüde düşme oranını azalttığı saptanmıştır. Diğer yandan, enflasyon oranıyla kredi kartlarının temerrüde düşme oranı arasında ters bir ilişkinin varlığı gözlemlenmiştir. Ancak, enflasyon oranları artsın veya artmasın, ekonomi durgunluğa girmedikçe kredi kartlarının temerrüde düşme oranları yükselmemektedir. Ekonominin daralması ve işsizlik oranlarının artması halinde temerrüt oranlarının arttığı belirlenmiştir.

3. Ekonometrik Analiz

3.1. Analiz Yöntemi: *Durum-Uzay Modelleri*

Bir durum-uzay modeli (state-space model) kullanılarak kredi riski modellenmesi yapılabilir. Durum-uzay modelleri, kredi riskinin zaman içindeki evrimini ve gözlemlenmeyen faktörlerin veya gizli değişkenlerin (latent variables) borç ödeme davranışları üzerindeki etkisini modellemek için oldukça uygun bir çerçeve sunar. Bilindiği gibi, kredi riski, bir borçlunun finansal durumu ve makro ekonomik koşullara bağlı olarak zaman içinde değişen dinamik bir süreçtir. Durum-uzay modelleri, bu süreci gözlemlenen ve gözlemlenemeyen temel bileşenler olarak iki ana parçaya ayırarak analiz etmektedir. Sürecin gözlemlenen unsurları; kredi takibe düşme veya temerrüt oranlarıdır. Eğer kurumsal kredi müşterileri, yani şirketler, belediyeler vd. söz konusu ise; finansal oranlar, piyasa verileri (tahvil faizleri, kurlar, CDS primleri vb.), ve makro ekonomik değişkenler de (büyüme oranı, enflasyon oranı, işsizlik oranı vb.) gözlenen değişkenlere eklenebilir. Sadece kredi riski araştırılıyorsa, temerrüt oranı dışındaki değişkenler egzojen olarak sürece dahil edilirler. Sıralanan değişkenlerin tümünün endojen olması halinde, daha karmaşık yapıda, eşanlı denklemlerden oluşan bir sistem tanımlanmalıdır.

Bireysel kredi ve kredi kartı müşterilerinin kredi risklerinin analizinde ise, bu sürecin gözlenen unsurları kısmen değişecektir. Yine başlıca değişken bireysel kredi veya kredi kartının temerrüde düşme oranıdır. Böyle bir analizde finansal oranlar veya piyasa verileri gibi kurumsal değişkenler dikkate alınmaz. Makro ekonomik değişkenler, egzojen olarak eklenebilir. Gözlemlenemeyen (latent) unsurlar ise, kredi türü fark etmeksizin gözlenemeyen kredi riski sürecini temsil eder. Birinci dereceden ardışık bağılanımlı olarak tanımlanacak böyle bir süreçte, yine egzojen veya kontrol değişkenleri olarak bazı makro ekonomik göstergeler de yer alabilir.

Durum-uzay modelleri sayesinde belirli bir borçlu (örneğin bir bankanın bireysel kredi müşterisi) veya borçlu kitlesinin (örneğin bir veya daha fazla bankanın kurumsal kredi müşterileri portföyü vb.) kredi riski bileşenlerinin zaman içindeki değişimi ve/veya hangi doğrudan gözlenemeyen (gizli) faktörlerin riski arttırdığı ya da azalttığı saptanabilir. Bunun için kredi riski bileşenlerinin, klasik bir durum-uzay modeli yapısında, yani durum denklemi ve gözlem denklemi olarak tanımlanması gerekmektedir (Bohn ve Stein, 2009: 354-356, Rigatos, 2017: 86 vd., 153-154).

Kredi riskinin modellenmesinde durum denklemi (state equation), temerrüt olasılığını belirleyen temel faktörlerin zaman içindeki evrimini tanımlamakta kullanılır. Örneğin bir borçlunun ödeme gücünün bilinmediğini, yani gözlenemeyen veya gizli bir değişken olduğunu kabul edelim. Bu takdirde durum (s_t) denklemi aşağıdaki gibi ifade edilecektir:

$$s_{t+1} = \alpha s_t + \beta' X_t + w_t \quad (1)$$

(1) numaralı eşitlikte; s_t borçlunun kredi riskini belirleyen gizli faktörleri temsil eder. X_t beklenmeyen enflasyon, işsizlik ve faiz oranı değişimleri gibi makro ekonomik şokların etkilerini yansıtan egzojen değişkenler vektörüdür. w_t ise, sistematik şokları temsil eder. Bu hatalar veya şoklar, durum değişkenine eklenen ortalaması sıfır ve varyansı σ_w^2 olan bir beyaz gürültü sürecidir: $w_t \sim N(0, \sigma_w^2)$. α parametresi kredi riskinin, bizim örneğimizde ise kredi kartı riskinin, geçmiş değerlere bağıllığını gösterir. β ise, makro ekonomik değişkenlerin kredi veya kredi kartlarının riski üzerindeki etkisini gösteren parametreler vektörüdür.

Durum-uzay modelinin ikinci parçasını oluşturan ölçüm (measurement) veya gözlem denklemi (observation equation) ise, kredi riski sürecinin gözlenebilen unsurlarını, yani gerçekleşmiş temerrüt oranları, finansal oranlar veya piyasa verilerinden meydana gelir ve aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$y_t = \lambda s_t + \gamma' Z_t + v_t \quad (2)$$

Bu eşitlikte y_t temerrüt oranları, CDS primleri gibi gözlemlenen kredi riski oranlarını, Z_t gözlemlenen ekonomik verileri ve/veya piyasa verilerini, v_t gözlem hatasını simgeler. Gözlem hataları yine ortalaması sıfır ve varyansı σ_v^2 olan bir beyaz gürültü sürecidir: $v_t \sim N(0, \sigma_v^2)$. λ gözlenemeyen kredi riski bileşeninin gözlemlenen kredi riski üzerindeki etkisini gösteren parametredir. γ ise, egzojen değişkenlerin gözlenen kredi riski üzerindeki etkisini yansıtan parametreler vektörüdür.

Bizim çalışmamızda, (1) ve (2) numaralı eşitliklerden meydana gelen durum uzay modeli kredi kartı riskinin veya kredi kartı borçlarının temerrüde düşme oranlarının bir dönem sonraki tahmini için kullanılacaktır. Yani

gözlemlenen kredi kartı riskinden hareketle gözlemlenemeyen kredi kartı riski tahmin edilecektir. Bu amaçla, literatür ışığında kredi kartı temerrütleri üzerinde etkili olduğuna inanılan makro ekonomik değişkenlere sadece durum denkleminde yer verilmiştir. Böylece (1) numaralı eşitlik aşağıdaki gibi birinci dereceden ardışık bağımlı şekilde yeniden tanımlanmıştır:

$$s_t = \mu + \alpha s_{t-1} + \beta_1 \pi_t + \beta_2 u_t + \beta_3 i_t + w_t \quad (3)$$

(3) numaralı eşitlikte; π_t enflasyon oranını, u_t işsizlik oranını, i_t tüketici kredilerine uygulanan faiz oranını simgelemektedir. μ ise, denklem sabitidir ve herhangi bir dışsal etken olmadığında gözlenemeyen kredi kartı riskinin düzeyini gösterecektir. Gözlem denklemi ise, aşağıdaki gibi daha sade bir yapıda tasarlanmıştır:

$$y_t = \lambda s_t + v_t \quad (4)$$

(4) numaralı eşitlikte, makro ekonomik değişkenlerin etkisi özellikle göz ardı edilmiştir ve gözlenen kredi riski sadece gözlenemeyen kredi riskiyle açıklanmaktadır. Tahmin süreci, her adımında (3) numaralı eşitlikten hareketle (4) numaralı eşitliğin güncellendiği bir optimizasyona dayanır. Sürecin son adımında, $t + 1$ anındaki durumun (s_{t+1}), yani bizim örneğimizde gözlenemeyen kredi kartı riskinin veya bir dönem sonrasının gözlenecek kredi kartı riskinin tahmini yapılmış olur. Modelin parametreleri, Kalman filtresine dayanan bir en yüksek olabilirlik (maximum likelihood / ML) tahmincisi ile tahmin edilecektir.

3.2. Veri Seti

Analizlerde kredi kartlarının takibe veya temerrüde düşme oranlarının toplam kredi kartı borçlarına oranı, tüketici kredilerine uygulanan faiz oranları, tüketici fiyatları ve işsizlik oranlarından meydana gelen bir veri seti kullanılmıştır. Kredi kartlarına uygulanan faiz oranlarına ilişkin zaman serisine ulaşılamadığından, bunun yerine tüketici kredilerine uygulanan faiz oranı serisi kullanılmıştır. Bu veri seti 2005:1 ile 2025:1 dönemini kapsamakta, değişken bazında 241 ve toplamda 964 gözlem yer almaktadır. Kredi kartına ilişkin veriler, Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumu'nun resmi internet sitesinden, diğer veriler ise TCMB'nin resmi internet sitesinde yer alan Elektronik Veri Dağıtım Sistemi'nden (EVDS) temin edilmiştir. Tüm değişkenlerin önce doğal logaritmaları ve ardından birinci farkları alınmıştır. Bu dönüşümlerle artış hızına çevrilen veriler, aşırı değerlerden arındırılmış, standardize edilmiş ve önemli ölçüde durağan bir yapıya kavuşturulmuştur.

Değişkenlere ilişkin tanımsal istatistikler Tablo 1'de sunulmuştur. Bu istatistikler incelendiğinde, değişkenlerin tümünün normal dağılmadıkları, kredi kartı temerrütleri ve işsizlik oranının sola, enflasyon oranı ve tüketici kredisi faiz oranlarının sağa çarpık bir dağılımları olduğu söylenebilir. Değişkenlerin tümü oldukça dik bir dağılım yapısına sahiptir.

Tablo 1. Tanımsal İstatistikler

	y_t	π_t	u_t	i_t
Ortalama	0.0098	0.0133	-0.0004	0.0038
Medyan	0.0037	0.0091	0.0000	-0.0078
Maksimum	0.7605	0.1273	0.0815	0.2693
Minimum	-0.8509	-0.0145	-0.1974	-0.2381
Std. Sapma	0.1561	0.0178	0.0296	0.0688
Çarpıklık	-0.1112	2.8288	-1.1267	0.9469
Basıklık	10.6906	14.5819	10.6071	5.8350
Jarque-Bera	591.9540	1661.4970	629.4623	116.2335
J.B. p Değeri	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
Gözlem	241	241	241	241

Değişkenlerin birbirleriyle ilişkileri de incelenmiş, bu amaçla hesaplanan korelasyon katsayıları Tablo 2'de sunulmuştur. Buna göre, kredi kartı temerrütlerinin enflasyonla güçlü bir pozitif ilişkisi (yaklaşık 0.23) olduğu

görülmektedir. Tüketici kredisi faiz oranı ile enflasyon arasında da güçlü pozitif bir ilişki (yaklaşık 0.27) bulunmaktadır. Diğer değişkenler arasında kayda değer ilişkilerin varlığı saptanamamıştır.

Tablo 2. *Korelasyon Katsayıları Matrisi*

	y_t	π_t	u_t	i_t
y_t	1.0000	0.2291	0.0648	0.0479
π_t	0.2291	1.0000	0.2691	-0.0844
u_t	0.0479	-0.0844	1.0000	-0.1034
i_t	0.0648	0.2691	-0.1034	1.0000

3.3. Bulgular

Analizlerin ilk bölümü, değişkenlerin durağanlıklarının sınanmasıdır. Bu çerçevede, genişletilmiş Dickey-Fuller, Phillips-Perron ve KPSS testleri ile değişkenlere birim kök testleri uygulanmıştır. Tablo 3'te sunulan bu testlerin sonuçları incelendiğinde, tüm değişkenlerin düzeyde durağan oldukları ve ilave bir dönüşüm uygulanmasına gerek olmaksızın analizlerde kullanılabilecekleri görülür.

Tablo 3. Birim Kök Testlerinin Sonuçları

Değişkenler	Genişletilmiş Dickey-Fuller Testi			Phillips-Perron Testi			KPSS Testi	
	t Testi	p Değeri*	Gecikme**	t Testi	p Değeri*	Bant Gen.***	LM Testi	Bant Gen.***
y_t	-7.6652	0.0000	1	-13.9802	0.0000	9	0.55459	9
π_t	-8.4453	0.0000	0	-6.7544	0.0000	2	0.2059	7
u_t	-14.8451	0.0000	0	-15.3129	0.0000	8	0.1433	8
i_t	-9.2671	0.0000	0	-9.0233	0.0000	7	0.3086	5
Kritik Değerler:	Gen. D.F. ve P.P. Testleri			KPSS Testi****				
	1%	5%	10%	1%	5%	10%		
	-3.4577	-2.8735	-2.5732	0.739	0.463	0.347		

(*) MacKinnon (1996) tek yanlı p değerleri.

(**) Schwarz kriterine göre otomatik olarak hesaplanmıştır.

(***) Band genişliği Newey-West yöntemine göre otomatik olarak hesaplanmıştır.

(****) Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (1992) Tablo 1.

Tablo 4. Durum-Uzay Modelinin EYO Tahminleri

Durum Denklemi:		$s_t = \mu + \alpha s_{t-1} + \beta_1 \pi_t + \beta_2 u_t + \beta_3 i_t + w_t$						
		μ	α	β_1	β_2	β_3	σ_w^2	
	Katsayı	-0.0521	0.8886	5.1326	3.9273	1.8729	0.0183	
	z Testi	-1.6700 *	13.1200 ***	1.8600 *	2.0071 **	1.8200 *	2.9512 ***	
Gözlem Denklemi:		$y_t = \lambda s_t + v_t$						
		λ	σ_v^2					
	Katsayı	0.0735	0.1058					
	z Testi	3.4503 ***	1.7100 *					
	Log. Olab. Or.	127.3750				Wald χ^2_5 Testi	979.3700	
	Akaike B.K.	-238.7500					0.0000	
	Bayesyen B.K.	-210.9049						

(***), (**), (*) simgeleri, z testlerinin sırasıyla %1, %5 ve %10 düzeylerinde anlamlı olduklarını göstermektedir.

Analizlerin ikinci ve daha önemli bölümü, (3) numaralı durum ve (4) numaralı gözlem denklemlerinden meydana gelen durum uzay modelinin parametrelerinin en yüksek olabilirlik / EYO (maximum likelihood / ML) tahmincisi ile tahmin edilmesidir. Bu bağlamda, Kalman filtresine dayanan EYO tahminleri yapılmış ve sonuçlar, Tablo 4’de sunulmuştur. Sonuçlar incelendiğinde, yüksek Wald ki kare değeri, modelin genel olarak istatistiksel açıdan anlamlı olduğunu göstermektedir. Yani bağımsız değişkenler topluca kredi kartlarının riskini açıklamakta önemli bir rol oynamaktadır. Diğer yandan modelin tüm parametreleri de istatistiki olarak anlamlıdır.

Bir sonraki adımda, tanı koyma sınamaları yapılmıştır. Tahmin kalıntılarına, sırasıyla normal dağılım, otokorelasyon ve durağanlık testleri uygulanmış ve bunların sonuçları Tablo 5’de sunulmuştur. Shapiro-Wilkinson, çarpıklık ve basıklık gibi normal dağılım testleri yapılmış ve kalıntıların normal dağılmadıkları belirlenmiştir. Buna karşılık, düşük çarpıklık ve basıklık değerleri normal olmasa bile oldukça simetrik bir dağılıma işaret etmektedir. Portmanteau ve Durbin-Watson gibi testlerin sonuçları, kalıntılarda otokorelasyon sorunu olmadığını göstermiştir. Ayrıca kalıntılara uygulanan genişletilmiş Dickey-Fuller testi kalıntıların durağan olduklarını ortaya koymaktadır. Kalıntıların normal dağılmamasına karşın nispeten simetrik dağılmaları, otokorelasyon ve durağanlık gibi sorunlara rastlanmaması, tahmin sonuçlarına büyük oranda güvenilir olduğunu ve değerlendirilebileceklerini göstermektedir.

Tablo 5. Tanı Koyma Testleri

Normal Dağılım Testleri:				
Shapiro-Wilkinson Testi			Çarpıklık/ Basıklık Testi	
w	0.8102		Çarpıklık	0.0021
v	33.2090		Basıklık	0.0013
z	8.1330		Düz. Ki Kare	52.3300
p Değeri	0.0000		p Değeri	0.0000
Otokorelasyon Testleri:				
Portmanteau (Q) Testi	1.7171	[0.9846]		
Durbin-Watson d Testi	2.0633			
Kalıntıların Durağanlığı Testi:				
Gen. Dickey-Fuller Z(t)	-6.6610	[0.0000]		
%1 Krit. Değ.	-3.465			

Durum denklemi sonuçları incelendiğinde, anlamlı ve pozitif değer alan gecikmeli durum parametresi, kredi kartı riskinin önemli ölçüde kendi gecikmeli değeriyle ilişkili olduğunu ortaya koymuştur. Bu, kredi kartlarının temerrüt oranlarının zaman içinde güçlü bir kalıcılık gösterdiği anlamına gelmektedir. Diğer yandan, bu sonucu kredi kartı riskinin kendini besleyen dinamiğine de işaret etmektedir.

Kredi kartı riski veya temerrüt oranları, enflasyon, işsizlik ve tüketici kredisi faiz oranlarından da etkilenmektedir. Bu değişkenlerin tümünün kredi riskini pozitif etkilediği belirlenmiştir. Ancak enflasyon ve faiz oranı kredi riskinde bir yükselmeye neden olsa bile, etkileri beklendiği kadar güçlü bulunmamıştır. Buna karşın, işsizlik oranının kredi kartlarının riski üzerinde daha güçlü bir ilişkisi olduğu saptanmıştır. Yani, işsizlik oranları yükseldikçe kredi kartlarının riski veya temerrüde düşme oranları da artmaktadır.

Modelin sabiti, açıklayıcı değişkenlerin etkileri göz ardı edildiğinde kredi kartlarının temel risk düzeylerini göstermektedir. Negatif ve anlamlı bulunan durum denklemi sabiti, başka hiçbir değişken etkili olmadığında, kredi kartlarının riskinin yavaş da olsa düşeceğini göstermektedir. Bu bulgu, kredi kartı piyasasının güçlü bir yapıya sahip olduğu şeklinde yorumlanabilir. Ancak modeldeki açıklayıcı değişkenlerin pozitif ve anlamlı olmalarıyla beraber yorumlandığında ise, başta işsizlik oranları olmak üzere enflasyon ve faiz oranı artışlarının kredi kartı temerrütleri üzerinde daha etkili oldukları anlamına gelebilir.

Gözlem denkleminin tahmin sonuçları, gözlenemeyen kredi kartı riskinin cari kredi kartı riskini pozitif ve güçlü bir şekilde açıkladığını ortaya koymuştur. Bu sonuç, modelin iyi tanımlanmış olduğunu gösterdiği gibi, gözlenemeyen kredi riskinin gelecekteki temerrüt oranlarını yansıtmaya gücünü de göstermektedir.

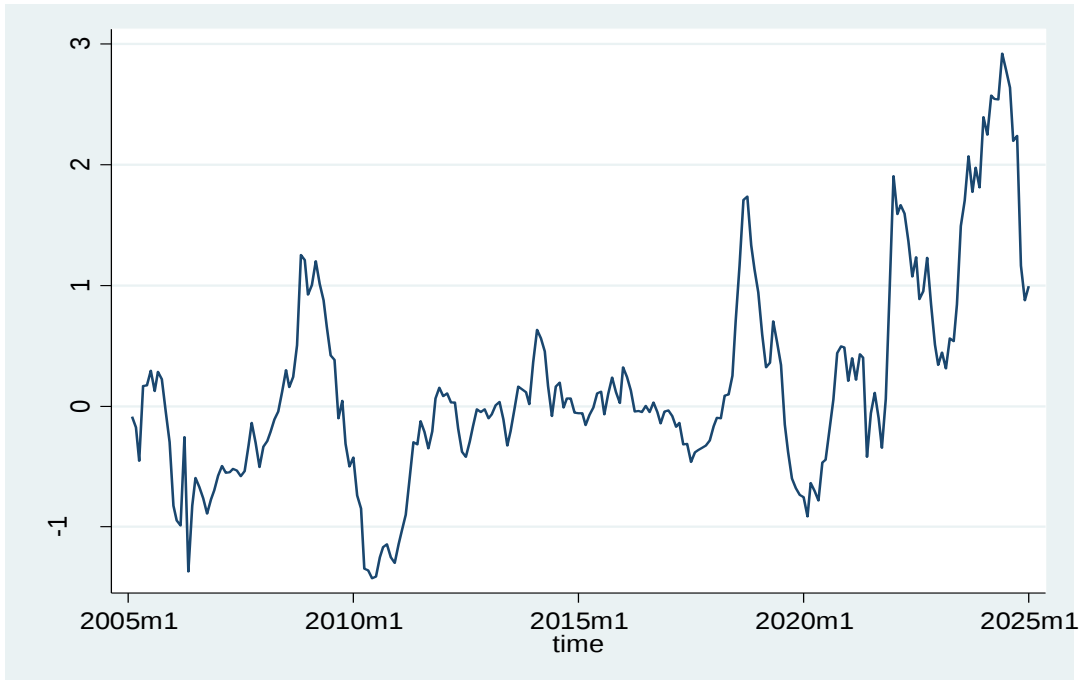
Durum ve gözlem denklemlerinin varyansları da istatistiksel açıdan anlamlıdır. Durum denkleminin hata varyansı, gözlenemeyen kredi riskinin zaman içindeki oynaklığını gösterir. Kredi kartı riskinin gözlenemeyen bileşeninde zamanla önemli dalgalanmalar yaşanabileceği anlamına gelmektedir. Bu, modeldeki egzojen değişkenlerin (enflasyon, işsizlik oranı ve tüketici kredi faizleri) tüm riski açıklamadığını ve rejim değişimlerinin etkisinin önemli olabileceğini göstermektedir. Örneğin, ani gelişen finansal şok veya krizleri takiben kredi kartlarının riski hızla artabilir. Bu önceden bilinmeyen ve gözlenemez bir durumdur.

Gözlem denklemi varyansı da kredi kartı riskinin açıklanamayan kısmının oynaklığını gösterir. Bunun anlamlı ve pozitif değer alması, modelin gözlem denkleminde tam olarak açıklanamayan sistematik bir dalgalanma veya hata olduğunu gösterir. Örneğin kredi marjları (spreads), finansal şoklar, yasal düzenlemelerdeki değişiklikler gibi modelde dikkate alınmayan bazı değişkenlerin, kredi kartı riskini etkilediği şeklinde yorumlanabilir. Beklenmeyen şokların ve rejim değişimlerinin böyle bir sonuca neden olması kuvvetli bir olasılıktır. Politika değişiklikleri, küresel kriz, pandemi, bölgesel savaşlar vb. şoklar, modelin öngöremediği oynaklık artışlarına neden olabilir. Diğer bir deyişle, beklenen değil beklenmeyen şoklar yüksek varyansın başlıca nedeni gibi görünmektedir.

Durum ve gözlem denklemlerinin varyanslarının anlamlı değerler alması, genellikle beklenmeyen şokların veya krizlerin yol açabileceği bir durumdur. Bu nedenle, rejim değişimi ve/veya zamana göre değişen parametrelili alternatif modellerle ilave analizler yapılması yerinde olabilir.

Tahmin sürecinin sonucunda, bir dönem sonraki düzeltilmiş durum (smoothed state) hesaplanmış ve Grafik 1’de sunulmuştur. Bu değişken, gözlenemeyen kredi kartı riskinin bir dönem sonraki tahminidir ve söz konusu grafik incelendiğinde, bu değişkenin zaman içindeki davranışı görülmektedir. Örneklem dönemi boyunca zaman zaman dalgalanmalar gösterse bile özellikle 2020’den sonra artış eğilimine girdiği söylenebilir. Daha açık bir deyişle, enflasyon oranlarının artmaya başladığı 2020 sonrasında kredi kartlarının temerrüde düşme oranlarında veya risklerinde de bir artış sürecine girilmiştir. Bulgularımıza göre; önemli dalgalanmalar göstermesine rağmen, bu eğilimin enflasyon oranları yüksek kaldıkça sürmesi beklenebilir.

Grafik 1. Bir Dönem Sonraki Düzeltilmiş Durum: Gözlenemeyen Kredi Kartı Riski Tahmini



Çalışmamız analiz yaklaşımı bakımından Zhao vd. (2006 ve 2009) çalışmalarına benzer olsa da durum denkleminin tanımlaması ve bulguları bakımından bu çalışmalardan kısmen farklılaşmaktadır. Kredi kartının riskinin güçlü bir geçmişe bağlılığı olduğu ve anlamlı varyans değerleri nedeniyle beklenmeyen şokların etkisinde olduğu gibi hususlarda, bulgularımızın Zhao vd. (2006 ve 2009) çalışmalarıyla benzer yanları vardır. Bununla beraber, makro ekonomik değişkenlerin, özellikle işsizlik oranının gözlenen ve gözlenemeyen kredi riski üzerindeki etkileri bağlamında, Tunay ve Tunay'ın (2023) çalışmasına benzer bulgulara ulaşılmıştır. Tahmin süreci sonunda, gözlenemeyen risk bileşeninin enflasyona paralel olarak artışı ve kredi kartı riskinin bir dönem sonraki tahmini gibi bulgularıyla ise diğer çalışmalardan farklılaşmaktadır.

4. Sonuç

Bu çalışmada, Türkiye’de kredi kartı riski analiz edilmiş ve durum uzay modelleri yardımıyla gözlemlenen kredi riskinden hareketle gözlenemeyen kredi kartı riski tahmin edilmiştir. Böylece bir dönem sonraki kredi kartı riskinin belirlenmesi hedeflenmiştir. Ayrıca kredi kartı riski üzerinde enflasyon, işsizlik ve tüketici kredilerine uygulanan faizlerin etkileri de araştırılmıştır. 2005:1 ile 2025:1 dönemini kapsayan ve aylık verilerle yapılan analizler, istatistik açıdan anlamlı ve güvenilir sonuçlar vermiştir.

Elde edilen sonuçlar, doğrudan gözlenemeyen kredi kartı riskinin önemli ölçüde kendi gecikmeli değeriyle ilişkili olduğunu göstermiştir. Bu, kredi kartlarının temerrüt oranlarının zaman içinde güçlü bir kalıcılık gösterdiği anlamına gelmektedir. Diğer yandan, gözlenemeyen risk, enflasyon ve işsizlik oranlarıyla tüketici kredi faizinden pozitif etkilenmektedir. Ama bunlar arasında, işsizlik oranı kredi kartı riskini en güçlü etkileyen değişkendir. Bu da işsizlik oranları arttıkça kredi kartlarının temerrüde düşme oranlarının yükseleceğini gösterdiğinden önemli bir bulgudur. Durum denkleminin sabiti, kredi kartlarının temel risk düzeylerini göstermektedir. Negatif ve anlamlı bulunan bu değişken, tüm diğer etkenler göz ardı edildiğinde kredi kartlarının riskinin yavaş bir şekilde azalacağına işaret etmektedir.

Gözlem denkleminin sonuçları, modelin iyi tanımlanmış olduğunu ve gözlenemeyen kredi riskinin gelecekteki temerrüt oranlarını yansıtmaya gücünün yüksek olduğunu göstermektedir. Diğer yandan, durum ve gözlem denklemlerinin varyansları istatistiki olarak anlamlı bulunmuştur. Durum varyansı, gözlenemeyen risk bileşeninde zamanla önemli dalgalanmalar yaşanacağına işaret eder. Ayrıca, modeldeki egzogen değişkenlerle açıklanamayan, ani gelişen finansal şok veya krizler gibi gelişmeleri takiben kredi kartı riskinin artacağını da kanıtlar. Gözlem denkleminin varyansı ise, gözlem denkleminde tam olarak açıklanamayan sistematik bir dalgalanma veya hata olduğunu göstermektedir. Finansal şoklar, yasal düzenlemelerdeki değişiklikler gibi modelde dikkate alınmayan bazı değişkenlerin, kredi kartı riskini etkilediği düşünülebilir. Böyle beklenmeyen şokların ve örneklem dönemindeki rejim değişimlerinin bu tür bir sonuca neden olması mümkündür.

Yukarıda açıklanan tahmin sürecinin sonunda, gözlenemeyen kredi kartı riskini yansıtan düzeltilmiş durum değişkeni hesaplanmıştır ve bir dönem sonra gerçekleşmesi beklenen kredi kartı riskini temsil etmektedir. Bu değişkenin seyri incelendiğinde, geçmişte önemli şok dönemlerinde yükseldiği söylenebilir. Ama özellikle enflasyonun artış eğilimine girdiği 2020 sonrası dönemde, önemli iniş çıkışlar sergilese de kredi kartı riski de bir artış eğilimine girmiştir. Enflasyon oranları yüksek kaldıkça, bu eğilimin sürmesi beklenebilir. Kredi kartlarının son yıllarda toplam banka kredileri içinde yükselen payı düşünüldüğünde, artan risk düzeyi bankacılık gözetim ve denetim otoritelerinin önlem alması gereken bir gelişmedir. Böyle bir eğilimin tersine çevrilebilmesi için, enflasyon ve işsizlik oranlarını düşürecek makro ekonomik politikaların izlenmesi gerekmektedir. Elde edilen bulgular, ilginç ve önemli olsa da yeni çalışmalarla desteklenmesi gerekmektedir. Analiz edilen modellerdeki anlamlı varyans değerleri, rejim değişimi ve/veya zamana göre değişen parametrelili alternatif modellerle, gelecekte yeni analizler yapılmasının yararlı olacağını göstermektedir.

Kaynakça

- Akça, N. ve Sönmez, S. (2017). Üniversite öğrencilerinin kredi kartı kullanımına ilişkin tutumlarının finansal iyilik hali üzerine etkisi. Akademik Bakış Dergisi, 64, 1-18. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/abuhbd/issue/35995/403882>
- Alam, T.M., Shaukat, K., Hameed, I.A., Luo, S., Sarwar, M.U., Shabbir, S., Li, J., ve Khushi, M. (2020). An investigation of credit card default prediction in the imbalanced datasets. IEEE Access, 8, 201173-201198. <https://doi.org/0.1109/ACCESS.2020.3033784>
- Arora, S. Bindra, S., Singh, S., ve Nassa, V.K. (2022). Prediction of credit card defaults through data analysis and machine learning techniques. Materials Toay: Proceedings, 5, 110-117. <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.04.588>
- Arslan, B. (2015). Kredi kartı kullanımının kompulsif satın almaya etkisi. Online Academic Journal of Information Technology, 5(20), 27-40. <https://doi.org/10.5824/1309-1581.2015.3.002.x>
- Aslan, M. (2023). Benlik saygısı ve kontrolsüz kredi kartı kullanımının çevrimiçi alışveriş bağımlılığı üzerine etkisi. Bağımlılık Dergisi, 24(1), 1-11. <https://doi.org/10.51982/bagimli.1102018>
- Aşan, Z. (2007). Kredi kartı kullanan müşterilerin sosyo-ekonomik özelliklerinin kümeleme analiziyle incelenmesi. Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 17, 1-12. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/dpusbe/issue/4759/65384>
- Ataman, E. ve Yıldırım, D. (2022). Kredi kartı kullanımı, kompulsif satın alma, borca karşı tutum ve finansal refah ilişkisi. Dicle Üniversitesi İİBF Dergisi, 12(23), 159-184. <https://doi.org/10.53092/duiibfd.1029910>
- Ayla D., Öder, D., Pilatin, A. ve Bayrak A. Z. (2020). Kredi kartı kullanımını etkileyen faktörlerin analizi: Doğu karadeniz örneği. Gümüşhane Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Elektronik Dergisi, 11(2), 245-265. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/gumus/issue/55299/647336>
- Başaran, B., Budak, G.S., ve Yılmaz, H. (2012a). Kredi kartlarına olan bireysel tutum farklılıklarının analizi. Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, 4(1), 61-72. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/uaifd/issue/21593/231860>
- Başaran, B., Budak, G.S., ve Yılmaz, H. (2012b). Kredi kartlarının rasyonel kullanımını etkileyen bireysel faktörler. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi, 7(2), 67-93. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/oguiibf/issue/5716/76514>
- Bellotti, T. ve Crook, J. (2013). Forecasting and stress testing credit card default using dynamic models. International Journal of Forecasting, 29, 563-574. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijforecast.2013.04.003>
- Bhandary, R. ve Ghosh, B.K. (2025). Credit card default prediction: An empirical analysis on predictive performance using statistical and machine learning methods. Journal of Risk and Financial Management, 18, 1-20. <https://doi.org/10.3390/jrfm18010023>
- Bhaskar, S., Deshmukh, M., ve Sangam, S. (2024). Identifying credit card defaulters and predicting fraudulent transactions using various machine learning techniques. International Journal for Multidisciplinary Research, 6(3), 1-8.
- Bohn, Jeffrey R. ve Stein, Roger M. (2009). Active credit portfolio management in practice. John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey.
- Chen, Y. ve Zhang, R. (2021). Research on credit card default prediction based on k-means smote and bp neural network. Complexity, 2021, 1-13. <https://doi.org/10.1155/2021/6618841>
- Crook, J. ve Moreira, F. (2011). Checking for asymmetric default dependence in a credit card portfolio: A copula approach. Journal of Empirical Finance, 18, 728-742. <https://doi.org/10.1016/j.jempfin.2011.05.005>
- Gao, J., Sun, W., ve Sui, X. (2021). Research on default prediction for credit card users based on XGBoost-LSTM model. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2021, 1-13. <https://doi.org/10.1155/2021/5080472>

- Girginer, N., Çelik, A.E. ve Uçkun, N. (2011). Kredi kartı tutum ölçeği üzerine bir yapısal eşitlik modeli uygulaması. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 12(1), 17-30. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/ogusbd/issue/10999/131628>
- Kabaklarlı, E. (2015). Türkiye’de kredi kartı kullanımının para politikasındaki rolü ve etkileri. Sosyoekonomi, 23(26), 119-138. <https://doi.org/10.17233/se.90476>
- Karamustafa, K. ve Bıçkes, D.M. (2003). Kredi kartı sahip ve kullanıcılarının kredi kartı kullanımlarını değerlendirmeye yönelik bir araştırma: Nevşehir örneği. Erciyes Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 1(15), 91-113. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/erusosbilder/issue/23748/253009>
- Konaç, D. (2016). Para ve kredi kartına ilişkin tutumların internet üzerinden yapılan alışverişle ilişkisi. Uluslararası Türkçe Edebiyat Kültür Eğitim Dergisi, 5(1), 469-487. <https://doi.org/10.7884/teke.601>
- Köylüoğlu, A.S. ve Doğan, M. (2020). Tüketicilerin kredi kartına yönelik tutumu ile finansal okuryazarlık düzeyi arasındaki ilişki. Finans Ekonomi ve Sosyal Araştırmalar Dergisi, 5(4), 770-778. <https://doi.org/10.29106/fesa.806964>
- Kutlu, M., Gün, M. ve Karamustafa, O. (2015). Kredi kartı kullanımında satın alma isteğinin kontrolü: Rize örneği. Maliye ve Finans Yazıları, 104, 131-144. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/mfy/issue/16277/170740>
- Leow, M. ve Crook, J. (2016). A new Mixture model for the estimation of creditcard Exposure at Default. European Journal of Operational Research 249, 487–497. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejor.2015.10.001>
- Li, J, Kng, J., Wu, J., Wang, H., ve Yang, X. (2024). Research on credit card default repayment prediction model. The Journal of Finance and Data Science, 10, 100136. <https://doi.org/10.1016/j.jfds.2024.100136>
- Liu, R. (2018). Machine learning approaches to predict default of credit card clients. Modern Economy, 2018, 1828-1838. <https://doi.org/10.4236/me.2018.911115>
- Oktay, E., Özen, Ü. ve Alkan, Ö. (2009). Kredi kartı sahipliğinde etkili olan faktörlerin araştırılması: Erzurum örneği. Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 24(2), 1-22. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/deuiibfd/issue/22736/242681>
- Özkul, F.U. ve Tapşın, G. (2010). Kredi kartı kullanımı ile kullanılabilir gelirin tüketim üzerindeki etkisi ve Türkiye ekonomisi üzerine ampirik bir çalışma. Muhasebe ve Finansman Dergisi, 47, 138-153. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/mufad/issue/35626/395981>
- Platin, A. (2021). Tüketicilerin kredi kartı kullanımını etkileyen faktörler: Ordu ili örneği. Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 18(2), 1400-1426. <https://doi.org/10.33437/ksusbd.739952>
- Rigatos, Gerasimos G. (2017). State-space approaches for modelling and control in financial engineering - systems theory and machine learning methods. Springer, Cham, Switzerland.
- Sönmezler, G., Gündüz, İ.O. ve Torun, M. (2019). Türkiye’de kredi kartı harcamaları ile tüketici güven endeksi ve enflasyon arasındaki ilişki üzerine ampirik bir çalışma. Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 28(1), 17-29. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/cusosbil/issue/44782/556489>
- Şahin, C. (2014). Kredi kartı temerrüdü ile sosyo-ekonomik etkenler arasındaki ilişkiyi incelemeye yönelik bir uygulama: Eskişehir kent merkezi örneği. Akademik Bakış Dergisi, 45, 1-15. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/abuhbsd/issue/32938/365917>
- Şen, H., Çemrek, F. ve Özaydın, Ö. (2006). Bireylerin kredi kartına bakış açıları ve sosyo-ekonomik nitelikleri bakımından karşılaştırılmasına yönelik uygulama çalışması. Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, 7(1), 2-30. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/ogusbd/issue/10988/131502>
- Tuğay, O. ve Başgöl, N. (2007). Önemli bir finansman kaynağı olarak kredi kartları: kredi kartlarının kart sahiplerinin harcamaları üzerindeki etkisini belirlemeye yönelik Burdur ilinde bir araştırma. Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, 12(3), 215-226. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/sdiiibfd/issue/20835/223248>

- Tunay, K.B. ve Tunay, N. (2023). Kredi kartlarının temerrüde düşmesini etkileyen makro ekonomik değişkenler: Türkiye üzerine ekonometrik bir analiz. *Avrasya İşletme ve İktisat Dergisi*, 32, 17-33. <https://doi.org/10.17740/eas.econ.2023-V32-02>
- Wang, Z., Wen, C.H., Zhou, W., ve Zhang, J. (2023). Credit card default prediction with data modeling. *Proceedings of the 2nd International Academic Conference on Blockchain, Information Technology and Smart Finance (ICBIS 2023)*, 1494-1503. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-198-2_155
- Wattanawongwan, S., Mues, C., Okhrati, R., Choudry, T., So, M.C. (2023). Modelling credit card exposure at default using vine copula quantile regression. *European Journal of Operational Research* 311, 387–399. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2023.05.016>
- Xu, T. ve Qu, M. (2024). Novel embedding model predicting the credit card's default using neural network optimized by harmony search algorithm and vortex search algorithm. *Heliyon*, 10, e30134. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e30134>
- Yeniçeri, T. ve Akturan, U. (2007). Kredi kartını bilinçli kullanan ve kullanmayan tüketicileri ayırmada kullanılabilecek temel belirleyiciler üzerine bir pilot araştırma. *H.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 25(2), 243-266. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/huniibf/issue/7873/103451>
- Yıldırım, M. ve Demir, H.U. (2021). Kredi kartı harcamalarını etkileyen makroekonomik faktörler ve Covid-19 pandemi dönemi üzerine bir inceleme. *Ekonomi, Politika & Finans Araştırmaları Dergisi*, 6(1), 159-180. <https://doi.org/10.30784/epfad.830559>
- Yılmaz, H., Budak, G.S. ve Başaran, B. (2013). Kredi kartı kullanım alışkanlıklarında kategorik değişkenler arasındaki ilişkiler ve bireylerin davranışsal eğilimleri: Bilecik örneği. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 9(19), 31-50. <http://dx.doi.org/10.11122/ijmeh.2013.9.19.335>
- Yılmaz, V., Aktaş, C. ve Arslan, M.S.T. (2009). Müşterilerin kredi kartına olan tutumlarının çoklu regresyon ve faktör analizi ile incelenmesi. *Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 12(22), 127-139. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/baunsobed/issue/50240/648076>
- Zhao, Y. (2023). A credit card default prediction method based on CatBoost. *Proceedings of the 2023 2nd International Conference on Artificial Intelligence, Internet and Digital Economy (ICAID 2023)*, 178-184. https://doi.org/10.2991/978-94-6463-222-4_17
- Zhao, Yi, Zhao, Ying, ve Song, Inseong. (2006). A Dynamic Model for Repayment Behaviors of New Customers in the Credit Card Market. *Conference Paper*, November. <https://hdl.handle.net/1783.1/13225>
- Zhao, Yi, Zhao, Ying, ve Song, Inseong. (2006). A Dynamic Model for Repayment Behaviors of New Customers in the Credit Card Market. *Conference Paper*, November. <https://hdl.handle.net/1783.1/13225>
- Zhao, Yi, Zhao, Ying, ve Song, Inseong. (2009). Predicting new customers' risk type in the credit card market. *Journal of Marketing Research*, 46, 506-517.