



## Lojistik Regresyon Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahmini: Borsa İstanbul'da Bir Uygulama

Predicting Financial Failure Using the Logistics Regression Model: Evidence from Istanbul Stock Exchange

Zeynep Çolak<sup>a</sup>

<sup>a</sup> Dr. Öğr. Üyesi, Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Biga İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, Çanakkale, Türkiye, zolak.84@gmail.com, ORCID: 0000-0003-0058-6809 (Sorumlu Yazar/Corresponding Author)

### MAKALE BİLGİSİ

### ÖZ

#### Makale Türü

Araştırma Makalesi

#### Anahtar Kelimeler

Borsa İstanbul  
Finansal Başarısızlık Tahmini  
Lojistik Regresyon

**Geliş Tarihi:** 22 Eylül 2022

**Kabul Tarihi:** 11 Nisan 2023

Globalleşen dünyada, firmaların temel amaçları piyasa değeri maksimizasyonunu sağlamak ve finansal başarılarını devam ettirmektir. Firmalar artan rekabet koşulları ve krizler karşısında piyasadaki varlıklarını devam ettiremedikleri takdirde finansal başarısızlık ile karşı karşıya kalmaktadırlar. Çalışmada, Borsa İstanbul A.Ş. (BİST)'de işlem gören toptan ve perakende ticaret sektöründeki şirketlerin (toptan 10; perakende 13) 2017-2021 dönemine ait yıllık finansal tabloları ve açıklamaları kullanılarak finansal başarısızlık tahmini yapılması amaçlanmıştır. Yapılan Lojistik Regresyon analizi sonuçlarına göre 3 yıl için başarılı tahmin oranı % 86.7 ile % 93.8 oranları arasında değişmektedir. Kullanılan modellerin doğru sınıflama başarılarını göz önüne alındığında, lojistik regresyon modeli tahminlerinin işletme finansal başarı ya da başarısızlığını önceden tahmininde iyi bir araç olduğu görülmektedir.

### ARTICLE INFO

### ABSTRACT

#### Article Type

Research Article

#### Keywords

Borsa İstanbul  
Financial Failure Predicting  
Logistic Regression Analysis

**Received:** Sep, 25, 2022

**Accepted:** Apr, 11, 2023

In the globalizing world, the main objectives of companies are to make market value maximization and maintain their financial performance. Firms face financial failure if they cannot maintain their presence in the market in the face of increasing competition conditions and crises. In the study, it is aimed to make an estimation of financial failure by using the annual financial statements of the companies in the wholesale and retail sale trade sector (10 wholesale; 13 retail) operating in the Istanbul stock exchange for the period 2017-2021. According to the results of the Logistic Regression analysis, the successful prediction rate for 3 years varies between 86.7 % and 93.8 %. Considering the correct classification success of the models, it seems that logistic regression model estimations are a good tool for predicting the financial performance or failure of the business.

### Extended Abstract

**Aim:** With the effect of globalization and developing technology and the disappearance of commercial borders, the detection of financial failure, its causes and ways to prevent it have been the subject of research for a long time. In area with high uncertainty, predicting financial failure has become increasingly complex and risk prediction has become more important. Early detection of financial failure and early intervention help to minimize the negative effects of financial failure on both companies and investors (Bulut and Şimşek, 2018:178).

The first serious study of the use of financial ratios in measuring financial failure was made by Beaver (1966). Financial ratios are analyzed using various statistical methods and the risk of financial failure is determined together with a lot of information about the company. Depending on the developments in technological and statistical techniques, financial failure prediction measurement models are also developing and diversifying day by day.

**Atıf/Cite as:** Çolak, Z. (2023). Lojistik Regresyon Modeli İle Finansal Başarısızlık Tahmini: Borsa İstanbul'da Bir Uygulama. *Uluslararası Ekonomi, İşletme ve Politika Dergisi*, 7(1), 184-202.



Bu makale, [Creative Commons Atıf \(CC BY\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) lisansının hüküm ve koşulları altında dağıtılan açık erişimli bir makaledir. / This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution \(CC BY\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) license.

This study aims to detect financial failures that businesses may fall into, with the help of financial ratios and binary logistic regression method, until 3 years ago. It is thought that determining the success of the data and the ratios obtained with them in determining the financial failure in this period of time will enable to make more accurate plans for the future. In the study, the annual financial statements of the companies in the trade sector operating in the Istanbul stock exchange exchange for the period 2017-2021 were used. When the previous studies on financial failure in Turkey are examined, the fact that no other study has been found in terms of data used, method and period shows the contribution of the study to the literature.

**Methods:** In the study, Logistic Regression Analysis, which does not seek a normal distribution assumption, was used. Logistic Regression Analysis provides the opportunity to make classification according to probability rules by calculating the estimated values of the dependent variable as probabilities. There are 3 basic methods used in logistic regression; binary, ordinal and nominal logistic regression methods. In the study, binary logistic regression analysis was used because the variable of being financially performance or not will be used as the dependent variable.

The odds ratio is used in logistic regression. The odds ratio (OR) is defined as the ratio of the probability of occurrence to probability of not occurrence. The odds in our study is the ratio of the probability of success “P” to the probability of failure “1-P”. Odds value takes values between (0,+∞).

$$\text{Odds} = \frac{P}{1-P} \quad (1)$$

Odds ratio is the ratio of two odds to each other and is a summary measure of the relationship between two variables. Odds ratio in logistic regression:

$$\text{OR} = \exp(\beta) \quad (2)$$

Variables with odds ratio (OR) close to 1 in logistic regression do not have a significant effect on the change in Y. For OR values greater than 1 (provided that the coefficient is significant), it is interpreted that the factor is an important risk factor. So the risk increases. If the OR is less than 1, the risk is said to be decreasing. Values close to zero (provided that the coefficient is significant) indicate that the factor is an important risk factor, but a negative factor that causes Y to have low values.

The model created within the scope of logistic regression is as follows:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 \beta X_i + \varepsilon_1 \quad Y_i = 0, 1 \quad (3)$$

The data used in this study were obtained from the Stockkeys Pro application. The data published by the companies in the Trade Sector publicly-traded in Borsa Istanbul in the 2017-2021 period were examined one by one and the independent variables were obtained by choosing the ratios obtained from the year-end data for analysis. Only SUWEN company has been excluded from the evaluation because it does not have 2018 data.

**Findings:** When the analysis results of the study are evaluated; Cash Ratio, Market Value (End of Period), Current Rate, Public Market Value, Liquid Ratio, Short Term Debt/Assets, Return on Assets, Short Term Debt, Real Operating, Profit Margin, Total Debt Growth, Firm Value are key indicators of financial performance or failure. None of the indicators determined according to the model, which aims to predict financial failure 1 year ago, have a significant correlation in case of success. When Fixed Assets/Tangible Common Equity and Investment/Depreciation (%) are used for the mentioned year and companies, the prediction success is 86.7%. Similarly, the important indicators with correlation in the estimation of financial failure 2 years ago were determined as Firm Value/Book Value Ratio (End of Period), Total Debt/Equity, Investment/Depreciation %, Accounts Receivable Turnover Ratio. The prediction success of the model in question is 94.1%. Finally,

according to the model that predicts financial failure 3 years ago, indicators that have a significant correlation with success; Firm Value/Book Value Ratio (End of Period), Short Term Debt/Total Debt, Investment/Depreciation %, Accounts Receivables Turnover ratio. The prediction success of the model in question is % 93.8.

**Conclusion:** It is seen that the success of the accounts turnover rate is high in predicting the failure for the years 2017-2021 and for the companies. Considering the correct classification success of the models, it seems that logistic regression model estimations are a good tool for predicting the financial performance or failure of the companies. One of the limitations of the study is the limited sample size due to the difficulties in accessing financial information of companies in Borsa Istanbul. The results of the study can be improved by adding qualitative and macroeconomic variables.

## 1. Giriş

Bir bütün olarak ekonomi üzerindeki olumsuz etkisi nedeniyle şirketlerin finansal başarısızlığının tahmin edilmesi, birçok uluslararası kuruluşun ele aldığı ana konulardan biridir. Finansal tahminin önemi, karar vericilerin finansman söz konusu olduğunda uygun kararları almalarına yardımcı olmasında yatmaktadır. Buna ek olarak, gelecekte oluşabilecek potansiyel riskin öngörülmesini sağladığı için belirsizlik derecesinin azaltılmasına da yardımcı olur. Bu nedenle, finansal analizin amacı, bir şirketin finansal durumu hakkında uygun verileri sağlamak ve belirli bir zaman dilimindeki performansını değerlendirmektir. Ayrıca, herhangi bir şirketin hedeflerine ulaşmada ne ölçüde başarılı olduğu veya başarısız olduğu hakkında bilgi sağlamaya yardımcı olur. Ayrıca bu analiz, şirket politikasının uygun olup olmadığını veya değiştirilmesi gerektiğini gösteren göstergelerin belirlenmesine olanak tanıyarak kurumlar içinde doğru kararların alınmasını sağlar (Zohra vd., 2015: 137).

Küreselleşme ve gelişen teknolojinin etkisi ve bununla birlikte ticari sınırların ortadan kalkmasıyla finansal başarısızlığın tespiti, sebepleri ve bundan korunma yolları uzun zamandan beri araştırmalara konu olmuştur. Belirsizliğin yüksek olduğu ortamlarda, finansal başarısızlığı tahmin etmek giderek daha karmaşık hale gelmekte ve risk tahmini daha önemli olmaya başlamaktadır. Finansal başarısızlığın erken tespiti ve bu duruma erken müdahale, finansal başarısızlığın hem şirketler hem de yatırımcılar üzerindeki olumsuz etkilerini en aza indirmeye yardımcı olmaktadır (Bulut ve Şimşek, 2018:178).

Finansal başarısızlığın ölçülmesinde finansal oranların kullanımına ilişkin ilk ciddi çalışma Beaver (1966) tarafından yapılmıştır. Finansal oranlar çeşitli istatistiksel yöntemler kullanılarak analiz edilmekte ve şirket hakkında birçok bilgi ile birlikte finansal başarısızlık riski belirlenmektedir. Teknolojik ve istatistiksel tekniklerdeki gelişmelere bağlı olarak finansal başarısızlık tahmini ölçüm modelleri de gün geçtikçe gelişmekte ve çeşitlenmektedir.

Yıllar boyunca, çoklu diskriminant analizi, lojistik regresyon, doğrusal olasılık modelleri ve yapay sinir ağı modelleri gibi çeşitli analitik teknikler, potansiyel şirket başarısızlıklarını tahmin etmek için kullanılmış ve yapılan çalışmalar, bunların etkili ve makul ölçüde doğru olduğunu göstermiştir (Lev, 1971; Deakin, 1972; Altman ve Lorriss, 1976; Libby, 1975).

Bu çalışmanın amacı işletmelerin içine düşebileceği finansal başarısızlıkları, finansal oranlar ve ikili lojistik regresyon yöntemi yardımıyla 3 yıl öncesine kadar tespit edilmesini test etmektir. Bu zaman süresinde verilerin ve bunlarla elde edilen oranların finansal başarısızlığı belirlemedeki başarısının tespit edilmesinin geleceğe dair daha isabetli planlar yapılabilmesine imkân sağlayacağı

düşünülmektedir. Çalışmada, Borsa İstanbul A.Ş. (Borsa veya BIST)'de işlem gören Toptan ve Perakende Ticaret Sektöründeki şirketlerin 2017-2021 dönemine ait yıllık finansal tabloları ve açıklamaları kullanılmış olup, finansal başarısızlık konusunda Türkiye'de daha önce yapılan çalışmalar incelendiğinde ise finansal başarısızlık tanımı, kullanılan veriler, yöntem ve dönem açısından başka bir çalışmaya rastlanmamış olması çalışmanın literatüre olan katkısını göstermektedir.

## 2. Kavramsal Çerçeve

Altman (1968), çoklu Diskriminant Analizi yoluyla birkaç oranı aynı anda kullanan ilk kişidir. Çoklu Diskriminant Analizi araştırmacının, başarısız olan ve olmayan grupları en iyi şekilde ayırt etmeyi mümkün kılan, seçilen katsayıların ve bağımsız değişkenlerin doğrusal bir kombinasyonu olan Z-skor modelini geliştirmesine izin veren istatistiksel bir tekniktir. Bu yöntemde belirlenmiş olan beş değişken çoklu diskriminant analiz yönteminde kullanılarak çok güçlü tahminler gerçekleştirilmiş ve şirketlerin %95'inin doğru bir şekilde sınıflandırılmasına izin veren 2.675'lik bir kritik Z değeri bulunmuştur. Bununla birlikte, Çoklu Diskriminant Analizi birkaç katı istatistiksel koşul gerektirir. Bu teknik, tahmin edicilerin normal olarak dağılmasını ve varyans-kovaryans matrislerinin her iki grup için (başarısız ve başarısız olmayan firmalar) aynı olması gerektiğini şart koşar.

Z-skor modelinin sınırlamaları göz önüne alındığında, şirketlerin finansal istikrarlarını tahmin etmelerine yardımcı olmak, modellerin doğruluğunu artırmak ve iş başarısızlıklarını daha iyi anlamak için son yıllarda çeşitli teknikler geliştirilmiştir (Stefko vd., 2019:151). Alaka vd. (2018), firma başarısızlığını tahmin etmek için modelleri iki gruba ayırmıştır: lojistik regresyon ve çoklu diskriminant analizi gibi istatistiksel modeller ve sinir ağları ve karar ağaçları gibi yapay zekâ modelleri. Diskriminant analizine ek olarak, Du Jardin (2009:42) finansal başarısızlığını tahmin etmek için kullanılan 50'den fazla model tanımlamaktadır. Bunların başlıcaları; lojistik regresyon, probit regresyon, spline regresyon, kural çıkarımı, sinir ağları vb.

Shi ve Li (2019:123), 1968 ve 2017 yılları arasında kullanılan finansal başarısızlığını tahmin etme modelleri üzerine yaptıkları literatür incelemesinde, araştırmacılar tarafından en sık çalışılan ve kullanılan modellerden birinin lojistik regresyon olduğunu göstermişlerdir. Affes ve Hentati-Kaffel (2019:242), lojistik regresyon modelinin iyi sınıflandırma oranı açısından diskriminant analizinden daha iyi performans gösterdiğini ortaya çıkarmıştır. Avrupa KOBİ'lerinin finansal başarısını değerlendirmek için kullanılan farklı modellerin karşılaştırmalı bir çalışmasında Altman vd. (2020:4107), lojistik regresyon ve sinir ağlarının tahmin doğruluğu açısından diğer araçlara göre üstünlüğü olduğunu göstermiştir. Lojistik model ilk olarak Berkson (1944) tarafından biyolojik deneylerin analizi için kullanılmıştır. Lojistik regresyondaki katsayı tahmin işlemlerinde diskriminant fonksiyonu yaklaşımını Cornfield (1962) popüler hale getirmiştir. Lojistik modelini ise Cox (1970) geliştirmiş ve farklı uygulamalarını yapmıştır. Halperin vd. (1971) bağımsız değişkenlere ait normal dağılım varsayımının yerine gelmediği durumlarda diskriminant analizine yerine alternatif olarak lojistik regresyonun gösterilebileceğini ortaya koymuşlardır. Lojistik regresyon modeli, Ohlson (1980:128) tarafından 1970 ve 1976 yılları arasında iflas başvurusunda bulunan halka açık 105 ABD firmasından oluşan bir örneklem üzerinde kullanılmıştır. Diskriminant analizinden farklı olarak bu model, çalışmanın tahmin edicilerinin normal dağılmasını gerektirmez. Lojistik Regresyon modelinin güvenilirliği ve tahmin doğruluğu göz önüne alındığında araştırmacılar (Jabeur, 2017:198; Charalambakis ve Garrett, 2018:471; Gupta vd., 2015:848) yaptıkları çalışmalarında bu tekniği kullanmışlardır.

Aktaş (1993), işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için çok değişkenli istatistiksel modelleri kullandığı ve Türkiye'de finansal başarısızlık tahmininde kullanılan ilk çok değişkenli model çalışmasında, 23 finansal oran kullanmış ve doğrusal diskriminant, kuadratik

diskriminant, çoklu regresyon ve lojistik ve probit regresyon analizleri yapmıştır. Analizler sonucunda, işletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmede diskriminant ve çoklu regresyon analizinin lojistik ve probit regresyon analizine göre daha az başarılı sonuç verdiği görülmüştür.

İşletmelerin finansal başarısızlıklarını tahmin etmek için çok değişkenli istatistiksel yöntemleri kullanan Gilbert vd. (1990:169), çalışmalarında, 14 finansal oran kullanmış ve yapılan lojistik regresyon analizi sonucunda işletmelerin iflas edecekleri veya başarılı olacakları %90.8 oranında doğru tahmin edilmiştir.

Stenbäck (2013:53) regresyon analizi ile finansal oranları ve makroekonomik değişkenleri içeren bir finansal başarısızlık modeli geliştirmiştir. Modelde kullanılan veriler 1999-2011 yılları arasında Finlandiya'da faaliyet gösteren 35000 inşaat ve perakende firmasının 200000 gözleminden toplanmıştır. Finansal başarısızlık tahmini, firmaların kredi riski sınıflandırması ile birlikte logit regresyon yöntemi kullanılarak hesaplanmıştır.

Ertan ve Ersan (2018:181), imalat sektöründe finansal başarısızlığı belirleyen faktörleri hesaplamak için sistematik risk değişkenlerini kullanarak Aralık 2018'de araştırma yapmışlar ve tahmin yöntemleri olarak yarı parametrik (Cox orantılı tehlikeler), parametrik (panel probit, panel logit, tamamlayıcı log-log, log-lojistik) ve panel yöntemleri kullanmışlardır. Çalışmada, Cox orantılı tehlikelerin en başarılı yöntem olduğu, finansal başarısızlıkları tahmin etmede ise log-lojistiğin bir sonraki yöntem olduğu görülmüştür.

Aksoy ve Boztosun (2018:9) finansal başarısızlık tahmin modelini çok değişkenli diskriminant ve lojistik regresyon analizi olmak üzere iki istatistiksel yöntem kullanarak karşılaştırmışlardır. 2006-2009 yılları arasında imalat sanayiinde faaliyet gösteren ve BİST'te işlem gören 126 işletme kullanılarak geliştirilen modelde 25 finansal oran kullanılmıştır. Modelin tahminine şirketin faaliyet dönemi, sermayenin halka arz kısmı, sermaye yapısı ve denetim firmasının itibarı gibi dört bağımsız niteliksel değişken dahil edilmiştir. Analiz sonucunda lojistik regresyon yönteminin kullanımı finansal başarısızlıklardan önceki birinci ve ikinci yıl için çok değişkenli diskriminant analizine göre sınıflandırıldığında daha yüksek bir performans göstermiş, finansal başarısızlıktan önceki üçüncü yıl performansının tahmini göz önüne alındığında ise iki modelin farklı bir sınıflandırma performansının olmadığı görülmüştür.

Ural vd. (2015:85), 2005-2012 yılları arasında BİST verilerine dayalı olarak gıda, içecek ve tütün şirketleri için bir finansal başarısızlık modeli geliştirmiştir. Lojistik regresyon yöntemi ile geliştirilen bu model, %91 ile %74 arasında bir doğruluk aralığında üç yıl öncesine kadar finansal başarısızlık tahmini ile sonuçlanmıştır. Lojistik regresyon analizinin, bu başarılı sonuçlara önemli ölçüde katkı sağladığı gözlemlenmiştir.

Lojistik Regresyon Analizini kullandıkları çalışmalarında Tutkavul ve Karahan (2021), ilk olarak analize tabi işletmeler; finansal olarak başarılı işletmeler ve finansal olarak başarısız işletmeler olmak üzere iki gruba ayırmışlardır. Bağımsız değişken olarak 14 farklı finansal oran kullanılarak başarılı ve başarısız olan işletmeler tahmin edilmeye çalışılmıştır. Analiz sonucunda işletmelerin başarılı olup olmadıkları 2016 yılında %90.8, 2017 yılında %93.5 ve 2018 yılında %88.9 oranında tahmin edilmiştir.

### **3. Metot**

#### **3.1. Çalışmada Kullanılan Yöntem**

Çalışmada normal dağılım varsayımı aramayan Lojistik Regresyon Analizinden yararlanılmıştır. Lojistik Regresyon Analizi bağımlı değişkenin tahmini değerlerini olasılık olarak hesaplayarak, olasılık kurallarına uygun sınıflama yapma imkânı vermektedir. Bu kapsamda



kurulan modelin amacı, yanıt değişkeni iki değerli veya sınıflandırılmış olduğunda yanıt değişkeni ile açıklayıcı değişken veya değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklayan bir model oluşturmaktır (Önder ve Cebeci, 2002). Lojistik regresyonda kullanılan 3 temel yöntem vardır: ikili (binary) sıralı (ordinal) ve nominal lojistik regresyon. Çalışmada şirketlerin finansal açıdan başarılı olma ya da olmama değişkeni bağımlı değişken olarak kullanılacağı için ikili cevap içeren bağımlı değişkenlerle yapılan ikili (binary) lojistik regresyon analizi kullanılmıştır. Bu yöntemde kullanılan açıklayıcı değişkenler faktör ya da ortak değişkenlerdir (covariate). Faktör değişkenler isimsel ölçekli kategorik değişken, ortak değişkenler ise sürekli değişken olmalıdır.

Lojistik regresyonda odds oranı kullanılır. Odds oranı (OR), olma olasılığının olmama olasılığına oranı olarak tanımlanır. Çalışmadaki odds, başarı olasılığının “P” başarısızlık olasılığına “1-P” oranıdır. Odds değeri (0.+∞) arasında değerler almaktadır.

$$\text{Odds} = \frac{P}{1-P} \quad (1)$$

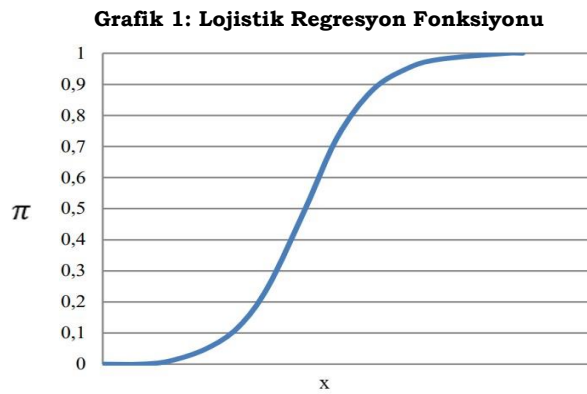
Odds oranı ise iki odds'un birbirine oranıdır ve iki değişken arasındaki ilişkinin özet bir ölçüsüdür. Lojistik regresyondaki odds oranı

$$\text{OR} = \exp(\beta) \quad (2)$$

şeklinde hesaplanır. Lojistik regresyondaki odds oranı (OR) 1'e yakın değişkenler Y'nin değişimine önemli etkide bulunan etkenler değildir. Bu değişkenlerin katsayıları önemli değil ise “değişken önemli risk faktörü değildir” biçiminde yorumlanır. 1'den büyük OR değerleri (katsayı önemli olmak koşuluyla) etkenin önemli bir risk faktörü olduğu yorumu yapılır. Yani risk artış göstermektedir. OR 1'den küçükse risk azalmaktadır denilir. Sıfıra yakın değerler ise katsayı önemli olmak koşulu ile etkenin önemli bir risk faktörü olduğunu fakat Y'nin düşük değerler almasına neden olduğu negatif etkili bir faktör olduğunu belirtir. İki kategorili bağımlı değişkenin olasılık fonksiyonu grafiği aşağıda verilmiştir (Baş, 2017).

Lojistik regresyon kapsamında oluşturulan model şu şekildedir:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_i + \varepsilon_i \quad Y_i = 0, 1 \quad (3)$$



$Y_i = 1$  ise olasılık değeri  $P(Y_i = 1) = \pi_i$

$Y_i = 0$  ise olasılık değeri  $P(Y_i = 0) = 1 - \pi_i$

$E(Y_i) = 1(\pi_i) + 0(1 - \pi_i) = \pi_i$  eşitliği ile

$E(Y_i) = \beta_0 + \beta_1 X_i = \pi$  denkleminde ulaşılır.

$$E(Y) = \pi(x) = P\left(Y = \frac{1}{x}\right) = \frac{e^{(\beta_0 + \beta_1 x)}}{1 + e^{(\beta_0 + \beta_1 x)}} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 x)}} \quad (4)$$

ile lojistik regresyon fonksiyonu elde edilmektedir.

Bu çalışmada. 2017–2021 döneminde Borsa İstanbul'da işlem gören toptan ve perakende ticaret sektöründeki 23 şirketin (Toptan 10, Perakende 13) belirlenen rasyoları kullanılarak lojistik regresyon analizi yapılmıştır (SUWEN Tekstil Sanayi Pazarlama A.Ş. 2018 yılı verileri olmadığı için değerlendirme dışı bırakılmıştır). SPSS 23.0 paket programı yardımıyla Binary Logistic Regression analizi yapılmış, şirketler öncelikle finansal açıdan başarılı veya başarısız şeklinde kodlanmıştır. Bir şirketin finansal açıdan başarısız olarak sınıflandırılması için kullanılan ölçütler şunlardır; son üç yılında şirketin zarar açıklaması, BİST'te işlem sırasının kalıcı olarak kapatılması, işletmenin özkaynaklarının negatif değerde olması, işletmenin BİST gözüaltı piyasasına alınması ve faaliyetlerini durdurmuş olması ve iflasını açıklamış olmasıdır. Bu kriterlerden herhangi birine uyan şirket, başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Bu kapsamda aşağıdaki lojistik regresyon modeli oluşturulmuştur:

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (5)$$

### 3.2. Veri Toplama Tekniği

Bu çalışmada kullanılan veriler Stockkeys Pro uygulamasından elde edilmiştir. Borsa İstanbul'da işlem gören toptan ve perakende ticaret sektöründeki şirketlerin 2017-2021 döneminde yayınladığı veriler tek tek incelenmiş ve analiz için yılsonu verilerinden elde edilen oranlar seçilmiş ve bağımsız değişkenler elde edilmiştir. Sadece SUWEN Tekstil Sanayi Pazarlama A.Ş. 2018 yılı verileri olmadığı için değerlendirme dışı bırakılmıştır. Çalışmada yer alan şirketler ve borsadaki kısaltmaları Tablo 1'de verilmiştir.

**Tablo 1: Çalışmada Yer Alan Şirketler**

No	Çalışmada Yer Alan Şirketler	
1	ARZUM	ARZUM ELEKTRİKLİ EV ALETLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
2	BIMAS	BİM BİRLEŞİK MAĞAZALAR A.Ş.
3	BİZİM	BİZİM TOPTAN SATIŞ MAĞAZALARI A.Ş.
4	CRFSA	CARREFOURSA CARREFOUR SABANCI TİCARET MERKEZİ A.Ş.
5	CASA	CASA EMTİA PETROL KİMYEVİ VE TÜREVLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.
6	DOAS	DOĞUŞ OTOMOTİV SERVİS VE TİCARET A.Ş.
7	KIMMR	ERSAN ALIŞVERİŞ HİZMETLERİ VE GIDA SANAYİ TİCARET A.Ş.
8	GENİL	GEN İLAÇ VE SAĞLIK ÜRÜNLERİ SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
9	GMTAS	GİMAT MAĞAZACILIK SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
10	INTEM	İNTEMA İNŞAAT VE TESİSAT MALZEMELERİ YATIRIM VE PAZARLAMA A.Ş.
11	SERVE	KUVVA GIDA TİCARET VE SANAYİ YATIRIMLARI A.Ş.
12	MAVI	MAVİ GİYİM SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
13	MEPET	MEPET METRO PETROL VE TESİSLERİ SANAYİ TİCARET A.Ş.
14	MGROS	MİGROS TİCARET A.Ş.
15	MIPAZ	MİLPA TİCARİ VE SİNAİ ÜRÜNLER PAZARLAMA SANAYİ VE TİCARET A.Ş.
16	PSDTC	PERGAMON STATUS DIŞ TİCARET A.Ş.
17	SANKO	SANKO PAZARLAMA İTHALAT İHRACAT A.Ş.
18	SELEC	SELÇUK ECZA DEPOSU TİCARET VE SANAYİ A.Ş.
19	SOKM	ŞOK MARKETLER TİCARET A.Ş.
20	TKNSA	TEKNOSA İÇ VE DIŞ TİCARET A.Ş.
21	TGSAS	TGS DIŞ TİCARET A.Ş.
22	UZERB	UZERTAŞ BOYA SANAYİ TİCARET VE YATIRIM A.Ş.
23	VAKKO	VAKKO TEKSTİL VE HAZIR GİYİM SANAYİ İŞLETMELERİ A.Ş.

**Kaynak:** <https://www.kap.org.tr/tr/Sektorler>

### 3.3. Çalışmanın Bağımlı ve Bağımsız Değişkenleri

Şirketlerin finansal açıdan başarılı olma ya da olmama değişkeni bağımlı değişken olarak kullanılacağı için bu çalışmada kullanılan bağımlı değişken, Borsa İstanbul'da işlem gören Ticaret Şirketlerinin finansal açıdan başarılı veya başarısız olma durumudur. Bağımlı değişken olarak kullanılacak başarısızlık durumu için şirketle ilgili aşağıda belirtilen durumlardan herhangi birisinin varlığı yeterli kabul edilmiştir. Kullanılan bağımsız değişkenler ise söz konusu şirketlerin finansal rasyolarından oluşmaktadır. Öncelikle 81 rasyo elde edilmiştir. Fakat bazı şirketlerin analizde kullanılması planlanan rasyoları hesaplamada kullanılacak verileri açıklamaması üzerine rasyo sayısı 52'ye düşürülmüştür. Kullanılacak bağımsız değişkenler Tablo 2'de verilmiştir.

**Tablo 2: Çalışmada Kullanılan Bağımsız Değişkenler**

Bağımsız Değişkenler			
X <sub>1</sub>	Cari Oran	X <sub>27</sub>	Duran Varlıklar / Aktif
X <sub>2</sub>	Dönen Varlıklar / Aktif	X <sub>28</sub>	Duran Varlıklar / Maddi Özkaynak
X <sub>3</sub>	Likit Oran	X <sub>29</sub>	Esas Faaliyet Karı / Kısa Vadeli Borç
X <sub>4</sub>	Nakit Oran	X <sub>30</sub>	FAVÖK / Kısa Vade Borç
X <sub>5</sub>	Aktif Karlılık (ROA) (%)	X <sub>31</sub>	Favök / Toplam Borçlar
X <sub>6</sub>	Brüt Esas Faaliyet Kar Marjı (Yıllık)	X <sub>32</sub>	Hisse Ödenmiş Sermaye
X <sub>7</sub>	Esas Faaliyet Kar Marjı (Yıllık)	X <sub>33</sub>	Kısa Vade Borç / Aktif
X <sub>8</sub>	FAVÖK (Yıllık)	X <sub>34</sub>	Kısa Vade Borç / Dönen Varlık
X <sub>9</sub>	Favök Marjı (Yıllık)	X <sub>35</sub>	Kısa Vade Borç / Özsermaye
X <sub>10</sub>	Net Kar Marjı (Yıllık)	X <sub>36</sub>	Kısa Vade Borç / Toplam Borç
X <sub>11</sub>	VAFÖK Marjı (Yıllık)	X <sub>37</sub>	Kısa Vade Borç Büyüme (%)
X <sub>12</sub>	Finansman Gider / Net Satış (Yıllık)	X <sub>38</sub>	Net Satışlar / Kısa Vade Borç (Yıllık)
X <sub>13</sub>	Firma Değeri (Dönem Sonu)	X <sub>39</sub>	Özsermaye / Aktif
X <sub>14</sub>	Firma Değeri / Defter Değeri Oranı (Dönem Sonu)	X <sub>40</sub>	Toplam Borç / Özsermaye
X <sub>15</sub>	Firma Değeri / Net Satış	X <sub>41</sub>	Toplam Borç Büyüme (%)
X <sub>16</sub>	Halka Açık Piyasa Değeri	X <sub>42</sub>	Uzun Vadeli Borç Büyüme (%)
X <sub>17</sub>	Piyasa Değeri (Dönem Sonu)	X <sub>43</sub>	Yatırım / Amortisman %
X <sub>18</sub>	Fiili Dolaşım Piyasa Değeri	X <sub>44</sub>	Aktif Devir Hızı
X <sub>19</sub>	PD / Aktifler	X <sub>45</sub>	Alacak Devir Hızı
X <sub>20</sub>	PD / Net Satış	X <sub>46</sub>	Alacak Tahsil Süresi
X <sub>21</sub>	Aktif Büyüme (%)	X <sub>47</sub>	Dönen Varlıklar Devir Hızı
X <sub>22</sub>	Nakit ve Nakit Benzerleri / Piyasa Değeri	X <sub>48</sub>	Etkinlik Oranı
X <sub>23</sub>	Net Satışlar Büyüme (%) (Yıllık)	X <sub>49</sub>	Etkinlik Süresi
X <sub>24</sub>	Net Dönem Karı / Zararı (Yıllık)	X <sub>50</sub>	Nakit Döndürme Süresi
X <sub>25</sub>	Yabancı Para Net Pozisyonu / Favök (%)	X <sub>51</sub>	Stok Devir Hızı
X <sub>26</sub>	Borç Kaynak Oranı (%)	X <sub>52</sub>	Ticari Borç Devir Hızı

Şirketlere ait veriler incelendiğinde 2018-2020 yıllarında üç yıl üst üste zarar açıklayan şirketler CRFSA, MEPET ve MGROS şirketleridir.

### 4. Bulgular

2017-2021 döneminde Borsa İstanbul'da işlem gören 27 Ticaret şirketinin belirlenen rasyoları kullanılarak Lojistik regresyon analizi yapılmıştır. Öncelikle 2017 yılı verileri kullanılarak 3 yıl, sonra 2018 yılı verileri kullanılarak 2 yıl ve son olarak 2019 yılı verileri kullanılarak 1 yıl önceki veriler ile tahminleme yapılmıştır. Eksik verisi çok fazla olan 10 şirket analiz dışında tutulmuştur.

#### 4.1. 3 Yıl Önceden Başarısız İşletmelerin Tahmini

2017 yılı verileri kullanılarak 3 yıl önceden başarısız işletmelerin tahminleme yöntemi olarak "forward-conditional" yöntemi kullanılmıştır. Çoklu doğrusallık sorununun (multicollinearity)



önüne geçmek için öncelikle değişkenler arasındaki korelasyon oranları incelenmiş ve Pearson korelasyon katsayısı  $|0.9|$  üzerinde olan bağımsız değişkenler modelden çıkarılmıştır. Çıkarılan değişkenler Tablo 3’de yer almaktadır.

**Tablo 3: 2017 için Korelasyon Katsayısı Yüksek Oranlar**

Korelasyon Katsayısı Yüksek Oranlar	
Likit Oran	Halka Açık Piyasa Değeri
Aktif Karlılık (ROA) (%)	Piyasa Değeri (Dönem Sonu)
Esas Faaliyet Kar Marjı (Yıllık)	Kısa Vade Borç / Aktif
FAVÖK (Yıllık)	FAVÖK / Kısa Vade Borç
Net Kar Marjı (Yıllık)	Favök / Toplam Borçlar
VAFÖK Marjı (Yıllık)	Toplam Borç / Özsermaye
Finansman Gider / Net Satış (Yıllık)	Etkinlik Süresi
Firma Değeri (Dönem Sonu)	

Başarılı olma durumu ile anlamlı düzeyde korelasyona sahip oranlar Tablo 4’de gösterilmiştir.

**Tablo 4: 2017 için Anlamlı Düzeyde Korelasyona Sahip Oranlar**

Oran	p
Firma Değeri / Defter Değeri Oranı (Dönem Sonu)	0.046
Kısa Vade Borç / Toplam Borç	0.013
Yatırım / Amortisman %	0.034
Alacak Devir Hızı	0.002

3 Yıl önceden tüm değişkenlerle başarısızlık tahmini sonuçları Tablo 5’de ve 3 yıl önceki veriler için ilk tahmin sonuçları Tablo 6’da verilmiştir.

**Tablo 5: 3 Yıl Önceden Tüm Değişkenlerle Başarısızlık Tahmini Sonuçları**

	Gözlem	Tahmin		
		Başarılı	Başarısız	Doğru Tahmin Yüzdesi
Adım 0	Başarılı	13	0	100.0
	Başarısız	3	0	0.00
	Genel Yüzde (%)			81.30
Kesim noktası 0.5 olarak seçilmiştir				

Tablo incelendiğinde, 3 yıl önceki verilerle yapılan tahmin sonucunda başarısız firmaların tahmininin %100 başarısız olduğu görülmektedir. Tüm değişkenler birlikte değerlendirildiğinde herhangi bir ayırım yapılmadan tüm şirketlerin başarılı olacağı şeklinde tahmin yapıldığı gözlemlenmiştir.

**Tablo 6: 3 Yıl Önceki Veriler İçin İlk Tahmin Sonuçları**

		B	S.E.	Wald	sd	Sig.	Exp(B)
Adım 0	Sabit	-1.466	0.641	5.241	1	0.022	0.231

Modeldeki Sig. değeri incelendiğinde %95 düzeyinde anlamlı olduğu ve Exp(B) değerinin 1’den küçük çıktığı Tablo 6’de görülmektedir. Referans grubu olarak başarılı şirketler alındığında kullanılan oranların negatif bir etkisinden bahsedilebilir. B katsayı sütununda da negatif bir katsayı elde edildiği görülmektedir.

Modelin anlamlılığı için omnibus testi yapılmış ve Tablo 7’de gösterilmiştir. 2. Adımda anlamlı bir p değerine ulaşıldığı görülmektedir ( $p \leq 0.05$ ).

**Tablo 7: 3 Yıl Önceden Tahmin İçin Modelin Omnibus Testi Sonuçları**

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Ki-kare	sd	Sig.
Adım 1	Adım	7.007	1	0.008
	Model	7.007	1	0.008
Adım 2	Adım	8.436	1	0.004
	Model	15.442	2	0.000

H<sub>0</sub>: Block 1 ile Block 0 arasında anlamlı bir fark yoktur.

H<sub>1</sub>: Block 1 ile Block 0 arasında anlamlı bir fark vardır.

Sig <0.05 ise H<sub>0</sub> reddedebiliriz ve modelin daha iyi olduğu sonucuna ulaşırız. Modelin anlamlılığına dair Cox & Snell ve Nagelkerke R<sup>2</sup> değerleri aşağıda verilmiştir. Cox & Snell R<sup>2</sup> ve Nagelkerke R<sup>2</sup> istatistik değerleri 0 ve 1 arasında değerler almaktadır. Bu değerlerin bire yaklaşması uyum değerlerinin çok iyi olması ve tahmin gücünün arttığını göstermektedir (Cox & Snell, 1989; Nagelkerke, 1991). 3 yıl öncesinden tahmin için model özeti Tablo 8’de verilmiştir.

**Tablo 8: 3 Yıl Öncesinden Tahmin İçin Model Özeti**

Adım	-2 Log olabilirlik	Cox & Snell R <sup>2</sup>	Nagelkerke R <sup>2</sup>
1	8.436 <sup>a</sup>	0.355	0.573
2	0.000 <sup>b</sup>	0.619	1.00

a. 6 iterasyon yapılmıştır  
b. 22 iterasyon yapılmıştır

Cox & Snell R<sup>2</sup> ve Nagelkerke R<sup>2</sup> değerlerinin çok iyi düzeyde olduğu görülmektedir. Model uygunluğu için ayrıca Hosmer and Lemeshow Testi yapılmıştır. Böylece tahmin edilen değerler ve gözlenen değerler arasında anlamlı farklılık olup olmadığı incelenmiştir ve aşağıdaki hipotezler oluşturulmuştur;

H<sub>0</sub>: Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

H<sub>1</sub>: Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında anlamlı bir farklılık vardır.

p>0.05 ise modelin tahminlerin gözlemlerden farklılaşmadığı sonucuna ulaşılır.

**Tablo 9: 3 Yıl Önceden Tahmin İçin Hosmer ve Lemeshow Testi**

Adım	Ki-kare	sd	Sig.
1	4.766	6	0.574
2	0.000	6	1.000

Tablo 9 incelendiğinde, p>0.05 olduğu için modelin tahmin edebilirliğinde bir sorun bulunmamaktadır ve mevcut durum ile uygunluk göstermektedir. Modelin test edilmesi sonucu elde edilen sonuçlar Tablo 10’da verilmiştir.

**Tablo 10: 2017 Değerleri İle Oluşturulan Model Özeti**

Adım	B	S.E.	Wald	sd	Sig. (Önem Düzeyi)	Exp(B)	95% Güven aralığı		
							Lower (Alt)	Upper (Üst)	
Adım 1	Alacak Devir Hızı	0.047	0.028	2.834	1	0.092	1.048	0.992	1.107
	Sabit	-3.314	1.393	5.661	1	0.017	0.036		

Modeldeki Sig. değerleri incelendiğinde Adım 1 için %90 düzeyinde anlamlı olduğu ve Exp(B) değerine göre de Alacak Devir Hızı oranındaki 1 birimlik değişimin başarı durumu üzerinde %4.8’lik

bir etkisi olacağını göstermektedir. 2017 değerleri ile oluşturulan modelin tahmin sonuçları Tablo 11'de gösterilmiştir.

**Tablo 31: 2017 Değerleri İle Oluşturulan Modelin Tahmin Sonuçları**

		Başarılı	Başarısız	Doğru Tahmin Yüzdesi (%)
Adım 1	Başarı durumu	Başarılı	13	100.0
		Başarısız	1	66.7
	Genel Yüzde (%)			93.8

Alacak devir hızı kullanıldığında başarısız şirketlerin tahmin başarıları %66.7'ye yükselmiştir. Söz konusu yıllar ve şirketler için başarısızlığı tahmin etmede alacak devir hızının başarısının yüksek olduğu görülmektedir. Oluşturulan model ise şu şekildedir:

$$\text{logit}Y_t = -3.314 + 0.047X_{45-1} \quad (6)$$

#### 4.2. 2 Yıl Önceden Başarısız İşletmelerin Tahmini

2018 yılı verileri kullanılarak 2 yıl önceden başarısız işletmelerin tahmini için yine lojistik regresyon analizi ve tahminleme yöntemi olarak da forward-conditional kullanılmıştır. Çoklu doğrusallık sorununun (multicollinearity) önüne geçmek için öncelikle değişkenler arasındaki korelasyon oranları incelenmiş ve Pearson korelasyon katsayısı |0.9| üzerinde olan bağımsız değişkenler modelden çıkarılmıştır. Çıkarılan değişkenler Tablo 12'de verilmiştir.

**Tablo 12: 2018 için Korelasyonu Yüksek Oranlar**

Korelasyonu Yüksek Oranlar	
Likit Oran	Özsermaye / Aktif
Duran Varlıklar / Aktif	FAVÖK / Kısa Vade Borç
Esas Faaliyet Kar Marjı (Yıllık)	Favök / Toplam Borçlar
Firma Değeri (Dönem Sonu)	Kısa Vade Borç / Aktif
Etkinlik Süresi	Kısa Vade Borç / Özsermaye
Nakit Döndürme Süresi	Finansman Gider / Net Satış (Yıllık)
Alacak Tahsil Süresi	Piyasa Değeri (Dönem Sonu)
PD / Net Satış	Halka Açık Piyasa Değeri
Firma Değeri / Net Satış	

Başarılı olma durumu ile anlamlı düzeyde korelasyona sahip ( $p < 0.05$ ) oranlar ise Tablo 13'de ve 2 yıl önceden tüm değişkenlerle başarısızlık tahmini sonuçları Tablo 14'de verilmiştir.

**Tablo 13: 2018 için Anlamlı Düzeyde Korelasyona Sahip Oranlar**

Oran	p
Firma Değeri / Defter Değeri Oranı (Dönem Sonu)	0.039
Toplam Borç / Özsermaye	0.010
Yatırım / Amortisman %	0.031
Alacak Devir Hızı	0.009

**Tablo 4: 2 Yıl Önceden Tüm Değişkenlerle Başarısızlık Tahmini Sonuçları**

Gözlem	Tahmin				
	Başarılı	Başarısız	Doğru Tahmin Yüzdesi		
Adım 0	Başarı Durumu	Başarılı	14	0	100.0
		Başarısız	3	0	0.0
	Genel Yüzde (%)				82.4

Kesim noktası 0.5 olarak seçilmiştir

2 yıl önceki verilerle yapılan tahmin sonucunda başarısız firmaların tahmininin %100 başarısız olduğu görülmektedir. Tüm değişkenler birlikte değerlendirildiğinde herhangi bir ayırım

yapılmadan tüm şirketlerin başarılı olacağı şeklinde tahmin yapıldığı gözlemlenmiştir. 2 yıl önceki veriler için ilk tahmin sonuçları Tablo 15’de gösterilmiştir.

**Tablo 155: 2 Yıl Önceki Veriler İçin İlk Tahmin Sonuçları**

	B	S.E.	Wald	sd	Sig.	Exp(B)
<b>Adım 0</b> Sabit	-1.540	0.636	5.863	1	0.015	0.214

Modeldeki Sig. değeri incelendiğinde %95 düzeyinde anlamlı olduğu ve Exp(B) değerine göre de eklenen oranlardaki 1 birimlik değişimin başarı durumu üzerinde %1.5’lik bir etkisi olacağını göstermektedir. Modelin anlamlılığı için yapılan omnibus testi yapılmış ve Tablo 16’da sonuçları verilmiştir.

**Tablo 16: 2 Yıl Önceden Tahmin İçin Modelin Omnibus Testi Sonuçları**

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Ki-kare	sd	Sig.
<b>Adım 1</b>	Adım	5.467	1	0.019
	Model	5.467	1	0.019
<b>Adım 2</b>	Adım	10.377	1	0.001
	Model	15.844	2	0.000

H<sub>0</sub>: Block 1 ile Block 0 arasında anlamlı bir fark yoktur.

H<sub>1</sub>: Block 1 ile Block 0 arasında anlamlı bir fark vardır.

Sig <0.05 ise H<sub>0</sub> reddedebiliriz ve modelin daha iyi olduğu sonucuna ulaşırız. Modelin anlamlılığına dair Cox & Snell ve Nagelkerke R<sup>2</sup> değerleri ise aşağıda verilmiştir. Cox & Snell R<sup>2</sup> ve Nagelkerke R<sup>2</sup> istatistik değerleri 0 ve 1 arasında değerler almaktadır. Bu değerlerin bire yaklaşması uyum değerlerinin çok iyi olması ve tahmin gücünün arttığını göstermektedir (Cox & Snell, 1989; Nagelkerke, 1991).

**Tablo 6. 2 Yıl Öncesinden Tahmin İçin Model Özeti**

Adım	-2 Log olabirlik	Cox & Snell R <sup>2</sup>	Nagelkerke R <sup>2</sup>
1	10.377 <sup>a</sup>	0.275	0.454
2	0.000 <sup>b</sup>	0.606	1.000
a. 6 iterasyon yapılmıştır			
b. 24 iterasyon yapılmıştır			

Tablo 17 incelendiğinde, Cox & Snell R<sup>2</sup> ve Nagelkerke R<sup>2</sup> değerlerinin kabul edilebilir düzeyde olduğu görülmektedir. Model uygunluğu için ayrıca Hosmer and Lemeshow Testi yapılmıştır. Böylece tahmin edilen değerler ve gözlenen değerler arasında anlamlı farklılık olup olmadığı incelenmiştir. Şu hipotezler oluşturulmuştur:

H<sub>0</sub>: Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

H<sub>1</sub>: Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında anlamlı bir farklılık vardır.

p>0.05 ise modelin tahminlerin gözlemlerden farklılaşmadığı sonucuna ulaşılır. Tablo 18’de 2 yıl önceden tahmin için Hosmer ve Lemeshow testi sonuçları verilmiştir.

**Tablo 187: 2 Yıl Önceden Tahmin İçin Hosmer ve Lemeshow Testi**

Adım	Ki-kare	sd	Sig.
1	6.064	7	0.532
2	0.000	7	1.000

Tablo 18’e göre p>0.05 olduğu için modelin tahmin edebilirliğinde bir sorun bulunmamaktadır ve mevcut durum ile uygunluk göstermektedir. Modelin test edilmesi sonucu elde edilen sonuçlar Tablo 19’da verilmiştir.

**Tablo 19: 2018 Değerleri ile Oluşturulan Model Özeti**

	B	S.E.	Wald	sd	Sig.	Exp(B)	95% Güven aralığı		
							Lower	Upper	
<b>Adım 1</b>	Alacak devir hızı	0.034	0.018	3.624	1	0.057	1.035	0.999	1.072
	Sabit	-3.305	1.375	5.783	1	0.016	0.037		

Modeldeki Sig. değerleri incelendiğinde Adım 1 için %90 düzeyinde anlamlı olduğu ve Exp(B) değerine göre de Alacak devir hızı oranındaki 1 birimlik değişimin başarı durumu üzerinde %3,5'lik bir etkisi olacağını göstermektedir. 2018 değerleri ile oluşturulan modelin tahmin sonuçları Tablo 20'de gösterilmiştir.

**Tablo 208. 2018 Değerleri ile Oluşturulan Modelin Tahmin Sonuçları**

Gözlem	Tahmin		Doğru Tahmin Yüzdesi		
	Başarılı	Başarısız			
<b>Adım 1</b>	Başarı Durumu	Başarılı	14	0	100.0
		Başarısız	1	2	66.7
	Genel Yüzde (%)				94.1

Alacak devir hızı kullanıldığında başarısızların tahmin başarıları yine %66.7'ye yükselmiştir. Oluşturulan model ise şu şekildedir:

$$\text{logit}Y_t = -3.305 + 0.034X_{45-1} \quad (7)$$

#### 4.3. 1 Yıl Önceden Başarısız İşletmelerin Tahmini

2019 yılı verileri kullanılarak 1 yıl önceden başarısız işletmelerin tahmini için yine lojistik regresyon analizi ve tahminleme yöntemi olarak da forward-conditional kullanılmıştır. Çoklu doğrusallık sorununun (multicollinearity) önüne geçmek için öncelikle değişkenler arasındaki korelasyon oranları incelenmiş ve Pearson korelasyon katsayısı |0.9| üzerinde olan bağımsız değişkenler modelden çıkarılmıştır. Çıkarılan değişkenler Tablo 21'de verilmiştir.

**Tablo 21: 2019 için Korelasyonu Yüksek Oranlar**

Korelasyonu Yüksek Oranlar	
Nakit Oran	Piyasa Değeri (Dönem Sonu)
Cari Oran	Halka Açık Piyasa Değeri
Likit Oran	Kısa Vade Borç / Aktif
Aktif Karlılık (ROA) (%)	FAVÖK / Kısa Vade Borç
Esas Faaliyet Kar Marjı (Yıllık)	Toplam Borç Büyüme (%)
Firma Değeri (Dönem Sonu)	Toplam Borç / Özsermaye
VAFÖK Marjı (Yıllık)	Firma Değeri / Net Satış
Firma Değeri / Defter Değeri Oranı (Dönem Sonu)	

Tablo 21'ye göre başarılı olma durumu ile anlamlı düzeyde korelasyona sahip ( $p < 0.05$ ) olan hiçbir oran elde edilememiştir. 1 yıl önceden tüm değişkenlerle başarısızlık tahmini sonuçları Tablo 22'de gösterilmiştir.

**Tablo 22: 1 Yıl Önceden Tüm Değişkenlerle Başarısızlık Tahmini Sonuçları**

Gözlem	Tahmin				
	Başarılı	Başarısız	Doğru Tahmin Yüzdesi		
<b>Adım 0</b>	Başarı Durumu	Başarılı	12	0	100.0
		Başarısız	3	0	0.0
	Genel Yüzde (%)				80.0
Kesim noktası 0.5 olarak seçilmiştir					

1 yıl önceki verilerle yapılan tahmin sonucunda başarısız firmaların tahmininin %100 başarısız olduğu görülmektedir. Tüm değişkenler birlikte değerlendirildiğinde herhangi bir ayırım

yapılmadan tüm şirketlerin başarılı olacağı şeklinde tahmin yapıldığı gözlemlenmiştir. 1 Yıl Önceki Veriler İçin İlk Tahmin Sonuçları Tablo 23’de ve 1 Yıl Önceden Tahmin İçin Modelin Omnibus Testi Sonuçları ise Tablo 24’de gösterilmiştir.

**Tablo 239 :1 Yıl Önceki Veriler İçin İlk Tahmin Sonuçları**

	B	S.E.	Wald	sd	Sig.	Exp(B)
<b>Adım 0</b> Sabit	-1.386	0.645	4.612	1	0.032	0.250

Modeldeki Sig. değeri incelendiğinde %95 düzeyinde anlamlı olduğu ve Exp(B) değerine göre de eklenen oranlardaki 1 birimlik değişimin başarı durumu üzerinde %25’lik bir etkisi olacağını göstermektedir. Modelin anlamlılığı için omnibus testi yapılmıştır. 2. Adımda anlamlı bir p değerine ulaşıldığı görülmektedir ( $p < 0.05$ ).

**Tablo 24: 1 Yıl Önceden Tahmin İçin Modelin Omnibus Testi Sonuçları**

Omnibus Tests of Model Coefficients				
		Ki-kare	sd	Sig.
<b>Adım 1</b>	Adım	3.494	1	0.062
	Model	3.494	1	0.062
<b>Adım 2</b>	Adım	7.582	1	0.006
	Model	11.077	2	0.004

$H_0$ : Block 1 ile Block 0 arasında anlamlı bir fark yoktur.

$H_1$ : Block 1 ile Block 0 arasında anlamlı bir fark vardır.

Sig  $< 0.05$  ise  $H_0$  reddedebiliriz ve modelin daha iyi olduğu sonucuna ulaşırız. Modelin anlamlılığına dair Cox & Snell ve Nagelkerke  $R^2$  değerleri ise aşağıda verilmiştir. Cox & Snell  $R^2$  ve Nagelkerke  $R^2$  istatistik değerleri 0 ve 1 arasında değerler almaktadır. Bu değerlerin bire yaklaşması uyum değerlerinin çok iyi olması ve tahmin gücünün arttığını göstermektedir (Cox & Snell, 1989; Nagelkerke, 1991). 1 yıl öncesinden tahmin için model özeti Tablo 25’de verilmiştir.

**Tablo 2510: 1 Yıl Öncesinden Tahmin İçin Model Özeti**

Adım	-2 Log olabilirlik	Cox & Snell $R^2$	Nagelkerke $R^2$
1	11.518 <sup>a</sup>	0.208	0.329
2	3.935 <sup>b</sup>	0.522	0.826
a. 5 iterasyon yapılmıştır			
b. 11 iterasyon yapılmıştır			

Cox & Snell  $R^2$  ve Nagelkerke  $R^2$  değerlerinin çok iyi düzeyde olduğu görülmektedir. Model uygunluğu için ayrıca Hosmer and Lemeshow Testi yapılmıştır. Böylece tahmin edilen değerler ve gözlenen değerler arasında anlamlı farklılık olup olmadığı incelenmiştir. Şu hipotezler oluşturulmuştur:

$H_0$ : Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında anlamlı bir farklılık yoktur.

$H_1$ : Tahmin edilen değerler ile gözlenen değerler arasında anlamlı bir farklılık vardır.

$p > 0.05$  ise modelin tahminlerin gözlemlerden farklılaşmadığı sonucuna ulaşılır. 1 yıl önceden tahmin için Hosmer ve Lemeshow testi sonuçları Tablo 26’da ve 2020 değerleri ile oluşturulan model özeti ise Tablo 27’de verilmiştir.

**Tablo 2611.1 Yıl Önceden Tahmin İçin Hosmer ve Lemeshow Testi**

Adım	Ki-kare	sd	Sig.
1	5.896	6	0.435
2	1.777	6	1.939



$p > 0.05$  olduğu için modelin tahmin edebilirliğinde bir sorun bulunmamaktadır ve mevcut durum ile uygunluk göstermektedir. Modelin test edilmesi sonucu elde edilen sonuçlar aşağıda verilmiştir.

**Tablo 2712: 2020 Değerleri İle Oluşturulan Model Özeti**

		B	S.E.	Wald	sd	Sig.	Exp(B)	95% Güven aralığı	
								Lower	Upper
Adım 1	Duran Varlıklar/Maddi Özkaynaklar	0.085	0.050	2.963	1	0.085	1.089	0.988	1.201
	Sabit	11.249	5.957	3.573	1	0.059	0.00		
Adım 2	Duran Varlıklar/Maddi Özkaynaklar	0.326	.419	0.605	1	0.437	1.385	0.609	3.150
	Yatırım/ Amortisman (%)	0.008	0.014	0.339	1	0.560	1.008	0.981	1.036
	Sabit	45.893	59.249	0.600	1	0.439	0.000		

Modeldeki Sig. değerleri incelendiğinde Adım 1 için %90 düzeyinde anlamlı olduğu ve Exp(B) değerine göre de Duran Varlıklar/Maddi Özkaynaklar oranındaki 1 birimlik değişimin başarı durumu üzerinde %8,9'luk bir etkisi olacağını göstermektedir. Adım 2'de Yatırım/ Amortisman (%) oranı modele dahil edildiğinde tahmin gücü yükselmekle birlikte Sig değerlerinin düştüğü ve anlamlı sonuçlar vermediği görülmektedir. Tablo 28'de 2020 değerleri ile oluşturulan modelin tahmin sonuçları verilmiştir.

**Tablo 2813: 2020 Değerleri ile Oluşturulan Modelin Tahmin Sonuçları**

			Başarılı	Başarısız	Doğru Tahmin Yüzdesi (%)
			Adım 1	Başarı	Başarılı
Başarısız	2	1			33.3
Genel Yüzde (%)				80.0	
Adım 2	Başarı	Başarılı	11	1	91.7
		Başarısız	1	2	66.7
	Genel Yüzde (%)				86.7

Duran Varlıklar/Maddi Özkaynaklar ile Yatırım/ Amortisman (%) kullanıldığında başarısız şirketlerin tahmin başarısı %66.7'ye yükselmiştir. Söz konusu yıllar ve şirketler için başarısızlığı tahmin etmede başarısının oldukça yükseldiği görülmektedir. Oluşturulan model ise şu şekildedir;

$$\text{logit}Y_t = -45.893 + 0.326X_{28-1} + 0.008X_{44-1} \quad (8)$$

## 5. Sonuç

Ağır rekabet koşulları altında şirketlerin varlıklarını devam ettirebilmeleri için finansal sıkıntıları ve başarısızlıkları önceden öngörmeye yardımcı olacak modeller şirketler oldukça önemlidir. Bu modeller, şirketlerin fon sağlayıcıları ve yatırımcılarına, firmanın finansal başarısızlığını önceden tespit edilmesine ve işletmelerin gelecekteki finansal durumları hakkında tahminlerde bulunulmasına yardımcı olmaktadır. Çalışmada Borsa İstanbul A.Ş. (Borsa veya BIST)'de işlem gören Toptan ve Perakende Ticaret Sektöründeki şirketlerin 2017-2021 dönemine ait yıllık finansal tabloları ve açıklamaları kullanılarak, söz konusu firmalara ait finansal başarısızlığın lojistik regresyon modeliyle tahmin edilmesi amaçlanmıştır.

Çalışmanın analiz sonuçları değerlendirildiğinde; Nakit Oran, Piyasa Değeri (Dönem Sonu), Cari Oran, Halka Açık Piyasa Değeri, Likit Oran, Kısa Vade Borç / Aktif, Aktif Karlılık, Kısa Vade Borç, Esas Faaliyet, Kar Marjı, Toplam Borç, Büyüme oranı finansal başarı veya başarısızlığın temel göstergeleridir. Finansal başarısızlığın 1 yıl öncesinden öngörülmesini amaçlayan modele göre belirlenen göstergelerden hiçbiri başarılı olma durumunda anlamlı korelasyona sahip değildir. Söz konusu yıl ve şirketler için Duran Varlıklar/Maddi Özkaynaklar ile Yatırım/ Amortisman (%) kullanıldığında tahmin başarısı % 86.7 olmaktadır. Benzer şekilde, finansal başarısızlığın 2 yıl

öncesinden tahmininde korelasyona sahip önemli göstergeler ise Firma Değeri / Defter Değeri Oranı (Dönem Sonu), Toplam Borç / Özsermaye, Yatırım / Amortisman %, Alacak Devir Hızı oranı olarak belirlenmiştir. Söz konusu modelin alacak devir hızı kullanıldığında tahmin başarısı % 94.1' dir. Son olarak, finansal başarısızlığı 3 yıl öncesinden tahmin eden modele göre başarılı olma durumu anlamlı korelasyona sahip göstergeler; Firma Değeri / Defter Değeri Oranı (Dönem Sonu), Kısa Vade Borç / Toplam Borç, Yatırım / Amortisman %, Alacak Devir oranı olarak belirlenmiştir. Alacak devir hızı kullanıldığında tahmin başarısı % 93.8 olmuştur. Söz konusu yıllar ve şirketler için başarısızlığı tahmin etmede başarılı olduğu fakat oluşturulan modellerin hepsinin anlamlı çıkmadığı görülmektedir. Özellikle bir yıl önceki verilerle oluşturulan modelde 2. Adımda dahil edilen finansal oranın modeldeki ilgili değişkenlerin p değerlerini düşürdüğü görülmektedir. Birinci adım sonrası değerler de %90 anlamlılık düzeyinde açıklayabilmektedir. Bu da başarısızlık tahmini için bir yıllık verilerin önemsiz olduğu anlamına gelmemektedir. Şirketler başarısız duruma bir anda gelmemekte genellikle yıllara yayılan sorunların birikmesi ile gerçekleşebilmektedir.

Lojistik regresyon modeli ile yaptıkları çalışmalarında Altaş ve Giray (2005), tekstil sektöründe faaliyet gösteren İMKB'ye kayıtlı işletmelerin 2001 yılına ait oranları ile firmaların finansal başarı ve başarısızlıklarını belirlemeye çalışmışlar ve analiz sonucunda %74 oranında başarılı tahminde bulunmuşlardır. Ural vd. (2015) çalışmalarında, lojistik model yardımıyla 2005-2012 yılları arası verileri kullanarak finansal başarısızlık riskini üç yıl öncesinden tahmin etmeyi hedeflemişler ve lojistik regresyon modelinin işletme başarısızlıklarında önemli bir araç olarak kullanılabileceğini göstermişlerdir. Kaygın vd. (2016) Borsa İstanbul'da işlem gören imalat sanayi şirketlerinin 2010-2013 dönemi için finansal başarılı ve başarısız olma durumları tahmin etmeye çalışmışlar ve analiz sonucunda, işletmelerin finansal başarılı ve başarısız olma durumlarını tahmin etmek için oluşturulan tüm modellerde 2012 yılı tahmin gücünün en başarılı yıl olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Borsa İstanbul'da bulunan şirketlerin tümü aynı tür verileri yayınlamamaktadır. Raporlama ve muhasebe sistemleri gelişmiş kurumsal firmaların tüm çeyreklerdeki çok ayrıntılı verilerine ulaşılabilirken bazı şirketlerin sadece yıllık verilerine ulaşılabilir. Bu durumda da geniş bir veri setine ulaşamamaktadır. Çalışmanın sonuçları nitel ve makroekonomik değişkenlerin eklenmesiyle geliştirilebilir. Makroekonomik değişkenleri Borsa İstanbul'da işlem gören tüm firmaları içeren daha geniş bir örnekleme bütünleştirerek yapılacak çalışmalar için yol gösterici olabilir. Ayrıca tahminler yapılırken sadece belli yılların verileri ile değil örneğin son 3 yıllık verilerin hepsinin hesaplanacak ağırlıklarla denkleme dahil edileceği bir yaklaşım daha doğru sonuçlar verebilecektir.

Çalışma sonucunda yöneticiler, önemli olduğu görülen finansal yapı ve kârlılık oranları başta olmak üzere finansal oranlar ile işletmenin başarısızlıklarını önceden tahmin edip, tespit edebilecekleri ve ortaya çıkabilecek riskleri de önleyebileceklerinin bilincinde olmalıdırlar. Bu oranları etkin bir şekilde kullanabilmek adına hem kendileri bu konuda eğitim almalı hem de çalışanlarını eğitim programlarına katılmaları adına teşvik etmelidirler. İşletmeler düzenli olarak da uzman kişilerden ve kuruluşlardan destek almalıdırlar.

Bu çalışma, öncelikle ticaret sektörünün önemi ve ülke ekonomisindeki rolünün ekonomik gelişmişlik göstergelerinin bir göstergesi olarak değerlendirilmesi açısından önem kazanmaktadır. Başarısızlık tahmini, yatırımcıların yatırımlarının akıbetini belirlemesine ve başarısız olan şirketlerdeki yatırımlarını elden çıkarmasına ya da yatırımlarını başarılı şirketlere yönlendirmesine olanak sağlanmaktadır.

**Destek ve Teşekkür Beyanı:** Bu araştırmanın hazırlanmasında herhangi bir dış destek alınmamıştır.

**Araştırmacının Katkı Oranı Beyanı:** Tek yazarlı bir çalışma olup yazarın katkı oranı %100'dür.

**Çatışma Beyanı:** Araştırmanın yazarı olarak herhangi bir çıkar çatışma beyanım bulunmamaktadır.

**Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı:** Bu araştırmanın her aşamasında "Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiği Yönergesin'de belirtilen tüm kurallara uyulmuştur. Yönergenin "Bilimsel Araştırma ve Yayın Etiğine Aykırı Eylemler" başlığı altında belirtilen eylemlerden hiçbiri gerçekleştirilmemiştir. Bu çalışmanın yazım sürecinde etik kurallarına uygun alıntı yapılmış ve kaynakça oluşturulmuştur. Çalışma intihal denetimine tabi tutulmuştur.

## Kaynakça

- Affes, Z. and Hentati-Kaffel, R. (2019). Predicting US Banks Bankruptcy: Logit Versus Canonical Discriminant Analysis. *Computational Economics*, 54(1), 199-244.
- Aksoy, B. and Boztosun, D. (2018). Financial Failure Prediction Using Discriminant and Logistic Regression Methods: BIST Manufacturing Sector Example. *Journal of Financial, Political and Economic Comments*, 55, 9-32.
- Aktaş, R. (1993). *Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini*. Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Alaka, H.A., Lukumon O. O., Hakeem A. O., Vikas K., Saheed O. A., Olugbenga O. A. and Muhammad B. (2018). Systematic Review of Bankruptcy Prediction Models: Towards A Framework for Tool Selection. *Expert Systems with Applications*, 94, 164-84.
- Altaş, D. and Giray, S. (2005). Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistik Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği. *Sosyal Bilimler Dergisi*, 2, 13-28.
- Altman, E. I. and Loris, B. (1976). A Financial Early Warning System for Over-The-Counter Broker-Dealers. *The Journal of Finance*, 31(4), 1201-1217.
- Altman, E.I. (1968). Financial Ratios. Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23, 589-609.
- Altman, E. I., Iwanicz-Drozdowska, M., Laitinen, E. K. and Suvas. A. (2020). A Race for Long Horizon Bankruptcy Prediction. *Applied Economics*, 52(37), 4092-4111.
- Baş, G. (2017). Türkiye'de Bir Şehrin Büyükşehir Olabilme Kriterlerinin İkili Lojistik Regresyon ile Analizi. (Yayınlanmamış Yüksek Lisans Tezi). Dumlupınar Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Kütahya.
- Beaver, W. H. (1966). Financial Ratios as Predictors of Failure. *Journal of Accounting Research*, 4, 71-111.
- Berkson, J. (1944). Application of the Logistic Function to Bio-Assay. *Journal of the American Statistical Association*, 39(227), 357-365.
- Bulut, E. and Şimşek, A. İ. (2018). Financial Failure Estimation with Logistic Regression Model: A Study on Technology Sector Companies Treated in BIST. *Anemon Muş Alparslan Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 6(ICEESS'18), 177-183.
- Casta, J-F. and Zerbib, J. P. (1979). Prévoir La Défaillance Des Entreprises?. *Revue Française de Comptabilité*, 97, 506-526.
- Charalambakis, E. C. and Garrett, I. (2019). On Corporate Financial Distress Prediction: What Can We Learn from Private Firms in A Developing Economy? Evidence from Greece. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 52(2), 467-491.
- Cornfield, J. (1962). Epidemiological Aspects of Coronary Artery Disease. *Annals of The New York Academy of Sciences*, 97, 959.
- Cox, D. R. (1970). *The Analysis of Binary Data*. Methuen: London.
- Cox, D.R. and Snell, E. (1989). *Analysis of Binary Data*. Chapman & Hall.

- Deakin, E. B. (1972). A Discriminant Analysis of Predictors of Business Failure. *Journal of Accounting Research*, 10 (1), 167-179.
- Du Jardin, P. (2009). Bankruptcy Prediction Models: How to Choose the Most Relevant Variables?. *Bankers, Markets & Investors*, 98, 39-46.
- Ertan, A. S. and Ersan, Ö. (2018). Determinants of Financial Default: The Case of Manufacturing Industry in Turkey. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 40, 181-207.
- Fitzpatrick, P.J. (1932). *A Comparison of the Ratios of Successful Industrial Enterprises with Those of Failed Companies*. Lanzhou: The Certified Public Account.
- Gilbert, L. R., Menon, K. and Schwartz, K.B. (1990). Predicting Bankruptcy for Firms in Financial Distress. *Journal of Business Finance & Accounting*, 17(1), 161-171.
- Gupta, J., Gregoriou, A. and Healy, J. (2015). Forecasting Bankruptcy For SMEs Using Hazard Function: To What Extent Does Size Matter?. *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 45(4), 845-869.
- Halperin, M., Blackwelder, W. C. and Verter, J. I. (1971). Estimation of The Multivariate Logistic Risk Function: A Comparison of the Discriminant Function and Maximum Likelihood Approaches. *Journal of Clinical Epidemiology*, 24, 125-158.
- Jabeur, S. B. (2017). Bankruptcy Prediction Using Partial Least Squares Logistic Regression. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 36, 197-202.
- Kaygın, C. Y., Tazegül, A. ve Yazarkan, H. (2016). İşletmelerin Finansal Başarılı ve Başarısız Olma Durumlarının Veri Madenciliği ve Lojistik Regresyon Analizi İle Tahmin Edilebilirliği. *Ege Academic Review*, 16(1), 147-159.
- Lev, B. (1971). Financial Failure and Informational Decomposition Measures, In *Accounting in Perspective Contributions to Accounting Thoughts by Other Disciplines*. Edited by R. R. Sterling and W. F. Bentz, Cincinnati: Southwestern Publishing Co.
- Libby, R. (1975). Accounting Ratios and The Prediction of Failure: Some Behavioral Evidence. *Journal of Accounting Research*, 13(1), 150-161.
- Nagelkerke, N. J. (1991). A Note On a General Definition of the Coefficient of Determination. *Biometrika*, 78(3), 691-692.
- Ohlson, J. A. (1980). Financial Ratios and The Probabilistic Prediction of Bankruptcy. *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Önder, H. ve Cebeci, Z. (2002). Lojistik Regresyonlarda Değişken Seçimi. *Çukurova Üniv. Ziraat Fakültesi Dergisi*, 17(2), 105-114.
- Shi, Y. and Li, X. (2019). An Overview of Bankruptcy Prediction Models for Corporate Firms: A Systematic Literature Review. *Intangible Capital*, 15(2), 114-127.
- Stefko, R., Beata, G., Martin, R. and Viera, I. (2019). Evaluation of Selected Indicators of Patient Satisfaction and Economic Indices in OECD Country. *Economics & Sociology*, 12, 149-332.
- Stenbäck, T. (2013). *Corporate Default Prediction with Financial Ratios and Macroeconomic Variables*. (Economics Master's Thesis). Department of Economics, Aalto University School of Business, Finland.
- Tutkavul, K. ve Karahan, Ü. F. (2021). Lojistik Regresyon Analizi İle İşletmelerde Finansal Başarısızlığın Tahmin Edilmesi: BIST Sınai Endeksi'nde Bir Uygulama. *Mali Çözüm Dergisi*, 31(165), 45-60.
- Ural, K., Gürard, Ş. and Önemli, B. M. (2015). Financial Failure Estimation with Logistic Regression Model: Application in Food, Beverage and Tobacco Companies Listed on Borsa Istanbul. *Journal of Accounting and Finance*, 67, 85-100.

- Zeytinoglu, E. and Akarım, Y. D. (2013). Financial Failure Prediction Using Financial Ratios: An Empirical Application On Istanbul Stock Exchange. *Journal of Applied Finance & Banking*, 3(3), 107-11.
- Zohra, K. F., Mohamed, B., Elhamoud, T., Garaibeh, M., Ilhem, A. and Naimi, H. (2015). Using Financial Ratios to Predict Financial Distress of Jordanian Industrial Firm's Empirical Study Using Logistic Regression. *Academic Journal of Interdisciplinary Studies*, 4(2), 137-137.