



**CLASSIFICATION OF COMPANIES OF SOME SECTORS IN THE
CATEGORY OF MANUFACTURING INDUSTRY IN BIST 100
INDEX**

Doç. Dr. Yüksel ÖNER

Ondokuz Mayıs Üniversitesi Fen Edebiyat Fakültesi Uygulamalı İstatistik
ABD

yoner@omu.edu.tr

Fatima ULUBAYOVA

Hacettepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı

fulubeyova@gmail.com

Dr. Burçin ÖNER

burcinoner6858@gmail.com

Abstract

Classification has been made on many fields with various techniques in real life. The purpose of this study is to classify the companies in the Manufacturing Industry category in BİST100 using the 3-year (2015-2016-2017) financial data of the companies operating in the sektör “Chemical, Petroleum, Rubber and Plastic Products” manufacturing sector. To determine the effective variables in this classification and how the results change according to years, and to compare the methods used in the classification in terms of success rate. For this purpose, the data that will be used in the survey by taking advantage of the annual balance sheet and income statements of companies through PDP (Public Disclosure Platform) are prepared according to the years for 10 financial variables. By taking into account the groups determined according to the classification criteria of stocks traded in the BIST100 stock market (A, B, C, and D group), companies have been gathered in two groups with a rearrangement considering the number of companies per groups. Using discriminant analysis and logistic regression analysis, companies were classified according to both determined variables and financial ratios derived from these variables. The validity of the results obtained according to the classification methods was evaluated by calculating the correct classification percentages.

Keywords: *BIST100, Classification, Financial ratios, Classification success.*



BİST 100 ENDEKSİNDE İMALAT SANAYİ KATEGORİSİNDE YER ALAN BAZI SEKTÖRLERE AİT ŞİRKETLERİN SINIFLAMASI

Öz

Sınıflandırma gerçek hayatta birçok alanda farklı yöntemler kullanılarak yapılmaktadır. Bu çalışmanın amacı BİST100’de İmalat Sanayi kategorisinde yer alan ve “Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik ürünler” üretim sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin 3 yıllık (2015-2016-2017) finansal verilerini kullanarak sınıflandırmasını yapmaktır. Bu sınıflandırmada etkili değişkenleri ve sonuçların yıllara göre nasıl değişim gösterdiğini belirlemek, sınıflandırmada kullanılan yöntemleri başarı oranı açısından karşılaştırmaktır. Bu amaçla KAP(Kamu Aydınlatma Platformu) üzerinden şirketlere ait yıllık bilanço ve gelir tablolarından yararlanarak araştırmada kullanılacak olan veriler 10 tane finansal değişken için yıllara göre düzenlenmiştir. BİST100 hisse senedi piyasasında işlem gören hisse senetlerinin sınıflandırma ölçütüne göre belirlenen sınıflar (A, B, C ve D grubu) dikkate alınarak, bu sınıflar üzerinde gruplara düşen şirket sayısı çokluğu göz önünde bulundurulmuş ve yeniden bir düzenleme ile şirketler iki sınıfta toplanmıştır. Diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi kullanılarak hem belirlenen değişkenlere hem de bu değişkenlerden türetilen finansal oranlara göre şirketlerin sınıflandırılması yapılmıştır. Sınıflandırma yöntemlerine göre elde edilen sonuçların geçerliliği doğru sınıflama yüzdeleri hesaplanarak değerlendirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *BİST 100, Sınıflandırma, Finansal oranlar, Sınıflandırma başarısı.*

Giriş

Araştırma yapılırken toplanan ham veriler düzensiz ve çok sayıda olduğundan bu verilerin analizi güçleşir ve sağlıklı sonuçlar elde edilemez. Bu nedenle verilerin okuyucuya kolay sunulmasını sağlamak için sınıflandırma çalışmaları yapılmaktadır. Çok değişkenli istatistiksel analizlerde sık karşılaşılan problemlerden birisi sınıflandırma sorunudur. Sınıflandırma, yeni bir nesnenin sahip olduğu nitelikleri inceleyerek onu önceden tanımlanmış sınıfa atamaktır. Burada önemli olan her bir sınıfın özelliklerinin net bir şekilde tanımlanmış olmasıdır (Karasar, 2015) . Farklı kitlelere/gruplara ait olan istatistiksel birim/bireyler üzerinde p tane özelliğin ölçüldüğü varsayılsın. Araştırmacı böyle bir bireyin hangi gruba ait olduğunu öğrenmek isteyebilir. Bu durumda sınıflandırma problemi, bireyin p sayıda özelliğini inceleyerek hangi gruptan geldiğine karar verme problemi olarak nitelendirilebilir (Burmaoğlu, Oktay & Özen, 2009).

Bazı durumlarda grupların olasılık dağılımları ve bu dağılımların parametreleri bilinmemektedir. Ancak uygulamada genellikle her grubun p değişkenli bir dağılıma sahip olduğu varsayılarak, rastgele çekilen örnekler yardımıyla söz konusu dağılımın parametreleri tahmin edilir. Elde edilen tahmin ediciler kullanılarak karar verme problemi çözülmeye çalışılır. Bu düzeyde, araştırmacı için iki karar verme konusu bulunmaktadır. Birincisi grupların ayırt edici özelliklerini araştırarak, grupları ayırmada etkili olan değişkenleri belirlemek, ikincisi ise bu değişkenlerin bir



fonksiyonu olarak bulunacak olan ayırt edici fonksiyonlar yardımıyla bireyleri gruplara sınıflandırmaktır.

Verilerin sınıflandırılması istatistiksel çözümler için kullanıldığı gibi, onların doğruluğunu denetlemeye de yarar. Farklı sınıflandırma yöntemleri tıp, biyoloji, psikoloji, sosyoloji, ekonomi, arkeoloji gibi karmaşık oluşumların bulunduğu bilim alanlarında yoğun olarak kullanılmaktadır. Finansal veriler gibi büyük bir veri yığına sahip olan finansal sistem hakkında çıkarımlarda bulunabilmek adına sınıflama tekniklerinden yararlanmak önemli kabul edilmektedir.

Literatürde finansal verilerle sınıflama problemlerinde diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi, kümeleme analizi gibi klasik sınıflandırma tekniklerinin yanı sıra veri madenciliği, yapay sinir ağları, bayes sınıflandırıcısı, k- en yakın komşu ve karar ağaçları algoritmaları gibi yeni yöntem ve algoritmalarda kullanılmaktadır.

Literatür Taraması

İmalat sektöründe 1961 ve 1962 yılları ile ilgili olarak yapılan bir yatay-kesit analizinde sektördeki firmalar alt sektör ve büyüklükleri bakımından ayrılarak, firmaların oranları arasında farklılık olup olmadığı korelasyon analizi ile incelenmiştir (Gupta, 1969). Gupta'ya (1969) göre küçük işletmelerin ortalama tahsil sürelerinin düşük, stok ve nakit devir hızlarının yüksek olmasının, bu işletmelerin fon bulmada zorlanmalarına yol açmaktadır. Diğer taraftan borçlanma oranı ile işletme büyüklüğü arasında negatif korelasyon çıkması, küçük işletmelerin finansal riskinin yüksek olmasına bağlanmaktadır.

İmalat endüstrisinde Gupta ve Ronald tarafından yapılan bir çalışmada, 20 imalat sektörüne ait sabit varlık devir hızı, stok devir hızı, ortalama tahsil süresi ve nakit devir hızı oranları ele alınarak, her bir oran için ayrı ayrı hiyerarşik kümeleme analizi ile şirketlerin kümelenmesi araştırılmıştır (Gupta & Ronald, 1974). Gupta ve Ronald'a (1974) göre, stok devir hızı oranı ile yapılan kümelemede şirketler, üretilen ürünün üretim ve tüketim süresi ile elde bulundurma maliyetine göre gruplandırıldığında, üretim ve tüketim süresi düşük ve elde bulundurma maliyeti yüksek olan ürünler üreten şirketlerden oluşan sektörler aynı grupta yer almaktadır.

Jain (2002) çalışmasında, firmalara ait hisse senedi getirilerini belirleyen farklı finansal karakteristiklerin olup olmadığını finansal oranlar üzerinde diskriminant analizini kullanarak, piyasanın üstünde ve altında getiri sağlayan hisse senetlerini birbirinden ayıran finansal oranları tespit etmiştir. Araştırmada, yatırımın getirisi (% değişim), vergi sonrası kâr (% değişim), kâr payı ödemesi (% değişim), cari oran, faizin kaç kez kazandırdığı ve borçların devir hızı oranları dikkate alınmıştır. Jain'e (2002) göre, kâr payı ödemesi oranı bu ayırımı anlamlı bir şekilde yapmakta, diğer 5 değişkenin ise ayırıcı özelliği bulunmamaktadır.



ABD’de 2002 yılında yapılan bir çalışmada bu ülkede bulunan 3525 küçük işletme, işletmenin içinde bulunduğu sektör, çalışma yılı (işletmenin yaşı), aktif yapısı, büyüklük (satış miktarı ve çalışan sayısı), kârlılık ve büyüme özellikleri dikkate alınarak kümeleme analizi ile finansman yapılarına göre kümeler ayrılmıştır (Gibson, 2002). Uygulanan kümeleme analizi sonucunda 4 küme oluşturulmuştur ve sonuçların doğruluğu parametrik ve parametrik olmayan test yöntemleri ile kontrol edilmiştir. Gibson’a (2002) göre, küçük işletmelerim kümeler ayrılmasında büyüme değişkeni istatistiksel olarak anlamlı, ele alınan diğer değişkenler ise önemsizdir.

Kuzey ve Güney Amerika’daki şirketler arasından seçilen 476 şirketin hiyerarşik kümeleme analizi kullanılarak, şirketlerin 10 kümeye ayrılmış olduğu bir çalışmada şirketlerin hisse senetlerinin 02.01.1997-31.12.1999 ile 02.01.2000-31.12.2001 tarihleri arasındaki günlük verileri kullanılmıştır. Sözkonusu çalışmada ele alınan değişkenler kazanç/fiyat, defter değeri/piyasa değeri, temettü verimi, satışlar/hisse senedi fiyatı ve satışlar/hisse senedi sayısı oranları olarak belirlenmiştir. Kümelerin risk ve getiri değerleri ile ele alınan değişkenler her iki dönem için hesaplanmış ve riski düşük getirisi yüksek olan kümeler bulunmuştur (Costa, Cunha & Silva, 2005). Costa, Cunha ve Silva’ya (2005) göre, yatırımcılar kâr elde etmek veya daha az zarar etmek için riski düşük getirisi yüksek olan kümelerdeki şirketlerin hisse senetlerine yatırım yapmalıdırlar.

Finansal oranlara dayanan diskriminant analizinin finans alanında bilinen en iyi örneği Edward Altman tarafından 1968 yılında verilmiştir (Gürsoy, 2007). Gürsoy’a (2007) göre, Altman yarısı iflas etmiş 66 firma seçerek, bu firmaların bir yıl önceki finansal tablolarından 22 oran hesaplamış ve bu oranlardan açıklayıcı gücü en yüksek olan 5 tanesinden yararlanarak firmaları iki gruba ayırmada kullanılabileceği diskriminant fonksiyonunu oluşturmuştur. Altman oluşturduğu bu model ile ele aldığı 66 firmanın iflas etme/etmeme durumuna göre yapılan sınıflamasında %95 doğru sınıflama başarısı elde etmiştir.

Romanya, Çek Cumhuriyeti, Macaristan ve Polonya’da gıda, kimya, enerji, ilaç ve finansal hizmet sektörlerinde faaliyette bulunan 115 şirketin ele alınarak kümeleme analiz ile kümelendirildiği bir çalışmada, şirketlerin 2003-2006 yıllarına ait finansal verilerinden aktif kârlılık oranı ve özsermaye kârlılık oranı kullanılmıştır (Alexandra, Cosmin, & Gabriel, 2008). Alexandra, Cosmin ve Gabriel’e (2008) göre, bu iki özellik açısından şirketler iki kümeye ayrılmış olup, kümeleme analizi sonucunda elde edilen sınıflandırmanın uygunluğunu değerlendirmek için yapılan varyans analizinde aktif kârlılık ve özsermaye kârlılık oranı kümeleri ayırmada istatistiksel olarak önemlidir.

ABD’de 2007 yılında başlayan likidite krizinin Avrupa’nın farklı ülkelerinde bulunan şirketlerin hisse senedi fiyatlarına yansımalarının kümeleme analizi ile incelendiği bir çalışmada, 2007-2008 yılları arasındaki kriz sürecinde kazanan şirketleri diğer şirketlerden ayırt eden özelliklerini belirlemek hedeflenmiştir (Manniste, Hazak, & Listra, 2011). Bu amaçla 45 Avrupa ülkesinden 705



şirket ele alınmış ve fiyat/kazanç oranı, kâr marjı, aktif kârlılık oranı, borç/özsermaye oranı ve cari oran değişkenleri kullanılarak şirketler kümelendirilmiştir. Şirketlerin 8 kümeye sınıflandırıldığı analiz sonucunda, Manniste, Hazak ve Litra'ya (2011) göre kazanan şirketlerin ortak özelliklerinin düşük fiyat/kazanç, yüksek kâr marjı ve orta düzeyde aktif kârlılık oranlarına sahip büyük ölçekli şirketler (çalışan sayısı bakımından) olması olup, şirketlerin kümelere ayrılmasında borç/özsermaye oranı ile cari oranın etkisi bulunmamaktadır.

İMKB30 endeksinde işlem gören hisse senetlerinin getirilerinin önceden tahmin edilmesinde etkili olan faktörlerin belirlenmesi ve en uygun model aracılığıyla hangi hisse senetlerine yatırım yapılmasının daha uygun olabileceğini konusu diskriminant analizi ile incelemiştir (Öz, Ayriçay & Kalkan, 2011). Bu çalışma ile 2007 yılı hisse senedi getirilerinin 2005 ve 2006 yılı finansal oranları kullanılarak 1 ve 2 yıl öncesinden tahmin edilmesi amaçlanmıştır. Öz, Ayriçay ve Kalkan'a (2011) göre, i) 1 yıl öncesi modelde faaliyet devir hızı ve kaldıraç değişkenleri, ii) 2 yıl öncesi modelde faaliyet devir hızı, kaldıraç ve likidite değişkenleri hisse senedi getirilerini önceden tahmin etmede istatistiksel olarak önemlidir. Doğru sınıflandırma yüzdeleri kullanılarak yapılan karşılaştırmada ise 2 yıl öncesi modelin sınıflandırma başarısı %91,7 iken, 1 yıl öncesi modele göre %75 olarak belirlenmiştir.

Akyüz, Balaban ve Yıldırım (2012), yaptıkları çalışmalarında imalat sanayinde bulunan sektörleri likidite, mali yapı, faaliyet ve kârlılık oranları yardımıyla kümeleme ve diskriminant analizini kullanarak 2007-2009 yılları arası süreç için araştırmışlardır. Akyüz, Balaban ve Yıldırım'a (2012) göre, orman ürünleri sanayinin yer aldığı gruptakilerin diğer birkaç sanayi dalı ile aynı özellikte ve söz konusu sanayi dallarının hem ekonomik yapı olarak hem de ülke ekonomisine katkıları bakımından benzer nitelikte etkiye sahiptir.

Kalfa ve Bekçioğlu (2013) BIST100 endeksinde yer alan gıda, tekstil ve çimento sektörlerinde faaliyet gösteren 42 şirketin finansal oranlarını 2006-2011 yılları arasında aldıkları değer ortalamalarını dikkate alarak hiyerarşik olmayan kümeleme yöntemlerinden biri olan K-ortalama yöntemine göre analiz etmişlerdir. Kümeleme analizi sonucunda elde edilen 3 küme(grup) için diskriminant analizi ile grupları birbirinden ayıran diskriminant fonksiyonu elde edilmiş ve bu fonksiyon yardımıyla 3 kümede yer alan şirketlerin yeniden sınıflandırılması yapılmıştır. Yapılan sınıflama için diskriminant fonksiyonunun doğru sınıflandırma oranının %100 olduğu tespit edilmiştir.

Karaca ve Çiğdem (2013) tarafından yapılan çalışmada Türkiye'de yaşanan 1994 ve 2001 ekonomik krizlerinin ve tüm dünyayı etkileyen 2008 küresel ekonomik krizinin Türk İmalat Sanayi sektörüne olan etkisi faktör analizi ve diskriminant analizi ile incelenmiştir. Araştırmada 15 adet finansal oran kullanılmıştır. Bu finansal oranlara faktör analizi uygulanarak 15 adet finansal oran gruplandırılarak üç faktör (verimlilik, risk ve karlılık)'e indirgenmiştir. Bu elde edilen faktörlere



diskriminant analizi uygulanarak 1994, 2001 ve 2008 krizlerinin öncesi ve sonrasını ayırmada etkin faktörler risk ve karlılık faktörleri olarak belirlenmiştir.

Ural ve Gürarda (2015) yaptıkları çalışmada Borsa İstanbul'da işlem gören gıda, içki ve tütün şirketlerinin 2005-2012 yılları arası verilerini dikkate alarak finansal başarısızlık riskini lojistik model yardımıyla üç yıl öncesinden tahmin etmeyi hedeflemişlerdir. Bu çalışmada finansal başarısızlığın bir yıl öncesinden öngörülmesini amaçlayan modelin öngörü gücü %91, iki yıl öncesinden tahmin etmeyi hedefleyen modelin öngörü gücü % 91 ve 3 yıl öncesinden öngörülmesini amaçlayan modelin öngörü gücü ise %74,5 olarak tahmin edilmiştir. Ural ve Gürarda'ya (2015) göre lojistik regresyon modeli işletme başarısızlıklarında önemli bir araç olarak kullanılabilir.

Materyal ve Metot

Materyal

Bu çalışmada imalat sanayisi sektörü içerisinde yer alan “Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik ürünler” üretim sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin ele alınan değişkenler yönüyle benzerliklerine göre sınıflandırılması amaçlanmaktadır. BİST100 endeksinde bu sektörde toplamda 32 şirketin yer aldığı ve bu şirketlerin hisse senetlerinin sınıflandırma kriterlerine göre belirlenen sınıflara (A, B, C ve D) ayrıldıkları bilinmektedir. İncelendiğinde şirketlerin genellikle A kategorisinde yer aldığı, diğer kategorilerde daha az sayıda şirketin bulunduğu görülmektedir. Bu sebeple yeniden bir düzenleme yapılarak şirketler iki sınıfta toplanmıştır. Bu düzenlemeye göre birinci sınıf A grubu şirketler (19 tane) olup (1) ile ikinci sınıf (B, C ve D) grup şirketler (13 tane) olup (2) ile gösterildi.

Çalışmada 10 adet finansal değişken ve bu değişkenlerden türetilen 9 adet finansal oran kullanıldı. Kullanılan finansal değişkenler ve finansal oranlar Tablo 1’de verildi. Bu değişkenler için ilgili sektörlere ait veriler KAP(Kamu Aydınlatma Platformu) üzerinden şirketlerin 2015-2016-2017yılları ile ilgili bilanço ve gelir tablolarından yararlanarak düzenlendi (<https://www.kap.org.tr/>).

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Finansal Değişkenler ve Finansal Oranlar

Finansal Değişkenler	Finansal Oranlar
X_1 : Dönen Varlıklar	Cari oran: $Y_1 = \ln X_1 / \ln X_4$
X_2 : Duran Varlıklar	Asit test oranı: $Y_2 = (\ln X_1 - \ln X_7) / \ln X_4$
X_3 : Aktif Toplam	Kaldıraç oranı: $Y_3 = (\ln X_4 + \ln X_5) / \ln X_3$
X_4 : Kısa Vadeli Yükümlülükler	Aktif karlılık oranı: $Y_4 = \ln 9 / \ln X_3$
X_5 : Uzun Vadeli Yükümlülükler	Özsermaye karlılık oranı: $Y_5 = \ln X_9 / \ln X_6$
X_6 : Özsermaye	Aktif toplam kısa vade yükümlülük oranı: $Y_6 = \ln X_4 / \ln X_3$
X_7 : Stoklar	Aktif toplam uzun vade yükümlülük oranı: $Y_7 = \ln X_5 / \ln X_3$
X_8 : Ticari Alacaklar	Aktif toplam stok oranı: $Y_8 = \ln X_7 / \ln X_3$
X_9 : Net Dönem Karı	Aktif toplam ticari alacak oranı: $Y_9 = \ln X_8 / \ln X_3$
X_{10} : Brüt Kar/Zarar	

Araştırmada kullanılan 9 adet finansal oranlar geleneksel olarak şirketlerin kârlılıklarını, verimliliklerini, likiditesini, mali durumlarını ve borsa performanslarını değerlendirmede kullanılan oranlardır. Tablo 1’de verilen değişkenlere ait verilerin analizlerde kullanılabilmesi için veri setindeki bazı değişkenlere ait kayıp gözlemler Listwise ve Pairwise yöntemleri ile tahmin edilmiştir. Çalışmanın istatistiksel analizler için R studio (Version 1.1.463 – © 2009-2018 RStudio, Inc.) ve IBM SPSS Statistics 22 paket programı uygulamalarından yararlandı.

Metot

Çalışmamızda söz konusu sektördeki şirketlere ait bazı finansal değişkenleri kullanarak, bu şirketlerin diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi ile sınıflandırmaları yapıldı. Ayrıca yapılan sınıflandırmaların tutarlılığı kontrol edildi. Bu sebeple bu bölümde söz konusu sınıflama metotlarının hakkında bilgiler verilecektir.

Diskriminant analizi

Diskriminant analizinin temel hedefi, birden fazla kitleden/gruptan gelen çok sayıdaki gözlemin en yüksek olasılıkla hangi kitleden/gruptan gelmiş olabileceğini tahmin etmektir. Başka bir ifadeyle diskriminant analizi birimleri en az hata ile ait oldukları kitlelere/gruplara ayırmak için yapılan işlemler topluluğu olarak tanımlanabilir (Selim & Sarıbay, 2003). Diskriminant analizinde birimlerin sınıflandırılması diskriminant fonksiyonları yardımı ile yapılır. Diskriminant fonksiyonları bağımlı değişkenin kategorik ve bağımsız değişkenlerin metrik olduğu doğrusal fonksiyonlardır. Bu diskriminant fonksiyonlarının bulunmasında, Fisher diskriminant analizi ve kanonik diskriminant analizi yaklaşımları kullanılmaktadır. Biz çalışmamızda kanonik diskriminant analizi yaklaşımını kullanarak birimleri sınıflandırmada kullanacağımız diskriminant fonksiyonlarını belirledik.

Kanonik diskriminant analizi yaklaşımına göre belirlenen diskriminat fonksiyonu:

$$D_j = c_{j0} + u_{j1}X_1 + u_{j2}X_2 + \dots + u_{jp}X_p, \quad j = 1, 2, \dots, r \quad (1)$$

eşitliği ile verilir ve standartlaştırılmamış kanonik diskriminant fonksiyonu adını alır. Burada p bağımsız değişken sayısı, X_t ($t = 1, 2, \dots, p$), t -nci bağımsız değişken, r diskriminant fonksiyonlarının sayısı ve D_j ($j = 1, 2, \dots, r$), j -nci diskriminant fonksiyonudur. Diskriminant fonksiyonlarının sayısı, g grup sayısı olmak üzere $r = \min(g - 1, p)$ dir (Alpar, 2011; Rencher, 2002; Baloğlu (edt.), 2015). Eşitlik(1)’de u_{jt} terimi j -nci diskriminant fonksiyonunda t -nci bağımsız değişkenin ağırlığı gösteren katsayı olup, ilgili değişkenin söz konusu diskriminant fonksiyonu üzerindeki önemini gösterir. Bu katsayılar, gruplar arası farkı ($B: p * p$ boyutlu gruplar arası kareler ve çarpımlar toplamı matrisi) grup içi farka ($W: p * p$ boyutlu gruplar içi ya da hata kareler ve çarpımlar toplamı matrisi) göre en büyük yapacak şekilde bulunur. Bu amaçla $W^{-1}B$ matrisinin özdeğer ve özvektörlerinden



yararlanılır. $W^{-1}B$ matrisinin özdeğer-özvektörler ikilileri $j = 1, 2, \dots, p$ için $(\lambda_j, \underline{v}_j)$ olmak üzere Eşitlik (1) ile verilen j .nci fonksiyona ait standartlaştırılmamış kanonik diskriminant fonksiyonunun katsayılar vektörü:

$$\underline{u}_j = \frac{\underline{v}_j}{\sqrt{\underline{v}_j' S_{wg} \underline{v}_j}}, \quad j = 1, 2, \dots, r; r = \min(g - 1, p) \quad (2)$$

olarak bulunur. Burada $S_{wg}: p * p$ boyutlu ortak örnek varyans kovaryans matrisi olup;

$$S_{wg} = \frac{\sum_{k=1}^g (n_k - 1) S_k}{\sum_{k=1}^g (n_k - 1)} \quad (3)$$

eşitliği ile hesaplanır. Diğer taraftan diskriminant fonksiyonunun sabit terimi (c_{j0}) ise,

$$c_{j0} = -\underline{m} \underline{u}_j, j = 1, 2, \dots, r \quad (4)$$

denklemden elde edilir. Burada $\underline{m}: 1 * p$ boyutlu, birleştirilmiş örnekleme bağımsız değişken ortalamalarının vektörüdür. Standartlaştırılmamış kanonik ayırma fonksiyonu katsayıları olarak bilinen ujt katsayıları gözlemlerin gruplara atanması amacıyla hesaplanan sonsal olasılıkların elde edilmesinde kullanılır. Gözlem, en yüksek sonsal olasılığa sahip sınıfa atanır.

Lojistik regresyon analizi

Lojistik regresyon analizinin temel odağı bireylerin hangi gruba üye olduklarını kestirmede bir regresyon denklemi oluşturmaktır. Lojistik regresyon ve diskriminant analizi bağımlı değişkenlerin kategorik olması açısından da benzerlik göstermektedirler. Lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenlere ait dağılım üzerinde kısıtlama yoktur. Aynı zamanda bağımsız ve bağımlı değişkenler arasındaki ilişkinin doğrusal olması da gerekmemektedir. Diğer deyişle lojistik regresyon, doğrusal olmayan ilişkiyi koruyarak ilişkinin formunu doğrusal hale getiren logaritmik dönüştürmeler yapar.

Lojistik regresyonda Odds oranı bir olayın olma olasılığının olmama olasılığına bölümü olarak

$$Odds = \frac{P(X = x)}{1 - P(X = x)} \quad (5)$$

şeklinde tanımlanır. Lojistik regresyon model kestiriminde en küçük kareler yöntemi yerine en çok olabilirlik yöntemi kullanılır, yani lojistik regresyon sapmaların kareleri toplamını en küçük yapmak yerine,,bir olayın olma olasılığını en büyük yapmakla ilgilenir.

Lojistik regresyondaki anahtar kavram, “logit” kavramıdır. Logit, odds oranının doğal logaritmasıdır. Özellikle lojistik regresyonda Y , bağımsız değişkenlerin mümkün olan en iyi doğrusal

kombinasyonu ile sonuçlanan doğrusal olmayan modele dayalı olarak, bir sonucun ya da diğerinin ortaya çıkma olasılığıdır. Olasılık, odds ve logit kavramlarını tek bir eşitlikte bir araya getirdiğimizde

$$\hat{Y}_i = \frac{e^u}{1 + e^u}, i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

eşitliği yazılabilir. Burada \hat{Y}_i , i -nci birimin bağımlı değişkenin kategorilerinin birisinde yer almasına ilişkin kestirilen olasılıktır. Eşitlik (6), u 'ya göre çözüldükten sonra lojistik regresyon modeli

$$u = \ln\left(\frac{\hat{Y}}{1 - \hat{Y}}\right) = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_p X_p \quad (7)$$

şeklinde ifade edilen doğrusal regresyon modeline dönüşür (Mertler & Vannatta, 2005).

Bulgular

Araştırmada imalat sanayisi sektörü içerisinde yer alan “Kimya, Petrol, Kauçuk ve Plastik ürünler” üretim sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin sınıflandırılmasında ilk olarak diskriminant analizi hem ham finansal verilerde hem de finansal oran verilerinde uygulanmaya çalışıldı. Öncelikle diskriminant analizi sınıflama yöntemini kullanabilmek için diskriminant analizinin varsayımlarının sağlanıp sağlanmadığı kontrol edildi. Bu varsayımlar gruplara göre her bir yıl için bağımsız değişkenlere ait dağılımların çok değişkenli normal dağılım ile uyumluluk göstermesi ve varyans kovaryans matrislerinin homojen olmasıdır. Dağılımın normallik varsayımı Mardia'nın basıklık testi ile varyans kovaryans matrislerinin homojenlik varsayımı ise Box M testi ile kontrol edildi (Alpar, 2011). Hem ham finansal veriler açısından hem de ham finansal değişkenler üzerinde tanımlanan finansal oranlar açısından verilerin çok değişkenli normal dağılım göstermesi varsayımının sağlanmadığı görüldü. Bu sebeple ham finansal veriler üzerinde logaritmik dönüşüm uygulandı ve Tablo 1’de yer alan finansal oranlar bu yeni elde edilen logaritmik finansal değişkenlerden tanımlandı. Logaritmik dönüşümle elde edilen logaritmik finansal değişkenlere ve finansal oranlara ait dağılımların normal dağılım ile uyumluluk testi sonuçları sırasıyla Tablo 2 ve Tablo 3’de verildi.

Tablo 2. Logaritmik Finansal Değişkenler İçin Normal Dağılıma Uyumluluk Testi

İstatistik	1.Grup(A Sınıfı Şirketler)			2.Grup (B,C ve D Sınıfı Şirketler)		
	2015	2016	2017	2015	2016	2017
\hat{Y}_{2p}	86,0942	117,0248	95,1669	48,3867	60,6763	60,1746
Z	-1,13	-0,0991	-0,8278	-2,38	-0,1977	-1,99418
p	0,13*	0,46*	0,21*	0,01**	0,42*	0,02**

* $p \geq 0,05$ ve ** $p \geq 0,01$

Tablo 2 ve Tablo 3’den görüldüğü gibi hem logaritmik finansal değişkenlere ait verilerin hem de logaritmik finansal oranlara ait verilerin dağılımı incelemeye alınan her bir yılda her iki grup için $p \geq \alpha$ eşitsizliği sağlandığından çok değişkenli normal dağılım ile uyumludur.



Tablo 3. Logaritmik Finansal Oranlar İçin Normal Dağılıma Uyumluluk Testi

İstatistik	1.Grup(A Sınıfı Şirketler)			2.Grup (B,C ve D Sınıfı Şirketler)		
	2015	2016	2017	2015	2016	2017
\hat{Y}_{2p}	73,0471	70,2530	67,9424	61,2562	59,4263	57,7556
Z	-1,05	-1,16	-1,25	-1,52	-1,59	-1,66
p	0,15*	0,12*	0,11*	0,06*	0,06*	0,05*

* $p \geq 0,05$

Diskriminant analizinin varyans kovaryans matrislerinin homojenliğine karşı çok duyarlı olması sebebi ile Box M testi ile yapılan varyans kovaryans matrislerinin homojenlik testi sonuçları veri türüne ve yıllara göre Tablo 4’de sunuldu.

Tablo 4. Varyans Kovaryans Matrisleri İçin Homojenlik Testi

Veri Türü	Logaritmik Finansal Değişkenler			Logaritmik Finansal Oranlar		
	2015	2016	2017	2015	2016	2017
İstatistik	2015	2016	2017	2015	2016	2017
<i>Box's M</i>	94,131	471,57	460,18	169,45	123,615	106,308
F	1,431	9,023	11,972	3,242	2,365	2,034
df_1	36	36	28	36	36	36
df_2	941,06	2242,9	2317,9	2242,9	2242,99	2242,99
p	0,049*	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

* $p \geq 0,01$

Tablo 4’de elde edilen sonuçlardan $\alpha=0,01$ önem düzeyinde sadece logaritmik finansal verilerde 2015 senesi için bağımlı değişken kategorilerine ait örneklem grupları ile ilgili dağılımlar homojen kovaryans matrislidir. Logaritmik finansal veriler için diğer yıllarda ve logaritmik finansal oran verilerinde bütün yıllar için bu varsayım sağlanmamaktadır. Ayrıca diskriminant analizini uygulayabilmemiz için bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı sorununun olmaması gerekmektedir. Hem dönüşüm öncesinde hem de dönüşüm sonrasında bağımsız değişkenlerin korelasyon matrisleri incelendiğinde bazı değişkenlerin yüksek korelasyonlu olduğu görülmekte, dolayısıyla çoklu bağlantı sorununun var olduğu anlaşılmaktadır. Bu durumda diskriminant fonksiyonunun belirlenmesinde adimsal diskriminant analizi yöntemi kullanıldı. Bu yöntemle göre logaritmik finansal değişkenler ile logaritmik finansal oranlar için elde edilen standartlaştırılmamış kanonik diskriminant fonksiyonu katsayıları yıllara göre Tablo 5’de verilmiştir.

Diskriminant analizi sonucunda şirketleri sınıflandırmada kullanılmak amacıyla elde edilen model denklemleri, Tablo 5’deki katsayılar dikkate alınarak logaritmik finansal verileri ve logaritmik finansal oran verileri için yıllara göre Tablo 6’daki gibi bulunmuştur. Tablo 6’da verilen fonksiyonlardan görüldüğü üzere, logaritmik finansal verilerinde diskriminant fonksiyonuna en çok katkı yapan değişkenler 2015 senesinde X_3 (aktif toplam) ve X_4 (kısa vadeli yükümlülükler) ,2016



senesinde X_1 (dönen varlık) ve 2017 senesinde X_1 (dönen varlık) ve X_6 (özsermaye) değişkenleridir. Ayrıca 2015 senesinde X_8 (ticari alacaklar) ve X_9 (net dönem kârı) değişkenleri, 2016 senesinde X_8 (ticari alacaklar) değişkeninin katkısı anlamsız olduğundan diskriminant fonksiyonuna dâhil edilmemiştir.

Tablo 5 Logaritmik Finansal Değişkenler ile Logaritmik Finansal Oranlar İçin Elde Edilen Standartlaştırılmamış Kanonik Diskriminant Fonksiyonu Katsayıları

Logaritmik Finansal Değişkenler İçin							
Değişkenler	D_1	D_2	D_3	Değişkenler	D_1	D_2	D_3
	2015	2016	2017		2015	2016	2017
$\ln(X_1)$	-0,962	-7,907	-9,059	Y_1	0,560	-123,637	258,686
$\ln(X_2)$	3,079	-3,305	-2,277	Y_2	0,184	135,661	-268,780
$\ln(X_3)$	-11,341	0,835	0,910	Y_3	-0,547	17,081	-14,367
$\ln(X_4)$	5,740	3,664	3,865	Y_4	5,620	-132,491	248,740
$\ln(X_5)$	0,625	2,510	1,683	Y_5	---	---	---
$\ln(X_6)$	3,571	0,913	4,741	Y_6	14,809	20,585	-45,736
$\ln(X_7)$	0,336	1,642	0,209	Y_7	-8,457	-20,053	41,844
$\ln(X_8)$	---	---	0,087	Y_8	-6,378	143,842	-285,285
$\ln(X_9)$	---	1,638	0,423	Y_9	2,520	-10,424	20,327
$\ln(X_{10})$	-0,663	0,139	0,652	Sabit	-3,139	91,577	-215,253
sabit	2,928	4,220	-6,620				

Diğer taraftan logaritmik finansal oran verilerinde diskriminant fonksiyonuna en büyük katkı sağlayan değişkenler 2015 senesinde Y_6 (aktif kârlılık oranı) iken 2016 ve 2017 senelerinde ise Y_8 (stoklar/TA) değişkeni olmuştur. Bu verilerde bütün yıllar için Y_5 (UVY/TA) değişkeninin katkısı anlamsız olduğundan hiçbir yıl için diskriminant fonksiyonuna dâhil edilmemiştir.

Tablo 6 Yıllara Göre Şirketleri Sınıflandırmada Kullanılacak Olan Diskriminant Fonksiyonları

Yıl	Logaritmik Finansal Değişkenlere Göre
2015	$D_1 = 2,928 - 0,962\ln X_1 + 3,079\ln X_2 - 11,341\ln X_3 + 5,74\ln X_4 + 0,625\ln X_5 + 3,571\ln X_6 + 0,336\ln X_7 - 0,663\ln X_{10}$
2016	$D_2 = 4,22 - 7,907\ln X_1 - 3,305\ln X_2 + 0,835\ln X_3 + 3,664\ln X_4 + 2,51\ln X_5 + 0,913\ln X_6 + 1,642\ln X_7 + 1,638\ln X_9 + 0,139\ln X_{10}$
2017	$D_3 = -6,62 - 9,059\ln X_1 - 2,277\ln X_2 + 0,91\ln X_3 + 3,865\ln X_4 + 1,683\ln X_5 + 4,741\ln X_6 + 0,209\ln X_7 + 0,087\ln X_8 + 0,423\ln X_9 + 0,652\ln X_{10}$
Logaritmik Finansal Oran Değişkenlerine Göre	
2015	$D_4 = -3,139 + 0,56Y_1 + 0,184Y_2 - 0,547Y_3 + 5,62Y_4 + 14,809Y_6 - 8,457Y_7 - 6,378Y_8 + 2,52Y_9$
2016	$D_5 = 91,577 - 123,637Y_1 + 135,661Y_2 + 17,081Y_3 - 132,491Y_4 + 20,585Y_6 - 20,053Y_7 + 143,842Y_8 - 10,424Y_9$
2017	$D_6 = -215,253 + 258,686Y_1 - 268,78Y_2 - 14,367Y_3 + 248,74Y_4 - 45,736Y_6 + 41,844Y_7 - 285,285Y_8 + 20,327Y_9$

--	--

Araştırmada diskriminant analizi sonucunda elde edilen sınıflandırma durumuna göre ele alınan şirketlerin sınıflandırılma başarısı, yıllara göre hem logaritmik finansal verileri hem de logaritmik finansal oran verileri için Tablo 7’de verildi. Tablo 7’ye göre logaritmik finansal verilerle yapılan diskriminant analizi ile elde edilen sınıflandırmada şirketler yıllara göre sırasıyla; 2015 yılı için %78,1; 2016 yılı için %71,9 ve 2017 yılı için %81,3 oranında bir sınıflandırma başarısı elde edilmiştir. Logaritmik finansal oran verileri ile yapılan diskriminant analizinde ise şirketler yine yıllara göre sırasıyla; 2015 yılı için %87,5; 2016 yılı için %84,4 ve 2017 yılı için %81,3 oranında doğru sınıflandırılmıştır. Bu sonuca göre şirketlerin sınıflandırılmasının logaritmik finansal oran verileri ile uygulanan diskriminant analizinde daha doğru bir şekilde yapılacağını söylemek mümkündür.

Tablo 7 Şirketlerin Diskriminant Analizi ile Sınıflandırılma Durumu

Gerçek Grup Üyeliği	Sınıf	Tahmin Edilen Grup Üyeliği												
		Logaritmik Finansal Verilere Göre						Logaritmik Finansal Oran Verilerine Göre						
		2015		2016		2017		2015		2016		2017		Toplam
		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	
	1	18	1	16	3	16	3	18	1	19	0	17	2	19
	2	6	7	6	7	3	10	3	10	5	8	4	9	13
	Başarı (%)	78,1		71,9		81,3		87,5		84,4		81,3		32

Araştırmaya söz konusu olan şirketlerin sınıflandırılmasında ikinci olarak lojistik regresyon analizi hem logaritmik finansal veriler hem de logaritmik finansal oran verilerinde uygulandı. Çalışmada şirketler iki kategoride düşünüldüğünden, sınıflandırmada ikili lojistik regresyon analizini kullanılır. Bu analize göre bağımlı değişkenin kategorilerini, birinci sınıf şirketler (A grubu) “0” ile ve ikinci sınıf şirketler (B,C,D grupları) “1” ile kodlandı. Lojistik regresyon analizinde -2LL (-2loglikelihood) bir model uyumu indeksidir. Bu indeks en çok olabilirlik kestiriminin ne kadar iyi uyuma işaret ettiğine ilişkin temel ölçüttür. Log olabilirlik oranının alabileceği en küçük değer 0’dır ve mükemmel uyuma karşılık gelir. Yani -2LL=0 olduğunda, olabilirlik 1 değerini alır. Olabilirlik değeri, bir modelden diğerine uyumda meydana gelen değişiklikler arasındaki fark karşılaştırılarak değerlendirilir (Çokluk, 2010). Yıllara göre lojistik regresyon analizinin başlangıç modeli iterasyonları hem logaritmik finansal değişkenler hem de logaritmik finansal oranlar için Tablo 8’de verildiği gibidir. Tablo 8’de verilen olabilirlik oranı (-2LL) her bir veri türünde her bir yıl için başlangıç modeli temsil eder, sonraki adımlarda bağımsız

değişkenlerin girdiği modelin olabilirlik oranı ile karşılaştırma yapabilmeyi sağlamak adına, bir başlangıç bilgisi olarak verilmektedir.

Tablo 8 Yıllara Göre Lojistik Regresyon Analizinin Başlangıç Modeli İterasyonları

İteration		Logaritmik Finansal Değişkenler İçin					
		2015 -2LL	constant	2016 -2LL	constant	2017 -2LL	constant
Step 0	1	43,23	-0,375	43,23	-0,375	43,23	-0,375
	2	43,23	-0,379	43,23	-0,379	43,23	-0,379
	3	43,23	-0,379	43,23	-0,379	43,23	-0,379
İteration		Logaritmik Finansal Oranlar İçin					
		2015 -2LL	constant	2016 -2LL	constant	2017 -2LL	constant
Step 0	1	43,23	-0,375	43,23	-0,375	43,23	-0,375
	2	43,23	-0,379	43,23	-0,379	43,23	-0,379
	3	43,23	-0,379	43,23	-0,379	43,23	-0,379

Başlangıç modelinde yer almayan fakat modele katılması düşünülen değişkenlerle ilgili analiz sonuçları, logaritmik finansal değişkenler için Tablo 9'da ve logaritmik finansal oranlar için Tablo 10'da sunulmuştur

Tablo:9 Lojistik Regresyon Analizinin Başlangıç Modelinde Yer Almayan Logaritmik Finansal Değişkenlerin Durumu

Değişkenler	2015		2016		2017	
	Score	<i>p</i>	Score	<i>p</i>	Score	<i>p</i>
$\ln X_1$	4,518	0,034*	2,840	0,092**	2,882	0,090**
$\ln X_2$	5,711	0,017*	3,785	0,052**	4,749	0,029*
$\ln X_3$	5,181	0,023*	3,393	0,065**	3,888	0,049*
$\ln X_4$	6,598	0,010*	4,187	0,041*	4,802	0,028*
$\ln X_5$	4,724	0,030*	5,387	0,020*	5,174	0,023*
$\ln X_6$	4,107	0,043*	2,664	0,103	3,603	0,058**
$\ln X_7$	5,157	0,023*	3,020	0,082**	3,522	0,061**
$\ln X_8$	4,399	0,036*	1,819	0,177	2,353	0,125
$\ln X_9$	3,772	0,052**	2,496	0,114	2,503	0,114
$\ln X_{10}$	5,310	0,021*	3,425	0,064**	3,624	0,057**

* $p < 0,05$, ** $p < 0,10$

Tablo 9'a göre logaritmik finansal değişkenlerin modele eklenmeleri halinde modelin açıklama gücüne etkilerinin yıllara göre farklılık göstermekte olduğu anlaşılmaktadır. Logaritmik finansal değişkenler; 2015 yılı için birisi hariç (logaritmik net dönem kârı, $\ln X_9$) diğerlerinin hepsi %5 önem seviyesinde, $\ln X_9$ ise %10 önem seviyesinde modelin açıklama gücünü arttıracığı öngörülmektedir. Modelin açıklama gücü üzerinde; 2016 yılı için 2 değişkenin ($\ln X_4$ ve $\ln X_5$) %5 önem seviyesinde ve 5 değişkenin ($\ln X_1, \ln X_2, \ln X_3, \ln X_7, \ln X_{10}$) %10 önem seviyesinde arttırıcı etkisi olacaktır. 2017 yılı için ise 4 değişkenin ($\ln X_2, \ln X_3, \ln X_4, \ln X_5$) %5 önem seviyesinde ve 4

değişkenin ($\ln X_1, \ln X_6, \ln X_7, \ln X_{10}$) de %10 önem seviyesinde arttırıcı etkiye sahip olduğu söylenebilir. Diğer taraftan 2016 yılı için 3 değişkenin ($\ln X_6, \ln X_8, \ln X_9$) ve 2017 yılı için 2 değişkenin ($\ln X_8, \ln X_9$) modele katılıp katılmamasının modelin açıklama gücü üzerinde önemli bir etkisi olmayacaktır.

Tablo:10 Lojistik Regresyon Analizinin Başlangıç Modelinde Yer Almayan Logaritmik Finansal Oran Değişkenlerinin Durumu

Değişkenler	2015		2016		2017	
	Score	<i>p</i>	Score	<i>p</i>	Score	<i>p</i>
Y_1	6,927	0,008*	4,329	0,037**	6,668	0,010**
Y_2	5,689	0,017**	1,389	0,238	3,327	0,068***
Y_3	0,810	0,368	6,160	0,013**	4,626	0,031**
Y_4	0,707	0,400	2,761	0,097***	3,605	0,058***
Y_5	0,411	0,521	5,805	0,016**	3,554	0,059**
Y_6	0,004	0,947	0,001	0,972	0,169	0,681
Y_7	1,659	0,198	0,187	0,665	0,070	0,791
Y_8	0,643	0,423	0,300	0,584	0,459	0,498
Y_9	0,227	0,634	0,620	0,431	0,568	0,451

* $p < 0,01$, ** $p < 0,05$, *** $p < 0,10$

Tablo 10'a göre logaritmik finansal oran değişkenlerinin modele eklenmeleri halinde modelin açıklama gücüne etkilerinin yıllara göre değerlendirilmesi şu şekildedir:

2015 yılı için ilk iki değişken (Y_1 , %1 önem seviyesinde ve Y_2 , %5 önem seviyesinde) modelin açıklama gücüne arttırıcı etkide bulunurken diğerlerinin modelde yer alıp almamasının çok fazla önemi olmayacaktır. 2016 yılı için 3 değişken (Y_1 , Y_3 ile Y_5) %5 önem seviyesinde ve Y_4 ise %10 önem seviyesinde modelin açıklama gücüne arttırıcı etkide bulunurken diğerlerinin modele katılıp katılmamasının çok fazla önemi olmayacaktır. 2017 yılı için 2 değişken (Y_1 ile Y_3) %5 önem seviyesinde ve 3 değişken (Y_2 , Y_4 ile Y_5) %10 önem seviyesinde modelin açıklama gücünü arttırıcı katkı sağlayacaklardır. Diğer değişkenlerin ise modele katılıp katılmamasının modelin açıklama gücü üzerinde önemli bir etkisi olmayacaktır.

Lojistik regresyon analizi sonucunda şirketleri sınıflandırmada kullanılmak amacıyla elde edilen model denklemleri, logaritmik finansal verileri ve logaritmik finansal oran verileri için yıllara göre Tablo 11'de verilmiştir. Tablo 11'e göre logaritmik finansal değişkenlerde 2015 ve 2016 yıllarında lojistik regresyon denklemine en fazla katkıyı aktif toplam değişkeni ($\ln X_3$), 2017 yılında dönen varlıklar değişkeni ($\ln X_1$) yapmaktadır. Logaritmik finansal oran değişkenlerinde ise lojistik regresyon denklemine en fazla katkıyı 2015 yılında Y_6 (Aktif toplam kısa vade yükümlülük oranı) değişkeni yaparken, 2016 ve 2017 yıllarında Y_8 (Aktif toplam stok oranı) değişkeni yapmıştır.

Lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen sınıflandırma durumuna göre ele alınan şirketlerin sınıflandırılma başarısı, yıllara göre hem logaritmik finansal verileri hem de logaritmik finansal oran verileri için Tablo 12’de sunulmuştur. Tablo 12`den logaritmik finansal verilerle yapılan lojistik regresyon analizi ile elde edilen sınıflandırmada şirketlerin; 2015 yılı için %75; 2016 yılı için %84,4 ve 2017 yılı için %90,6 oranında doğru sınıflandırıldığı anlaşılmaktadır. Logaritmik finansal oran verileri ile yapılan lojistik regresyon analizinde ise şirketler; 2015 yılı için %90,6; 2016 yılı için %84,4 ve 2017 yılı için %81,3 oranında doğru sınıflandırılmıştır.

Tablo:11 Yıllara Göre Lojistik Regresyon Denklemleri

Yıl	Logaritmik Finansal Değişkenlere Göre	
2015	$\hat{Y}_1 = \frac{e^{u_1}}{1 + e^{u_1}}$	$u_1 = 9,952 + 7,101\ln X_1 - 1,502\ln X_2 + 12,484\ln X_3 + 1,108\ln X_4 + 2,488\ln X_5 + 7,861\ln X_6 + 1,237\ln X_7 - 0,169\ln X_8 - 0,928\ln X_9 - 3,29\ln X_{10}$
2016	$\hat{Y}_2 = \frac{e^{u_2}}{1 + e^{u_2}}$	$u_2 = -0,185 - 12,45\ln X_1 + 0,73\ln X_2 + 20,783\ln X_3 - 7,183\ln X_4 - 5,424\ln X_5 - 7,565\ln X_6 + 4,569\ln X_7 + 6,422\ln X_8 + 0,318\ln X_9 - 1,058\ln X_{10}$
2017	$\hat{Y}_3 = \frac{e^{u_3}}{1 + e^{u_3}}$	$u_3 = 37,769 + 24,684\ln X_1 + 12,132\ln X_2 - 24,63\ln X_3 - 20,27\ln X_4 - 1,429\ln X_5 - 13,7826\ln X_7 + 13,391\ln X_8 - 0,435\ln X_9 - 1,47\ln X_{10}$
Logaritmik Finansal Oran Değişkenlerine Göre		
2015	$\hat{Y}_4 = \frac{e^{u_4}}{1 + e^{u_4}}$	$u_4 = -12,155 + 11,093Y_1 - 10,34Y_2 - 10,112Y_3 + 39,032Y_4 + 75,332Y_6 - 39,291Y_7 - 51,889,174Y_9$
2016	$\hat{Y}_5 = \frac{e^{u_5}}{1 + e^{u_5}}$	$u_5 = -1857,83 + 2154,254Y_1 - 2344,94Y_2 - 52,701Y_3 + 2178,154Y_4 - 77,606Y_6 + 86,819Y_7 + 2469,22Y_8 + 73,676Y_9$
2017	$\hat{Y}_6 = \frac{e^{u_6}}{1 + e^{u_6}}$	$u_6 = -958,177 + 1131,269Y_1 - 1217,08Y_2 - 43,61Y_3 + 1119,301Y_4 - 104,742Y_6 + 89,937Y_7 + 1269,45Y_8 + 63,889Y_9$

Tablo:12 Şirketlerin Lojistik Regresyon Analizi ile Sınıflandırılma Durumu

		Tahmin Edilen Grup Üyeliği												
Gerçek Grup Üyeliği	Sınıf	Logaritmik Finansal Verilere Göre						Logaritmik Finansal Oran Verilerine Göre						Toplam
		2015		2016		2017		2015		2016		2017		
		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	1	2	
	1	15	4	18	1	17	2	18	1	18	1	17	2	19
	2	4	9	4	9	1	12	2	11	4	9	4	9	13
Başarı (%)		75		84,4		90,6		90,6		84,4		81,3		32

Logaritmik finansal değişkenlere ait verileri ile logaritmik finansal oran değişkenlerine ait verileri üzerinde diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi uygulayarak çalışmada yer alan şirketlerin tanımlanan sınıflara sınıflandırılma sonuçları Tablo 13’de sunulmuştur.



Tablo:13 Şirketlerin Diskriminant Analizi (D.A.) ve Lojistik Regresyon Analizi (L.R.) ile Yıllara Göre Sınıflandırılma Durumu

Şirket	Gerçek Grup	Logaritmik Finansal Verilere Göre						Logaritmik Finansal Oranlara Göre					
		Öngörülen Gruplar						Öngörülen Gruplar					
		2015		2016		2017		2015		2016		2017	
		D.A.	L.R.	D.A.	L.R.	D.A.	L.R.	D.A.	L.R.	D.A.	L.R.	D.A.	L.R.
AKSA	1	1	1	1	1	1	2	1	2	1	1	2	1
ALKIM	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1
AYGAZ	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1
BAGFS	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
BRISA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DEVA	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
DYOBY	1	1	1	1	1	2	2	1	1	1	1	2	2
EGGUB	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	2	1	1
EGPRO	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
GOODY	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
GUBRF	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
HEKTS	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
İZFA	1	2	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1	1
MRSHL	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
PETKM	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
SASA	1	1	1	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1
SEKUR	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
SODA	1	1	2	1	1	2	1	2	1	1	1	1	2
TUPRS	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
ACSEL	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
ATPET	2	1	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2
BRKSN	2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
EPLAS	2	1	2	1	1	2	2	2	1	1	1	2	2
GEDZA	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2	2	1
MEGAP	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
OZRDN	2	2	1	1	2	1	2	1	2	1	2	1	1
POLTK	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2
RTALB	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2	2	2	2
SANFM	2	1	2	1	1	1	2	2	1	1	1	1	1
SEYKM	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	1	2	2
SODSN	2	2	2	1	1	2	2	2	2	1	2	2	2
TMPOL	2	1	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2	2

Sonuç ve Tartışma

Borsa İstanbul (BİST) hisse senedi piyasasında işlem gören hisse senetleri Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) tarafından belli kriterlere göre A grubu, B grubu, C grubu ve D grubu diye



sınıflandırılmaktadır. Bu gruplandırma yapılırken dikkate alınan bazı kriterler; halka açık piyasa değeri, fiili dolaşımdaki pay sayıları, fiili dolaşımdaki pay oranı, gözüaltı pazarında işlem görüp görmeme, menkul kıymet yatırım ortaklıkları büyüklükleri şeklinde belirlenmiştir. Bu çalışmada BİST hisse senedi piyasasında işlem gören hisse senetlerinin sınıflandırma kriterine göre belirlenen sınıflar (A, B, C ve D grubu) dikkate alınarak, BİST 100’de İmalat Sanayi kategorisinde yer alan ve “Kimya,Petrol ,Kauçuk ve Plastik ürünler” üretim sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin 3 yıllık (2015-2016-2017) bazı finansal verileri kullanılarak sınıflandırma çalışması yapıldı.

Şirketlerin sınıflandırılmasında yöntem olarak discriminant analizi ve lojistik regresyon analizi kullanıldı. Çalışmada ele alınan finansal değişkenlere ait ham veriler özellikle discriminant analizi için gerekli olan grupların çok değişkenli normal dağılımlı olma varsayımını sağlamadığından, değişkenler üzerinde logaritma dönüşümü uygulandı. Türetilen logaritmik finansal verilerin yıllara göre hem kendileri hem de bu verilerden elde edilen logaritmik finansal oran verilerinin (Tablo 2 ve Tablo 3) bu varsayımı karşıladıkları görüldü. Bu sebeple şirketlerin sınıflandırılması discriminant analizi ve lojistik regresyon analizi kullanılarak, hem logaritmik finansal verilerle hem de logaritmik finansal oran verileri ile ayrı ayrı yapıldı.

Çalışmada ele alınan sanayi kolunda yer alan şirketlerin, BİST hisse senedi piyasasında işlem gören hisse senetlerinin sınıflandırma kriterine göre belirlenen sınıflar dikkate alındığında, özellikle C ve D grubunda yer alan şirket sayısının çok az olduğu görüldü. Bu yüzden yeniden bir düzenleme yapılarak şirketler iki sınıfta toplandı. Yeni düzenlemede A grubu şirketler birinci sınıf, diğer şirketlerde (B, C ve D grubu) ikinci sınıf olarak tanımlandı. Böylece 19 şirketin birinci sınıfta, 13 şirketin de ikinci sınıfta yer aldığı görüldü.

Logaritmik finansal veriler üzerinde uygulanan yöntemlerden elde edilen sonuçlara göre doğru sınıflandırma başarı oranları her iki yöntemde de genel olarak yıllara göre bir artış göstermektedir. Ancak; lojistik regresyon analizi ile yapılan sınıflandırmanın, discriminant analizine göre daha yüksek başarı oranına sahip olduğu görülmektedir (Tablo 7 ve Tablo 12). Bu oranlar 2015 yılında %78,1 ve %75 ile discriminant analizi lehine iken, 2016 yılında %71,9 ve %84,4 ile ve 2017 yılında ise %81,3 ve %90,6 ile lojistik regresyon analizi lehindedir. Sınıflandırma tabloları incelendiğinde discriminant analizi 2015 yılı için birinci sınıftaki 19 şirketten 18’ini ve ikinci sınıftaki 13 şirketten 7’sini, 2016 yılı için birinci sınıfta 16 şirketi, ikinci sınıfta 7 şirketi ve 2017 yılı için birinci sınıfta 16 şirketi, ikinci sınıfta ise 10 şirketi doğru sınıflamıştır. Lojistik regresyon analizinin ise 2015 yılında birinci sınıfa ait 19 şirketten 15’ini ikinci sınıfa ait 13 şirketten 9’unu, 2016 yılı için birinci sınıftaki 18 şirketi, ikinci sınıftaki 9 şirketi ve 2017 yılı için birinci sınıftaki 17 şirketi, ikinci sınıftaki 12 şirketi doğru sınıfladığı görülmektedir.



Bu yöntemler logaritmik finansal oran verilerine uygulandığında başarı oranları; 2015 yılında %87,5 ve %90,6 ile lojistik regresyon analizi lehine iken, 2016 ve 2017 yıllarında her iki yöntem için aynı olup sırası ile %84,4 ve %81,3 tür. Sınıflandırma sonuçlarına göre discriminant analizi 2015 yılı için birinci sınıftaki 19 şirketten 18'ini ve ikinci sınıftaki 13 şirketten 10'unu, 2016 yılı için birinci sınıfta 19 şirketi, ikinci sınıfta 8 şirketi ve 2017 yılı için birinci sınıfta 17 şirketi, ikinci sınıfta ise 9 şirketi doğru sınıflamıştır. Lojistik regresyon analizi ise 2015 yılında birinci sınıfa ait 19 şirketten 18'ini ikinci sınıfa ait 13 şirketten 11'ini, 2016 yılı için birinci sınıftaki 18 şirketi, ikinci sınıftaki 9 şirketi ve 2017 yılı için birinci sınıftaki 17 şirketi, ikinci sınıftaki 9 şirketi doğru sınıflamıştır.

Sonuç olarak şirketlerin, gerek logaritmik finansal verilerle gerekse logaritmik finansal oranlarla yapılan sınıflandırmasında doğru sınıflandırma yönünden lojistik regresyon analizinin az da olsa diskriminant analizine üstün olduğu görülmektedir. Bunun nedeninin yıllara göre hem logaritmik finansal verilerin hem de logaritmik finansal oranların kovaryans matrislerinin homojen olmaması olduğu düşünülmektedir.

Kaynakça

- Akyüz, K.C., Balaban, Y. & Yıldırım, İ. (2012). Bilanço oranları yardımıyla orman ürünleri sanayisinin finansal yapısının değerlendirilmesi. *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi*, (9), 133-144.
- Alexandra, H., Cosmin, J., & Gabriel, D. D. (2008). A cluster of financial performance in central and eastern europe. *Economic Science Series* , *VXII* (3), 289-294.
- Alpar, R. (2011). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler*. Ankara: Detay yayıncılık.
- Altman, E. I. (1968). Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy. *The Journal of Finance*, 23(4), 589-60.
- Baloğlu, M. (Edt.) (2015) *Çok değişkenli istatistiklerin kullanımı*. İstanbul: Nobel.
- Burmaoğlu, S., Oktay, E., & Özen, Ü. (2009). Birleşmiş milletler kalkınma programı beşeri kalkınma endeksi verilerini kullanarak diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizinin sınıflandırma performanslarının karşılaştırılması. *Savunma Bilimleri Dergisi*, 8(2), 23-49.
- Costa, N. D., Cunha, J., & Silva, S. D. (2005). Stock selection based on cluster analysis. *Economics Bulletin* , *XIII* (1), 1-9.
- Çokluk, Ö. (2010). Lojistik regresyon analizi: kavram ve uygulama. *Kuram ve Uygulamada Eğitim Bilimleri* , 1357-1407.

- Gibson, B. (2002). A cluster analysis approach to financial structure in small firms in the united states. *16th Annual USASBE National Conference*. January 17- 20, 2002. Reno, Nevada, USA.
- Gupta, M. (1969). The effect of size, growth and industry on the financial of manufacturing companies. *Journal of Finance*, 24(3), 517-529.
- Gupta, M. C., & Ronald, J. H. (1974). A Cluster Analysis Study of Financial Ratios and İndustry Characteristics. *Journal of Accounting Research* , X (1), 77-95.
- Gürsoy, C. T. (2007). *Finansal Yönetim İlkeleri*. İstanbul: Doğuş Üniversitesi Yayınları.
- Jain, H. (2002). Are the financial ratios better discriminator between the marketperformers, market underperformers and market out-performers, Indian Institute of Capital Markets. *Capital Market Conference*.
- Kalfa, V. R. & Bekçiođlu, S. (2013). İMKB’de işlem gören gıda, tekstil ve çimento sektörü şirketlerinin finansal oranlar yardımıyla kümelmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, EYİ 2013 Özel Sayısı, 441-463.
- Karaca, S. S. & Çiğdem, R. (2013). Türkiye ekonomisinde yaşanan 1994-2001 ekonomik krizlerinin ve 2008 küresel ekonomik krizinin imalat sanayi sektörüne etkilerinin finansal oranlar ile incelenmesi. *Business and Economics Research Journal* 4(3), 41-54.
- Karasar, N. (2015). *Bilimsel Araştırma Yöntemi*. Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.
- Manniste, M., Hazak, A. & Listra, E. (2011). Typology of European listed companies’ reactions to global credit crunch: cluster analysis of share price performance, In: Tao, F. (Ed.): *Information and Financial Engineering. International Proceedings of Economics Development and Research*, IACSIT Press, 12, 565-569.
- Mertler, C. A. & Vannatta, R. A. (2005). *Advanced and Multivariate Statistical Methods: Practical Application and Interpretation*. Pyrczak, Los Angeles.
- Öz, B., Ayriçay, Y. & Kalkan G. (2011). Finansal oranlarla hisse senedi getirilerinin tahmini: imkb 30 endeksi hisse senetleri üzerine diskriminant analizi ile bir uygulama, *Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 11 (3), 51-64.
- Rencher, A. C. (2002). *Methods of Multivariate Analysis*. Printed in the United States America.
- Selim, S., ve Sarıbay , E. (2003). Yabancı dil eğitimi veren özel bir eğitim kurumundaki öğrencilerin beklentilerinin araştırılması. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 5 (2), 104-113.



Ural, K., Gürarda, Ş. & Önemli, M. B. (2015). Lojistik regresyon modeli ile finansal başarısızlık tahminlemesi: borsa İstanbul'da faaliyet gösteren gıda, içki ve tütün şirketlerinde uygulama. *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, (67), 85-100.

KAP: Kamu Aydınlatma Platformu. (2018). <https://www.kap.org.tr/> adresinden erişildi.

