

KİMYA SEKTÖRÜ İŞLETMELERİNDE FİNANSAL BAŞARISIZLIĞIN TAHMİNİ

Hacettepe Üniversitesi
İktisadi ve İdari Bilimler
Fakültesi Dergisi,
Cilt 36, Sayı 3, 2018,
s. 29-50

Birkan BÜYÜKARIKAN
Öğr.Gör., Selçuk Üniversitesi,
Sarayönü Meslek Yüksekokulu
Bilgisayar Teknolojileri Bölümü,
birkan@selcuk.edu.tr

Ulukan BÜYÜKARIKAN
Dr.Öğr. Üyesi, Afyon Kocatepe
Üniversitesi
Bolvadin Uygulamalı Bilimler
Yüksekokulu
Bankacılık ve Sigortacılık Bölümü,
buyukarikan@gmail.com

Öz: Finansal başarısızlığın tahmini, işletmelerin gelecekle ilgili kararlarına ve yatırım, pazarlama, yönetim, finans ve üretim gibi alanlara yönelik düzenlemelerine yön vermektedir. Bu çalışmanın amacı, Borsa İstanbul'da işlem gören ve kimya sektörü faaliyet gösteren işletmelerin finansal verilerinden elde edilen oranlardan yararlanılarak regresyon, diskriminant, logit ve probit yöntemler ile finansal başarısızlık öngörü modelleri geliştirmektir.

Araştırmada kullanılan veriler kimya sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin, 2010-2014 mali dönemlerindeki finansal tablolarından elde edilmiştir. Çalışmadan elde edilen finansal başarısızlık modelleri sonuçlarına göre tüm modellerin %85'in (Regresyon %86.36, Diskriminant %88.20, Logit %89.1 ve Probit %87.27) üzerinde doğru tahminler gerçekleştirdiği ve sonuçların birbirine yakın olduğu ancak en başarılı tahmin modelinin Logit modeli (%89.1) olduğu ifade edilebilir.

Buna ek olarak Logit modelinin diğer parametrik testlerdeki bazı önkoşullara gereksinim duymamasından ve yüksek oranda doğru sınıflandırma yeteneğine sahip olmasından dolayı kimya sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarı durumlarının tespitinde kullanılması önerilebilmektedir.

Anahtar Sözcükler: Finansal başarısızlık, kimya sektörü, regresyon, diskriminant, logit, probit.

PREDICTION OF FINANCIAL DISTRESS IN CHEMICAL INDUSTRY COMPANIES

Hacettepe University
Journal of Economics
and Administrative
Sciences
Vol. 36, Issue 3, 2018,
pp. 29-50

Birkan BÜYÜKARIKAN
Lecturer, Selçuk University
Sarayönü Vocational School
Departments of Computer Technology
birkan@selcuk.edu.tr

Ulukan BÜYÜKARIKAN
Assist.Prof.Dr., Afyon Kocatepe
University
Department of Banking and Insurance
Bolvadin School of Applied Sciences
buyukarikan@gmail.com

Abstract: The prediction of financial distress guides companies during their decision making about their future and reorganizations on their investment, finance, management, productions and marketing. The aim of this study is to develop financial distress prediction models with regression, discriminant, logit and probit methods by using data that obtained from financial ratios calculated from financial data's of Chemistry companies registered to the Istanbul Stock Market (BIST).

The data that used in this study obtained from financial statements of chemistry companies registered to the Istanbul Stock Market and the data used in the study cover five years between 2010-2014 time period.

According to results of financial distress models used in this study, all of the models estimates over 85% (Regression 86.36%, Discriminant 88.20%, Logit 89.1% and Probit 87.27%) and all results are contiguous, however, Logit model may be accepted as the most successful prediction model with the 89.1% accuracy.

In addition, using of Logit model in the prediction of financial distress of chemistry companies recommended because there is no need to use perquisites that used in other parametric tests, in the Logit model and Logit model has the ability to detect the connect classification.

Keywords: Financial sistress, the chemical sector, regression, discriminant, logit, probit.

GİRİŞ

Finansal başarısızlık, ekonomik yapıda meydana gelen olumsuz gelişmeler sonucunda uygulanan para politikalarının, borsaya ve dolayısıyla da işletmelere yansımaları sonucunda meydana gelen bir olgudur (Aktaş *vd.*, 2003: 2). Bu olgu, işletmelerde finansal yeterliliklerin yerine getirilememesi olarak da nitelendirilebilir. Ayrıca ülke ekonomisinin en küçük ekonomik birimlerini oluşturan işletmelerdeki bu finansal sorunlar büyük ölçekte değerlendirilmelidir. İşletmelerde finansal başarısızlığın göstergesi, yatırım kârlılığı oranında devam eden bir azalma eğilimidir (Altman, Hotchkiss, 2006: 1-4).

Finansal başarısızlık, uzun yıllardır işletmelerde bir araştırma konusu olarak yer edinmiştir. 1920'li yıllardan günümüze kadar finansal oranlar bu araştırmalarda kullanılmaya başlanmış ve işletmelerin finansal başarısızlıklarla nasıl başa çıkabileceğinin yolları araştırılmaya çalışılmıştır (Schmuck, 2012: 2). Başarısızlığa neden olan etkenler işletme içi ya da işletme dışından gelebilmektedir. Bu durumda finans yöneticisinin konuyla ilgili tecrübelerinden hareketle risk yönetimini devreye sokarak başarısızlığın nedenlerini öngörmesi gerekmektedir. Dolayısıyla başarısızlık durumu yöneticinin planlama faaliyetlerindeki eksiklere işaret etmektedir. Bu bakımdan finansal kararların verilebilmesi için bazı erken uyarı sistemlerinin devreye sokularak, bunun sonuçlarının planlama faaliyetlerine de yansıtılması işletmeyi risklere karşı koruyabilecektir. Bu bağlamda işletmelerin finansal teorilere dayanan erken uyarı sistemlerini geçmiş yılların verilerini esas alarak etkin bir biçimde kullanmaları gerekmektedir. Finansal yazında yer alan başarısızlık modellerinin geneli yabancı ekonomilere yönelik oluşturulmuştur. Bu noktadan hareketle Türkiye ekonomisinde sektör verilerini esas alarak ortaya konulmuş finansal başarısızlık modellerinin geliştirilmesi oldukça yararlı olacaktır (Okka, 2009: 930-940).

Finansal başarısızlığın tahmininde çeşitli modeller ve yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemler; diskriminant analizi, çoklu regresyon, logit ve probit model, kümeleme teorisi, destek vektör makineleri, durum bazlı muhakeme, kombinasyon modelleri, bulanık mantık ve diğerleridir (Büyükarıkan, Büyükarıkan, 2014: 162).

Beaver (1967), işletmelerin beş yıllık bir süreçte finansal başarısızlıklarını tahmin edebilmeleri için kullanabilecekleri finansal oranlar geliştirmiş; kârlılık oranı, likidite oranı ve borç ödeme gücünü gösteren oranların finansal başarısızlığın tahmin edilmesinde kullanılabilir en iyi oran grupları olduğunu ifade etmiştir. Altaş ve Giray (2005), tekstil sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin finansal oranları üzerinde Logit modelinin %74.2 seviyesinde doğru sınıflandırma yeteneğine sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Kurtaran Çelik (2009), finansal başarısızlık Altman Z modelinin İMKB'de

geçerliliğini saptamak için diskriminant analizi ve yeni bir öngörü modeli oluşturmuştur. Çalışmaya göre; Altman Z modelinin İMKB'de kayıtlı işletmeler üzerindeki başarısının oldukça düşük kaldığını, diskriminant analizi ile yapay sinir ağları modellerinin birlikte daha başarılı sonuçların elde edilebilmesine olanak sunduğu sonucuna varılmıştır. Terzi (2011), Altman Z skoru esas alarak oluşturduğu modelde kullanılacak altı oran belirlemiştir. Geliştirilen modelin %90,9 doğruluk oranına sahip olduğu saptanmış ve uygulanan diskriminant analizine göre gıda sektöründe faaliyet gösteren şirketlerin finansal başarısının belirlenmesinde aktif kârlılık oranı ile borç-öz kaynak oranının etkili olduğunu belirlemiştir. Karakozak (2012), gerçekleştirdiği analiz sonucunda özellikle kriz dönemlerinde işletmelerin kısa vadeli borç yüklerinin arttığı, sermayelerinin toplam kaynaklar içerisindeki payının azaldığı ve dolayısıyla kaynaklarının içinde borçların oranının yükseldiğini ortaya koymuştur. Akgün (2013), ANFIS modelinde bir yıl önceden yapılan finansal başarısızlık tahmininin AIRS modelinde yapılan tahminle aynı olduğunu, iki yıl önceden tahmin için her iki modelde yaklaşık sonuçlar elde edildiğini ve üç yıl önceden yapılan tahminde ise her iki modelde de tahmin başarısında kayda değer düşüşler yaşandığını tespit etmiştir. Büyükarıkan ve Büyükarıkan (2014) ise Altman Z-Score ve Springate finansal başarısızlık modellerini finansal performansı değerlendirme açısından faydalı olabileceği ve modellerden elde edilen sonuçların iflası kesin bir şekilde öngörmemesinin, işletmelerde finansal risklerin bulunmadığı anlamına gelmediğini vurgulamışlardır. Civan ve Dayı (2014), Yapay Sinir Ağı modelinin Altman Z skora göre daha doğru tahminler ortaya koyduğu sonucuna varmışlardır.

Finans yazınında finansal başarısızlık tahmininde bulunmak üzere çeşitli modeller oluşturulmuş ve bu modellerin geçerliliği sınanmaya devam etmektedir. Bu bağlamda çalışmada; Borsa İstanbul'da işlem gören kimya sektörü işletmelerinin finansal başarısızlık durumları; Regresyon, Diskriminat, Logit ve Probit modelleri kullanılarak incelenmiştir. Regresyon, Diskriminant, Logit modellerinin uygulanmasında IBM SPSS Statistics 24 ve Probit modelinin uygulanmasında STATA MP 13.0 programlarından yararlanılmıştır. Araştırmada kullanılan veriler kimya sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin, 2010-2014 mali dönemlerindeki beş yıllık finansal tablolarından elde edilmiştir.

Kimya sektörü, niteliği itibarıyla yoğun rekabetin yaşandığı geniş ölçekli sektörlerden biri olduğundan dolayı küresel ekonomideki gelişmeler sektöre hızlı bir biçimde etki etmektedir. Dolayısıyla Türkiye ekonomisi açısından önemli bir paya sahip olan kimya sektöründe finansal başarısızlığın tahmin edilmesi; kimya işletmelerinin gelecekleri hakkında karar vermeleri ve geleceğe yönelik planlama faaliyetlerini oluşturmalarının yanı sıra; yatırım, finans, pazarlama, yönetim ve üretim faaliyetlerini de düzenlenmesi açısından büyük anlam ifade etmektedir.

Çalışmadan elde edilen finansal başarısızlık modellerinden yola çıkılarak işletmelerin başarı/başarısızlık durumlarını tespit edebilmesi için işletmelere yönelik erken uyarı modelleri oluşturulmuştur. Ayrıca son yıllarda Türkiye’de bağımsız denetim standartlarına göre yapılan denetimlerin yaygınlaşması, finansal değişkenler kullanılarak ortaya konulan çalışmanın güvenilirliği açısından oldukça önemlidir.

Türkiye’de yapılmış finansal başarısızlık çalışmalarında, işletmelerin başarı esaslarının değerlendirilmesinde Türk Ticaret Kanunu’ndaki (TTK) teknik iflas hükümlerinin esas alındığı herhangi bir çalışma tespit edilememiştir. Dolayısıyla çalışmayı diğer çalışmalardan ayıran en önemli husus TTK’da yer alan teknik iflas hükümleri (TTK, md: 376), esas alınarak işletmelerin başarılı ya da başarısız olarak sınıflandırılması ve finansal değişkenlerin istatistikî kurallar çerçevesinde dönüştürülmesidir. Nitekim uygulanan yöntemler açısından çalışmanın hem finansal yazına hem de finansal başarısızlık uygulamalarına farklı bir boyut kazandıracığı ifade edilebilir.

1. YÖNTEM

1.1. Regresyon Analizi

Regresyon analizi, aralarında ilişki olan iki ya da daha fazla değişkenden birinin bağımlı değişken, diğerlerinin bağımsız değişkenler olarak ayrımı ile aralarındaki ilişkinin bir matematiksel eşitlik ile açıklanması sürecini anlatır (Büyüköztürk, 2012: 91). Genel olarak regresyon analizi, eşit aralıklı veya oranlı ölçekle ölçülen sürekli verilerin oluşturduğu değişkenler için kullanılır. Eğer nitel değişkenlerin bağımlı değişken üzerindeki etkileri araştırılmak istenirse, bu tür değişkenler kukla değişken olarak tanımlandıktan sonra analize dâhil edilir. Kurulan regresyon modelinde tek bir bağımsız değişken var ise buna basit doğrusal regresyon modeli, birden fazla bağımsız değişken var ise buna da çoklu doğrusal regresyon modeli adı verilir (Mulhern, Greer, 2011: 361).

Bağımlı değişkendeki toplam değişimin % kaçınının bağımsız değişkenler tarafından açıklandığını bulmak için regresyon analizinde R^2 değerinden yararlanılmaktadır. Bunun yanı sıra, kurulan regresyon modelinin genel olarak anlamlılığını sınamak için F testinden yararlanılır (Clark-Carter, 2004: 223-224). Ayrıca çoklu doğrusal regresyon analizinde, farklı ölçme birimleri ve varyanslara sahip bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkene ait göreceli önemlerini belirlemede standardize edilmiş regresyon katsayılarına olan β (beta) değeri kullanılır. Bu değerlerin işaretleri göz ardı edilerek en yüksek değere sahip olan değişkenin göreceli olarak en önemli bağımsız değişken olduğu ifade edilebilir (Norusis, 2002). “Analizde göz önünde bulundurulacak esaslardan biri de, bağımsız değişken sayısına ve modelin doğrusal mı yoksa eğrisel mi olacağına karar kılmaktır. Şayet bağımlı değişken çok fazla bağımsız değişkenden

etkileniyor ve bunlar ölçülebiliyorsa, modelin çok değişkenli olarak kurulması gerekmektedir. Diğer bir durum ise verilerin dağılımına bakılarak doğrusal ya da eğrisel model kurulmasına karar vermektir. Modelin serpilme diyagramında aldığı bağımlı ve bağımsız değişken değerlerine bakılarak bu hususta karar verilebilmektedir. Regresyon analizinden sağlıklı sonuçlar elde edebilmek için yeterli miktarda gözlem sayısına ve gözlem sayısının değişken sayısından daha fazla olmasına gerek duyulmaktadır. Analizin geçerliliğini engelleyen bir diğer kıstas ise değişkenler arasında korelasyonun yüksek çıkması sonucunda ortaya çıkan çoklu eş doğrusallık (*Multicollinearity*) sorunudur. Bu gibi durumlarda aralarında güçlü ilişki olan değişkenlerin adım adım analizden çıkarılması bir gerekliliktir” (İslamoğlu, Alınacak, 2014: 356-358). “Korelasyon katsayısının +1.00 olması mükemmel pozitif, -1.00 negatif olması ise mükemmel negatif, mutlak değerce 0.70 ila 0.30 arasında olması orta ve 0.30 ila 0.00 arasında değer alması ise düşük düzeyde ilişkiyi ifade etmektedir” (Büyüköztürk, 2012: 32).

Doğrusal Regresyon analizinden geçerli sonuçlar ortaya koyabilmek için bazı varsayımların sağlanması bir gerekliliktir. Bu bağlamda; regresyon analizi parametrik bir test olduğundan dolayı bağımlı ve bağımsız değişkenlerin metrik olarak ölçülmüş ve normal dağılım göstermesi gerekmektedir. Ayrıca elde edilen gözlemlerin birbirinden bağımsız olması ve açıklayıcı değişkenler arasında da doğrusal bir ilişkinin olmaması gerekir. Hata terimlerinin bağımsız, normallik varsayımına uyması ve varyansının sabit olmasıyla birlikte bağımsız değişkenler arasında yüksek korelasyon yani çoklu bağlantı sorununun olmaması ve belirlenen gözlemler arasında aşırı uç değerlerin bulunmaması da gerekmektedir (İslamoğlu, Alınacak, 2014: 357-358).

1.2. Çoklu Regresyon Analizi

Bağımsız değişkenin birden fazla olduğu durumlarda, bağımlı değişken ile bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiler çok değişkenli doğrusal regresyon metodu ile analiz edilmektedir. Çok değişkenli doğrusal regresyon analizinde model geliştirmek için farklı yöntemler bulunmaktadır. Bunlar; tüm olası regresyon eşitlikleri (*all possible regression*), geriye doğru eleme (*backward selection*), ileriye doğru seçim (*forward selection*), adım adım regresyon (*stepwise*) yöntemleridir (Sümbüloğlu, Akdağ, 2009: 53-56).

SPSS’de “Enter” metodu kullanıldığında bağımsız değişkenlerin tamamı modele yansıtılmakta, analiz edilen değişkenler ile yeterli literatürün bulunmadığı durumlarda “Stepwise” yöntemi kullanılarak gereksiz değişkenler matematiksel esaslar göz önünde bulundurularak modelin dışına itilmektedir. Böylelikle belli bir öneme sahip olmayan değişkenler ortadan kaldırılmış ve gerekli katsayıların bulunduğu bir model yaratılmış olacaktır (Field, 2009: 213).

Araştırmaların genelinde en iyi açıklayıcı değişkenler kümesini ortaya koyabilmek için “Stepwise” yöntemi kullanılmaktadırlar. Bu yöntem bir süre bağımlı değişkeni tanıtarak ve her defasında denkleme giren değişkenin gerekli olup olmadığı kareler toplamı ESS (*Explained Sum of Squares*) ya da F testi (F test) temelinde yapılmaktadır (Gujarati, 2004: 378). Elde edilecek regresyon denkleminde Stepwise yönteminin kullanılması modele girecek bağımsız değişkenleri tek tek belirlemesinin yanı sıra çoklu doğrusal bağlantı (*Multicollinearity*) sorununa da çözüm getirmektedir (Orhunbilge, 2002: 202).

Korelasyon matrisi (*Pearson Correlation*) elde edilen değişkenler ile tahminleyici değişkenler arasındaki ilişki hakkında ön fikir sunmakta olup, bu katsayının ($r > 0.9$) yüksek olması çoklu bağlantı sorununa işaret etmektedir. Durbin–Watson istatistiği “hata terimlerinin bağımsızlığı” ön koşulunun sağlanıp sağlanmadığını göstermektedir. Bu değer 2’ye yakın olması (1 ile 3 arasında değer alması) “hata terimlerinin bağımsızlığı” ön koşulunun kesinlikle karşılandığını ifade etmektedir (Field, 2009: 233-236).

Bu teste göre otokorelasyon olup olmadığı Tablo 1’deki Durbin–Watson d tablosuna bakılarak d_U ve d_L değerleri tespit edilmektedir. Bununla birlikte analizden elde edilen tabloda; k değeri sabit terim dışındaki açıklayıcı değişken sayısını, n ise gözlem sayısını göstermektedir.

Tablo 1. Durbin–Watson D Testi Değerlendirilmesi

Değer	Değerlendirme	
$0 < d < d_L$	Pozitif otokorelasyon yoktur,	H_0 Red
$d_L \leq d \leq d_U$	Pozitif otokorelasyon yoktur,	H_0 Kararsız
$4 - d_L < d < 4$	Negatif otokorelasyon yoktur,	H_0 Red
$4 - d_U \leq d \leq 4 - d_L$	Negatif otokorelasyon yoktur,	H_0 Kararsız
$d_U < d < 4 - d_U$	Pozitif veya negatif otokorelasyon yoktur,	H_0 Reddedilemez

Kaynak: Gujarati (2004: 470).

Eş doğrusallığın incelenmesiyle ilgili diğer diğer yöntemler ise; tolerans (*tolerance*), VIF (*Variance Inflation Factor*), özdeğer (*eigenvalue*) ve koşul dizin (*condition indeks*) değerlerini incelemektir. Tolerans (*tolerance*) değeri, ilgili bağımsız değişkendeki varyansın, diğer bağımsız değişkenler tarafından açıklanamayan kısmını ifade etmektedir. Bu değer sıfıra ne kadar yakınsa çoklu eş doğrusallık değeri o kadar yüksek çıkmakta olup, regresyon katsayısının standart hatası da artacaktır. Nitekim $1/\text{Tolerance}$ değeri VIF değerine karşılık gelmektedir. VIF değeri ≤ 10 olduğunda çoklu doğrusal bağlantı bulunmamaktayken, bu değer 10’dan büyük olması çoklu doğrusal bağlantı sorunu olduğunu ifade etmektedir. Özdeğerin (*Eigenvalue*) 0’a yaklaşması veya koşul dizin (*condition index*) değerlerinin 15’ten büyük olması da çoklu eş

doğrusallık sorununa işaret etmektedir. Ayrıca koşul dizin (condition indeks) değerlerinin 30'dan büyük olması ciddi çoklu eş doğrusallık sorununu ifade etmektedir (Sümbüloğlu, Akdağ, 2009: 175).

1.3. Diskriminant Analizi

Diskriminant analizi, kümelerin önceden belirlendiği durumlarda kullanılan bir yöntem olup, bir gözlemi ya da birkaç gözlemi bilinen grupları sınıflandırmakta kullanılmaktadır. Örneğin; bankaların kredi vermek için geçmiş deneyimlerinden yararlanarak, kredileri sorunsuz ödeyen ve kredi ödemedeki zorluk çeken müşterilerinin bilgilerinden hareketle yeni bir müşteriye kredi tahsis kararını bu analiz aracılığıyla gerçekleştirebilmektedir (Härdle, Simar, 2007: 289).

Sınıflandırma analizleri açısından diskriminant analizi, logit modelinin en önemli rakibidir. Yöntemde, bireyin sahip olduğu niteliklerinin, iki seçenekle olan ilişkisini farklı bir ortalama vektör (ancak aynı varyans-kovaryans matrisi) ile çoklu dağılımlı olarak dağıtıldığı varsayılmaktadır. Ayrıca orijinal veriler, iki ortalama vektörü ve ortak varyans-kovaryans matrisinin tahmin edilmesi için kullanılmaktadır (Kenneddy, 2008: 250).

Diskriminant analizi, iki ya da daha çok grup arasından hangi değişkenin ayırt edici olduğunu belirlemek amacıyla, değişkenlerin ayırt edici özelliklerine göre sınıflandırılmasını sağlayan çok değişkenli bir analiz tekniği olarak da ifade edilebilir. Bu analizin gerçekleştirilebilmesi için ön koşul, bağımlı değişken gruplandırılarak tanımlanmasıdır. Ayrıca; bağımsız değişkenlerin metrik olarak ölçülmesi, değişkenler arasında ilişki katsayısının yüksek olmaması, bağımsız değişkenlerin her biri için, ortalama ve varyans değerlerinin ilişkili olmaması ve elde edilecek gözlemlerin normal dağılım göstermesi gerekmektedir (İslamoğlu, Alınacak, 2014: 424). Nitekim çalışmada en iyi açıklayıcı değişkenler kümesini ortaya koyabilmek için çoklu regresyon analizinde olduğu gibi “Stepwise” yöntemini kullanılmıştır.

1.4. Logit ve Probit Modeli

Çoklu regresyonda bağımlı değişkeni tahmin etmeye yönelik çalışmalarda, bağımlı değişkenin kategorik olduğu durumlarda sürekli ya da kategorik olarak ölçümlenmiş bir veya daha fazla değişkenin kullanıldığı bir analiz metodudur (Özdamar, 2002: 475).

“Modellerde, doğrusal regresyon analizinden elde edilen bağımsız değişkenler kullanılarak, bağımlı değişkenin sonucunu tahmin etmeye yarayacak en sade modeli elde etmek hedeflenmektedir. Logit modeli, veri setine yeni alınabilecek bir gözlemin hangi grubun içerisinde yer alacağını saptamakta ve kullanılan model; doğrusallık ve

varyansların homojenliği gibi varsayımları gerektirmediğinden dolayı diskriminant analizinden ayrı bir niteliğe sahip bulunmaktadır. Logit modeli probit modeline göre bazı avantajları bulunmakta olup, bunun en önemli nedeni ise modelin normallik kısıtını içermemesidir. Ayrıca finansal oranların sağa ya da sola çarpık bir dağılım göstermesi, finansal başarısızlık tahmin çalışmalarında logit ve probit modelleri tercih edilir hale getirmiştir. Logit modelinin oluşturulabilmesi için; bağımlı değişkenin ikili olarak, bağımsız değişkenlerin ise kategorik ya da ölçülenmesi, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında doğrusal bir ilişkinin bulunması ve bağımsız değişkenler arasında çoklu bağlantı bulunmaması gerekmektedir. Ayrıca gözlemlerin birbirinden bağımsız olması ve aynı birey üzerinde bir kez gözlem yapılarak bu ölçümlerin tekrarlanmaması, veri setinde aşırı uç değerlerin olmaması, cevapsız veya eksik verilerin veri setinden çıkarılması, örneklem büyüklüğünün yeteri kadar olması ve teorik bir temele dayanmayan değişkenlerin model dışında bırakılması gerekmektedir” (İslamoğlu, Almaçık, 2014: 376-378).

Probit model standart normal dağılıma sahip iken logit ise lojistik normal dağılıma sahiptir. Dolayısıyla bu modellerde standart sapma sabit, lojistik yoğunluk ortalaması sıfır, tekdüzensel ve simetrik. Ayrıca logit model kümülatif dağılım fonksiyonunun açıkça hesaplanabilmesi bakımından önemli bir avantaja sahiptir (Heij *vd.*, 2004: 443-444).

Nitekim ikili seçimlerin (0 ile 1 gibi) tahminlenmesinde logit modelinin sayısal olarak basit ve anlaşılır olması ve normallik varsayımına dayanmaması gibi nedenlerden dolayı, model probit modeline alternatif oluşturmuştur (Hill *vd.*, 2011: 595).

Çalışmada Logit modelini elde edebilmek için; “Stepwise” (adımsal) yöntemlerden “*Backward Wald*” metodu kullanılarak gereksiz değişkenler modelden ayıklanmıştır. Probit modelinin oluşturulmasında ise Heteroskedastic probit yöntemi kullanılarak gerekli denklem ve tahmin sonuçları elde edilmiştir.

Kimya sektöründe faaliyet gösteren işletmelerin mali durumlarının tespit edilmesi için kullanılan değişkenler (oranlar) ve hesaplama yöntemleri Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. Analizde Kullanılan Finansal Oranlar

Değişken	FORMÜL
X1	DÖNEN VARLIKLAR / KISA VADELİ BORÇLAR
X2	(DÖNEN VARLIKLAR - STOKLAR) / KISA VADELİ BORÇLAR
X3	(DÖNEN VARLIKLAR - KISA VADELİ BORÇLAR) / NET SATIŞLAR
X4	(DÖNEN VARLIKLAR - KISA VADELİ BORÇLAR) / TOPLAM AKTİF
X5	(KISA VADELİ BORÇLAR + UZUN VADELİ BORÇLAR) / TOPLAM VARLIKLAR
X6	ÖZSERMAYE / TOPLAM VARLIKLAR
X7	BORÇLAR / ÖZSERMAYE
X8	NET SATIŞLAR / TOPLAM AKTİF
X9	NET SATIŞLAR / ÖZSERMAYE
X10	TOPLAM AKTİF / ÖZSERMAYE
X11	NET SATIŞLAR / DÖNEN VARLIKLAR
X12	NET SATIŞLAR / DURAN VARLIKLAR
X13	SATIŞLARIN MALİYETİ / NET SATIŞLAR
X14	NET SATIŞLAR / SATIŞLARIN MALİYETİ
X15	KISA VADELİ BORÇLAR / TOPLAM AKTİF
X16	DÖNEN VARLIKLAR / TOPLAM AKTİF
X17	DURAN VARLIKLAR / ÖZSERMAYE
X18	NET KAR / ÖZSERMAYE
X19	NET KAR / NET SATIŞLAR
X20	NET KAR / TOPLAM AKTİF
X21	FAALİYET KARI / NET SATIŞLAR
X22	BRÜT KAR / TOPLAM AKTİF
X23	BRÜT KAR / KISA VADELİ BORÇLAR
X24	BRÜT KAR / NET SATIŞLAR
X25	(FAALİYET KÂRI + AMORTİSMANLAR) / AKTİF TOPLAMI
X26	(FAALİYET KÂRI + AMORTİSMANLAR) / KISA VADELİ BORÇLAR
X27	(FAALİYET KÂRI + AMORTİSMANLAR) / NET SATIŞLAR
X28	STOKLAR / DÖNEN VARLIKLAR
X29	STOKLAR / TOPLAM AKTİF

1.5. Finansal Değerlerin Normalizasyonu

Parametrik veriler kullanılarak yapılan bazı istatistiki analizlerde normallik koşullarının sağlanması bir gerekliliktir. Bu bağlamda normallik koşullarının sağlanması gereken istatistiki analizlere; t-Testi, z-Testi, varyans analizi, pearson korelasyon analizi, regresyon analizinde bağımlı değişken, faktör analizi (hipotez testlerinde), kümeleme, diskriminant ve yapısal eşitlik modeli örnek olarak verilebilir. Verilerin normal dağılım göstermemesi, bu verilerle yapılacak istatistiksel analizlerin yanlış ve yönlendirici yorumlanmasına neden olabilmektedir. Bu durumu aşabilmek için, tabakalaştırma ve dönüştürme gibi yöntemler uygulanabilmektedir. Ancak

normallik ihlalini ortadan kaldırılabilmek için kullanılan dönüştürme yöntemleriyle de bazen istenilen sonuca ulaşamamak mümkündür (Şencan, 2005: 195-203).

Mali oranlardan elde edilen uç ve negatif yönlü değerler mali oranlar kullanılarak elde edilen parametrelerde önemli sapmalara neden olmakta olup, bu durum ortaya konulan modellerde ciddi sapmalara neden olacaktır. Bu olumsuz durumu ortadan kaldırmak amacıyla elde edilen değişkenler normalizasyona tabi tutulmuştur.

Min-Max istatistiki dönüştürme yöntemi, verilerin doğrusal olarak normalizasyonuna olanak tanıdığından dolayı araştırmada bu yöntem kullanılarak gerekli hesaplamalar yapılmıştır. Bu yöntem veriyi 0-1 arasında değerlere dönüştürmektedir. Bu normalleştirme yöntemi yakın-komşu ilişkilerinin sınıflandırılmasının yanı sıra kümeleme ve yapay sinir ağları veya mesafe ölçümlerini içeren sınıflandırma algoritmaları açısından oldukça yararlı bir metottur. Söz konusu yöntem denklem 1'de verilmiştir (Han vd., 2012: 112-114). Ayrıca bu yöntemle gözlemler arasında aşırı uç değerler sorununa da çözüm getirilmiştir.

$$V' = \frac{V_i - V_{min}}{V_{max} - V_{min}} \quad (1)$$

Formülde, V' normalize edilmiş veriyi, V_i girdi değerini, V_{min} girdi setindeki en küçük değeri, V_{max} ise girdi setindeki en büyük değeri ifade etmektedir.

Normalizasyona tabi tutulan verilerin incelenmesi için kullanılan en yaygın yöntemler; Shapiro Wilk, Lilliefors, D'Agostino ve Stephens, Anderson-Darling, Kolmogorov-Smirnov, Çarpıklık ve Basıklık testleridir. Shapiro-Wilk ve Kolmogorov-Smirnov testinde $p > 0.05$ ise veriler %95 düzeyinde güvenilir ve anlamlıdır. Bu yöntemlerden Kolmogorov-Smirnov testinin az sayıda ayrık/uç puandan büyük ölçüde etkilenmesi nedeniyle p değeri her zaman sağlıklı bir sonuç ifade etmeyebilir. Bu nedenle söz konusu yöntem kullanıldığında ayrıca grafiklerini de esas alarak karar vermek gerekmektedir (Şencan, 2005: 196-197).

Araştırmada kullanılan yirmi dokuz oran içerisinde normal dağılım gösteren değişkenler Tablo 3'te gösterilmiştir. Buna göre SPSS'te yapılan normallik testleri sonuçlarına göre on iki değişkenin normal dağılım gösterdiği tespit edilmiştir.

Elde edilen değişkenler ile tahminleyici değişkenler arasındaki ilişki katsayılarının korelasyon matrisinden (*Pearson Correlation*) elde edilen katsayılardan, çoklu eş doğrusallık (*Multicollinearity*) diğer bir ifadeyle çoklu bağlantı sorununun olup olmadığının bir ön değerlendirmesi yapılmıştır.

Tablo 3. Normal Dağılım Gösteren Finansal Değişkenler

DEĞİŞKEN	FORMÜL
NX8	NET SATIŞLAR/ TOPLAM AKTİF
NX9	NET SATIŞLAR / ÖZSERMAYE
NX13	SATIŞLARIN MALİYETİ / NET SATIŞLAR
NX15	KISA VADELİ BORÇLAR / TOPLAM AKTİF
NX16	DÖNEN VARLIKLAR / TOPLAM AKTİF
NX20	NET KAR / TOPLAM AKTİF
NX22	BRÜT KAR / TOPLAM AKTİF
NX23	BRÜT KAR / KISA VADELİ BORÇLAR
NX24	BRÜT KAR / NET SATIŞLAR
NX25	(BRÜT KAR - AMORTİSMANLAR) / AKTİF TOPLAMI
NX28	STOKLAR / DÖNEN VARLIKLAR
NX29	STOKLAR / TOPLAM AKTİF

2. UYGULAMA

2.1. Çoklu Regresyon Analizi Sonuçları

Normal dağılım özelliği gösteren on iki mali oran arasında çoklu bağlantı olması ihtimalinin yüksek olması sebebiyle, Stepwise metoduyla elde edilen modelde istatistiksel (p<0.05) açıdan önemsiz olan değişkenler ayıklanarak üç bağımsız değişkenli bir tahmin modeli yaratılmıştır (Tablo 4).

Tablo 4. Stepwise Yönteminden Elde Edilen Bağımsız Değişkenler

Model Özeti ^d					
Model	R	R ²	Düzeltilmiş R ²	Tahmin Hatası	Durbin-Watson
1	.625 ^a	.390	.384	.39407	1.202
2	.713 ^b	.509	.499	.35536	
3	.759 ^c	.577	.565	.33142	

a. Tahminleyici: (Sabit), Nx15

b. Tahminleyici: (Sabit), Nx15, Nx9

c. Tahminleyici: (Sabit), Nx15, Nx9, Nx8

d. Bağımlı değişken: durum_basari

Tablo 5'te Stepwise yöntemine göre oluşturulan modelin istatistiksel analiz sonuçları verilmiştir. Regresyon analizi sonuçlarına göre p<0.01 anlamlılık düzeyinde değişkenler ile başarı durumları arasında anlamlı bir ilişki bulunmaktadır. Başarı durumu açıklanan değişken ile finansal oranlar arasında mutlak değerce %75.9 düzeyinde bir ilişkinin bulunduğu ve modelin bağımlı değişkeni açıklama oranı ise %57.7'dir.

Tablo 5. Stepwise Yöntemi Uygulanan Değişkenlerin Regresyon Analizi Sonuçları

Bağımlı Değişken	R	R ²	F	Sig	Bağımsız Değişken	B	Beta	Sig
Başarı durumu	0.759	0.577	48.122	0.000	Sabit	1.603		0.000
					Nx15	-2.15	-0.765	0.000
					Nx9	-2.33	-0.644	0.000
					Nx8	1.222	0.402	0.000

Modelin genel anlamlılığının bir ifadesi olan ANOVA testinden çıkan F istatistiki değeri 48.122 ve buna karşı gözlenen anlamlılık düzeyinin de ($p=0.000$) $p<0.01$ 'den küçük olduğu tespit edilmiştir. $F_{0.01;3;106}$ değeri $\alpha=0.01$ düzeyinde modelin anlamlı olduğunu ($F_h > F_c$, $48.122 > 3.96$) başarı durumunun, modele göre anlamlı farklılıklar gösterdiğini ve dolayısıyla modelin öngöründe bulunabilme olasılığının bulunduğunu göstermektedir.

Durbin-Watson istatistiği 1.202 olarak hesaplanmış ve hesaplanan bu değer cetvel değerleri 0.01 anlamlılık düzeyinde $d_{0.01;3;110}$ ($d_L=1.482$, $d_U=1.604$, $4-d_L=2.518$ ve $4-d_U=2.396$) ile karşılaştırılması sonucunda modelde otokorelasyonun bulunmadığı ($0 < d < d_L$ ise pozitif otokorelasyon yoktur, H_0 Red) ifade edilebilmektedir. Ayrıca analiz çıktılarından elde edilen tolerans (tolerance), VIF (Variance Inflation Factor), özdeğer (eigenvalue) ve koşul dizin (condition indeks) değerleri de bu durumu destekleyici niteliktedir.

Eğim katsayısının (B), negatif işaretli olması başarı durumu ile finansal oranlar arasında ters yönlü bir ilişkinin varlığına işaret etmektedir. Buna göre; Nx8'deki (NET SATIŞLAR / TOPLAM AKTİF) bir birimlik artış finansal başarı skorunda 1.22'lik bir artışa ya da bir birimlik azalış bu skorda 1.22'lik bir azalışa neden olabilecektir. Aynı şekilde Nx9'daki (NET SATIŞLAR / ÖZSERMAYE) bir birimlik azalışın başarı skorunda 2.33'lük bir artışa sebep olacağı ifade edilebilir. Standardize edilmiş regresyon katsayısına göre β (Beta), yorumlayıcı değişkenlerin işletmelerin başarı durumları üzerindeki görece önem sırası; Nx15, Nx9 ve Nx8 şeklindedir. Buna göre elde edilen çoklu regresyon modeli Denklem 2'de verilmiştir.

$$Z = 1.603 + 1.222 * Nx8 - 2.33 * Nx9 - 2.15 * Nx15 \quad (2)$$

Çoklu regresyon modeliyle oluşturulan formülde veriler yerine konularak elde edilen tahmin sonuçları Tablo 6'da verilmiştir. Denklemden kullanılan değişkenler formülde kullanılarak işletmelerin ayırt edilmesinde "kritik değer" 0.50 olarak alınmış ve işletmeler ≤ 0.50 ise başarısız $0.50 >$ ise başarılı olarak sınıflandırılmıştır. Buna göre model; başarısız işletmeleri %87.27 ve başarılı işletmeleri ise %89.09 düzeyinde doğru sınıflandırmıştır. Modelin doğru tahmin gücü ise %88.18 olarak hesaplanmıştır.

Tablo 6. Regresyon ile Tahmin Sonuçları

	Tahmin Edilen			Oran (%)
	Başarısız	Başarılı		
Başarı durumu	Başarısız	48	7	87.27
	Başarılı	6	49	89.09
Toplam Başarı Oranı (%)				88.18

2.2. Çoklu Diskriminant Analizi Sonuçları

Wilks-Lambda diskriminant fonksiyonunun veri setindeki gözlemleri gruplara ayırma durumunun değerlendirilmesi Tablo 7’de verilmiştir. Wilks-Lambda’ya ilişkin anlamlılık düzeyi değeri $p < 0.01$ değerinden küçük olduğundan dolayı ortaya konulan fonksiyonun %99 güven düzeyinde önemli olduğunu göstermektedir. Modelin genel anlamlılığının bir ifadesi olan Ki-kare değerinin 91.535 ve buna karşı gözlenen anlamlılık düzeyinin de ($p=0.000$) $p<0.01$ ’den küçük olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen serbestlik derecesi değeri ($df = 3$), T tablosundaki one-tail $\alpha=0.01$ değeri ile karşılaştırıldığında $t_{df,\alpha}$ için $t_{3,0.01}$ modelin $\alpha=0.01$ düzeyinde anlamlı olduğunu ($91.535>12.924$), başarı durumunun modele göre anlamlı farklılıklar gösterdiğini ve dolayısıyla diskriminant fonksiyonunun grupları ayırma yeteneğinin bulunduğunu ifade etmektedir.

Tablo 7. Diskriminant Analizi Wilks-Lambda Değerleri

İşlev Sınaması	Wilks' Lambda	Ki-Kare	Df	Sig.
1	0.423	91.535	3	0.000

Wilks-Lambda değeri anlamsız çıkması halinde gerçekleştirilen analizin geçersiz olduğuna karar verilmektedir. Ayrıca söz konusu değer $\lambda > 0.40$ olması halinde modelin ayırma gücünün oldukça iyi olduğu da ifade etmektedir. Elde edilen fonksiyonun “serbestlik derecesi” df (degrees of freedom) yapılan istatistik testi güvenilirliğiyle doğrudan ilişkili olup, bu kategorik değişkenler mevcut grupların sayısı ve diskriminant değişkenlerinin sayısı ile ilişkilidir (Gujarati, Porter, 2010: 101). Nitekim elde edilen λ değeri 0.423 olarak bulunduğundan dolayı modelin ayırma gücünün iyi olduğu da ifade edilmektedir.

Bu modelde df değeri tahminleyici sayısı*($n-1$) şeklinde [$df = 3*(2-1)$] (Cramer, 2003: 210) hesaplanarak, modelin 3 serbestlik derecesine sahip olduğu da görülmektedir. Standardize kanonik diskriminant fonksiyonları Tablo 8’de verilmiştir. Farklı ölçek düzeylerinde ölçülmüş değişkenlerin ayırma gücü etkisi sırasıyla $N \times 9$, $N \times 15$ ve $N \times 8$ şeklindedir.

Tablo 8. Standardize Kanomik Diskriminant Fonksiyonu Katsayıları

Değişkenler	Fonksiyon
	1
Nx8	-0.796
Nx9	1.252
Nx15	1.209

Diskriminant yapı matrisi bağımsız değişkenlerin diskriminant fonksiyonu ile arasındaki ilişkiyi yüksekten düşüğe doğru sıralamaktadır (İslamoğlu ve Alınışık, 2014:434). Buna göre; Nx9, Nx15 ve Nx8 etki sırasına göre değişkenlerin finansal başarısızlığı ayırmada etkili olduğu Tablo 9'da görülmektedir.

Tablo 9. Diskriminant Yapı Matrisi

Değişkenler	Fonksiyon
	1
Nx8	-4.902
Nx9	9.346
Nx15	8.624
Sabit	-4.425

Buna göre elde edilen diskriminant modeli denklem 3'de gösterilmiştir. Buna göre; Nx8'deki bir birimlik artış finansal başarı skorunda 4.902'lik bir azalışa ya da bir birimlik azalış bu skorda 4.902'lik bir artışa neden olabilecektir.

$$Z = -4.425 - 4.902 * Nx8 + 9.346 * Nx9 + 8.624 * Nx15 \quad (3)$$

Tablo 10'da grup merkezleri fonksiyon tablosu verilmiştir. Bu fonksiyon yardımıyla gruplar arası kesişim noktası hesaplanmış ve kritik değer 0 olarak elde edilmiştir.

Tablo 10. Grup Merkezleri Fonksiyonları

Başarı Durumu	Fonksiyon
	1
Başarısız	1.156
Başarılı	-1.156

Yapılan analizde gruplar eşit olduğundan dolayı aşağıdaki denklem 4 kullanılarak gruplar arası kesişim noktası hesaplanmıştır. Burada, Z_{CE} ; eşit grup büyüklükleri için kritik kesme puanı, Z_A ; birinci grubun merkezi, Z_B ; ikinci grubun merkezini ifade etmektedir.

$$Z_{CE} = \frac{Z_A + Z_B}{2} \quad (4)$$

Z_{CE} değeri (kritik değer) 0 olarak bulunmuştur. Bu durum, incelenen işletmeler için \bar{Y} değeri sıfırdan küçükse başarısız gruba, sıfırdan büyük ise başarılı gruba dâhil edileceğini göstermektedir. Diskriminant analizi sonucunda elde edilen diskriminant fonksiyonu değerleri Tablo 11’de verilmiştir. Buna göre; fonksiyondan elde edilen formüle değişkenler atandığında modelin %88.2 olarak doğru tahmin yaptığı ortaya konulmuştur.

Tablo 11. Diskriminant Sınıflandırma Sonuçları

		Sınıflandırma Sonuçları ^{a,c}			Toplam
		Başarı durumu	Tahmin Grubu		
			Başarısız	Başarılı	
Orijinal	Sayı	Başarısız	48	7	55
		Başarılı	6	49	55
	Oran (%)	Başarısız	87.3	12.7	100.0
		Başarılı	10.9	89.1	100.0
Çapraz-doğrulama^b	Sayı	Başarısız	46	9	55
		Başarılı	6	49	55
	Oran (%)	Başarısız	83.6	16.4	100.0
		Başarılı	10.9	89.1	100.0

a. %88.2 gruplanmış olayların doğru sınıflandırılması.

b. Çapraz doğrulama, yalnızca analizdeki durumlar için yapılır.

Çapraz doğrulamada, her bir olay, o olaydan başka tüm durumlardan türetilen fonksiyonlarla sınıflandırılır.

c. %86.4 çapraz doğrulanmış ve gruplanmış olayların doğru sınıflandırılması.

2.3. Logit Modeli Sonuçları

Tablo 12’de tahmin modeli katsayılarının Omnibus testi görülmektedir. Ki-kare’ye ilişkin anlamlılık düzeyi değeri $p < 0.01$ değerinden küçük olduğundan dolayı elde edilen fonksiyonun %99 düzeyinde mali açıdan işletmeleri ayırt edebildiği ifade edilebilir.

Modelin genel anlamlılığının bir ifadesi olan Ki-kare değerinin 92.468 ve buna karşı gözlenen anlamlılık düzeyinin de ($p=0.000$) $p < 0.01$ ’den küçük olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen serbestlik derecesi değeri ($df = 3$), T tablosundaki one-tail $\alpha=0.01$ değeri ile karşılaştırıldığında $t_{df,\alpha}$ için $t_{3,0.01}$ modelin $\alpha=0.01$ düzeyinde anlamlı olduğunu ($92.468 > 12.924$), başarı durumunun modele göre anlamlı farklılıklar gösterdiğini ve dolayısıyla modelin öngörüle bulunabilme olasılığının bulunduğunu göstermektedir.

Tablo 12. Tahmin Modeli Katsayılarının Omnibus Testi

		Ki-Kare	Df	Sig.
Adım 1	Step	92.468	3	0.000
	Block	92.468	3	0.000
	Model	92.468	3	0.000

Başlangıç modeli değişkenleri tablosu Tablo 13'te verilmiştir. Nx8, Nx9 ve Nx15 değerleri Wald istatistik değerlerine göre $p < 0.05$ anlamlılık düzeyinde önemli değildir. Buna karşın (Nx8), (Nx9) ve (Nx15) değişkenlerinin %95 düzeyinde anlamlı oldukları tespit edilmiştir.

Exp(B) değeri, değişkenlerde meydana gelebilecek bir birimlik artış veya azalışın başarısızlık durumunu nasıl etkileyeceğini belirlemektedir. Dolayısıyla; Nx8 değişkenindeki bir birimlik artış modelden elde edilen başarısızlık skorunda 645243.7 katlık bir artışa, neden olacağı görülmektedir.

Tablo 13. Başlangıç Modeli Değişkenleri

Değişkenler	B	S.E.	WALD	DF	SİG.	EXP(B)
Nx8	13.377	4.174	10.272	1	0.001	645243.759
Nx9	-26.705	6.245	18.286	1	0.000	0
Nx15	-21.373	4.275	24.991	1	0.000	0
Sabit	11.690	2.415	23.428	1	0.000	119380.826

Elde edilen logit modeli, denklem 5'te gösterilmiştir.

$$Z = 11.690 + 13.377 * Nx8 - 26.705 * Nx9 - 21.373 * Nx15 \quad (5)$$

Tablo 14'te Logit modelinden elde edilen tahmin modelinin doğru sınıflandırma oranı %89.1 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca model başarısız işletmeler için %89.1'lik doğru tahminde bulunurken başarılı işletmelerde ise doğru tahmin %89.1 düzeyindedir.

Tablo 14. Logit Tahmin Modelini Sınıflandırılması

Gözlemlenen	Tahmin Edilen				
			Başarı durumu		Doğru Yüzdesi
			Başarısız	Başarılı	
Adım 1	Başarı durumu	Başarısız	49	6	89.1
		Başarılı	6	49	89.1
Doğru sınıflandırma oranı					89.1

a kesim değeri .500

2.4. Probit Modeli Sonuçları

Tablo 15'e göre, Nx8'e karşılık gelen $p = 0.041 < 0.05$ olduğundan dolayı işletmelerin başarılı olma durumu ile nx8 arasında ilişki vardır. Nx8 değişkeninin katsayısı pozitif ilişkili olduğundan, nx8 değeri arttığında işletmenin başarılı olma durumu da artar. Nx9'un $p = 0.008 < 0.05$ olduğundan dolayı işletmenin başarılı olma durumu ile Nx9 değişkeni arasında ilişki bulunmaktadır. Ancak değişkenin katsayısı

negatif işaretli olduğundan, bu ilişki ters yönlüdür ve Nx9 değeri arttıkça, işletmenin başarılı olma olasılığı azalmaktadır. Nx15 değeri için ise $p=0.004<0.05$ ve başarılı olma durumu ile Nx15 arasında ilişki bulunmaktadır. Ayrıca Nx15'in katsayısı negatif olduğundan dolayı ters yönlü bir ilişki söz konusudur.

Tablo 15. Probit Modeli Sonuçları

Değişken	Katsayı	Standart Sapma	Z	P
nx8	4.09904	2.001772	2.05	0.041
nx9	-9.838318	3.698416	-2.66	0.008
nx15	-7.755088	2.699218	-2.87	0.004
Sabit	4.713035	1.443094	3.27	0.001

Elde edilen probit modeli Denklem 6'da gösterilmiştir.

$$Z = 4.713035 + 4.09904 * Nx8 - 9.838318 * Nx9 - 7.755088 * Nx15 \quad (6)$$

Tablo 16'da probit analizi sonucu ile yapılan tahmin modeli sınıflandırılması verilmiştir. Analiz sonucuna göre sensitivity oranı %85.45, specificity oranı ise %89.09 olarak bulunmuştur. Probit analizi ile doğru sınıflandırma yüzdesi ise %87.27 olarak belirlenmiştir.

Tablo 16. Probit Tahmin Modeli Sınıflandırılması

Gözlenen	Doğru (D)	Yanlış (~D)	Toplam
Doğru +	47	6	53
Yanlış -	8	49	57
Toplam	55	55	110
Sensitivity Pr(+ D)			%85.45
Specificity Pr(- ~D)			%89.09
Positive predictive value Pr(D +)			%88.68
Negative predictive value Pr(~D -)			%85.96
Doğru sınıflandırma oranı			%87.27

SONUÇ

Çalışmada kimya sektöründe faaliyet gösteren 22 işletmenin 2010-2014 mali dönemlerindeki 5 yıllık finansal tabloları araştırma kapsamında yer almıştır. Mali tablolardan elde edilen finansal değişkenler TTK'nın 376. Maddesi gereğince teknik iflas hükümleri esas alınarak başarılı ve başarısız olarak iki gruba ayrılmıştır. Bu hükümlere göre söz konusu işletmelerin 55 mali dönemde başarılı, 55 mali dönemde ise başarısız olduğu tespit edilmiştir. Elde edilen finansal değişkenler normallik testine tabi tutulmuş fakat değişkenlerde aşırı uç değerlerin bulunmasından dolayı, parametreleri normal dağılım varsayımına uyarlamak için normalleştirme işlemine tabi tutulmuştur.

Normalleştirme işlemleri sonucunda elde edilen yeni değerlere ilişkin olarak 29 finansal değişken (oran) içerisinde 12 oranın analizler için gerekli esasları yerine getirdiği saptanmış ve söz konusu değişkenlerin anlamlılık düzeyleri göz önünde bulundurularak adım adım ayıklama işlemine tabi tutularak üç değişkenden oluşan bir model yaratılmıştır.

Elde edilen modelden hareketle yapılan çoklu regresyon analizinin %86.36 düzeyinde doğru sonuçlar elde ettiği belirlenmiştir. Ayrıca standardize edilmiş regresyon katsayısına göre β (Beta), yorumlayıcı değişkenlerin işletmelerin başarı durumları üzerindeki görece önem sırası; Nx15 (KISA VADELİ BORÇLAR / TOPLAM AKTİF), Nx9 (NET SATIŞLAR / ÖZSERMAYE) ve Nx8 (NET SATIŞLAR/ TOPLAM AKTİF) şeklinde elde edilmiştir. Çoklu regresyon modeliyle ilgili çalışmalar incelendiğinde Aktaş (1997)'e göre %80.0 daha başarılı bir öngörü modeli ortaya konulduğu saptanmıştır.

Diskriminant (ayırma) analizinden elde edilen modelin tahmin gücü %88.2 olarak hesaplanmış ve elde edilen modelde kullanılan değişkenlerin %99 düzeyinde anlamlı olduğu belirlenmiştir. Ayrıca standardize kanonik diskriminant fonksiyonundan elde edilen farklı ölçek düzeylerinde ölçülmüş değişkenlerin ayırma gücü etkisi sırasıyla Nx9 (NET SATIŞLAR / ÖZSERMAYE), Nx15 (KISA VADELİ BORÇLAR / TOPLAM AKTİF) ve Nx8 (NET SATIŞLAR/ TOPLAM AKTİF) şeklinde elde edilmiştir.

Dolayısıyla hem regresyon hem de diskriminant (ayırma) analizinde kullanılan değişkenlerin görece önemlilik sınıflandırması birbiriyle farklılaşmaktadır. Öngörü modelinde elde edilen başarı oranı; Li ve Sun (2008) %87.93, Vuran (2009) %84.4 diğer çalışmalara yakın olduğu görülmektedir.

Elde edilen logit modelinin %89.1 düzeyinde öngöründe bulunduğu tespit edilmiştir. Logit tahmin modeli ile diğer çalışmalardaki logit modellerinin başarı oranları kıyaslandığında; Altaş ve Giray (2005) %74.2, Li ve Sun (2008) %87.04, Vuran (2009) %84.4, Özdemir vd. (2012) %84.6 elde edilen modelin daha başarılı tahminlerde bulunduğu tespit edilmiştir. Ayrıca Türkiye'de kimya sektörüyle ilgili yapılan logit modeli Toraman ve Karaca (2016) %86.9 çalışmasına göre de daha yüksek oranda sonuç elde edilmiştir.

Probit model sonucuna göre; duyarlılık (*sensitivity*) oranı %85.45, özgüllük (*specificity*) oranı ise %89.09 olarak bulunmuştur. Probit analizi ile doğru sınıflandırma yüzdesi ise %87.27 olarak belirlenmiştir. Buna göre ortaya konulmuş olan logit modelinin probit'e göre daha yüksek oranda doğru sınıflandırma yeteneğine sahip olduğu ifade edilebilir. Ayrıca logit ve probit modellerinde kopuş değerinin 0.5'den

büyük olduğunda işletmenin 1 yıl sonra başarılı olacağı ifade edilebilir. Elde edilen probit tahmin modeli ile diğer çalışmaların sınıflandırma oranları karşılaştırıldığında; Ohlson (1980), Zmijewski (1984), Zavgren (1985) ve Aktaş (1997) elde edilen modelin tahmin yeteneğinin daha düşük seviyede olduğu gözlemlenmiştir.

Finansal yazında onlarca tahmin modeli bulunmaktadır. Tahminlerin başarı düzeylerinin birbiriyle örtüşmemesi sektördeki işletmelerin farklı büyüklükte ve mali güçte olmalarından kaynaklandığı düşünülmektedir. Ayrıca analize tabi tutulan işletmelerin az sayıda olması da finansal değişkenlerden elde edilen modelin kaderini tayin edebilmektedir. Nitekim farklı yöntemler kullanılarak elde edilen her üç modelin doğru tahmin başarısı karşılaştırıldığında logit modelin (%89.1) diğer modellere göre mükemmel yakın tahminlerde bulunduğu tespit edilmiştir. Araştırmadan elde edilen bulgular ışığında, logit modelinin parametrik testlerdeki bazı varsayımları gerektirmediğinden ve diğer modellere nispeten yüksek düzeyde başarılı tahminler ortaya koyabildiğinden dolayı, kimya sektöründe faaliyet gösteren işletmeler açısından oluşturulabilecek finansal başarısızlık modellerinde kullanılması önerilmektedir.

KAYNAKÇA

- Akgün, A. (2013), *Firmalarda Finansal Başarısızlığın Tahmini ve İstanbul Menkul Kıymetler Borsası'nda Bir Uygulama*, Doktora Tezi, Konya: Selçuk Üniversitesi.
- Aktaş, R., M. Doğanay, B. Yıldız (2003), “Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması”, *Ankara Üniversitesi SBF Dergisi*, 58(4), 1-24.
- Aktaş, R. (1997), *Mali Başarısızlık (İşletme Riski) Tahmin Modelleri*, Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Altaş, D., S. Giray (2005), “Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatistik Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Örneği”, *Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(1), 13-27.
- Altman, E.I., E. Hotchkiss (2006), *Corporate Financial Distress and Bankruptcy*, New Jersey: John Wiley & Sons:
- Beaver, W.H. (1967), “Financial Ratios as Predictors of Failure, Empirical Research in Accounting: Selected Studies 1966”, *Journal of Accounting Research/Supplement*, 5(1), 71-111.
- Büyükarıkan, U., B. Büyükarıkan, (2014), “Bilişim Sektöründe Faaliyet Gösteren Firmaların Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleriyle İncelenmesi”, *Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi*, 46(7), 160-172.
- Büyükoztürk, Ş. (2012), *Sosyal Bilimler İçin Veri Analizi El Kitabı*, Ankara: Pegem Akademi.
- Civan M., F. Dayı (2014), “Altman Z Skoru ve Yapay Sinir Ağı Modeli İle Sağlık İşletmelerinde Finansal Başarısızlık”, *Akademik Bakış Uluslararası Hakemli Sosyal Bilimler Dergisi*, 41(2), 40-54.

- Clark-Carter, D. (2004), *Doing Quantitative Psychological Research: From Design To Report*, Oxford: Psychology Press.
- Cramer, D. (2003), *Advanced Quantitative Data Analysis*, Philadelphia: McGraw-Hill Irwin.
- Field, E. (2009), *Discovering Statistics Using SPSS*, London: Sage.
- Gujarati, D.N. (2004), *Basic Econometrics*, New York: McGraw-Hill.
- Gujarati, D.N., D.C. Porter (2010), *Essentials of Econometrics*, New York: McGraw-Hill Irwin.
- Han, J., M. Kamber, J. Pei (2012), *Data Mining*, Morgan Kaufmann: Massachusetts.
- Härdle, W., L. Simar (2007), *Applied Multivariate Statistical Analysis*, New York: Springer.
- Heij, C., P. De Boer, P.H. Franses, T. Kloek, H.K. Van Dijk (2004), *Econometric Methods with Applications in Business and Economics*, New York: Oxford University Press.
- Hill, R.C., W.E. Griffiths, G.C. Lim (2011), *Principles of Econometrics*, Chennai: John Wiley & Sons.
- İslamoğlu, A.H., Ü. Alnıaçık (2014), *Sosyal Bilimlerde Araştırma Yöntemleri*, İstanbul: Beta Basım.
- Karakozak, Ö. (2012), 2008 Küresel Finansal Krizinin Finansal Oranlar Üzerine Etkisi: İMKB’de İşlem Gören İmalat Sanayi İşletmeleri Üzerine Bir Uygulama, Yüksek Lisans Tezi, Niğde: Niğde Üniversitesi.
- Kennedy, P. (2008), *A Guide to Econometrics*, Massachusetts: Blackwell Publishing.
- Kurtaran Çelik, M. (2009), Finansal Başarısızlık Tahmin Modellerinin İMKB’deki Firmalar İçin Karşılaştırmalı Analizi, Doktora Tezi, Trabzon: Karadeniz Teknik Üniversitesi.
- Li, H., J. Sun (2008), “Ranking-Order Case-Based Reasoning for Financial Distress Prediction”, *Knowledge-Based Systems*, 21(1), 868-878.
- Norusis, J.M. (2002), *Making sense of Data and Statistics in Psychology*, New Jersey: Prentice Hall.
- Mulhern, G., B. Greer, (2011), *Making Sense of Data and Statistics in Psychology*, Oxford: Palgrave Macmillan.
- Ohlson, J.A. (1980), “Financial Ratios and the Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, *Journal of Accounting Research*, 18(1), 109-131.
- Okka, O. (2009), *Analitik Finansal Yönetim*, Ankara: Nobel Akademik Yayıncılık.
- Orhunbilge, N. (2002), *Uygulamalı Regresyon ve Korelasyon Analizi*, İstanbul: İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Yayınları.
- Özdamar, K. (2002), *Paket Programlar İle İstatistiksel Veri Analizi 1*, Eskişehir: Kaan Kitabevi.
- Özdemir, F.S., F.D.S. Choi, E. Beyazıtılı (2012), “Finansal Başarısızlık Tahminleri Yönüyle UFRS ve Bilginin İhtiyaca Uygunluğu”, *Mali Çözüm*, 112(1), 17-52.
- Schmuck, M. (2012), *Financial Distress and Corporate Turnaround*, Springer Gabler: München.
- Sümbüloğlu, K., B. Akdağ (2009), *İleri Biyoistatistiksel Yöntemler*, Ankara: Hatiboğlu Basım Yayın.
- Şencan, H. (2005), *Sosyal ve Davranışsal Ölçümlerde Güvenilirlik ve Geçerlilik*, Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Terzi, S. (2011), “Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma”, *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi*, 15(1), 1-18.

- Toraman, C., C. Karaca (2016), “Kimya Endüstrisinde Faaliyet Gösteren Firmalar Üzerinde Mali Başarısızlık Tahmini: Borsa İstanbul’da Bir Uygulama”, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 15(1), 111-128.
- Türk Ticaret Kanunu. (2011), T.C. Resmi Gazete, 27846, 14.02.2011.
- Vuran, B. (2009), “Prediction of Business Failure: A Comparison of Discriminant and Logistic Regression Analyses”, *İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi*, 38(1), 47-65.
- Zavgren, C.V. (1985), “Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis”, *Journal of Business Finance & Accounting*, 12(1), 19-45.
- Zmijewski, M.E. (1984), “Methodological Issues Related to the Estimation of Financial Distress Prediction Models”, *Journal of Accounting Research*, 22(1), 59-82.