

MALİ BAŞARI VE BAŞARISIZLIK TAHMİNİ: LOJİSTİK REGRESYON VE
DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ KARŞILAŞTIRMASI

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ

FATİH ŞENGÖREN

İŞLETME

YÜKSEK LİSANS TEZİ

TEMMUZ 2019

Bu tezin Yüksek Lisans derecesi için gereken tüm koşulları yerine getirdiğini onaylarım.



Prof. Dr. Serdar SAYAN

Sosyal Bilimler Enstitüsü

Müdürü

Bu çalışmayı okuduğumu ve çalışmanın kapsam ve içerik olarak Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Ana Bilim Dalı'nda bir Yüksek Lisans tezi olabilecek yeterlilikte olduğuna kanaat getirdiğimi onaylıyorum.

Tez Danışmanı

Prof. Dr. Ramazan AKTAŞ

(TOBB ETÜ, İşletme)

Tez Jürisi Üyeleri

Prof. Dr. Mehmet Mete DOĞANAY

(Çankaya Üniversitesi, İşletme)

Dr. Öğr. Üyesi Melike METERELLİYOZ KUYZU

(TOBB ETÜ, İşletme)



Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.



Fatih ŞENGÖREN

ÖZ

MALİ BAŞARI VE BAŞARISIZLIK TAHMİNİ: LOJİSTİK REGRESYON VE DESTEK VEKTÖR MAKİNELERİ KARŞILAŞTIRMASI

ŞENGÖREN, Fatih

Yüksek Lisans, İşletme

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Ramazan AKTAŞ

Mali başarısızlık; firmaları, kredi verenleri ve yatırımcıları olumsuz etkileyen ve sosyo ekonomik sonuçları olan bir olgudur. Ekonomik düzende bu kadar geniş bir kesimi olumsuz etkileyen mali başarısızlığın önceden tahmini; mali başarısızlığa neden olan faktörlerin bilinmesi, önlemlerin önceden alınması ve kayıpların azaltılması için önem arz etmektedir. Bu çalışmada, bu noktadan hareketle firmaların mali başarısızlıklarını öngörmeye Lojistik Regresyon (LR) modeli ile Destek Vektör Makineleri (SVM) modelinin başarıları karşılaştırılmıştır. Bu amaçla Borsa İstanbul'da (BİST) işlem gören 26 mali başarısız, 49 mali başarılı; toplam 75 şirketin 2006-2017 yılları arasındaki finansal tablolarından yararlanarak mali oranları hesaplanmış ve bu veriler yardımıyla mali başarı ve başarısızlık 1, 2 ve 3 yıl önceden tahmin edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlara göre; SVM modelinin tahmin başarısı, her 3 yıl için de geçerli olmak üzere, geleneksel model olan LR modeline göre daha yüksek çıkmıştır. Ayrıca bu çalışmada; aktif karlılığı, FAVÖK kar marjı, özkaynak kazançları oranı ve nakit oranı mali oranlarının, tahminde kullanılan toplam 22 mali oran arasında mali başarısızlığı tahmin etmede daha önemli olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Borsa İstanbul, Destek Vektör Makineleri, Lojistik Regresyon, Mali Başarısızlık, Mali Oranlar

ABSTRACT

PREDICTING THE FINANCIAL SUCCESS AND FAILURE: COMPARISON OF THE LOGIT REGRESSION AND SUPPORT VECTOR MACHINE

ŞENGÖREN, Fatih

Master of Business Administration

Supervisor: Prof. Ramazan AKTAŞ

Financial distress is a phenomenon with socio-economic consequences that negatively affects firms, lenders and investors. The prediction of financial distress is important not only for the lenders but also for other participants of the society as well. Especially, the early warning models giving information about the possible financial failure cases are useful to take precautionary measures and to reduce the losses. This study compares the success of the Logistic Regression (LR) model and Support Vector Machine (SVM) model to predict the financial distress of firms. For this purpose, financial ratios of a total of 75 companies, 26 of which financially unsuccessful and 49 of which financially successful, that are traded in Borsa Istanbul (BIST) were calculated by using the financial statements between 2006-2017. In the light of these data, financial distress estimations were made separately from 1, 2 and 3 years before the financial failure date. According to the obtained results, the predictive success of the SVM model was higher than that of the traditional LR model which is valid for each of the 3 years. In addition, in this study, the ratios such as return on total assets, EBITDA profit margin, return on equity, cash ratio are found to be important in predicting the financial failure among 22 financial ratios used in the estimation of financial failure for these samples.

Keywords: Borsa İstanbul, Support Vector Machine, Logit Regression, Financial Distress, Financial Ratios



Sevgili Babam Şerefettin'e

TEŐEKKÜR SAYFASI

Lisans ve ardından yüksek lisans yaptığım süre boyunca bana her zaman destek olan, yol gösteren, tez yazarken karşılaştığım tüm zorlukları aşmamda yardımcı olan, sohbet etmekten ve fikir alışverişinde bulunmaktan keyif aldığım çok değerli hocalarım Prof. Dr. Ramazan Aktaş'a ve Dr. Öğr. Üyesi Melike Meterelliyoz Kuyzu'ya minnet ve şükran borcumu belirtmek isterim.

Her zaman olduğu gibi tez yazarken de yanımda olan, hayatım boyunca desteklerini esirgemeyeceklerini bildiğim eşim Ayşe'ye, annem Gülay'a sonsuz teşekkürü borç bilirim.

Son olarak, beraber çok şeyi paylaştığım arkadaşlarım Yasin Elri, Süleyman Baykaş, Ahmet Dokuz, Enis Eren, Mücahit Talha Okur, Nefel Ay'a teşekkürlerimi sunuyorum.

İÇİNDEKİLER

İNTİHAL SAYFASI.....	iii
ÖZ	iv
ABSTRACT	v
İTHAF SAYFASI	vi
TEŞEKKÜR SAYFASI	vii
İÇİNDEKİLER	viii
TABLolar LİSTESİ.....	ix
ŞEKİLLER LİSTESİ	xi
KISALTMALAR LİSTESİ.....	xii
BÖLÜM I: GİRİŞ	1
BÖLÜM II: LİTERATÜR TARAMASI	7
BÖLÜM III: METODOLOJİ.....	17
3. 1. Lojistik Regresyon Modeli.....	17
3. 2. Destek Vektör Makineleri Modeli.....	18
BÖLÜM IV: VERİ VE MODELLEME	21
4. 1. Mali Başarısızlık Tanımının Seçilmesi ve Örneklemin Oluşturulması.....	21
4. 2. Mali Oranların Belirlenmesi ve Hesaplanması.....	25
4. 3. Veri Setinin Hazır Hale Getirilmesi	27
4. 4. Mali Oranların Analizi	28
4. 5. İstatistiki Tekniklerle Tahmin Modellerinin Oluşturulması.....	35
4. 5. a. SVM Model İle Yapılan Analizin Yorumu.....	36
4. 5. b. LR Model İle Yapılan Analizin Yorumu	40
BÖLÜM V: SONUÇ.....	53
KAYNAKÇA.....	57
EKLER.....	63
EK 1.....	63

TABLULAR LİSTESİ

Tablo 1.1. Mali Başarısızlık Tanımları.....	3
Tablo 3.1. Kernel Fonksiyonları.....	20
Tablo 4.1. Yıllar Bazında Mali Başarısız Firmaların Sayısı.....	24
Tablo 4.2. Çalışmada Kullanılan Mali Oranlar.....	25
Tablo 4.3. Analize Hazır Tablo Örneği.....	28
Tablo 4.4. Eğitim Ve Test Verisinde Yer Alan Firma Sayıları.....	36
Tablo 4.5. Radyal Tabanlı Fonksiyon Kernelinde Kullanılan Parametreler.....	37
Tablo 4.6. SVM Modelin Veriyi Doğru Sınıflandırma Yüzdeleri.....	37
Tablo 4.7. Firmaların 1 Yıl Öncesine Ait Mali Oranlarının Birbirleriyle Olan Korelasyonları.....	38
Tablo 4.8. Firmaların 2 Yıl Öncesine Ait Mali Oranlarının Birbirleriyle Olan Korelasyonları.....	39
Tablo 4.9. Firmaların 3 Yıl Öncesine Ait Mali Oranlarının Birbirleriyle Olan Korelasyonları.....	39
Tablo 4.10. 1. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu.....	41
Tablo 4.11. Mali Oranların VIF Değerleri.....	41
Tablo 4.12. 2. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu.....	42
Tablo 4.13. 3. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu.....	42
Tablo 4.14. 4. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu.....	43
Tablo 4.15. 1 Yıl Önceden Mali Başarısızlığı Tahmin Etmede Kullanılan LR Modeli.....	44

Tablo 4.16. 2 Yıl Önceden Mali Başarısızlığı Tahmin Etmede Kullanılan LR Modeli.....	46
Tablo 4.17. 3 Yıl Önceden Mali Başarısızlığı Tahmin Etmede Kullanılan LR Modeli.....	47
Tablo 4.18. LR Modeli Sonuçları.....	48
Tablo 4.19. SVM ve LR Modelin Doğru Sınıflandırma Oranları.....	50
Tablo 4.20. LR Modelinin Performans İstatistikleri.....	51



ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 4.1. Mali Başarısız Firmaların Yıllara Göre Cari Oranlarının Ortalaması.....	29
Şekil 4.2. Mali Başarılı Firmaların Yıllara Göre Cari Oranlarının Ortalaması.....	29
Şekil 4.3. Mali Başarısız Firmaların Yıllara Göre Asit-Test Oranlarının Ortalaması.....	30
Şekil 4.4. Mali Başarılı Firmaların Yıllara Göre Asit-Test Oranlarının Ortalaması..	31
Şekil 4.5. Örneklemdaki Firmaların Net Kar Marjı Değişimleri.....	31
Şekil 4.6. Örneklemdaki Firmaların Aktif Karlılığı Değişimleri.....	32
Şekil 4.7. Örneklemdaki Firmaların Ortalama Kaldıraç Rasyosu Değişimleri.....	33
Şekil 4.8. Örneklemdaki Firmaların Kısa Vadeli Borçlarının Aktiflerine Oranı.....	34
Şekil 4.9. Örneklemdaki Firmaların Aktif Devir Hızı Oranlarının Değişimi.....	35

KISALTMALAR LİSTESİ

AIC	: Akeike Ölçütü
ANN	: Artificial Neural Networks
BİST	: Borsa İstanbul
GST	: Grid Search Technique
KAP	: Kamuyu Aydınlatma Platformu
LR	: Lojistik Regresyon
SPK	: Sermaye Piyasası Kurulu
SR	: Stepwise Regression
SVM	: Support Vector Machine
TMSF	: Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu
VİF	: Varyans Genişlik Faktörü
YİP	: Yakın İzleme Pazarı

BÖLÜM I

GİRİŞ

Günümüzde firmaların finansman ihtiyaçlarını karşılamaları için iki temel yol bulunmaktadır. Bunlardan ilki olan ve ülkemizdeki firmaların da sık başvurduğu yöntem, finans kurumlarından borçlanma yoluyla finansman ihtiyacının karşılanmasıdır. Bir diğer yöntem ise sermaye piyasalarında hisse senedi ihraç edip özkaynak artırımı yoluyla finansman sağlanmasıdır. Bu noktada toplumun hemen her kesimi için firmaların mali başarısızlıklarını önceden tahmin etmenin önemi ortaya çıkmaktadır. Firmaların finansman ihtiyacını karşılamak için başvurduğu bankaların kredi taleplerini rasyonel şekilde değerlendirebilmesi kadar firmaların ihraç ettiği hisse senetlerini alan yatırımcının doğru karar verebilmesi de ekonominin düzenli işleyişi açısından son derece önemlidir. Üstelik firmaların mali başarısızlıklarının önceden tahmininin önemi sadece firmalara finansman kaynağı sağlayan kesimlerle de sınırlı değildir. Aktaş, 1991 yılında yaptığı çalışmada mali başarısızlığı tahminin uygulamaya dönük yararlarında tüm bu kesimlere değinmiş ve dört ana başlık altında toplamıştır (Aktaş 1997, 14-21). Çalışmada mali başarısızlık tahmininin yatırımcılar ve finans kurumlarının yanı sıra firmaların kendisi ve dış denetçiler açısından da önemine değinmiştir. Mali başarısızlık tahmin modelleri sayesinde tüm bu kesimlerin, firmaların durumu hakkında nesnel bir değerlendirme yapabilme olanağına sahip olduğu vurgulanmıştır. Mali başarısızlık tahmin modelleri tüm bu kesimlere nesnel değerlendirme olanağı sunmasının yanında ülke ekonomisi için de sinyaller barındırmaktadır. Mali başarısızlıklardaki kayda değer artış kısıtlı kaynakların verimli kullanılmadığına işaret olduğu gibi fiyatlar genel seviyesinde de

yukarı yönlü baskıya neden olmaktadır. Ayrıca mali başarısızlıklardaki artış ekonomide domino etkisi yaratarak büyük firmaları da etkilemektedir.

Ülkemizde, 1980 öncesi dönemde ithal ikameci sanayileşme modeli benimsenmiş; bu dönemde korumacılık ve ulusal ekonomi inşa etme amaçları egemen olmuştur. Fakat bu ekonomi politikaları 1980 sonrası hızlanan küreselleşmeyle birlikte ancak dünyada olup bitenin dışında kalmak pahasına sürdürülebilir olduğu için, 1980 sonrası Türkiye’de önemli yapısal değişimler yaşanmıştır (Keyder 1993, 16). 24 Ocak 1980 kararlarıyla serbest piyasa ekonomisinin temelleri atılmıştır (Resmi Gazete 1980, 16880 Mükerrer). 24 Ocak kararları ve devamında yaşanan yapısal dönüşümler sadece dış baskıların değil, dış baskılarla kesişen iç baskıların da etkisiyle gerçekleşmiş; ülkenin karşılaştığı döviz darboğazı bu durumu hızlandırmıştır (Öztürk ve Özyakışır 2005, 1-20). İthalata dayalı büyüme modelinin benimsendiği bu dönemde devletin ekonomiye müdahalesi en aza indirilmeye çalışılmış, yabancı sermayenin ülkeye girişi ve özel teşebbüsler teşvik edilmiştir. 1980’li yıllardan 2000’li yıllarına başına kadar, yabancı sermayeye bağlı hale gelen ülke ekonomisi sıklaşan ekonomik dar boğazlarla karşı karşıya kalmıştır. Bu çalışmada 2000’li yılların başlarından günümüze kadar, krizden sonra yapısal reformlarla değişen yeni ekonomik dönemde ülkemiz için de bir o kadar önemli olan firmaların mali başarısızlık tahmin çalışmaları yapılmıştır. Klasik modellerle yapılan tahmin çalışmalarının başarısı yeni modellerle kıyaslanmış ve tüm modellerin avantaj ve dezavantajlarına ışık tutulmaya çalışılmıştır.

Mali başarısızlık tahmininin ekonomi açısından önemi göz önünde bulundurulduğunda bu kavramın tanımının yapılması da oldukça önem arz etmektedir. Nitekim mali başarısızlık iflası da içeren geniş bir tanım iken; iflas mali sorunların mahkeme kararıyla sonuçlanan son noktasıdır (Aktaş 1997, 5). Tahmin çalışmalarıyla alakalı modellerin büyük çoğunluğunda firmaların başarısızlık halleri olarak iflas

yerine daha geniş tanım olan mali başarısızlık kullanılmıştır. Buradaki temel amaç örneklemede kullanılacak firma sayısını kısıtlamamaktır. Ayrıca iflas eden firmaların önemli bir kısmının küçük firmalar olduğu göz önünde bulundurulduğunda bu firmaların modelde kullanılacak mali oranlarını hesaplamak için finansal tablolarına da ulaşmak zor olacaktır. İflas yerine mali başarısızlık tanımını kullanmak başarısızlığın dar bir çerçevede ele alınmasının da önüne geçmektedir. Çünkü mali anlamda problem yaşayan her firmanın iflas edeceğini öne sürmek doğru olmayacaktır.

Mali başarısızlık tahminiyle alakalı çalışmalar incelendiğinde mali başarısızlık tanımının geniş kapsamlı, esnek bir biçimde ele alındığı görülmektedir. Bu çalışmalarda kullanılan bazı tanımlar Tablo 1.1.'de yer almaktadır. Tablo 1.1.'den görüleceği üzere konu hakkında çalışma yapan araştırmacılar mali başarısızlığı geniş kapsamlı ele almışlardır. Bu tanımlardan bazılarında alacaklılara borçların ödenememesi, karşılıksız çek yazılması, tahvil ödemelerinin yapılamaması gibi firmaların nakit akışıyla ilgili sıkıntılara değinilmiştir. Bu gibi esnek tanımlamalarla ülkemizdeki firmaları mali başarısız kabul etmek uygun olmayacaktır. Çünkü bu durumlar süreklilik arz etmediği sürece mali başarısızlık sayılmayacaktır. Bu sebeple bu çalışmada BİST'in 2015 tarihli kotasyon yönergesi gereği firmaların finansman sıkıntıları nedeniyle Yakın İzleme Pazarı'na (YİP) alınmış olması mali başarısızlık olarak kabul edilmiştir.

YAZAR	MALİ BAŞARISIZLIK TANIMI
ALTMAN (Altman 1968)	Firmanın yasal olarak iflas etmesi ve kayyum atanması ya da ulusal iflas yasası hükümlerince tasfiye edilmesi.

BEAVER (Beaver 1966)	Firmanın finansal yükümlülüklerini yerine getirememesi, iflas etmesi, tahvil faizinin ödenememesi, karşılıksız çek yazılması, imtiyazlı hisse senetlerine temettü dağıtılmaması.
BLUM (Blum 1974)	Firmanın vadesi gelen borçlarını ödeyememesi, iflas sürecine girmesi.
CHAN ve CHEN (Chan ve Chen 1991)	Firmanın düşük performansı nedeniyle piyasa değerini kaybetmesi, yüksek finansal kaldıraç oranına sahip olması, nakit akışı sorunları yaşaması.
DEAKIN (Deakin 1976)	İflas etmesi ya da borç verenlerin talebiyle tasfiye edilmesi.
DIMITRAS (Dimitras ve diğerleri 1996)	Firmanın borç verenlerine, hissedarlarına ve tedarikçilerine ödeme yapamaması ve ya kanun önünde firmanın borca batık olup iflas erteleme talebinin yerinde olmaması.
ELAM (Elam 1975)	İflas yasası hükümlerince iflas edilmesi.
GILSON (Gilson 1989)	Firmanın sabit ödeme yükümlülüğünü karşılamada yetersiz kalması.
XU ve WANG (Xu ve Wang 2009)	Firmanın ciddi tutarda ya da sürekli zarar etmesi veya sorumluluklarını yerine getirememesi.

Tablo 1.1. Mali Başarısızlık Tanımları (Aktaş 1997, 8)(Aktümsek ve Göker 2018, 402)

Eski adıyla Gözaltı Pazarı yeni adıyla Yakın İzleme Pazarı, BİST bünyesinde işlem görmekte olan şirket ya da şirkete ait paylarla ilgili gözetim ve inceleme gerektiren durumların ortaya çıkması durumunda yatırımcıların mağdur olmaması için BİST Yönetim Kurulu kararıyla hisse senetlerinin alındığı pazardır. BİST Kotasyon Yönergesinin 35. maddesinde hisse senetlerinin YİP'e alınma halleri detaylı bir şekilde belirtilmiştir (Borsa İstanbul Kotasyon Yönergesi 2015). Firmanın yatırımcıları kurallara uygun, zamanında ve doğru bilgilendirmemiş olması; iflas erteleme başvurusunda bulunması, faaliyetlerinin durdurulmuş olması, faaliyetlerini yürütemeyecek şekilde hacze uğraması, duran varlıklarının en az 2/3'ünü kaybetmesi, art arda beş yıl boyunca net dönem zararının olması veya finansman sorunu yaşadığını

kanıtlar nitelikte ödenmemiş borcu olması gibi hallerde paylarının YİP'te işlem görmesine karar verilmektedir. Kotasyon Yönergesinin 35. maddesi incelendiğinde firmaların mali başarısızlık durumunda paylarının BİST Yönetim Kurulu kararıyla YİP'e alındığı görülmektedir. Bu durum, bu çalışmada mali başarısız olarak kabul edilen firmaların, payları YİP'te işlem gören firmalardan seçilmesini destekler niteliktedir. Böylece çalışmada mali başarısız olarak kabul edilecek firmalar esnek bir tanımdan yola çıkarak belirlenmemiş; düzenleyici otoritelerce kabul edilmiş mali başarısızlık halleriyle tespit edilmiştir.

Mali başarısızlığın tahminiyle ilgili pek çok çalışmada, finansal sıkıntılara işaret eden göstergelerin başarısızlığa uğramış firmalarda başarısızlıktan uzun süre önce görüldüğü sonucuna ulaşılmıştır. Bu çalışmada da firmaların mali oranları yardımıyla mali başarısızlık tahmin modelleri kurulacak ve kurulan bu modellerin mali başarısızlığı önceden tahminde başarısına bakılacaktır. Mali oranlarla kurulan mali başarısızlık tahmin modellerinin başarısına yönelik olumlu görüşlerin yanında bu oranların istikrarsız yapı gösterdiğini savunup analizde kullanılamayacağını belirten görüşler de mevcuttur (Aktaş 1993, 6). Ülkemizde özellikle küçük firmaların finansal tablolarının tekdüzen muhasebe uygulamalarına uymaması, tutarlı olmaması, bazı dönemlerde yaşanan yüksek enflasyon nedeniyle mali oranların istikrarsızlaşması gibi haller olumsuz görüşlerin temel dayanak noktalarını oluşturmaktadır. Ayrıca küçük firmaların doğru ve tutarlı finansal tablolarına ulaşmak bir diğer problem olarak karşımıza çıkmaktadır. Tez çalışmasında bu sorunları ortadan kaldırmak için mali başarılı ve mali başarısız şirketler halka açık şirketlerden seçilmiştir. Bu sayede firmaların bağımsız dış denetçinin denetiminden geçmiş, Sermaye Piyasası Kurulu (SPK) ve BİST düzenlemelerine tabi mali tabloları kullanılarak mali oranları hesaplanmış ve yukarıda belirtilen sıkıntıların önüne geçilmiştir.

Tüm bu anlatılanlar ışığında bu tez çalışmasının amacı; örneklem olarak seçilen toplam 75 firmanın 2006-2017 yılları arasındaki finansal tabloları yardımıyla hesaplanan mali oranlarıyla geleneksel ve yeni yöntemlerle model geliştirerek, bu modellerin örnekleme seçilen firmaların mali başarısızlığını 1, 2 ve 3 yıl öncesinden tahmin etmedeki başarısını test etmektir. Ayrıca kullanılan 22 mali oran arasında tahmin gücü en yüksek, mali başarısızlığın habercisi sayılabilecek mali oranlar belirlenecektir. Bu sayede mali başarısızlıktan etkilenen yukarıda bahsedilen kesimlere mali başarısızlığın tahmini ve önlemlerin önceden alınması için ışık tutulacaktır.

Bu amaç doğrultusunda tez çalışmasının ikinci bölümünde, firmaların finansal başarısızlığına ilişkin literatürdeki çalışmalar incelenecektir. Ayrıca çalışmada kullanılan modellerin finansal başarısızlık konusu dışındaki tahmin başarılarına da yer verilecektir.

Üçüncü bölümde çalışmada kullanılan LR ve SVM modellerinin ayrıntılı teorik bilgisine yer verilecektir.

Dördüncü bölümde modellerde kullanılan firmaların seçimine, verinin nasıl toplandığına ve veriye ait özelliklere değinilecektir. Modellerin firmaların 3 yıllık verilerine uygulanışı ayrıntılı şekilde anlatılacaktır.

Son bölümde ise analiz sonucunda elde edilen sonuç ve bulgulara değinilecektir. Bu bulgular yorumlanacak ve diğer çalışmalara ışık tutulmaya çalışılacaktır.

BÖLÜM II

LİTERATÜR TARAMASI

Literatürde firmaların mali başarısızlıklarını tahmin etmeye yönelik çalışmaların birçoğu, firmaların mali oranları yardımıyla çoklu istatistiki modeller türetmeye yöneliktir. Beaver, 1966 yılında yaptığı çalışmada, 1954 ile 1964 yılları arasını temel alarak aynı sektörden 79 başarısız işletme ile 79 başarılı işletmeyi eşleştirmiştir. Bu kapsamda 30 finansal oranı 6 grupta toplamış ve bu gruplardan yalnız birer oran ile değerlendirme yapmıştır. Çalışma neticesinde nakit akışı/toplam borç, net gelir/toplam varlıklar, toplam borç/toplam varlıklar, net çalışma sermayesi/toplam varlıklar, dönen varlıklar/kısa vadeli borçlar mali oranlarının mali başarısızlık tahmininde diğer oranlara göre daha başarılı olduğu tespit edilmiştir. Nakit akışı/toplam borç mali oranının beş yıl öncesine kadar başarısızlık tahmin gücünün oldukça yüksek olduğu sonucuna varılmıştır (Beaver 1966, 70-79).

Tamari 1966 yılında yapmış olduğu çalışmada, 28 iflas etmiş firma ile 28 finansal başarılı firmayı baz alarak, finansal durumu kötü olan şirketlerin finansal oranlarının analiz edilerek iflasının beş yıl öncesinden öngörülebileceği sonucuna varmıştır. Çalışmada, finansal durumu bozulan şirketlerin, faaliyette bulunduğu koldaki diğer şirketlerin ortalama değerlerinden farklı oranlar gerçekleştirmekte olduğu ve bu farkın iflas dönemine yaklaştıkça arttığı olgusuna dikkat çekilmiştir (Tamari 1970, 18-21).

Altman, 1968 yılında çoklu diskriminant analizini kullanarak yaptığı çalışmasında 33 iflas etmiş, 33 de finansal olarak başarılı şirketin verilerini analiz etmiş ve elde ettiği modeli Z modeli olarak tanımlamıştır. Altman, Z modeli sayesinde

işletmelerin iflasından bir yıl önce %95 oranında doğru sınıflandırma yapabilmişken, iki yıl öncesi için ise %72 oranında doğru sınıflandırma oranına ulaşmıştır (Altman 1968, 593-604).

Altaş ve Giray 2005 yılında yapmış oldukları çalışmada tekstil sektöründe faaliyet gösteren halka açık firmalar üzerinde LR analizi uygulayarak finansal başarı veya başarısızlığın öngörülmesini test etmişlerdir. Çalışma kapsamında 2001'de ülkemizde yaşanan kriz nedeniyle mali başarısızlığa uğrayan şirket sayısının fazla olmasından dolayı 2001 yılı verileri baz alınmıştır. Toplam 33 firmanın incelendiği çalışmada modelin doğru sınıflama başarısı %75,7 olmuştur ve likidite oranlarının diğer mali oranlara nazaran mali başarısızlığı ölçmede daha başarılı olduğu saptanmıştır (Altaş ve Giray 2005, 13-28).

Ravi ve Pramodh 2008 yılında yaptıkları çalışmada İspanya bankalarının her birinin 9, Türk bankalarının her birinin 12 adet mali oran verilerine, buldukları veri madenciliği tekniklerinden yapay sinir ağları (ANN) modelini uygulamışlardır. ANN modeli yardımıyla 66'sı İspanyol, 44'ü Türk toplam 106 bankanın mali başarısızlık tahminlemesinin yapıldığı çalışmada, İspanya'daki bankalar %96,6, Türkiye'deki bankalar %100 doğru sınıflandırılmıştır (Ravi ve Pramodh 2008, 1540-1545).

Öğüt ve diğerleri 2009 yılında BİST'deki manipülasyonları tespit edebilmek amacıyla çalışma yapmışlardır. Manipüle edilmiş hisse senedi ile borsa endeksinin ortalama günlük getirileri, ortalama günlük işlem hacmindeki değişimler ile ortalama günlük oynaklık verileri arasındaki farklar istatistikî modellerde değişken olarak kullanılmıştır. Bu değişkenlerden yola çıkarak veri madenciliği tekniklerinden ANN ve SVM modellerinin, hisse senetleri fiyatlarındaki manipülasyonu tespit etmede

çoklu istatistiki modellerden diskriminant analizi ve LR modeline göre daha başarılı olduğu gözlenmiştir (Öğüt ve diğerleri 2009, 11944-11949).

Kurtaran Çelik, 2010 yılında yaptığı çalışmada bankacılık sektöründe mali başarısızlığın önceden tahmini amacıyla çoklu istatistiki tekniklerden diskriminant analizi modeli ile veri madenciliği tekniklerinden ANN modelinin tahmin güçlerini karşılaştırmıştır. Bu amaç doğrultusunda, 1997-2002 yılları arasında mali sorunları nedeniyle Tasarruf Mevduatı Sigorta Fonu'na (TMSF) devredilen 18 mali başarısız banka ile herhangi bir mali sıkıntı yaşamayan 18 mali başarılı banka analizde örneklem olarak belirlenmiştir. Örneklemde yer alan bankaların finansal tablolarından elde edilen mali oranları yardımıyla mali başarısızlığı 1 ve 2 yıl önceden tahmin etmeye çalışan modeller geliştirilmiştir. ANN modeli örneklemde yer alan firmaları %100 oranında doğru sınıflandırma yaparak mali başarısızlığı bir yıl önceden tahmin etmede diğer modele üstünlük sağlamıştır. Mali başarısızlığın iki yıl öncesinden tahmininde ise %91,7 genel doğru sınıflandırma oranı ile diskriminant analizi daha başarılı olmuştur fakat ANN modeli başarısız bankaları %100 doğru sınıflandırma yaparak farklı bir açıdan üstünlük elde etmiştir (Kurtaran Çelik 2010, 129-143).

Akkaya, Demireli ve Yakut 2010 yılında yaptıkları çalışmada tekstil, kimya, petrol ve plastik sektörlerinde faaliyet gösteren işletmelerin finansal başarısızlıklarının bir yıl önceden belirlenebilmesine yönelik bir model geliştirmişlerdir. Analizde ANN modeli kullanılmıştır. Çalışma sonucunda ANN modeli toplam 11 başarılı işletmeden 9 tanesini doğru sınıflandırmış ve yaklaşık %82 doğru sınıflandırma başarısı elde etmiştir. Aynı yöntem ile test setinde bulunan 10 adet başarısız işletmenin 8 tanesi doğru sınıflandırılmış ve yöntemin başarısız işletmeleri tespit etmek hususunda %80 oranında doğru sonuçlar sunduğu tespit edilmiştir (Akkaya, Demireli ve Yakut 2010, 187).

Chung ve diğlerleri 2010 yılında yaptıkları çalışmada, ANN modeli yardımıyla Yeni Zelanda'daki finans şirketleri için mali başarısızlık tahmin modeli oluşturmuşlardır. 36 mali oranın kullanıldığı modelde doğru sınıflandırma oranı %62 olmuştur (Chung ve diğlerleri 2010, 19-29).

Terzi 2011 yılındaki çalışmasında hisseleri halka açık ve gıda sektöründe yer alan şirketlerin finansal başarısızlık risklerini belirlemek amacıyla Altman Z Score kriterini esas almıştır. Çalışmasında, belirlediği 19 finansal oranın tekli ve çoklu istatistiksel analize tabi tutulması sonucu modelde kullanılacak 6 oranı belirlemiş ve geliştirilen modelin %90,9 doğruluk oranına sahip olduğunu saptamıştır. Terzi, aktif karlılığı ve toplam borç/öz kaynak mali oranları ile yapılacak tahminlerin başarılı olduğu sonucuna varmıştır (Terzi 2011, 1-18).

Öğüt ve diğlerleri 2012 yılında veri madenciliği teknikleri ile çoklu istatistiksel modelleri kullanarak, halka açık verilerden hareketle Türk bankalarının kredi notu tahminlerinin kredi derecelendirme kuruluşlarınıninkiyle tutarlı olup olmadığını araştırmışlardır. Araştırmada tahminlerin tutarlı olduğu görülmüş; derecelendirmede karlılık, kaynakların etkin kullanımı ve hükümet yerine hane halkı ve özel sektörün finanse edilmesinin önemli faktörler olduğu sonucu çıkmıştır (Öğüt ve diğlerleri 2012, 632-640).

Büyükarıkan ve Büyükarıkan 2014 yılında yaptıkları çalışmada, BİST'de işlem gören bilişim sektörü firmalarını Altman Z-Score ve Springate finansal başarısızlık modelleriyle incelemişlerdir. Bu doğrultuda, bilişim sektöründe faaliyet gösteren firmaların Altman Z-Score ve S-Score modellerinden elde edilen verilerinden hareketle, her iki modelin de finansal başarısızlığı öngörme hususunda benzer sonuçlar ortaya koyduğu sonucuna varılmıştır (Büyükarıkan ve Büyükarıkan 2014, 160).

Vatansever ve Aydın 2014 yılında yapmış oldukları çalışmada halka açık gıda, içki ve tütün sektöründe faaliyet gösteren 4 mali başarısız ve 4 mali başarılı firmayı incelemişlerdir. Toplam 8 işletmenin 2012 yılı finansal tablolarından elde edilen 43 mali orandan dönen varlıklar/kısa vadeli borçlar, kısa vadeli borçlar/toplam borçlar, satış geliri/toplam varlıklar, satış geliri/kısa vadeli ticari alacaklar, faaliyet karı/satış geliri mali oranları istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur. Devamında bu mali oranları Electre Tri modelinde kriter olarak kullanarak, firmaları mali başarılı ve mali başarısız olarak sınıflandırmışlardır. Electre Tri modeli bir yıl sonra başarısız olacak 4 işletme içinden 2 tanesini başarılı 2 tanesini ise başarısız olarak öngörmüştür. Model aynı zamanda 4 mali başarılı işletmenin tamamını 1 yıl önceden mali başarılı olarak tahmin etmiş ve %100 doğru sınıflandırma başarısı elde etmiştir. Bu veriler ışığında Electre Tri modelinin işletmeleri sınıflandırma hususunda başarılı bir yöntem olduğu sonucuna varılmıştır (Vatansever ve Aydın 2014, 163-176).

Selimoğlu ve Orhan 2015 yılında yaptıkları çalışmada; 2013 yılında halka açık dokuma, giyim eşyası ve deri işletmelerinin mali başarısızlığa uğrama riskini ölçmede kullanılabilecek mali oranların belirlenmesini amaçlamışlardır. Bu mali oranları tespit etmek amacıyla oluşturulan örnekleme toplam 25 işletme dahil edilmiştir. Çalışmada örnekleme dahil edilen şirketlerin 23 mali oranı incelenmiştir. Yapılan çok değişkenli analiz sonucunda duran varlıklar/özkaynaklar, faiz karşılama, faaliyet kar marjı, net kar marjı, özkaynak karlılığı, aktif karlılığı ve FAVÖK/toplam aktifler mali oranlarının mali başarısızlığı ölçmede diğer mali oranlara göre anlamlı farklılık gösterdiği tespit edilmiş ve çalışmada bu 7 mali oran ile model geliştirilmiştir. Mali başarısız işletmeler belirlenirken Altman Z skoru ile birlikte işletmelerin inceleme yapılan dönemde kar/zarar durumları incelenmiş; Altman Z Skoru 1.81'in altında olan ve/veya inceleme yapılan dönemde net dönem zararı açıklayan işletmeler mali açıdan

başarısız olarak sınıflandırılmıştır. Kullanılan 7 mali oran yardımıyla bulunan diskriminant analizi modelinin genel doğru sınıflandırma başarısı %92 olmuştur (Selimoğlu, Orhan 2015, 21).

Ural, Gürarda ve Önemli 2015 yılında yapmış oldukları çalışmada, LR modelinin mali başarısızlığın tahmininde kullanılabilecek güvenilir bir araç olup olmadığını incelemiştir. Bu sebeple gıda, içki ve tütün sektöründe faaliyet gösteren halka açık firmaların 2005-2012 yılları arasındaki verilerini kullanarak, mali başarısızlık risklerini LR modeli yardımıyla 1, 2 ve 3 yıl önceden tahmin etmeyi hedeflemiştir. Mali başarısızlığın 1 ve 2 yıl önceden tahmini için buldukları LR modellerinin her ikisinin de doğru tahmin gücü %91 olmuştur. Mali başarısızlığı 3 yıl önceden tahmin etmek amacıyla buldukları LR modelinin başarısı ise %74,5 olmuştur. Çalışmada LR modelinin firmaların mali başarısızlıklarını önceden tahmin etmede kullanılabilecek bir araç olduğu sonucuna varılmıştır (Ural, Gürarda ve Önemli 2015, 85).

Toraman ve Karaca 2016 yılındaki çalışmalarında kimya endüstrisinde faaliyet gösteren firmalar üzerinde, bu firmaların 2010 – 2013 yılları arası mali oranlarını bağımsız değişken olarak Altman Z endeksi yardımıyla firmaların iflase yakınlıklarını tespit etmişlerdir. Daha sonra kurdukları LR modeli ile firmaları %86,9 oranında doğru sınıflandırmayı başaramışlardır. Bu modelin kullanılan değişkenler ile açıklanma oranı %79,3 olmuştur ve stok, kaldıraç ve finansman oranının kimya sektöründeki firmaları büyük oranda etkilediği tespit edilmiştir (Toraman ve Karaca 2016, 111-122).

Yerdelen Kaygın, Tazegül ve Yazarkan 2016 yılında yapmış oldukları çalışmada, imalat sanayi sektöründe faaliyet gösteren halka açık 143 firmanın finansal

tablolarından elde ettikleri mali oranları yardımıyla mali başarı ve başarısızlık durumlarını tahmin etmeye çalışmışlardır. Analizde karar ağacı modeli ve LR modeli kullanılmıştır. 2013 baz alınan yıl olmuş ve bu tarihten sırasıyla 1, 2 ve 3 yıl öncesi için mali başarı/başarısızlığın öngörülüp öngörülemediği analiz edilmeye çalışılmıştır. Çalışmanın sonucunda LR modelinin doğru tahmin gücünün, karar ağacı modelinin doğru tahmin gücünden daha fazla olduğu tespit edilmiştir (Yerdelen Kayın, Tazegül ve Yazarkan 2016, 147-159).

Soba, Akyüz ve Uğurcan 2016 yılında yaptıkları çalışmada, halka açık büyük şirketler sınıfındaki 9 firmanın 2011-2015 yılları arasındaki mali başarısızlık düzeylerinin Altman Z modeli yardımıyla ölçülmesini amaçlamışlardır. Çalışma sonucunda, araştırma konusu olan 9 şirket arasında riski en düşük olan şirket Altman Z modeli ile tespit edilmiş ve muhtemel kriz ortamında şirketlerin etkilenme düzeyleri tespit edilmeye çalışılmıştır (Soba, Akyüz ve Uğurcan 2016, 65-87).

Yakıcı Ayan ve Değirmenci 2017 yılındaki çalışmalarında, halka açık firmaların mali başarısızlıklarının göstergesi olabilecek oranları belirlemek ve bu oranlar yardımıyla başarısızlığı öngörebilmek için LR modelleri geliştirmişlerdir. 143 firmanın, 2013 ve 2016 yılları arası finansal verilerinden yola çıkarak mali oranları hesaplanmıştır. Geliştirdikleri LR modelinde 25 mali orandan yüksek düzeyde anlamlı bulunan cari oran, dönen varlık devir hızı, esas faaliyet kar marjı ve özkaynak karlılığı mali oranlarını kullanmışlar; firmaların 1 yıl önceden finansal başarısızlıklarını tahmin etmede %81,1 başarılı olmuşlardır. Çalışmada firmaların mali başarısızlıkları 1 yıl önceden öngörülebilse de 2 yıl ve daha önceden öngörebilmek için mali oranlara ilave olarak başka değişkenlere de ihtiyaç olduğu belirtilmiştir (Yakıcı Ayan ve Değirmenci 2018, 83).

Akyüz ve diğçerleri 2017 yılında yapmış oldukları çalışmada, 2015 yılı verileri yardımıyla BİST’de işlem gören kağıt ve kağıt ürünleri sanayi firmalarının mali başarısızlıklarının ölçülmesinde kullanılabilir oranın belirlenmesini amaçlamışlardır. Bu doğrultuda öncelikle, Altman Z-Score testi kullanılmıştır. Yapılan analizler ışığında cari oran, likit oran, nakit oranı, toplam borç/öz kaynak, duran varlık/öz kaynak, faiz karşılama oranı, faaliyet kâr marjı mali oranlarının sınıflandırmada kullanılabilir ve başarının yaklaşık %94 olduğu sonucuna ulaşılmıştır (Akyüz ve diğçerleri 2017, 60).

Aktümsek ve Göker 2018 yılındaki çalışmalarında finansal başarısızlığı öngörmeye kullanılabilir bağımsız değışken mali oranların, sektörler arası farklılaşabileceğini göstermek amacıyla 3 farklı sektör altında firmaları incelemiştir. Çalışmada LR analizi kullanılmış ve mali başarısızlık tahminlemeleri sonucunda finansal başarısızlığı tahmin etmede sektörler arası mali oranların öneminin değıştiğı gösterilmiştir. Araştırmada, bilişim sektöründe stok devir hızı, imalat sektöründe cari oran, hizmet sektöründe FAVÖK/öz sermaye mali oranlarının diğçer oranlara nazaran daha yüksek başarısızlık tahmini isabet oranına sahip olduğunu göstermişlerdir (Aktümsek ve Göker 2018, 401-413).

Yukarıda belirtilen çalışmaların bazılarında mali başarısızlığın tahmininde hangi mali oranın daha açıklayıcı olduğuna odaklanılmışken; diğçer çalışmalarda belirli mali oranlar kullanılarak işletmelerin mali başarısızlıklarından kaç yıl öncesine kadar sağlıklı tahminler yapılabilir sorusuna yanıt aranmıştır. Öte yandan yapılmış çalışmaların bazılarında ise bu çalışmada da kullanılacak istatistikî modellerin, mali başarısızlık konusu dışında tahmin performanslarının test edildiğı de görülmüştür. Bu tez çalışmasında ise, yukarıda bahsedilen çalışmalardan farklı olarak firmaların mali başarısızlıklarını 3 yıl öncesine kadar tahmin etmede veri madenciliğı tekniklerinden

SVM modeliyle çoklu istatistiki tekniklerden LR modelinin performansı karşılaştırılacaktır.





BÖLÜM III

METODOLOJİ

Bu bölümde bir sonraki bölümde verilere uygulanacak çoklu istatistiki tekniklerden LR modeli ile veri madenciliği tekniklerinden SVM modelin teorik bilgisine yer verilecektir.

3. 1. Lojistik Regresyon Modeli

“Birimlerin birlikte meydana gelmeyen-birbirini engelleyen iki gruptan birine sınıflandırılmasına yarayan istatistiksel yöntemlerden biri lojistik regresyon analizi olarak bilinmektedir” (Özdinç 1999, 105).

LR, olasılık oranlarının lojistik dönüşümünü yaparak açıklayıcı değişken ile bağımsız değişken arasındaki ilişkiyi modellemektedir (Öğüt ve diğerleri 2009, 11946). LR analizi verileri gruplandırmak için sıkça başvurulan bir istatistiksel tekniktir. LR analizi ile verilerin hangi gruba ait olacağına dair olasılıklar belirlenebilir. Verilerin çok boyutlu normal dağılım göstermesi varsayımına gerek olmaması LR modelinin çoklu diskriminant analizine göre üstün yanıdır (Özdinç 1999, 106). “LR modeli normal dağılım yerine lojistik kümülatif yoğunluk dağılımını kullanmaktadır” (Bolak 1986, 92-93).

“Lojit birikimli olasılık fonksiyonu veya diğer adıyla LR fonksiyonu doğrusal olasılık fonksiyonunun hata kavramı olan “U” nun birikimli lojistik dağılım gösterdiğini varsaymaktadır” (Aktaş 1993, 46).

Birikimli olasılık fonksiyonu aşağıdaki gibi ifade edilebilir (Aktaş 1993, 46):

$$P_i = F(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij}) = F(Z_i) \quad (3.1)$$

Burada, F ; herhangi bir birikimli olasılık fonksiyonunu, β_j ; deęişken için parametreyi, x_{ij} ; i örneklemini için j bağımsız deęişken deęerini temsil etmektedir. m ise örnekleme sayısıdır.

Lojit fonksiyonu şu şekilde ifade edilebilir:

$$F(Z_i) = \frac{1}{1+e^{-Z_i}} = \frac{1}{1+e^{-(\beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij})}} \text{ ya da } F(Z_i) = \frac{\exp(Z_i)}{1+\exp(Z_i)} \quad (3.2)$$

Dolayısıyla $\text{Log} \left(\frac{F(Z_i)}{1-F(Z_i)} \right) = Z_i$ veya

$$\text{Log} \left(\frac{F(Z_i)}{1-F(Z_i)} \right) = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij} \text{ ifadeleri elde edilebilir.} \quad (3.3)$$

Eđer $F(Z_i) = P_i = \text{Prob}(Z_i = 1)$

Olarak ifade edilecek olursa LR modeli için

$$\text{Log} \frac{P_i}{1-P_i} = \beta_0 + \sum_{j=1}^m \beta_j x_{ij} \text{ eşitliğine erişilecektir (Aktaş 1993, 47-48).}$$

“Yukarıdaki $\text{Prob}(Z_i = 1)$ ifadesi, bağımlı deęişkenin deęerinin 1 olması olasılığını göstermektedir. Eđer mali başarısızlık = 0; mali başarı = 1 olarak alınırsa yukarıdaki ifade mali başarının olasılığını, tersi durumda mali başarısızlığın olasılığını gösterecektir” (Aktaş 1993, 48).

3. 2. Destek Vektör Makineleri Modeli

“Destek vektör makineleri istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir kontrollü sınıflandırma algoritmasıdır” (Kavzoęlu ve Çölkesen 2010, 75). Bu model sınıflandırma, regresyon ve yoğunluk tahmini için kullanılmaktadır. SVM modeli iş dünyasında iflas tahminininin (Min ve Lee 2005, 603-614) yanı sıra pazarlama (Cui ve Curry 2005, 595-615), müşteri kredi deęerlendirmesi (Li, Shiue ve Huang 2006, 772-

782) ve müşteri kaybı tahmini (Coussement ve Van den Poel 2008, 313-327) gibi birçok başarılı uygulamaya sahiptir.

Çalışma örneklemini $[x_i, y_i]$ olarak tanımlanırsa; $x_i \in R^n$ girdi vektörü, n girdi vektörün boyutunu ve $y_i \in [-1,1]$ çıktı vektörü tanımlamaktadır. SVM modeli kuadratik programlama tekniğini kullanarak bir sınıfı diğerinden ayıran en uygun hiper düzlemi bulur. Optimal hiper düzlem yanlış sınıflandırma hatasını en aza indirir ve hiper düzlem ile en yakın nokta arasındaki marjı maksimuma çıkarır (Öğüt ve diğerleri 2009, 11946). Hiper düzleme en yakın bu nokta destek vektörü olarak adlandırılır.

Kuadratik programlama matematiksel olarak şu şekilde yazılabilir:

$$\min_{quad} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i \quad (3.4)$$

$$y_i(w\phi(x_i) + b) + \xi_i - 1 \geq 0 \quad \xi_i \geq 0 \text{ ise buna bağlı sınırlamalardır.}$$

$\phi(x_i)$, girdi verilerini çok boyutlu özellik uzayına işler. w , ağırlık vektörü iken; b , yanlılık terimi; C , hata teriminin cezası ve ξ_i arttıran yapay değişkendir (Vapnik 1995).

Lagrange çarpanı tekniği, kuadratik programlama formülünün çözüm prosedürü olarak kullanılır (Öğüt ve diğerleri 2009, 11946). Bir sınıfı diğerinden ayıran optimal hiper düzlem kurulduktan sonra, sınıflandırma kararı aşağıdaki denklem yardımıyla verilir (Öğüt ve diğerleri 2009, 11946):

$$f(y) = \text{sign}(\sum_{i=1}^N y_i a_i K(x, x_i) + b)$$

Sign işaret fonksiyonudur. İşaret fonksiyonu, tanımlanan değerın işaretine göre, -1, 0 ve +1 sonuçlarını veren bir fonksiyondur. Tanımlanacak değer 0'dan küçük ise -1, 0'a eşitse 0 ve 0'dan büyükse +1 sonucunu verir. a_i parametre, $K(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \phi(x_j)$ kernel fonksiyonudur. $\phi(x_i)$, çalışma verilerini çok boyutlu özellik

uzayına eşleştirdiğinde hesaplama karmaşıklığı ortaya çıkar. Bu sebeple, sınıflandırma fonksiyonunda kernel fonksiyonu kullanılır. Çünkü çok boyutlu özellik uzayı yerine iç çarpımı kullandığı için uygulamayı kolaylaştırır.

Literatürde kernel fonksiyonu olarak kullanılan dört popüler fonksiyon matematiksel formül ve parametreleriyle birlikte Tablo 3.1.'de verilmiştir. Tablo 3.1.'den görüleceği üzere kernel fonksiyonlarında yer alan bazı parametrelerin fonksiyonu kullanan tarafından tahmin edilmesi gerekmektedir. Örneğin, Pearson VII kerneli için σ ve ω olmak üzere tahmin edilmesi gereken parametre sayısı ikiye, sınıflandırmada kullanılacak modeli oluşturmak için yararlanılacak diğer kernel fonksiyonlarında sadece bir parametrenin tahmin edilmesi gerekmektedir (Kavzoğlu ve Çölkesen 2010, 77-78).

Kernel Fonksiyonu	Matematiksel İfadesi	Parametre
Polinom Kerneli	$K(x, y) = ((x \cdot y) + 1)^d$	Polinom derecesi (d)
Normalleştirilmiş Polinom Kerneli	$K(x, y) = \frac{((x \cdot y) + 1)^d}{\sqrt{((x \cdot x) + 1)^d ((y \cdot y) + 1)^d}}$	Polinom derecesi (d)
Radyal Tabanlı Fonksiyon Kerneli	$K(x, y) = e^{-\gamma \ x - x_i\ ^2}$	Kernel boyutu (γ)
Pearson VII (PUK) Kerneli	$\frac{1}{\left[1 + \left(\frac{2 \cdot \sqrt{\ x - y\ ^2 \sqrt{2^{(1/\omega)} - 1}}}{\sigma} \right)^2 \right]^{2 \cdot \omega}}$	Pearson genişliği parametreleri (σ, ω)

Tablo 3.1. Kernel Fonksiyonları (Kavzoğlu ve Çölkesen 2010, 78)

BÖLÜM IV

VERİ VE MODELLEME

Bu bölümde veri olarak elde bulundurulanan firmaların mali oranlarına, geliştirilen LR ve SVM modellerinin uygulanışı anlatılacaktır. Model geliştirirken ilk aşamada, bu çalışmada kullanılacak mali başarısızlık tanımı seçilecek ve sonrasında bu tanımdan yola çıkarak mali açıdan başarılı ve başarısız işletmelerin seçimi yapılarak örneklem oluşturulacaktır. Sonraki aşamada tahmin çalışmasında kullanılacak bağımsız değişkenlere, yani firmaların hangi mali oranlarının kullanılacağına, karar verilecektir. Mali oranlara karar verildikten sonra örnekleme yer alan firmaların 3 yıla ait verileri her bir yıl için ayrı ayrı hesaplanacaktır. Daha sonra analizde kullanılacak tabloda bazı kontrol ve düzeltmeler yapılacaktır. Analizde kullanılacak veri setine son şekli verildikten sonra LR ve SVM istatistikî teknikleri kullanılarak modeller elde edilecektir. Firmaların 3 yıla ait verilerine modeller uygulanacak ve modellerin her yıl için ayrı ayrı tahmin başarılarına bakılacaktır.

4. 1. Mali Başarısızlık Tanımının Seçilmesi ve Örneklemin Oluşturulması

Çalışmanın önceki bölümlerinde tahmin modelleriyle ilgili literatürde yer alan çalışmalarda, araştırmacıların mali başarısızlık olarak kabul ettikleri tanımlara yer verilmiştir. Araştırmacıların mali başarısızlık tanımını veri bulmadaki sıkıntıdan dolayı esnek olarak ele aldıkları görülmektedir. Bu çalışmada ise mali başarısızlık tanımı olarak firmaların finansman sıkıntısı nedeniyle YİP'e alınmış olması seçilmiştir. Bu tanım seçilerek inceleme yapılan dönem için veri bulmadaki sıkıntının önüne geçilmeye çalışılmıştır.

İflas, mali başarısızlığın son aşaması olarak bilinmektedir. Mali başarısızlık tahmin modellerinde mali başarısızlık olarak iflası almak, modelin tahmin gücünü yükseltmektedir. Çünkü iflas eden firmaların mali oranları başarılı firmalara göre belirgin şekilde farklılaşmaktadır. Modellerde kullanılan istatistiki tekniklerin verileri gruplara ayırmada kullanıldığı düşünüldüğünde, kullanılan verilerin belirgin şekilde farklılaşması tahmin gücünü yükseltici etki yapacaktır. Fakat iflas eden firmaların inceleme yapılan dönemde azlığı ve iflas eden firmaların birçoğunun çok küçük firmalar olması nedeniyle finansal tablolarına erişilememesi gibi nedenlerle çalışmada daha esnek, iflası da kapsayan bir tanım seçilmiştir. Ayrıca sadece iflası mali başarısızlık olarak almak, mali başarısızlık tahmin modellerinden yararlanacak bütün kesimlerin amacına uygun olmayacaktır. Örneğin, kredi verenler açısından bakıldığında mali başarısızlık tahmini için kullanılacak iflas tanımı istenen sonuca ulaştırmayacaktır. Tahminde firmanın borçlarını ödemede zorluğa düşmesi halinin mali başarısızlık olarak seçilmesi amaca daha çok uygun olacaktır.

Mali başarısızlık tanımı seçildikten sonraki aşamada analize uygun örneklemi oluşturmak için önceki çalışmalarda yapılan örneklem seçimleri incelenmiştir.

Firmaların mali başarısızlık tahmini çalışmalarında ya eşleştirilmiş örnekleme ya da eşleştirilmemiş örnekleme yöntemi kullanılmaktadır (Aktaş 1997, 84). Beaver, 1966 yılında yaptığı çalışmasında iki yöntem arasındaki avantaj ve dezavantajlara değinmiştir (Beaver 1966, 74). Eşleştirilmiş örnekleme her bir mali başarısız firmaya karşılık aynı endüstriden benzer varlık büyüklüğüne sahip başarılı firma örnekleme dahil edilmiştir. Buradaki amaç mali oranlar ile başarısızlık arasındaki ilişkiyi bulanıklaştırabilecek faktörler üzerinde kontrol sağlamaktır. Çünkü oran dağılımları endüstriler arasında farklılık gösterdiği için aynı mali oran farklı endüstrilerde farklı başarısızlık durumunu yansıtabilir. Bunun yanında mali oranları aynı olsa bile büyük

firmaların varlık getirileri küçük firmalara göre daha istikrarlı olduğu için temerrüde düşme, iflas etme riski küçük firmaya göre daha azdır. Eşleştirilmiş örneklem kullanmanın bu gibi faydaları olsa da mali başarısızlık tahmini çalışmalarının büyük çoğunluğunda eşleştirilmemiş örneklem kullanılmıştır. Eşleştirilmiş örneklemin en önemli dezavantajlarından birisi, tek gözlem üzerinde çıkarım yapmaya olanak vermemesidir (Beaver 1966, 74). Örneğin, analiz sonucunda A firmasının B firmasına göre borçlarını ödemede daha az riskli olduğu gözlenmiş olsun. Bu durumda A firmasının karşılaştırılmalı olarak değil de sadece kendisinin ne kadar mali risk taşıdığı ölçülmek istendiğinde çıkarım yapılamaz. Çünkü burada iki farklı durum söz konusu olabilir. Eğer B firması çok riskli bir firma ise A firması ondan daha az riskli olsa bile temerrüd riski taşıyor olabileceği gibi, tersi durumda eğer B firması risk taşıyor ise A firması çok iyi durumda olabilir. Bunun yanında eşleştirilmiş örnekleme varlık büyüklüğü ve endüstri faktörü kontrol altında tutulduğu için eğer bu faktörler mali başarısızlığın önemli bir göstergesi iseler tahminde bu faktörlerin gücünden yararlanılamayacaktır. Ancak yapılan çalışmalarda endüstri faktörü etkisinin çok önemli olmadığı görülmüştür (Gonedes 1969, 159-177).

Bu tez çalışmasında ise eşleştirilmemiş örneklem kullanılmıştır. Gerçek hayatta başarısız işletme sayısı başarılı işletme sayısından çok daha az olduğu için örnekleme de başarılı işletme sayısı daha fazla olacaktır. Başarısız işletmelerin tespiti için BİST'in günlük bültenleri incelenmiştir. 2010-2019 yıllarını kapsayacak şekilde incelenen günlük bültenlerden payları W kodlu YİP'te işlem gören firmalar tespit edilmiştir. Firmalar tespit edilirken YİP'e alındıkları ilk yıl başarısız oldukları yıl olarak kabul edilmiştir. Örneğin, bir firmanın payları 2012, 2013, 2016, 2017 yıllarında YİP'te işlem gördüyse bu firmanın mali başarısız olduğu yıl 2012 olarak kabul edilmiştir. Ayrıca YİP'te işlem görmeye başlayan firmalar için BİST'in Kamuyu

Aydınlatma Platformu'na (KAP) yaptığı düzenleyici kurum bildirimleri incelenerek finansman sıkıntısı haricinde bu pazara alınan firmalar örnekleme dahil edilmemiştir. Bunun yanısıra örnekleme finans piyasası firmaları da dahil edilmemiştir. Bu firmaların mali oranları belirgin şekilde diğer firmaların mali oranlarından farklılaştığı için modelin tahmin gücünü düşürmemesi adına bu yol izlenmiştir. İncelenen dönem içerisinde mali başarısız toplam 26 firma tespit edilmiştir.

Başarısız işletmeler belirlendikten sonra analizde kullanılacak başarılı işletmeler belirlenmiştir. Mali başarısızlık tanımı olarak iflas yerine daha esnek bir tanım seçildiği için başarılı ve başarısız grupların mali oranları arasındaki belirginliği artırmak adına başarılı şirketler BİST 100 endeksinde işlem gören şirketlerden seçilmiştir. Başarılı işletmelerin seçiminde de başarısız işletmelerin seçiminde olduğu gibi finans piyasası firmaları örnekleme dahil edilmemiştir. BİST 100 endeksinde işlem gören 49 şirket başarılı olarak kabul edilmiş ve örnekleme dahil olmuştur.

Şirketlerin belirlenmesinin dışında bir diğer önemli konu başarılı şirketler için mali başarı başlangıç yılının belirlenmesidir. Başarılı işletmelerin mali oranlarını hesaplamak için hangi yılın mali başarı başlangıç yılı olarak alınacağı Tablo 4.1. yardımıyla belirlenmiştir. Tablo 4.1.'de, başarısız olarak seçilen 26 şirketin ilk defa başarısız oldukları yıllar görülmektedir. 2008, 2010 ve 2017 yıllarında sadece birer firma başarısız olmuşken; 2018 yılında 2; 2014 ve 2015 yıllarında 4; 2013 yılında 5; 2016 yılında zirve yaparak 8 firma mali başarısız olmuştur. Bu sebeple 2016 yılı başarılı işletmeler için mali başarı başlangıç yılı olarak kabul edilmiştir.

Yıllar	2008	2010	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Başarısız İşletme Sayısı	1	1	5	4	4	8	1	2

Tablo 4.1. Yıllar Bazında Mali Başarısız Firmaların Sayısı

4. 2. Mali Oranların Belirlenmesi ve Hesaplanması

Mali başarısızlık tahminiyle alakalı literatüre bakıldığında bağımsız değişken olarak kullanılan mali oranların likidite, faaliyet, finansal kaldıraç ve karlılık oranları başlıkları altında toplandığı görülmüştür. Çalışmalarda bu 4 başlık altında gruplanan mali oranların kullanıldığı görülmüştür. Bu çalışmada ise Aktaş'ın kullandığı mali oranlardan yararlanılmıştır (Aktaş 1997, 102). Çalışmada kullanılan mali oranlar formülleriyle birlikte Tablo 4.2.'de gösterilmiştir. Tablo 4.2.'de yer alan mali oranlar 26 başarısız 49 başarılı firmanın her biri için 3 yıllık olacak şekilde hesaplanmıştır. Başarısız işletmelerin 3 yıla ait mali oranları başarısız oldukları seneden önceki 3 yıl için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Örneğin, A şirketinin payları YİP'te ilk olarak 2014 senesinde işlem görmeye başladıysa, bu şirket için 2014 senesi mali başarısızlık yılı olarak alınmış ve Tablo 4.2.'deki oranlar şirketin 2011, 2012, 2013 yıllarına ait finansal tabloları yardımıyla başarısızlıktan önceki 3 yıl için ayrı ayrı hesaplanmıştır. Başarılı işletmeler için daha önce bahsedilen sebeplerle 2016 yılı mali başarı başlangıç yılı olarak kabul edilmiştir. Bu şirketlerin de 2013, 2014, 2015 yıllarına ait finansal tabloları yardımıyla Tablo. 4.2.'deki mali oranlar 3 yıl için ayrı ayrı hesaplanmıştır.

MALİ ORAN	FORMÜL
x_1 :Cari Oran	Dönen Varlıklar/Kısa Vadeli Borçlar
x_2 :Asit Test Oranı	(Dönen Varlıklar-Stoklar)/Kısa Vadeli Borçlar
x_3 :Hazır Değer Oranı	Nakit ve Benzerleri/Kısa Vadeli Borçlar
x_4 :Nakit Oran	(Nakit ve Benzerleri+Menkul Kıymetler)/Kısa Vadeli Borçlar
x_5 :Stok Bağımlılık Oranı	(Kısa Vadeli Borçlar-Nakit ve Benzerleri- Menkul Kıymetler)/ Stoklar
x_6 :Borçlanma Oranı	(Kısa Vadeli Borçlar+Uzun Vadeli Borçlar)/Özkaynak
x_7 :Kısa Vadeli Borçların Özkaynağa Oranı	Kısa Vadeli Borçlar/Özkaynak

x_8 :Uzun Vadeli Borçların Özkaynağa Oranı	Uzun Vadeli Borçlar/Özkaynak
x_9 :Duran Varlıkların Özkaynağa Oranı	Duran Varlıklar/Özkaynak
x_{10} :Kaldıraç Oranı	(Kısa Vadeli Borçlar+Uzun Vadeli Borçlar)/Toplam Aktifler
x_{11} :Kısa Vadeli Borçların Toplam Varlıklara Oranı	Kısa Vadeli Borçlar/Toplam Aktifler
x_{12} :FAVÖK'ün Faiz Giderlerine Oranı	(Esas Faaliyet Karı veya Zararı+Amortisman ve İtfa Gideri Düzeltmeleri)/Finansman Gideri
x_{13} :Aktif Devir Hızı	Net Satışlar/Toplam Aktifler
x_{14} :Alacak Devir Hızı	Net Satışlar/(Kısa Vadeli Ticari Alacaklar+Uzun Vadeli Ticari Alacaklar)
x_{15} :Stok Dönüş Hızı Oranı	Satılan Malın Maliyeti/Ortalama Stoklar
x_{16} :Duran Varlık Devir Hızı	Net Satışlar/Duran Varlıklar
x_{17} :Dönen Varlık Devir Hızı	Net Satışlar/Dönen Varlıklar
x_{18} :Özkaynak Devir Hızı	Net Satışlar/Özkaynak
x_{19} :Aktif Karlılığı	Dönem Net Karı veya Zararı/Toplam Aktifler
x_{20} :Esas Faaliyet Kar Marjı	Esas Faaliyet Karı veya Zararı/Net Satışlar
x_{21} :Net Kar Oranı	Dönem Net Karı veya Zararı/Net Satışlar
x_{22} :FAVÖK Kar Marjı	(Esas Faaliyet Karı veya Zararı+Amortisman ve İtfa Gideri Düzeltmeleri)/Net Satışlar
x_{23} :Özkaynak Kazançları Oranı	Dönem Net Karı veya Zararı/Özkaynak

Tablo 4.2. Çalışmada Kullanılan Mali Oranlar

Toplam 75 şirketin 1, 2 ve 3 yıl öncesi mali oranları MS Office programlarından Excel ile 3 ayrı Excel Sheet'inde hesaplanmıştır. Örneğin, 1 yıl

öncesi için hazırlanan sheet’de başarılı işletmelerin 2015 yılı finansal tablolarından hesaplanan mali oranları yer alırken, başarısız işletmelerin başarısız oldukları seneden bir önceki seneye ait finansal tablolarından hesaplanan mali oranları yer almıştır. Bu durum diğer 2 sheet için de geçerlidir. Bundan sonraki aşamada hesaplanan mali oranlarda aykırı değerlerin olup olmadığı kontrol edilmiş ve analizde kullanılacak veri seti hazırlanmıştır.

4. 3. Veri Setinin Hazır Hale Getirilmesi

İstatiksel analizde kullanmadan önce oluşturulan tablolarda aykırı değerlerin olup olmadığı kontrol edilmelidir. Burada aykırı değerden kasıt istatistiki analizi bozabilecek nitelikte olan değerlerdir. Örneğin, örnekleme yer alan bir firmanın x_{14} mali oranı o yıl ticari alacağı 0 olduğu için $x_{14} = \frac{3.991.545}{0} = +\infty$ gibi bir değer çıkmıştır. Bu durumda diğer iki yıldaki ticari alacaklarının ortalaması alınarak, bu ortalama ticari alacak olarak kabul edilmiş ve bu mali oran yeniden hesaplanmıştır. Aynı durum stok değeri sıfır olan firmalar için de uygulanmıştır. Fakat finansman gideri 0 olan firmalar için ortalama finansman giderini almak anlamlı olmadığı için bu şirketlerin x_{12} mali oranı yeniden hesaplanırken aynı gruptaki (başarılı veya başarısız) diğer şirketlerin ortalama x_{12} değeri aykırı değer yerine kullanılmıştır. Bunun yanında başarısız şirketler arasında yer alan 3 firmanın başarısızlıktan 1 yıl öncesi finansal tablolarında özkaynakları eksi değere düştüğü için; bu 3 firmanın $x_6, x_7, x_8, x_9, x_{18}, x_{23}$ mali oranları yerine, diğer başarısız şirketlerin bu mali oranlarının standart sapmalarının 3 katı hesaplanarak bulunan değerler kullanılmıştır. Son olarak, analize hazır hale gelen veriden istatistiki analizi bozacağı nedeniyle x_5 mali oranının çıkarılmasına karar verilmiştir. 75 şirketin ilgili finansal tablolarından hesaplanan 22 adet mali oranından analize hazır 3 farklı tablo oluşturulmuştur.

Oluşturulan bu 3 tablodan firmaların 1 yıl öncesine ait mali oranlarını içeren tablonun özet görünümü Tablo 4.3’de gösterilmiştir. 3 tablonun tamamı ise Ek 1.’de sırasıyla 1, 2 ve 3 yıl öncesi olacak şekilde verilmiştir. Tablo 4.3.’den görüleceği üzere satırlarda firmalar sütunlarda ise bu firmalara ait mali oranlar yer almaktadır. Tablo 4.3.’deki son sütunda ise Y bağımlı değişkeni yer almaktadır. Y sütununda yer alan 1 değeri mali başarılı firmaları gösterirken, 0 değeri ise mali başarısız firmaları göstermektedir.

Firmalar	Mali Oranlar						
	x_1	x_2	x_3	x_{22}	x_{23}	Y
1	0,482	0,433	0,001	-0,131	-2,291	0
2	0,422	0,325	0,002	-0,675	-1,010	0
3	1,343	1,168	0,469	0,017	-0,039	0
4	3,376	3,376	0,308	0,159	0,128	0
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
74	4,858	4,685	4,126	0,211	0,086	1
75	1,568	0,852	0,326	0,202	0,348	1

Tablo 4.3. Analize Hazır Tablo Örneği

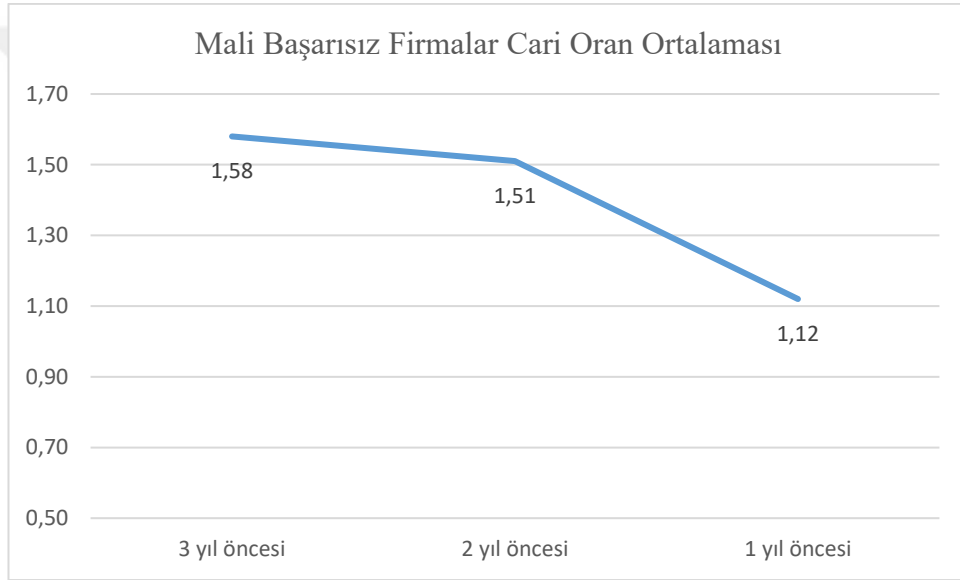
4. 4. Mali Oranların Analizi

Bu bölümde başarılı ve başarısız grupların mali oranları arasındaki değişimler gözlemlenmiştir.

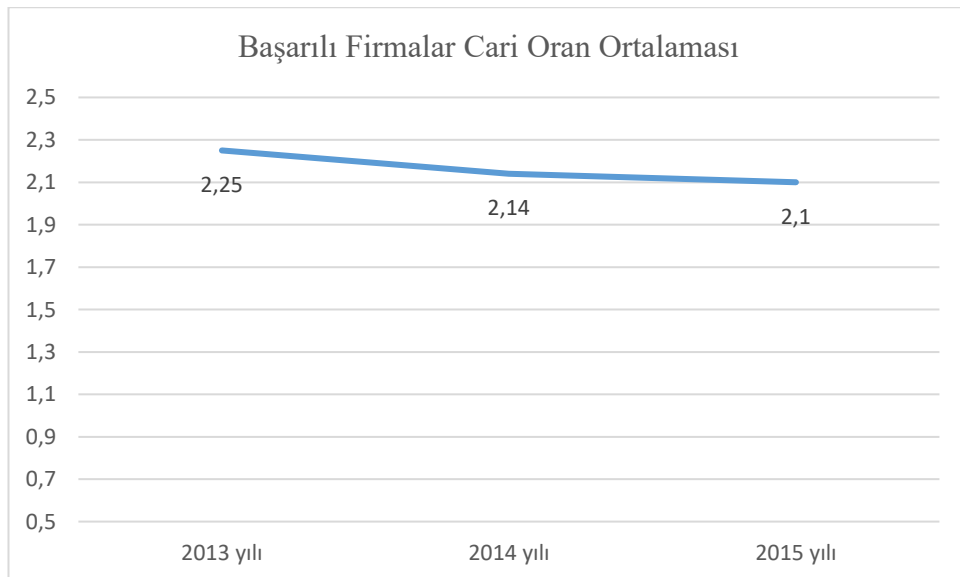
Şekil 4.1., örnekleme de yer alan mali başarısız firmaların başarısızlıktan 1, 2 ve 3 yıl öncesine ait cari oranlarının ortalamasını gösteriyorken; Şekil 4.2., başarılı firmaların 2015, 2014 ve 2013 yıllarına ait cari oranlarının ortalamasını göstermektedir. Cari oran, firmaların toplam dönen varlıkları ile kısa vadeli borçlarını kaç defa ödeyebileceğini gösterdiği için firmalar açısından önemli bir göstergedir. Genel kabul bu oranın ideal değerinin 2 olması gerektiği iken, bu oranın mutlaka 1’den büyük olması gerektiği fikri de literatürde yer almaktadır (Altaş ve Giray 2005, 25). Bu oranın 1’den küçük olması net çalışma sermayesinin eksiye düşmesi anlamına gelir

ve firmanın duran varlıklarının bir kısmını kısa vadeli borçlarla finanse ettiğini gösterir. Şekil 4.1. ve Şekil 4.2. birlikte incelendiğinde başarılı ve başarısız firmaların cari oranlarının ortalamasının 1'den büyük olduğu görülmektedir. Başarılı firmaların ortalaması bu oranın ideal değeri olan 2'den büyükken, başarısız firmaların ortalaması ise 2'den küçüktür ve başarısızlık yılına yaklaştıkça artan hızda azalmaktadır. Bu durum başarısız firmalar için likidite problemi olduğunu ve bu problemin giderek arttığını gösterir.

Şekil 4.1. Mali Başarısız Firmaların Yıllara Göre Cari Oranlarının Ortalaması

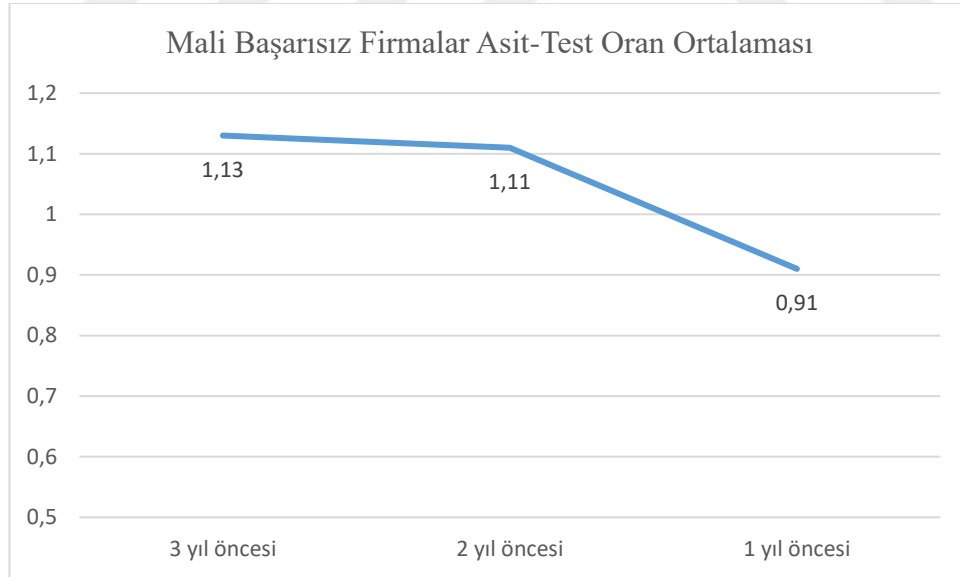


Şekil 4.2. Mali Başarılı Firmaların Yıllara Göre Cari Oranlarının Ortalaması

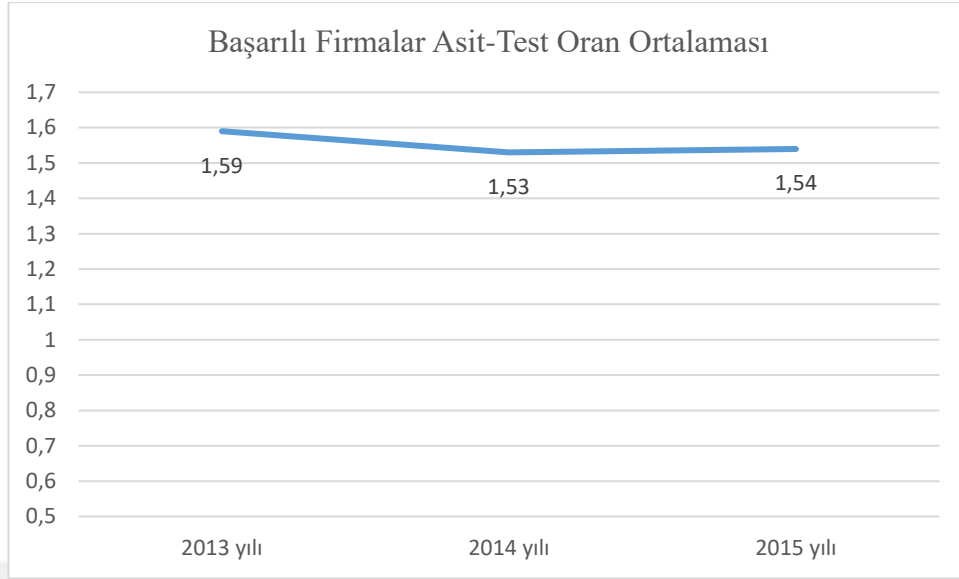


Firmaların likiditesini daha hassas ölçmek için asit-test oranından yararlanılabilir. Cari oranın yüksek olması firmalar için her şeyin yolunda gittiği anlamına gelmeyebilir. Çünkü dönen varlıkların büyük bir kısmı hammadde ve yarı mamulden ibaret olabilir. Bu durumda likiditeyi daha hassas ölçmek için firmanın stoklarına güvenmeden kalan dönen varlıklarıyla kısa vadeli borçlarının ne kadarını ödeyebileceğini gösteren asit-test oranına bakılır. Literatürde, bu oranın en az 1 olması gerektiği görüşü hakimdir (Aktan ve Bodur 2006, 59). Şekil 4.3. ve Şekil 4.4. birlikte incelendiğinde başarısız firmaların asit-test oranlarının ortalamasının giderek azaldığı ve başarısızlıktan bir önceki yıl ideal değer altına düştüğü gözlemlenirken; başarılı firmaların asit-test oranlarının ortalamasının 3 yıl için de ideal değer üstünde olduğu görülmektedir. Sonuç olarak örnekleme yer alan başarısız firmalar için likidite oranlarının soruna işaret ettiği gözlemlenmiştir.

Şekil 4.3. Mali Başarısız Firmaların Yıllara Göre Asit-Test Oranlarının Ortalaması

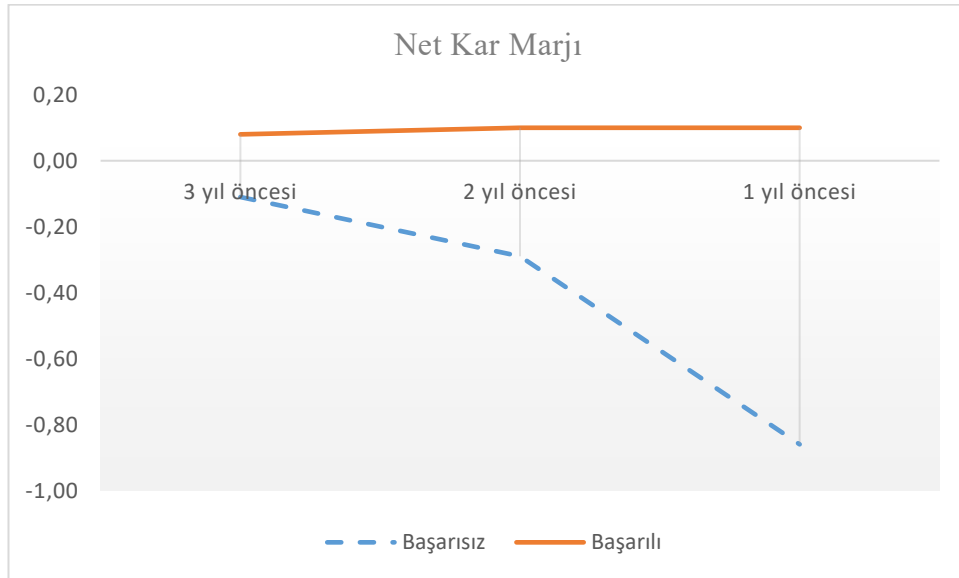


Şekil 4.4. Mali Başarılı Firmaların Yıllara Göre Asit-Test Oranlarının Ortalaması



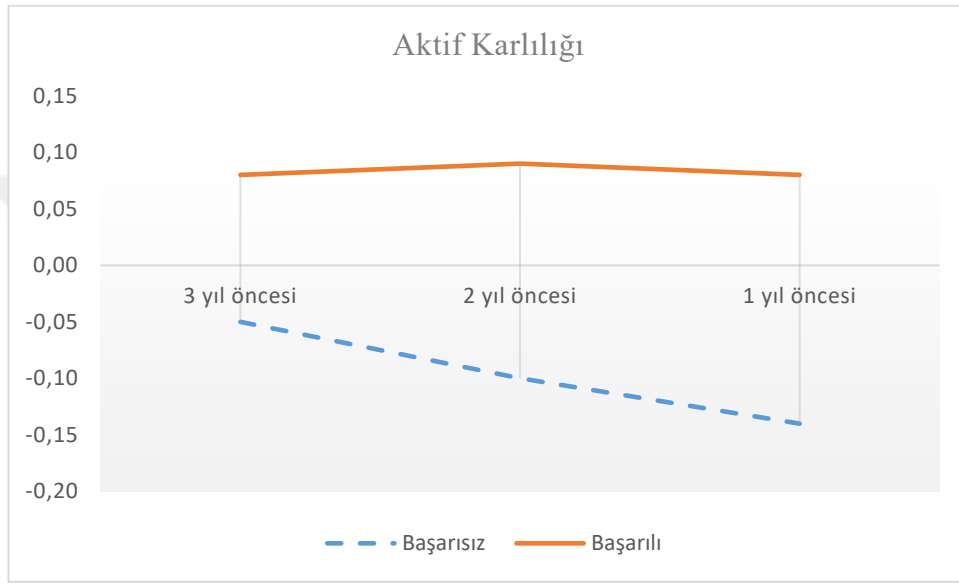
Likidite oranlarının yanında karlılık oranlarına da mali oran analizlerinde bakılmaktadır. Satışlarla ilgili karlılığı gösteren önemli oranlardan birisi net kar oranıdır. Şekil 4.5.'te örnekleme de yer alan firmaların net kar marjlarının ortalaması 3 yıl için çizgi grafikte gösterilmiştir. Başarılı firmaların pozitif ve istikrarlı net kar marjı olduğu görülürken, başarısız firmaların negatif ve azalan net kar marjı olduğu gözlemlenmektedir.

Şekil 4.5. Örneklemedeki Firmaların Net Kar Marjı Değişimleri



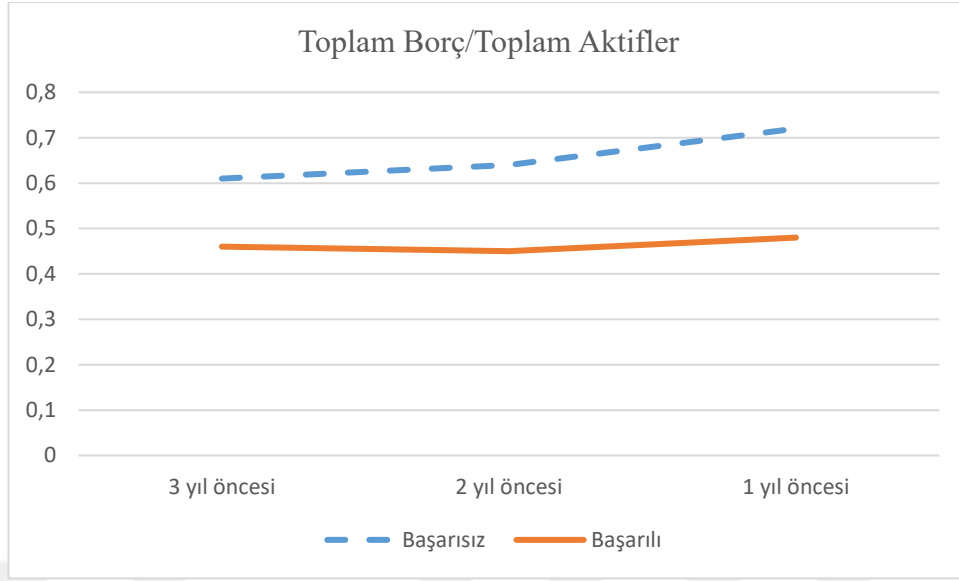
Yatırımların karlılığını ölçmek için aktif karlılığı oranı sık kullanılmaktadır. Kısaca işletmenin yaptığı yatırımların ne kadar getiriye dönüştüğünü gösteren bu oran Şekil 4.6.'da örneklemedeki firmalar için incelendiğinde Şekil 4.5.'e benzer bir grafik çıktığı gözlemlenmiştir. Başarısız firmalar yaptığı yatırımları getiriye dönüştüremezken, başarılı firmalar istikrarlı bir getiri elde etmektedir.

Şekil 4.6. Örneklemedeki Firmaların Aktif Karlılığı Değişimleri



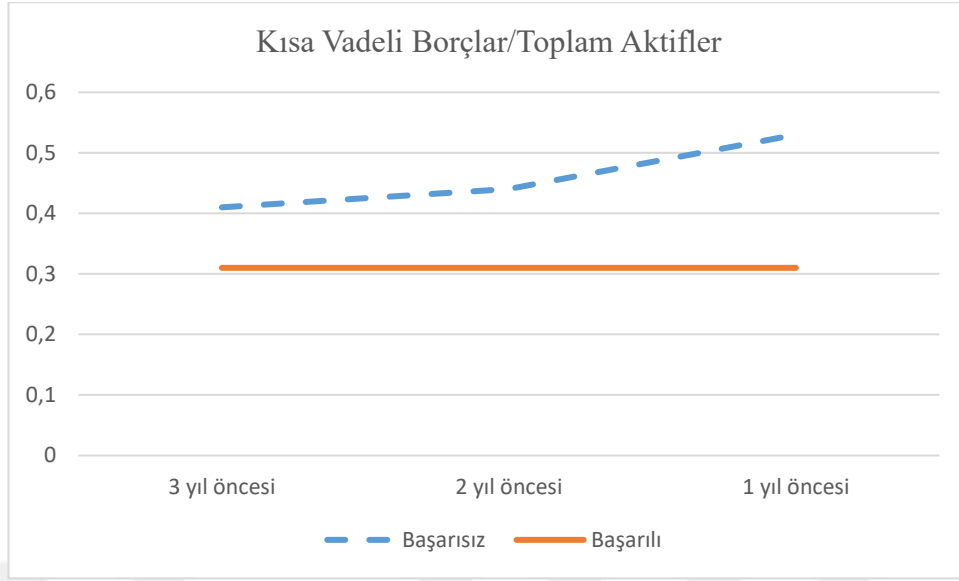
Kaldıraç oranları firmaların hangi ölçüde borca bağlı olarak yönetildiklerini göstermesi açısından önemlidir. Tüm diğer oranları eşit olan iki firmanın biri diğerine kıyasla daha yüksek kaldıraç oranına sahipse bu firma daha risklidir. Bu durum firmanın gelirlerinin borçlarına kıyasla istikrarlı olmamasından kaynaklanmaktadır. Alacaklılara yapılacak ödemeler sabitken nakit akışında yaşanan bir azalma firmanın temerrüde düşmesine sebep olabilir. Şekil 4.7.'den görüleceği üzere başarılı firmaların toplam varlıklarının 1/2'den daha azı borca dayanmaktadır. Bu durum başarılı firmaların özkaynaklarının güçlü olduğunu gösterir. Başarısız firmaların ise toplam varlıklarının büyük bir kısmı borca dayanmaktadır. Bu durum mali başarısızlıktan bir sene öncesinde ciddi oranda artmıştır. Sonuç olarak başarısız firmaların başarısızlıktan önce özkaynaklarının eridiği ve giderek risklerinin arttığı gözlemlenmektedir.

Şekil 4.7. Örneklemedeki Firmaların Ortalama Kaldıraç Rasyosu Değişimleri



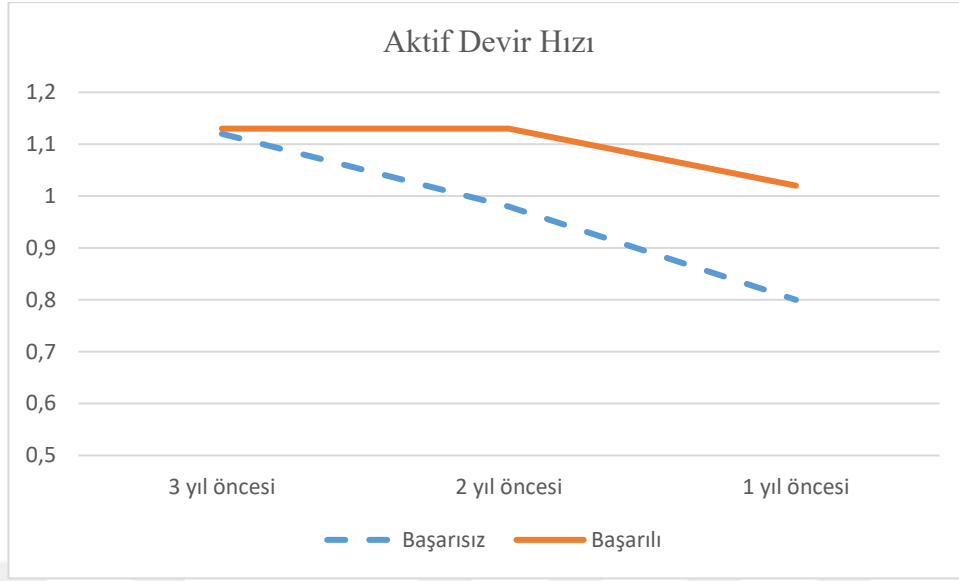
Firmaların kısa vadede borçlarını ödemede güçlüğe düşebilme ihtimaline bakılmak istendiğinde ise kısa vadeli toplam borçların toplam aktiflerindeki payına bakılabilir. Bu oranın 1/3 olması idealdir (Aktan ve Bodur 2006, 59). Bu oran kaldıraç oranına göre firmanın temerrüde düşmesi durumunu daha hassas bir şekilde ölçmektedir. Şekil 4.8. yardımıyla örneklemedeki firmaların toplam aktiflerinin ne oranda kısa vadeli borçla finanse edildiği görülebilir. Başarılı firmaların bu mali oranı ideal oranı geçmezken; başarısız firmalar için bu oran 1/3'ün üzerindedir ve başarısızlıktan önceki sene toplam aktiflerinin %50'sinden fazlası kısa vadeli kaynaklarla finanse edilmiştir. Bu durum firmaları nakit akışı sıkıntısı yaşamaları halinde riskli hale getirir. Ayrıca bu kadar yüksek kısa vadeli borca sahip olan firmaların piyasadan borçlanması zordur. Bu firmalar ya piyasa faizinden yüksek faiz oranlarıyla borçlanırlar ya da borç bulamayıp iflasa giden yola girmiş olurlar.

Şekil 4.8. Örneklemedeki Firmaların Kısa Vadeli Borçlarının Aktiflerine Oranı



Devir hızı mali oranları yardımıyla, bir işletmenin varlıklarını ne derece etkin kullandığı ölçülür (Aktan ve Bodur 2006, 59). Net satışların toplam aktiflere bölünmesiyle elde edilen aktif devir hızı mali oranı işletmenin varlıklarının kaç katı oranında satış yaptığını ifade ederken; emek yoğun veya sermaye yoğun bir işletme olduğuna dair sinyaller de vermektedir (Aktan ve Bodur 2006, 59). Aktif devir hızının yavaşlaması firmanın atıl kaynaklarında artış olabileceğine dair ipuçları verir. Şekil 4.9. yardımıyla örneklemedeki firmaların ortalama aktif devir hızı oranlarının değişimleri görülebilir. Başarılı firmaların toplam aktiflerinin üzerinde satış yaptıkları görülmektedir. Başarısız firmalar ise 3 yıl öncesi verilerinde başarılı firmalar gibi aktif devir hızına sahipken, 3 yıl içerisinde dramatik bir düşüş yaşamış ve net satışları toplam aktiflerinin %80'ine gerilemiştir.

Şekil 4.9. Örneklemedeki Firmaların Aktif Devir Hızı Oranlarının Değişimi



4. 5. İstatistikî Tekniklerle Tahmin Modellerinin Oluşturulması

Bu bölümde mali başarısızlık tahmin modelleri geliştirilirken LR ve SVM teknikleri kullanılacaktır. Matlab ve R Programı yardımıyla bu modeller geliştirilmiştir (Hanke ve Wichern 2008, 116). Çalışmada kullanılan örnekleme 26 mali başarısız, 49 mali başarılı firma mevcuttur. Bu firmalara ait mali oran verileri eğitim ve test verisi olmak üzere 2'ye ayrılmış; verileri ayırmada Aktaş ve diğerlerinin 2007 yılında yapmış oldukları çalışmada kullandıkları oran bu çalışmada da kullanılmıştır (Aktaş ve diğerleri 2007, 42). Başarılı ve başarısız firmaların %80'i eğitim verisi, %20'si test verisi olarak ayrılmıştır. Hesaplama sonucunda çıkan rakamlar tam sayı olmadığı için yuvarlama yapılmıştır. Firmaların dağılımı Tablo 4.4. yardımıyla gösterilmiştir. Tablo 4.4.'ten görüleceği üzere eğitim veri seti 39 başarılı, 20 başarısız firmanın verilerini içeriyorken; test veri seti 10 başarılı, 6 başarısız firmanın verilerini içermektedir.

	Eđitim Verisi	Test Verisi
Başarılı Firma Sayısı	39	10
Başarısız Firma Sayısı	20	6

Tablo 4.4. Eđitim Ve Test Verisinde Yer Alan Firma Sayıları

4. 5. a. SVM Model İle Yapılan Analizin Yorumu

SVM analizi Matlab programı yardımıyla gerçekleştirilmiştir (Öđüt ve diđerleri 2009, 11947). Tablo 3.1.'de verilen fonksiyonlardan radyal tabanlı fonksiyon kerneli bu analizde kullanılacak kernel fonksiyonu olarak seçilmiştir (Öđüt ve diđerleri 2009, 11947). Analizde radyal tabanlı fonksiyon kerneli kullanılmasının diđer kernel fonksiyonlarının kullanılmasına göre avantajları; hiperbolik tanjant (sigmoid) kernelinin performansının belirli parametreler için radyal tabanlı fonksiyon kerneline benzer olması (Lin ve Lin 2003), C parametresine sahip doğrusal kernel fonksiyonunun C' parametresine sahip radyal tabanlı fonksiyon kerneliyle benzer performansı göstermesi (Keerthi ve Lin 2003) ve doğrusal kernel fonksiyonlarının aksine radyal tabanlı fonksiyon kernelinin girdi uzayını çok boyutlu özellik uzayına doğrusal olmayan şekilde işleyebilmesi (Hsu ve diđerleri 2004) olarak sıralanabilir.

Radyal tabanlı fonksiyon kernelinde hata teriminin cezası (C) ile kernel boyutu (γ) parametrelerinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu parametrelerin seçiminde SVM analizinden daha iyi performans elde etmek için kullanılabilircek birçok teknik mevcuttur. Bu çalışmada ise bu tekniklerden Grid Search Technique (GST) kullanılmıştır. Bu teknik kurulması basit olduğu ve hesaplama zamanı gereksinimi diđer metotlardan çok farklı olmadığı için bu çalışmada kullanılmıştır (Hsu ve diđerleri 2004). GST çapraz doğrulama tekniđini kullanarak (C, γ) kombinasyonu ile parametre uzayını araştırır (Öđüt ve diđerleri 2009, 11947). Matlab programının optimizasyon

özelliği kullanılarak GST ile optimal parametre kombinasyonu elde edilmiştir. Elde edilen optimal (C, γ) parametre kombinasyonu 5-katlamalı çapraz doğrulama yöntemi kullanılarak eğitim verisinde denenmiştir. 4-katlamalı ve 3-katlamalı çapraz doğrulama yöntemleri de test edilmiş fakat sonuç değişmemiştir. Son olarak SVM modeli optimal (C, γ) parametre kombinasyonu ile yeniden test edilmiş ve SVM modelin performansı test verilerinde de doğrulanmıştır. GST sonucunda ortaya çıkan en iyi çapraz doğrulama oranına sahip (C, γ) parametre çifti Tablo 4.5.'de verilmiştir. Tablo 4.5'ten görüleceği üzere her yıl için bu optimal parametre kombinasyonları ayrı ayrı Matlab programı yardımıyla hesaplanmıştır. Bu parametreler SVM modeline uygulandıktan sonra eğitim ve test verilerinde modelin doğru sınıflandırma yüzdeleri 3 yıl için de Tablo 4.6.'da verilmiştir.

	Hata Teriminin Cezası (C)	Kernel Boyutu (γ)
1 Yıl Öncesi	0,11649	0,0010941
2 Yıl Öncesi	971,39	28,677
3 Yıl Öncesi	439,55	2,0091

Tablo 4.5. Radyal Tabanlı Fonksiyon Kernelinde Kullanılan Parametreler

	Eğitim Verisi (59 Firma)	Test Verisi (16 Firma)
1 Yıl Öncesi	% 100	% 100
2 Yıl Öncesi	% 100	% 100
3 Yıl Öncesi	% 100	% 100

Tablo 4.6. SVM Modelin Veriyi Doğru Sınıflandırma Yüzdeleri

Tablo 4.6.'dan görüleceği üzere SVM model ile yapılan analizde doğru sınıflandırma yüzdesi 3 yıl için de %100 olmuştur. SVM eğitim verisinde bulunan 39 başarılı, 20 başarısız firmayı; test verisinde bulunan 10 başarılı, 6 başarısız firmayı %100 doğruluk ile sınıflandırabilmiştir. SVM modelde bağımsız değişken olarak

kullanılan firmaların mali oranları arasındaki korelasyon yüksek olduğundan dolayı her yıl için Stepwise Regression (SR) ile yapılan eleme sonucunda kalan mali oranlar SVM modelde de bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Firmaların 1, 2 ve 3 yıl öncesine ait mali oranlarının birbirleriyle olan korelasyonları Tablo 4.7., Tablo 4.8. ve Tablo 4.9.'da sırasıyla gösterilmiştir. Örneğin, Tablo 4.7.'ye bakıldığında x_8 ve x_9 mali oranlarının korelasyon katsayısı 0,96 gibi çok yüksek bir değerdir ve bu durum bağımsız değişkenlerin bağımlılığı sorununu ortaya çıkarmaktadır. Analizde kullanılan bağımsız değişkenler arasındaki korelasyonun yüksek olması sonuçları olumsuz etkileyeceği için SVM modelde bu sorun SR ile aşılmıştır. SR analizine ve analiz sonucunda kalan mali oranlara sonraki bölümünde yer verileceğinden bu bölümde bahsedilmemiştir.

	x_1	x_2	x_3	x_4	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}	x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}	x_{17}	x_{18}	x_{19}	x_{20}	x_{21}	x_{22}	x_{23}	
x_1	1,00																						
x_2	0,99	1,00																					
x_3	0,22	0,20	1,00																				
x_4	0,22	0,20	0,99	1,00																			
x_6	-0,13	-0,11	-0,16	-0,16	1,00																		
x_7	-0,13	-0,11	-0,16	-0,16	1,00	1,00																	
x_8	-0,16	-0,14	-0,14	-0,14	0,94	0,92	1,00																
x_9	-0,18	-0,16	-0,18	-0,18	0,97	0,96	0,96	1,00															
x_{10}	-0,38	-0,33	-0,24	-0,25	0,66	0,64	0,71	0,67	1,00														
x_{11}	-0,37	-0,33	-0,40	-0,41	0,60	0,60	0,52	0,56	0,76	1,00													
x_{12}	-0,17	-0,12	0,00	0,03	0,09	0,09	0,11	0,11	0,24	0,21	1,00												
x_{13}	-0,15	-0,16	-0,12	-0,13	0,17	0,18	0,08	0,11	0,17	0,41	0,07	1,00											
x_{14}	-0,12	-0,12	-0,07	-0,06	0,35	0,35	0,30	0,33	0,38	0,17	-0,04	0,51	1,00										
x_{15}	0,10	0,15	-0,07	-0,07	0,20	0,19	0,21	0,23	0,38	0,21	0,12	0,10	0,31	1,00									
x_{16}	-0,03	-0,03	-0,07	-0,08	0,14	0,14	0,11	0,01	0,21	0,41	0,00	0,59	0,11	-0,01	1,00								
x_{17}	-0,21	-0,21	-0,15	-0,15	0,06	0,06	-0,01	0,07	0,06	0,20	0,10	0,83	0,60	0,25	0,24	1,00							
x_{18}	-0,12	-0,10	-0,15	-0,15	1,00	1,00	0,91	0,96	0,63	0,59	0,08	0,21	0,38	0,19	0,14	0,10	1,00						
x_{19}	0,12	0,09	0,34	0,35	-0,55	-0,55	-0,52	-0,57	-0,61	-0,58	-0,12	0,13	-0,10	-0,26	0,01	0,14	-0,53	1,00					
x_{20}	0,08	0,07	0,10	0,10	0,01	0,02	-0,06	-0,05	0,10	0,16	-0,17	0,21	0,12	0,05	0,11	0,20	0,02	-0,09	1,00				
x_{21}	-0,03	-0,02	-0,03	-0,03	-0,06	-0,05	-0,13	-0,08	-0,22	-0,13	0,13	-0,10	-0,10	-0,04	-0,05	-0,11	-0,04	0,23	-0,85	1,00			
x_{22}	0,07	0,05	0,09	0,09	0,02	0,01	0,02	0,00	0,14	0,12	-0,17	0,17	0,11	0,03	0,08	0,17	0,01	-0,10	0,96	-0,96	1,00		
x_{23}	-0,04	-0,01	-0,03	-0,03	0,10	0,10	0,14	0,09	0,38	0,21	0,03	-0,10	0,21	0,24	-0,10	-0,05	0,11	-0,22	-0,01	-0,01	-0,01	1,00	

Tablo 4.7. Firmaların 1 Yıl Öncesine Ait Mali Oranlarının Birbirleriyle Olan Korelasyonları

	x1	x2	x3	x4	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	
x1	1,00																						
x2	0,98	1,00																					
x3	0,32	0,29	1,00																				
x4	0,32	0,29	0,99	1,00																			
x6	-0,25	-0,22	-0,21	-0,21	1,00																		
x7	-0,23	-0,20	-0,21	-0,21	0,99	1,00																	
x8	-0,27	-0,23	-0,17	-0,17	0,92	0,86	1,00																
x9	-0,26	-0,22	-0,19	-0,20	0,96	0,93	0,96	1,00															
x10	-0,63	-0,57	-0,32	-0,32	0,64	0,62	0,65	0,58	1,00														
x11	-0,56	-0,51	-0,40	-0,41	0,52	0,55	0,34	0,38	0,81	1,00													
x12	-0,28	-0,24	-0,29	-0,30	0,10	0,09	0,11	0,09	0,25	0,22	1,00												
x13	-0,12	-0,15	-0,09	-0,09	-0,01	0,02	-0,13	-0,10	0,17	0,39	0,01	1,00											
x14	-0,09	-0,09	0,03	0,02	0,00	-0,01	0,03	0,02	0,11	0,04	0,03	0,24	1,00										
x15	-0,07	-0,01	-0,05	-0,04	-0,01	-0,03	0,04	0,03	0,08	0,01	0,04	0,10	0,06	1,00									
x16	-0,01	-0,01	-0,07	-0,07	0,03	0,06	-0,09	-0,11	0,17	0,33	0,02	0,42	-0,01	0,01	1,00								
x17	-0,18	-0,17	-0,13	-0,14	-0,05	-0,05	-0,06	-0,01	0,01	0,07	0,04	0,69	0,38	0,35	0,09	1,00							
x18	-0,27	-0,25	-0,23	-0,24	0,88	0,89	0,73	0,77	0,67	0,67	0,11	0,42	0,10	0,02	0,27	0,21	1,00						
x19	0,08	0,03	0,24	0,23	-0,17	-0,16	-0,16	-0,19	-0,10	-0,14	-0,59	0,15	0,05	-0,02	0,02	0,14	-0,10	1,00					
x20	0,07	0,03	0,18	0,18	-0,06	-0,01	-0,23	-0,14	-0,06	0,07	-0,46	0,17	0,02	0,02	0,04	0,08	0,05	0,78	1,00				
x21	0,08	0,05	0,19	0,19	-0,10	-0,05	-0,25	-0,17	-0,09	0,03	-0,48	0,16	0,04	0,02	0,04	0,09	0,01	0,83	0,98	1,00			
x22	0,11	0,07	0,19	0,19	-0,06	-0,02	-0,17	-0,11	-0,06	0,00	-0,56	0,11	0,01	0,00	0,02	0,05	0,01	0,86	0,97	0,97	1,00		
x23	0,06	0,04	0,07	0,06	-0,25	-0,23	-0,24	-0,33	0,06	-0,12	-0,11	0,06	0,03	-0,03	0,02	0,00	-0,14	0,31	0,22	0,23	0,23	1,00	

Tablo 4.8. Firmaların 2 Yıl Öncesine Ait Mali Oranlarının Birbirleriyle Olan Korelasyonları

	x1	x2	x3	x4	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	
x1	1,00																						
x2	0,96	1,00																					
x3	0,48	0,48	1,00																				
x4	0,47	0,48	0,99	1,00																			
x6	-0,39	-0,36	-0,22	-0,22	1,00																		
x7	-0,39	-0,37	-0,24	-0,25	0,96	1,00																	
x8	-0,33	-0,30	-0,15	-0,16	0,92	0,76	1,00																
x9	-0,37	-0,33	-0,19	-0,19	0,94	0,84	0,96	1,00															
x10	-0,73	-0,69	-0,36	-0,37	0,73	0,72	0,65	0,62	1,00														
x11	-0,61	-0,58	-0,37	-0,38	0,51	0,65	0,24	0,29	0,79	1,00													
x12	-0,40	-0,43	-0,24	-0,25	0,14	0,14	0,12	0,12	0,30	0,24	1,00												
x13	-0,13	-0,16	-0,11	-0,12	0,03	0,12	-0,10	-0,12	0,19	0,43	0,07	1,00											
x14	-0,21	-0,26	-0,04	-0,04	0,11	0,12	0,06	0,06	0,24	0,28	0,11	0,55	1,00										
x15	-0,17	-0,06	-0,09	-0,09	0,07	0,00	0,16	0,13	0,17	0,00	0,11	0,08	0,01	1,00									
x16	-0,04	-0,03	-0,06	-0,07	-0,01	0,03	-0,08	-0,11	0,07	0,21	0,03	0,56	0,11	0,06	1,00								
x17	-0,31	-0,31	-0,16	-0,16	0,08	0,09	0,06	0,08	0,17	0,23	0,14	0,79	0,63	0,17	0,31	1,00							
x18	-0,35	-0,34	-0,21	-0,22	0,73	0,77	0,58	0,58	0,65	0,66	0,14	0,66	0,47	0,08	0,33	0,55	1,00						
x19	0,30	0,23	0,30	0,30	-0,46	-0,46	-0,38	-0,41	-0,44	-0,33	-0,16	0,24	0,15	-0,15	0,01	0,25	-0,17	1,00					
x20	0,29	0,26	0,30	0,31	-0,38	-0,41	-0,27	-0,30	-0,41	-0,38	-0,17	0,01	-0,03	-0,15	-0,04	0,00	-0,23	0,87	1,00				

x21	0,22	0,18	0,29	0,30	-0,32	-0,35	-0,24	-0,26	-0,34	-0,30	-0,19	0,11	0,10	-0,19	0,00	0,16	-0,13	0,88	0,90	1,00		
x22	0,35	0,35	0,23	0,25	-0,31	-0,38	-0,15	-0,18	-0,39	-0,47	-0,24	-0,14	-0,06	-0,17	-0,10	-0,07	-0,28	0,76	0,91	0,85	1,00	
x23	0,09	0,07	0,09	0,10	-0,40	-0,41	-0,28	-0,37	-0,05	-0,04	-0,04	0,14	0,14	-0,05	0,02	0,11	-0,11	0,45	0,39	0,40	0,34	1,00

Tablo 4.9. Firmaların 3 Yıl Öncesine Ait Mali Oranlarının Birbirleriyle Olan Korelasyonları

4. 5. b. LR Model İle Yapılan Analizin Yorumu

LR analizi R programı yardımıyla gerçekleştirilmiştir. Analiz yapılacak eğitim ve test veri setleri toplam 75 şirketin 3 ayrı yıla ait 22 mali oran verisini içermektedir. Her yıl için 22 mali oran verisi hem çok fazladır hem de birbirleriyle korelasyonu yüksektir. Bu yüzden her yıl kombinasyonu için bu mali oranlardan hangilerinin önemli olduğuna karar verilmesi gerekmiştir. SR yöntemiyle her yıl verisi için önemli olan mali oranlar tespit edilmiş ve final modelde bu mali oranlar kullanılmıştır. Her yıl verisi için önemli çıkan bu mali oranlar SVM modelde de aynen kullanılmıştır.

SR analizinde her model için akaike ölçütü (AIC) hesaplanmıştır. Her yıl için ayrı ayrı 3 model oluşturulmuştur. Başlangıçta tüm bağımsız değişkenlerle bir model kurulup AIC hesaplanmıştır. Sonrasında herhangi bir bağımsız değişken modelden çıkarılıp yeni modelin AIC değeri hesaplanmış ve bu modelin AIC değeri bir önceki modelden küçük ise bu değişken modelden çıkarılmıştır. Eğer değişken çıkarıldığında AIC büyüyorsa değişken modele tekrar sokulmuştur. Bu işlemler AIC değeri en az olan modeli bulana kadar devam etmiştir.

AIC değeri en aza indiren model kurulduktan sonra denklem (3.2)'de gösterildiği gibi bir LR modeli elde edilmiştir. Denklem (3.2)'deki Z_i LR modeli iken, $F(Z_i)$ başarı veya başarısızlık durumunun olasılık fonksiyonudur. Örneğin, eğitim veri setinde yer alan şirketlerin 2 yıl öncesine ait mali oranlarla kurulan AIC değeri en düşük LR modelin katsayı tablosu Tablo 4.10.'da gösterilmiştir.

Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)
(Intercept)	911.9	1961442.9	0	1
x23	185.9	1079078.4	0	1
x4	1052.1	2418369.2	0	1
x22	3068.8	6475820.3	0	1
x1	-348.8	729856.2	0	1
x10	-2037.1	4543921.4	0	1
x7	122.4	296212.8	0	1
x11	657.7	3050984.8	0	1
AIC: 16				

Tablo 4.10. 1. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu

Tablo 4.10.'dan elde edilen LR modelin denklemi şu şekildedir:

$$Z = 911,9 + 185,9X_{23} + 1052,1X_4 + 3068,8X_{22} - 348,8X_1 - 2037,1X_{10} + 122,4X_7 + 657,7X_{11} \quad (4.1)$$

Fakat Tablo 4.10.'dan görüleceği üzere bütün değişkenlerin P değeri 0,1'den büyük hatta 1'e eşit çıkmıştır. Bu sonuç modelde başka problemler olabileceğini göstermektedir. Bunun yanında önceki bölümde yer verilen mali oranlar arasındaki korelasyonları gösteren Tablo 4.7., Tablo 4.8. ve Tablo 4.9. incelendiğinde birbirleriyle yüksek oranda korelasyona sahip mali oranlar olduğu görülmektedir. Bu sonuç da çoklu doğrusallık sorunu olabileceğini göstermektedir. Bu nedenle Tablo 4.10.'daki mali oranlar için çoklu doğrusallık analizi yapılmış ve varyans genişlik faktörü (VIF) değerlerine bakılmıştır. Elde edilen sonuç Tablo 4.11.'de gösterilmiştir.

Mali Oran	X_{23}	X_4	X_{22}	X_1	X_{10}	X_7	X_{11}
VIF Değeri	15.56505	18.94142	108.90019	284.92744	226.71080	83.74057	72.59282

Tablo 4.11. Mali Oranların VIF Değerleri

Literatürde VIF değerinin 5'ten büyük olduğu durumlarda çoklu doğrusallık sorunu olduğu kabul edilmektedir. Tablo 4.11'deki sonuçlara bakıldığında çok yüksek VIF değerleri görülmektedir. Bu nedenle sonraki aşamada en yüksek VIF değerine sahip olan X_1 oranı denklem (4.1.)'de yer alan modelden çıkarılarak eğitim veri seti için yeniden LR modeli bulunmuştur. Sonuçlar Tablo 4.12.'de verilmiştir.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)	VIF
(Intercept)	-4.416	2.039	-2.166	0.0303	
x23	13.426	8.069	1.664	0.0961	1.200323
x4	9.107	4.685	1.944	0.0519	1.621217
x22	21.890	11.603	1.887	0.0592	1.634450
x10	-6.791	7.033	-0.966	0.3342	10.203796
x7	-0.332	1.151	-0.288	0.7730	5.382503
x11	12.041	8.906	1.352	0.1764	11.525305
AIC: 39.809					

Tablo 4.12. 2. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu

X_1 mali oranı çıkarıldıktan sonra bulunan sonuçlardan görüleceği üzere P değerlerinde düşüş yaşanmış fakat tüm P değerleri 0,1 değerinin altına düşmemiştir. Ayrıca modelde kalan mali oranların VIF değerleri ölçüldüğünde 5'ten büyük VIF değerleri görülmektedir. Bu sebeple 3. aşamada yine en yüksek VIF değerine sahip olan mali oran modelden çıkarılmış ve X_{11} oranı çıkarıldıktan sonra yeni sonuçlar hesaplanmıştır. 3. aşamada bulunan sonuçlar Tablo 4.13.'te yer almaktadır.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)	VIF
(Intercept)	-3.22845	1.71377	-1.884	0.0596	
x23	12.77838	6.95022	1.839	0.0660	1.154005
x4	7.20962	3.70893	1.944	0.0519	1.283187
x22	15.33125	9.09796	1.685	0.0920	1.163748
x10	-0.07403	4.35788	-0.017	0.9864	4.028358
x7	0.32119	1.01685	0.316	0.7521	4.146140
AIC: 39.899					

Tablo 4.13. 3. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu

Sonuçlar incelendiğinde VIF değerlerinin kabul edilen rakamın altına düştüğü görülmektedir. Bu da modelde kalan mali oranların arasında analizi etkileyecek düzeyde korelasyonun olmadığını göstermektedir. Fakat X_{10} ve X_7 mali oranlarının P değerleri 0,1'den büyüktür. Bu nedenle son aşamada bu iki oran analizden çıkarılıp final model bulunmuş ve bulunan sonuçlar Tablo 4.14.'te verilmiştir.

Coefficients:					
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)	VIF
(Intercept)	-2.792	1.192	-2.342	0.0192	
x23	12.547	6.589	1.904	0.0569	1.121381
x4	6.946	3.488	1.991	0.0464	1.121557
x22	14.369	8.620	1.667	0.0955	1.092279
AIC: 36.265					

Tablo 4.14. 4. Aşama LR Modeli Katsayı Tablosu

Son aşamada elde edilen modelde P ve VIF değerlerinin kabul edilebilir seviyenin altına düştüğü görülmektedir. Buraya kadar olan aşamalar kısaca özetlenmek gerekirse, ilk olarak AIC değeri en aza indiren model bulunmuştur. Sonrasında modelde yer alan mali oranların VIF değerleri ölçülmüş ve en yüksek VIF değerine sahip oran modelden çıkarılarak kalan oranların VIF değerleri 5'in altına düşene kadar bu işleme devam edilmiştir. Tüm VIF değerleri istenen seviyenin altına düştükten sonra son aşamada P değerleri 0,1'den büyük olan oranlar da modelden çıkarılmış ve final LR modeli bulunmuştur. Bu aşamaların tersinden yola çıkılarak da model bulunduğu sonucun değişmediği görülmüştür. Tüm bu aşamalar şirketlerin 3 yıl verisi için de uygulanmış ve her bir yıl için final LR modelleri oluşturulmuştur.

1 yıl öncesi mali oranlarıyla elde edilen final modelin sonuçları Tablo 4.15.'te verilmiştir.

Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)
x19	21.9028	6.7942	3.224	0.00127
AIC: 47.374				

Tablo 4.15. 1 Yıl Önceden Mali Başarısızlığı Tahmin Etmede Kullanılan LR Modeli

Buna göre model aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$Z = 21,9028X_{19} \quad (4.2)$$

Mali başarısızlığı 1 yıl öncesinden tahmin etmek için oluşturulan final LR modelinde, X_{19} aktif karlılığı oranı 22 mali oran arasında modelde tahmin gücü en yüksek oran olarak tek başına kalmıştır. X_{19} 'un katsayısının yorumunda olabirlik değerinin logaritması söz konusudur (Aktaş 1997, 116-117). Olabirlik, bir olayın olması olasılığının, olmaması olasılığına bölümüdür (Aktaş 1997, 116). Örneğin, X_{19} 'un değeri 0'dan 1'e yükselirse olabirlik değerinin logaritması 21,9028 kadar artacaktır. Burada dikkat edilmesi gereken bir husus modeldeki oranın katsayısının işaretidir. Denklem (4.2)'de bu işaretin pozitif olduğu görülmektedir. Firmaların aktif karlılığının artması mali başarısını pozitif etkileyen bir durum olduğu için denklem (4.2)'de X_{19} 'un katsayısının pozitif çıkması beklenen bir durumdur ve modelin gerçek finansal hayatla örtüştüğünü göstermektedir. Burada X_{19} 'un artmasıyla Z değeri artmakta ve denklem (3.2)'de formülü verilen $F(Z)$ değeri de artmaktadır. Çalışmada mali başarılı işletmelere 1, mali başarısız işletmelere 0 değeri verildiği için $F(Z)$ değerinin artması firmanın mali başarılı olma olasılığının artması anlamına gelmektedir. Eğer mali başarılı işletmelere 0, mali başarısız işletmelere 1 verilmiş olsaydı Z değeri arttıkça, artan $F(Z)$ ile birlikte firmanın başarısızlık olasılığı da artmış olacak idi. Konuya açıklık getirmek için örnek bir A işletmesinin X_{19} oranının 0,06

olduğunu varsaydığımızda Z değeri aşağıdaki denklem (4.3)'den 1,314168 olarak bulunur.

$$Z = 21,9028 * 0,06 = 1,314168 \quad (4.3)$$

Bu Z değerine göre firmanın başarılı olma olasılığı denklem (3.2) yardımıyla $F(Z)$ 'nin hesaplanmasıyla elde edilir.

$$F(Z) = \frac{1}{1 + e^{-1,314168}} = 0,788210 \quad (4.4)$$

Görüldüğü üzere örnek A işletmesinin başarılı olma olasılığı 0,788210 olarak bulunmuştur. Aynı işletmenin aldığı başarılı kararlar ile karlılığını artırdığını ve buna bağlı olarak X_{19} oranının 0,07'ye çıktığını varsaydığımızda yeni Z değeri 1,533196 olarak bulunur.

$$Z = 21,9028 * 0,07 = 1,533196 \quad (4.5)$$

Yeni Z değerine göre firmanın $F(Z)$ değeri hesaplanır.

$$F(Z) = \frac{1}{1 + e^{-1,533196}} = 0,822473 \quad (4.6)$$

Buradan görüldüğü üzere firmanın aktif karlılık oranı arttıkça başarılı olma olasılığının da arttığı, bulunan LR modeli ile ispatlanmıştır.

1 yıl öncesine ait oranlarla bulunan modelde P değeri 0,1'den yüksek olduğu için sabit sayı yer almamıştır. Sabit sayının yer aldığı model ile yapılan testlerde de aynı sonuç elde edildiği için modelde sabit sayıya yer verilmemesi uygun görülmüştür.

2 yıl öncesi mali oranlarıyla elde edilen final modelin sonuçları Tablo 4.16.'da yer almaktadır.

Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)
(Intercept)	-2.792	1.192	-2.342	0.0192
x23	12.547	6.589	1.904	0.0569
x4	6.946	3.488	1.991	0.0464
x22	14.369	8.620	1.667	0.0955
AIC: 36.265				

Tablo 4.16. 2 Yıl Önceden Mali Başarısızlığı Tahmin Etmede Kullanılan LR Modeli

Bu sonuçlara göre model aşağıdaki gibi yazılabilir:

$$Z = -2,792 + 12,547X_{23} + 6,946X_4 + 14,369X_{22} \quad (4.7)$$

Mali başarısızlığı 2 yıl öncesinden tahmin etmek için oluşturulan final LR modelinde, X_4 (nakit oran), X_{22} (FAVÖK kar marjı), X_{23} (öz kaynak kazançları oranı) oranları 22 mali oran arasında modelde tahmin gücü en yüksek oranlar olarak kalmıştır. Eşitlik (4.7)'den görüleceği üzere oranların katsayıları pozitiftir. Tablo 4.2.'den formüllerine ulaşılabilecek bu oranların değerinin arttıkça mali başarılı olma olasılığının artması beklenen bir durumdur. Çünkü nakit oranı, FAVÖK kar marjı ve öz kaynak kazançları oranının artması firmanın nakit akışının iyileşmesi, karlılığının artması anlamına gelir. Bu durum da başarıya olumlu katkı yapmaktadır. Ayrıca eşitlik (4.7)'den 3 oran arasında FAVÖK kar marjındaki birim değişikliğin sonuç üzerinde diğer 2 orana göre daha fazla etkiye sahip olduğu çıkarımı yapılabilir. Bunun yanında nakit oranının da sonuç üzerinde en az etkiye sahip oran olduğu görülmektedir.

Mali başarısızlığın 3 yıl öncesinden tahmini için bulunan final modelin sonuçları Tablo 4.17.'de verilmiştir. Tablo 4.17. yardımıyla aşağıdaki eşitlik (4.8) elde edilir:

$$Z = 27,811786X_{19} \quad (4.8)$$

Coefficients:				
	Estimate	Std. Error	Z Value	Pr(> z)
x19	27.811786	7.830250	3.552	0.000383
AIC: 47.883				

Tablo 4.17. 3 Yıl Önceden Mali Başarısızlığı Tahmin Etmede Kullanılan LR Modeli

Eşitlik (4.8)'den görüleceği üzere final modelde 22 mali oran arasından aktif karlılığı oranı tahmin gücü en yüksek mali oran olarak kalmıştır. Mali başarısızlığı 1 yıl önceden tahmin etmek için kurulan modelde olduğu gibi aktif karlılığı oranı tek başına pozitif katsayılı bağımsız değişken olarak bu modelde de yer almıştır. Aynı şekilde bu modelde de P değeri 0,1'den büyük olduğu için sabit sayıya yer verilmemiştir. Fakat sabit sayının yer aldığı model ile veri test edilmiş, sonuç değişmemiştir.

Kurulan 3 ayrı LR modeli hem eğitim hem test verisine uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar Tablo 4.18.'de verilmiştir. Tablo 4.18.'de yer alan Y sütununda örnekleme yer alan firmaların başarı ve ya başarısızlık durumları gösterilmektedir. 1 değeri ile gösterilenler başarılı firmalar iken; 0 değeri ile gösterilenler örneklemedeki başarısız firmalardır. LRTAH1, LRTAH2, LRTAH3 sütunlarında sırasıyla 1, 2 ve 3 yıl önceden mali başarısızlığı tahmin etmek için bulunan (4.2), (4.7), (4.8) eşitliklerinin veriye uygulandıktan sonra bulunan Z değerlerinin, denklem (3.2)'de yerine koymak suretiyle hesaplanan $F(Z)$ sonuçları yer almaktadır. Görüldüğü gibi bu değerler 0-1 aralığındadır. Aktaş'ın 1991 yılında yaptığı çalışmada kabul ettiği 0,5 kopuş değeri olarak bu çalışmada da kullanılmıştır (Aktaş 1997, 119). Bir diğer ifadeyle $F(Z) < 0,5$ olduğu sonucunda firmalar başarısız (0) kabul edilirken; tersi durumda ise firmalar başarılı (1) kabul edilmiştir. LRSON1, LRSON2 ve LRSON3 sütunlarında kopuş değerine göre LR modelinin sırasıyla 1, 2 ve 3 yıl öncesinden mali başarısızlığı tahmin sonuçları verilmiştir.

Y	LRTAH1	LRSON1	LRTAH2	LRSON2	LRTAH3	LRSON3
1	0.9175343	1	0.5904631	1	0.8414034	1
1	0.7882098	1	0.9970339	1	0.8006863	1
1	0.6586050	1	0.7970245	1	0.5690847	1
0	0.0064472	0	0.1251653	0	0.5690847	1
1	0.6586050	1	0.8943665	1	0.6355811	1
1	0.9326631	1	0.8399976	1	0.6355811	1
1	0.7882098	1	0.9411067	1	0.8414034	1
1	0.8993732	1	0.9083714	1	0.9551822	1
1	0.7882098	1	0.9994407	1	0.9656903	1
0	0.8224734	1	0.0000000	0	0.1249000	0
1	0.8993732	1	0.8233760	1	0.5690848	1
1	0.5545391	1	0.3608977	0	0.6355811	1
1	0.6586050	1	0.7940577	1	0.4309153	0
0	0.2506516	0	0.3174447	0	0.0115451	0
0	0.0021658	0	0.0036214	0	0.0087666	0
1	0.7882098	1	0.9623360	1	0.8006863	1
0	0.4454609	0	0.4900913	0	0.7525896	1
1	0.7060159	1	0.9999475	1	0.7525896	1
1	0.6586050	1	0.9026814	1	0.8414034	1
1	0.7493484	1	0.9483077	1	0.9656903	1
1	0.8993732	1	0.4737317	0	0.9971010	1
1	0.9554850	1	0.9593049	1	0.9848093	1
0	0.2506516	0	0.0901020	0	0.2474104	0
0	0.8993732	1	0.0000259	0	0.0151907	0
0	0.2939841	0	0.0033119	0	0.0756439	0
1	0.8777455	1	0.9859915	1	0.9416502	1
0	0.9948144	1	0.5708157	1	0.0975329	0
0	0.4454609	0	0.2293863	0	0.7525896	1
1	0.9846555	1	0.9834127	1	0.9987393	1
1	0.8224734	1	0.5721944	1	0.9416502	1
1	0.9764196	1	0.9992013	1	0.9848093	1
1	0.8224734	1	0.9999951	1	0.8751000	1
1	0.5545391	1	0.4756817	0	0.3644189	0
0	0.0080132	0	0.0000233	0	0.1585966	0
1	0.6586050	1	0.3377225	0	0.5000000	1
1	0.8224734	1	0.9984003	1	0.9243561	1
1	0.9326631	1	0.9999164	1	0.5000000	1
0	0.2939841	0	0.0130208	0	0.2474104	0
1	0.8224734	1	0.9999809	1	0.8751000	1
1	0.9326631	1	0.9922717	1	0.8414034	1
1	0.7882098	1	0.9992824	1	0.8751000	1
0	0.1775266	0	0.0000000	0	0.0050453	0
1	0.7493484	1	0.9698214	1	0.8751000	1
1	0.9451823	1	0.9977062	1	0.9949547	1

Y	LRTAH1	LRSON1	LRTAH2	LRSON2	LRTAH3	LRSON3
0	0.0000272	0	0.0000000	0	0.8414034	1
1	0.8777455	1	0.9999992	1	0.9243561	1
0	0.0005829	0	0.0000890	0	0.0261978	0
0	0.0673369	0	0.8329931	1	0.7525896	1
1	0.8777455	1	0.9482243	1	0.9024671	1
0	0.0026947	0	0.3970553	0	0.5690847	1
1	0.5545391	1	0.9883775	1	0.8751000	1
1	0.9708141	1	0.9999999	1	0.9656903	1
0	0.0824657	0	0.6564807	1	0.9243561	1
1	0.6077957	1	0.9692836	1	0.8414034	1
0	0.6586050	1	0.8821937	1	0.8006863	1
1	0.8993732	1	0.9759158	1	0.8414034	1
1	0.9996978	1	0.9999998	1	0.9978033	1
0	0.0001950	0	0.0071026	0	0.0448178	0
1	0.8522331	1	0.9962910	1	0.8751000	1
1	0.9459324	1	0.9946507	1	0.8414034	1
0	0.6112639	1	0.1242429	0	0.6972747	1
1	0.6618739	1	0.2660728	0	0.9243561	1
0	0.1496114	0	0.0242621	0	0.0975329	0
0	0.3446789	0	0.0000000	0	0.5690847	1
1	0.7090313	1	0.7602025	1	0.8751000	1
0	0.0000276	0	0.9999999	1	0.0756439	0
1	0.9186302	1	0.9980704	1	0.3644189	0
1	0.9006844	1	0.7800246	1	0.9551822	1
0	0.0007361	0	0.0015702	0	0.5000000	1
1	0.6618739	1	0.7601132	1	0.6972747	1
1	0.8245911	1	0.3961196	0	0.9738022	1
1	0.9459324	1	0.9908431	1	0.9971009	1
1	0.7906321	1	0.9999829	1	0.7525895	1
1	0.7090313	1	0.9999960	1	0.6972747	1
0	0.0011403	0	0.2386364	0	0.0021967	0

Tablo 4.18. LR Modeli Sonuçları

Tablo 4.19.'da SVM ve LR modellerinin mali başarısızlığı tahmin etmedeki performansları özetlenmiştir. Tablo 4.19.'dan görüleceği üzere SVM modelinin performansı LR modeline göre 3 yılın tamamında olmak üzere daha yüksek çıkmıştır. Bunun yanında LR modeli başarılı ve başarısız toplam 75 firmayı mali başarısızlıktan 1 yıl öncesinde %93,3, 2 yıl öncesinde %85,3 ve 3 yıl öncesinde %81,3 olarak doğru sınıflandırabilmiştir. Mali başarısızlıktan 1 ve 3 yıl öncesinde aktif karlılığı tahminde

anlamli bulunan bagimsiz degisken olurken, diger taraftan basarisizliktan 2 yıl oncesinde nakit oran, FAVÖK kar marjı ve özkaynak kazançları oranı tahminde anlamli bulunan bagimsiz degisken olmuslardır.

	Eğitim Verisi (1 Yıl Önceden)	Test Verisi (1 Yıl Önceden)	Eğitim Verisi (2 Yıl Önceden)	Test Verisi (2 Yıl Önceden)	Eğitim Verisi (3 Yıl Önceden)	Test Verisi (3 Yıl Önceden)
LR	0.932	0.938	0.864	0.813	0.831	0.750
SVM	1	1	1	1	1	1

Tablo 4.19. SVM ve LR Modelin Doğru Sınıflandırma Oranları

SVM modelinin genel doğru sınıflandırma başarısı %100 olduğu için gerek kalmasa da LR modeli için duyarlılık (sensitivity) ve özgüllük (specificity) istatistiklerine bakmak gerekmektedir. Çünkü başarılı işletmeleri başarısız olarak yanlış sınıflandırmanın maliyeti, başarısız işletmeleri başarılı olarak sınıflandırmanın maliyetine göre farklı olabilmektedir. Bu iki istatistik bu çalışma için aşağıdaki gibi tanımlanabilir:

$$\text{Duyarlılık} = \frac{\text{Doğru Sınıflandırılan Başarısız Firma Sayısı}}{\text{Toplam Başarısız Firma Sayısı}}$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{\text{Doğru Sınıflandırılan Başarılı Firma Sayısı}}{\text{Toplam Başarılı Firma Sayısı}}$$

Tanımlardan anlaşılacağı üzere duyarlılık ile başarısız işletmelerin hangi oranda tespit edilebildiği ölçülürken, özgüllük ile başarılı işletmelerin hangi oranda tespit edilebildiği ölçülecektir. Bu ölçümün yapılmasındaki amaç bir örnekle anlatılabilir. Örneğin, A işletmesi kredi veren bir kuruluş olsun. Bu işletme kendisine kredi başvurusunda bulunan firmaların LR analizi ile mali başarısını tahmin eden bir model geliştiriyor ise; A işletmesi için modelin duyarlılık istatistiği özgüllük istatistiğinden ve genel doğru sınıflandırma oranından daha önemli olacaktır. Çünkü

A işletmesi için başarısız firmayı başarılı sınıflandırmanın maliyeti, başarılı firmayı başarısız olarak sınıflandırmanın maliyetine göre daha fazladır. Başarısız firmayı başarılı sınıflandırıp kredi verdiğinde firma iflas ettiğinde açtığı kredisi batacaktır. Diğer durumda ise başarılı firmayı başarısız kabul ettiği için kredi açmayacak ve sadece kardan yoksun kalacaktır.

Tablo 4.20.'de LR modelinin duyarlılık ve özgüllük istatistiklerine yer verilmiştir.

	1 Yıl Öncesi	2 Yıl Öncesi	3 Yıl Öncesi
Duyarlılık	0.808	0.808	0.577
Özgüllük	1	0.878	0.939

Tablo 4.20. LR Modelinin Performans İstatistikleri



BÖLÜM V

SONUÇ

Bu tez çalışmasının temel amacı, firmaların finansal tablolarından elde edilen mali oranlar ile mali başarısızlığı tahmin etmeye çalışan modeller geliştirmek ve bu modellerin performansını karşılaştırmaktır. Mali başarısızlık tahmini için veri madenciliği tekniklerinden SVM sınıflandırıcısı ile çok boyutlu istatistiki tekniklerden LR sınıflandırıcısı seçilmiştir. Tahmin modeli geliştirmek için 26 mali başarısız 49 mali başarılı firmadan oluşan örneklem oluşturulmuştur. Mali başarısız firmaları tespit ederken son 10 yıllık dönemde YİP'e alınmış firmalar incelenmiş ve YİP'e alındıkları ilk yıl mali başarısızlık başlangıç yılı olarak kabul edilmiştir. Mali başarılı firmalar ise BIST 100 endekinde işlem gören firmalardan seçilmiş ve bu firmaların mali başarı başlangıç yılı 2016 yılı olarak belirlenmiştir. 2016 yılının seçilmesinin sebebi ilk defa YİP'e alınan firma sayısının en çok bu yılda gerçekleşmesidir.

Örneklemdaki firmalar seçildikten sonra bu firmaların mali başarı ve başarısızlık başlangıç yıllarının 1 yıl, 2 yıl ve 3 yıl önceki mali tablolarından elde edilen mali oranlarla her bir yıl için ayrı modeller bulunmuştur. Modelde kullanılacak mali oranlar hem fazla hem de birbirleri arasındaki korelasyon yüksek olduğu için SR kullanılmış ve bu analiz sonucunda her bir yıl için anlamlı bulunan mali oranlar SVM modelinde de kullanılmıştır.

Mali başarısızlığı 1 yıl önceden öngörebilmek için bulunan LR modelinde aktif karlılığı modelde en açıklayıcı değişken olarak kalmıştır. Tahmin modelinin genel doğru sınıflandırma başarısı %93,3 olarak bulunmuştur. Model başarılı firmaları %100 oranında doğru sınıflandırırken başarısız firmaları %80,8 oranında doğru sınıflandırabilmiştir. Aktif karlılığı oranıyla yapılan SVM analizinde ise modelin

dođru sınıflandırma başarısı %100 olarak gerekleşmiştir. Bunun yanında şirketin varlıklarının kar yaratmadaki başarısı arttıka mali başarısızlık riskinin azaldığı görülmüştür.

Mali başarısızlığı 2 yıl önceden tahmin edebilmek için yapılan analizde likidite oran grubundan nakit oran ile karlılık oran grubundan FAVÖK kar marjı ve özkaynak kazançları oranı SR sonucunda kalan mali oranlar olmuştur. FAVÖK kar marjının diđer iki orana kıyasla sonuç üzerinde daha fazla etkiye sahip olduđu tespit edilmiştir. Bu mali oranlar ile kurulan LR modelinin genel dođru sınıflandırma başarısı %85,3 olmuştur. Başarılı firmaları %87,8 oranında dođru sınıflandıran model başarısız firmaları ise %80,8 oranında dođru sınıflandırmıştır. LR modelinde kullanılan nakit oran, FAVÖK kar marjı ve özkaynak kazançları oranı ile yapılan SVM analizinde ise dođru sınıflandırma başarısı %100 olarak gerekleşmiştir. 1 yıl önceki modele göre LR modelinin dođru sınıflandırma başarısı azalırken SVM modelinde azalma olmamıştır.

Son olarak mali başarısızlığı 3 yıl öncesinden tahmin edebilmek için bulunan LR modelinde yapılan SR analizi sonucunda aktif karlılığı tek bağımsız deđişken olarak kalmıştır. Aktif karlılığı oranından oluşan LR modelinin genel dođru sınıflandırma başarısı %81,3 olurken; başarılı firmaları dođru sınıflandırma başarısı %93,9 başarısız firmaları dođru sınıflandırma başarısı %57,7 olmuştur. Aktif karlılığı oranı ile yapılan SVM analizinde ise dođru sınıflandırma başarısı %100 olmuştur.

Aktif karlılığı mali başarısızlığı 1 ve 3 yıl öncesinden tahmin etmede en önemli oran olarak bulunurken; başarısızlığı 2 yıl öncesinden tahmin etmede yine karlılık oran grubundan FAVÖK karjı ve özkaynaklar kazançları oranı nakit oranıyla birlikte en önemli oranlar olarak bulunmuştur. Bu sonuçtan çıkarılacağı üzere karlılık oranlarının

mali başarıya etkisi diğer oranlara göre daha fazla olmuştur. Buna göre; firmalar varlıklarının karlılıklarını artırdıkları ölçüde mali başarısızlıktan uzaklaşmaktadırlar.

Analiz sonuçlarından görüleceği üzere başarısızlıktan geriye doğru gidildiğinde LR modelinin tahmin başarısı azalırken; SVM modelinin başarısı azalmamıştır ve 3 yıl için de geçerli olmak üzere %100 doğru sınıflandırma yaparak LR modelinden net bir şekilde daha yüksek performans göstermiştir. Her ne kadar sınıflandırma başarısı LR modeline göre yüksek olsa da SVM modelinin bir dezavantajı girdi ile çıktı arasındaki ilişkiyi ölçememesidir. Bu ilişki LR modelinde yer alan bağımsız değişkenlerin katsayıları yardımıyla ölçülebilmesine karşın aynı durum SVM modelinde geçerli değildir.

Yapılan tez çalışmasında kullanılan örneklem yardımıyla oluşturulan LR ve SVM modellerinin başarısı test edilmiştir. Bu çalışmada kullanılan modeller örnekleme özgü modellerdir. Bu durum, bu çalışmada kullanılan modellerin örneklem değiştiğinde aynı etkinlikte kullanılmasını engellemektedir. Bu yüzden ileride bu tür modeller geliştirmek için yapılacak çalışmalarda kullanılacak örnekleme özgün modellerin geliştirilmesi gerekmektedir.



KAYNAKÇA

- Akkaya, Göktuğ Cenk., Demireli, Erhan., Yakut, Ümit Hüseyin. 2010. “İşletmelerde Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Yapay Sinir Ağları Modeli İle İMKB Üzerine Bir Uygulama.” *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* 10 (2): 187-216.
- Aktan, Bora., Bodur, Bora. 2006. “Oranlar Aracılığı İle Finansal Durumunuzu Nasıl Çözümlersiniz? Küçük İşletmeler İçin Bir Rehber.” *Journal of Yasar University* 1 (1): 49-67.
- Aktaş, Ramazan. 1997. *Mali Başarısızlık (İşletme Riski) Tahmin Modelleri*. Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Aktaş, Ramazan. 1993. *Endüstri İşletmeleri İçin Mali Başarısızlık Tahmini (Çok Boyutlu Model Uygulaması)*. Ankara: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Aktaş, R., Alp, A., Doğanay, M. M. 2007. “Towards Predicting Financial Information Manipulation.” *The ICAFI Journal of Applied Finance* 13 (7): 39–52.
- Aktümsek, Emre., Kandil Göker, İlkut Elif. 2018. “Mali Başarısızlık Tahminlemesinde Sektör Bazlı Bir Karşılaştırma.” *İşletme Araştırmaları Dergisi* 10 (4): 401-421.
- Akyüz, Kadri Cemil., Yıldırım, İbrahim., Akyüz, İlker., Tugay, Turan. 2017. “Borsa İstanbul’da İşlem Gören Kağıt ve Kağıt Ürünleri Sanayi İşletmelerinin Finansal Başarısızlık Düzeylerinin Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Yöntemleri Kullanılarak Ölçülmesi.” *Journal of Forestry* 13 (1): 60-74.
- Altaş, Dilek., Giray, Selay. 2005. “Mali Başarısızlığın Çok Değişkenli İstatiksel Yöntemlerle Belirlenmesi: Tekstil Sektörü Örneği.” *Sosyal Bilimler Dergisi* 05 (2): 13-28.
- Altman, Edward I. 1968. “Financial Ratios, Diskriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy.” *The Journal of Finance* 23 (4): 589-609.
- Beaver, William H. 1966. “Financial Ratios as Predictors of Failure.” *Journal of Accounting Research* 4: 70-112.

- Blum, M. 1974. "Failing Company Discriminant Analysis." *Journal of Accounting Research* (İlkbahar 1974): 1-26.
- Bolak, Mehmet. 1986. "Finansal Başarının Ölçülmesi için Çok Değişkenli Bir Analiz Yöntemi ve Sektörel Bir Uygulama." Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi.
- Borsa İstanbul Kotasyon Yönergesi. 2015. Erişim Tarihi: 14 Nisan 2019.
<https://www.borsaistanbul.com/docs/default-source/yonergeler/borsa-istanbul-kotasyon-yonergesi.pdf?sfvrsn=30>.
- Büyükarıkan, Ulukan., Büyükarıkan, Birkan. 2014. "Bilişim Sektöründe Faaliyet Gösteren Firmaların Finansal Başarısızlık Tahmin Modelleriyle İncelenmesi." *Akademik Bakış Dergisi* 14 (46): 160-172.
- Chan, K. C., Chen, N. 1991. "Structural and Return Characteristics of Small and Large Firms." *Journal of Finance* 46 (4): 1467-1484.
- Chung, K. C., Tan, S. S., Holdsworth, D. K. 2010. "Insolvency Prediction Model Using Multivariate Discriminant Analysis and Artificial Neural Network for the Finance Industry in New Zealand." *International Journal of Business and Management* 3 (1): 19-29.
- Coussement, K., Van den Poel, D. 2008. "Churn Prediction in Subscription Services: An Application of Support Vector Machines While Comparing Two Parameter-Selection Techniques." *Expert Systems with Applications* 34 (1): 313-327.
- Cui, D., Curry, D. 2005. "Predictions In Marketing Using The Support Vector Machine." *Marketing Science* 24 (4): 595-615.
- Deakin, E.B. 1976. "Distributions of Financial Accounting Ratios: Some Empirical Evidence." *The Accounting Review* (Ocak 1976): 90-96.
- Dimitras, A. I., Zanakis Z. H., Zopounidis, C. 1996. "A Survey of Business Distress With An Emphasis on Prediction Methods and Industrial Applications." *European Journal of Operational Research* 90: 487-513.
- Elam, R. 1975. "The Effect of Lease Data on the Predictive Ability of Financial Ratios." *The Accounting Review* 50 (Ocak 1975): 25-43.

- Gilson, S. C. 1989. "Management Turnover and Financial Distress." *Journal of Financial Economics* 25 (2): 241-262.
- Gonedes, N.J. 1969. "A Test of Equivalent-Risk Class Hypothesis." *Journal of Financial and Quantitative Analysis* 4 (Mart 1969): 159-177.
- Hanke, John E., Wichern, Dean. 2008. *Business Forecasting*. Great Britain: Pearson.
- Hsu, C.-W., Chang, C.-C., Lin, C.-J. 2004. "A Practical Guide To Support Vector Classification." Teknik Rapor, Bilgisayar Bilimleri ve Bilgi Teknolojileri Departmanı, Ulusal Tayvan Üniversitesi.
- Kavzoğlu, Taşkın., Çölkesen, İsmail. 2010. "Destek Vektör Makineleri ile Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Kernel Fonksiyonlarının Etkilerinin İncelenmesi." *Harita Dergisi* Temmuz 2010 (144): 73-82.
- Keerthi, S. S., Lin, C.-J. 2003. "Asymptotic Behaviors Of Support Vector Machines With Gaussian Kernel." *Neural Computation* 15 (7): 1667-1689.
- Keyder, Çağlar. 1993. *Ulusal Kalkınmacılığın İflası*. İstanbul: Metis Yayınları.
- Kurtaran Çelik, Melike. 2010. "Bankaların Finansal Başarısızlıklarının Geleneksel ve Yeni Yöntemlerle Öngörüsü." *Yönetim ve Ekonomi Dergisi* 17 (2): 129-143.
- Lin, H.-T., Lin, C.-J. 2003. "A Study on Sigmoid Kernels For SVM and the Training of Non-PSD Kernels By SMO-Type Methods." Teknik Rapor, Bilgisayar Bilimleri Departmanı, Ulusal Tayvan Üniversitesi.
- Li, S.-T., Shiue, W., Huang, M.-H. 2006. "The Evaluation of Consumer Loans Using Support Vector Machines." *Expert Systems with Applications* 30 (4): 772-782.
- Min, J., Lee, Y. C. 2005. "Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine With Optimal Choice of Kernel Function Parameters." *Expert Systems with Applications* 28: 603-614.
- Öğüt, Hulisi., Doğanay, M. Mete., Aktaş, Ramazan. 2009. "Detecting Stock-Price Manipulation in An Emerging Market: The Case of Turkey." *Expert Systems with Applications* 36 (9): 11944-11949.

- Öğüt, Hulisi., Doğanay, M. Mete., Ceylan, Nildağ Başak., Aktaş, Ramazan. 2012. "Prediction of Bank Financial Strength Ratings: The Case of Turkey." *Economic Modelling* 29 (2012): 632–640.
- Özdiñç, Özer. 1999. *Derecelendirme Sürecinde Ekonometrik Bir Değerlendirme*. Ankara: Sermaye Piyasası Yayın Kurulu.
- Öztürk, Salih., Özyakışır, Deniz. 2005. "Türkiye Ekonomisinde 1980 Sonrası Yaşanan Yapısal Dönüşümlerin GSMH, Dış Ticaret Ve Dış Borçlar Bağlamında Teorik Bir Değerlendirmesi." *Mevzuat Dergisi* 8 (94): 1-20.
- Ravi, V., Pramodh, C. 2008. "Threshold Accepting Trained Principal Component Neural Network and Feature Subset Selection: Application to Bankrupt Prediction in Banks." *Applied Soft Computing* 8 (4): 1539-1548.
- Resmi Gazete. 1980. "Bakanlar Kurulu Kararları." Sayı 16880 Mükerrer.
- Selimoğlu, Seval., Orhan, Abdullah., 2015. "Finansal Başarısızlığın Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçümlemesi: BİST’de İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma." *Muhasebe ve Finansman Dergisi* 15 (Nisan): 21-40.
- Soba, Mustafa., Akyüz, Fatma., Uğurcan, Yılmaz. 2016. "Şirketlerin Finansal Performanslarının Altman Yöntemiyle Analizi: Borsa İstanbul Örneği." *Uşak Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* 9 (4): 65-87.
- Tamari, Meir. 1970. "The Nature of Trade." *Oxford Economic Papers New Series* 22 (3): 406-419.
- Terzi, Serkan. 2011. "Finansal Rasyolar Yardımıyla Finansal Başarısızlık Tahmini: Gıda Sektöründe Ampirik Bir Araştırma." *Çukurova Üniversitesi İİBF Dergisi* 15 (1): 1-18.
- Toraman, Cengiz., Karaca, Cengizhan. 2016. "Kimya Endüstrisinde Faaliyet Gösteren Firmalar Üzerinde Mali Başarısızlık Tahmini: Borsa İstanbul’da Bir Uygulama." *Muhasebe ve Finansman Dergisi* 2016 (Nisan): 111-127.
- Ural, Kerem., Gürarda, Şevin., Önemli, M. Burak. 2015. "Lojistik Regresyon Modeli ile Finansal Başarısızlık Tahminlemesi: Borsa İstanbul’da Faaliyet Gösteren Gıda,

İçki ve Tütün Şirketlerinde Uygulama.” *Muhasebe ve Finansman Dergisi* 2015 (Temmuz): 85-100.

Vapnik, V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. New York: Springer-Verlag.

Vatansever, Kemal., Aydın, Sinan. 2014. “Finansal Başarısızlığın Öngörülmesinde Çok Kriterli Karar Verme Analizine Dayalı Bir Araştırma.” *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi* 14 (41): 163-176.

Xu, X., Wang, Y. 2009. “Financial Distress Prediction Using Efficiency As A Predictor.” *Expert Systems with Applications* 36: 366-373.

Yakıcı Ayan, Tuba., Değirmenci, Nurdan. 2018. “Firma Finansal Başarısızlık Öngörüsü İçin Bir Lojistik Regresyon Modeli.” *Uluslararası İktisadi ve İdari İncelemeler Dergisi* 2018 (EYİ Özel Sayısı): 77-88.

Yerdelen Kaygın, Ceyda., Tazegül, Alper., Yazarkan, Hakan. 2016. “İşletmelerin Finansal Başarılı ve Başarısız Olma Durumlarının Veri Madenciliği ve Lojistik Regresyon Analizi İle Tahmin Edilebilirliği.” *Ege Akademik Bakış Dergisi* 16 (1): 147-159.



EKLER

EK 1.

Firmalar	x1	x2	x3	x4	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	y
1	0,48	0,43	0,00	0,00	5,81	5,43	0,38	4,19	0,85	0,80	2,12	1,49	5,29	38,54	2,41	3,87	10,12	-0,34	-0,14	-0,23	-0,13	-2,29	0,00
2	0,42	0,32	0,00	0,00	1,97	1,76	0,21	2,23	0,66	0,59	3,69	0,36	2,26	4,36	0,47	1,42	1,06	-0,34	-0,77	-0,96	-0,68	-1,01	0,00
3	1,34	1,17	0,47	0,47	3,45	3,00	0,45	0,42	0,78	0,67	-0,78	1,91	6,51	14,86	20,12	2,11	8,51	-0,01	0,01	0,00	0,02	-0,04	0,00
4	3,38	3,38	0,31	0,31	0,29	0,26	0,03	0,41	0,22	0,20	-1,70	0,79	1,29	1,58	2,47	1,16	1,02	0,10	0,14	0,13	0,16	0,13	0,00
5	1,55	0,77	0,02	0,02	0,81	0,81	0,01	0,56	0,45	0,45	5,46	0,26	2,80	1,29	0,83	0,37	0,47	-0,39	-1,35	-1,53	-1,29	-0,71	0,00
6	1,76	1,38	0,23	0,23	0,64	0,53	0,11	0,71	0,39	0,32	28,25	0,49	2,26	2,46	1,12	0,87	0,80	-0,32	-0,62	-0,64	-0,62	-0,52	0,00
7	0,59	0,54	0,01	0,01	67,71	60,66	8,04	15,21	1,41	1,38	7,35	0,95	6,15	13,89	5,24	1,16	149,73	-0,48	-0,36	-0,51	-0,31	20,64	0,00
8	1,27	0,96	0,04	0,04	3,33	3,17	0,16	0,30	0,77	0,73	-1,32	1,68	2,65	6,90	24,38	1,80	7,25	0,01	0,04	0,00	0,04	0,03	0,00
9	1,36	1,36	0,02	0,02	2,10	1,47	0,63	1,10	0,68	0,47	-0,21	0,27	1,79	2,36	0,75	0,41	0,83	-0,12	0,10	-0,45	0,12	-0,38	0,00
10	2,10	1,28	0,16	0,16	1,49	1,09	0,40	0,21	0,60	0,44	-0,83	1,91	3,95	5,14	22,40	2,09	4,75	-0,01	0,06	-0,01	0,06	-0,03	0,00
11	0,80	0,78	0,14	0,14	4,34	2,78	1,56	3,12	0,81	0,52	-0,24	0,74	4,08	63,30	1,27	1,79	3,98	-0,09	-0,02	-0,13	0,03	-0,50	0,00
12	0,21	0,04	0,00	0,00	7,07	0,62	6,45	7,94	0,88	0,08	2,82	0,00	2,29	0,24	0,00	0,20	0,03	-0,04	-11,57	-11,57	-1,35	-0,30	0,00
13	0,53	0,43	0,01	0,01	67,71	60,66	8,04	15,21	1,13	0,95	1,81	1,80	12,03	19,68	3,63	3,58	149,73	-0,22	-0,09	-0,12	-0,07	-0,64	0,00
14	1,26	1,14	0,01	0,01	17,24	13,83	3,41	0,76	0,95	0,76	-0,77	1,16	7,35	11,75	27,78	1,21	21,16	-0,04	0,03	-0,04	0,05	-0,80	0,00
15	0,88	0,27	0,01	0,01	109,72	98,06	11,67	24,20	0,99	0,89	0,82	2,18	12,26	3,65	9,99	2,80	241,85	-0,27	-0,07	-0,12	-0,05	-29,66	0,00
16	0,68	0,58	0,02	0,02	0,09	0,09	0,00	1,03	0,08	0,08	37,78	0,00	0,58	5,28	0,00	0,08	0,00	0,24	-34,95	55,31	-34,50	0,26	0,00
17	1,24	1,19	0,02	0,02	2,95	2,34	0,60	1,03	0,75	0,59	0,74	0,72	1,52	21,25	2,77	0,98	2,85	-0,11	-0,08	-0,15	-0,06	-0,43	0,00
18	0,67	0,53	0,01	0,01	11,86	10,37	1,48	5,88	0,92	0,81	-0,45	0,91	2,84	7,10	1,98	1,67	11,64	-0,07	-0,02	-0,07	0,02	-0,84	0,00
19	0,74	0,46	0,01	0,01	1,33	0,95	0,39	1,63	0,57	0,41	3,29	0,48	4,64	3,92	0,69	1,59	1,12	-0,28	-0,52	-0,58	-0,42	-0,64	0,00
20	0,84	0,82	0,00	0,00	67,71	60,66	8,04	15,21	2,12	0,64	3,27	0,30	31,77	44,48	0,65	0,55	149,73	-0,49	-1,33	-1,65	-1,18	20,64	0,00
21	1,62	1,28	0,01	0,01	1,76	1,08	0,68	1,01	0,64	0,39	-2,22	0,58	2,27	3,13	1,58	0,91	1,59	0,03	0,12	0,05	0,17	0,07	0,00
22	2,14	2,14	0,00	0,00	0,49	0,47	0,02	0,49	0,33	0,31	-7,10	0,25	0,43	9,74	0,76	0,37	0,37	0,07	0,41	0,26	0,43	-0,10	0,00
23	1,23	0,86	0,02	0,02	1,66	1,14	0,52	1,26	0,62	0,43	-0,34	0,53	1,51	2,99	1,12	1,00	1,40	-0,05	0,01	-0,10	0,04	-0,14	0,00
24	0,28	0,27	0,00	0,00	1,04	0,82	0,22	1,82	0,51	0,40	7,13	0,08	1,95	18,58	0,09	0,70	0,16	-0,23	-2,47	-2,92	-2,31	-0,47	0,00
25	26,65	26,40	0,04	0,04	0,04	0,03	0,00	0,11	0,03	0,03	-13,90	0,28	2,87	30,72	2,50	0,31	0,29	-0,05	-0,09	-0,20	0,05	-0,06	0,00
26	0,73	0,26	0,01	0,01	1,71	1,36	0,35	1,71	0,63	0,50	-1,48	0,81	15,32	3,13	1,28	2,22	2,20	-0,04	-0,02	-0,05	0,04	-0,11	0,00
27	2,39	1,45	0,09	0,09	0,56	0,49	0,07	0,39	0,36	0,31	-9,48	1,39	3,83	3,66	5,58	1,85	2,18	0,10	0,08	0,07	0,09	0,16	1,00
28	2,74	2,16	1,52	1,52	0,79	0,24	0,55	1,12	0,44	0,14	-20,94	0,38	5,27	3,53	0,60	1,01	0,67	0,03	0,10	0,08	0,18	0,05	1,00
29	2,66	1,58	0,00	0,00	0,35	0,33	0,02	0,46	0,26	0,25	-94,23	1,27	4,03	3,71	3,69	1,94	1,71	0,10	0,09	0,07	0,12	0,13	1,00
30	2,84	2,12	1,36	1,36	0,65	0,24	0,41	0,96	0,39	0,15	-12,78	0,47	5,28	3,14	0,82	1,13	0,78	0,05	0,12	0,11	0,22	0,08	1,00
31	3,70	3,34	2,02	2,02	1,40	0,40	1,00	0,92	0,58	0,17	-1,34	0,78	4,70	10,29	2,04	1,27	1,88	0,07	0,13	0,09	0,14	0,17	1,00
32	1,80	1,39	0,41	0,41	1,94	1,12	0,82	0,93	0,66	0,38	-3,08	1,03	2,95	4,50	3,27	1,51	3,03	0,06	0,09	0,06	0,12	0,19	1,00
33	1,16	0,69	0,00	0,00	0,51	0,41	0,10	1,03	0,34	0,27	-29,80	1,14	7,32	7,58	1,67	3,64	1,72	0,07	0,05	0,06	0,07	0,11	1,00
34	1,04	0,62	0,09	0,09	0,68	0,21	0,47	1,46	0,40	0,12	-2,94	0,25	5,72	3,47	0,28	1,93	0,41	0,03	0,10	0,11	0,17	0,05	1,00
35	2,70	2,18	0,53	0,53	0,34	0,18	0,16	0,84	0,25	0,14	-9,33	0,70	3,31	6,15	1,10	1,88	0,93	0,12	0,25	0,18	0,31	0,16	1,00
36	5,88	4,58	1,81	1,81	0,23	0,19	0,04	0,13	0,19	0,15	-148,05	1,02	2,78	3,87	9,75	1,13	1,25	0,09	0,10	0,08	0,11	0,11	1,00
37	1,21	0,99	0,34	0,34	0,50	0,32	0,18	1,11	0,33	0,22	-11,81	1,64	13,10	30,87	2,22	6,26	2,46	0,11	0,04	0,07	0,05	0,16	1,00
38	0,90	0,49	0,15	0,15	1,50	1,43	0,06	1,20	0,60	0,57	29,73	4,18	33,15	14,98	8,68	8,07	10,43	1,14	0,04	0,03	0,05	0,35	1,00
39	1,35	0,98	0,06	0,06	2,28	1,46	0,83	1,31	0,70	0,44	-4,36	0,85	2,27	3,47	2,13	1,41	2,78	0,09	0,16	0,11	0,22	0,30	1,00
40	1,57	1,35	0,53	0,53	0,33	0,21	1,02	0,35	0,21	-16,80	0,59	3,58	8,39	0,89	1,76	0,91	0,12	0,26	0,21	0,32	0,19	1,00	
41	1,43	1,19	0,46	0,46	0,81	0,60	0,20	0,94	0,45	0,33	-11,46	0,90	4,34	8,83	1,72	1,89	1,63	0,09	0,17	0,10	0,21	0,16	1,00
42	3,04	2,04	0,99	0,99	0,32	0,25	0,07	0,56	0,24	0,19	-10,34	0,93	6,54	3,68	2,21	1,62	1,23	0,12	0,12	0,12	0,18	0,15	1,00
43	1,97	1,41	0,43	0,43	1,20	0,55	0,65	1,11	0,55	0,25	-2,62	0,45	1,93	2,43	0,88	0,90	0,98	0,03	0,07	0,08	0,11	0,08	1,00
44	1,69	1,41	0,64	0,64	0,83	0,37	0,46	1,20	0,45	0,20	-3,30	0,53	3,51	6,65	0,81	1,55	0,98	0,06	0,21	0,12	0,26	0,11	1,00
45	1,06	0,48	0,12	0,12	3,13	3,01	0,13	0,94	0,76	0,73	-4,63	4,24	16,84	9,08	18,68	5,49	17,53	0,02	0,01	0,01	0,02	0,10	1,00
46	1,67	1,33	0,02	0,02	0,50	0,28	0,22	1,03	0,33	0,19	-14,00	0,66	2,80	6,51	0,95	2,13	0,99	0,17	0,33	0,26	0,38	0,26	1,00
47	1,00	0,56	0,20	0,20	1,52	0,95	0,57	1,57	0,60	0,38	-3,07	0,62	8,82	3,31	0,99	1,64	1,56	0,01	0,05	0,01	0,08	0,02	1,00
48	1,75	1,34	0,66	0,66	1,16	0,37	0,79	1,52	0,54	0,17	-2,33	0,75	12,05	7,07	1,07	2,53	1,62	0,01	0,09	0,02	0,15	0,03	1,00
49	0,98	0,94	0,52	0,52	3,70	1,83	1,87	2,91	0,79	0,39	-5,26	1,08	9,75	52,48	1,75	2,83	5,08	0,12	0,17	0,11	0,22	0,56	1,00
50	3,45	2,01	0,24	0,24	0,30	0,19	0,11	0,64	0,23	0,15	-5,82	1,07	5,53	4,34	2,19	2,10	1,40	0,03	0,05	0,03	0,08	0,04	1,00
51	5,55	4,58	2,95	2,95	0,37	0,20	0,16	0,24	0,27	0,15	17,09	1,14	5,02	4,83	6,55	1,39	1,56	0,37	0,34	0,33	0,36	0,51	1,00
52	2,82	2,57	1,00	1,81	0,38	0,18	0,20	0,86	0,28	0,13	63,92	0,60	7,94	15,13	0,96	1,58	0,82	0,07	0,14	0,12	0,16	0,10	1,00
53	3,06	1,82	1,12	1,12	0,49	0,21	0,28	0,85	0,33	0,14	-13,92	0,64	7,30	3,04	1,12	1,49	0,95	0,06	0,13	0,10	0,18	0,09	1,00
54	1,05	0,79	0,26	0,26	1,75	1,25	0,50	1,44	0,64	0,45	-8,57	1,99	9,39	14,88	3,81	4,15	5,47	0,10	0,06	0,05	0,09	0,28	1,00
55	3,69	2,36	0,21	0,23	0,34	0,25	0,10	0,44	0,25	0,18	-90,67	0,86	2,81	3,22	2,65	1,27	1,15	0					

Firmalar	x1	x2	x3	x4	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	y
1	0,94	0,38	0,03	0,03	2,23	1,91	0,32	1,42	0,69	0,59	-0,06	1,10	9,38	3,07	2,50	1,98	3,56	-0,10	-0,01	-0,09	0,01	-0,32	0,00
2	0,74	0,59	0,03	0,03	2,22	1,80	0,42	1,88	0,69	0,56	0,94	0,36	1,37	3,22	0,62	0,88	1,17	-0,12	-0,21	-0,34	-0,12	-0,40	0,00
3	1,38	1,09	0,15	0,15	1,82	1,77	0,05	0,38	0,65	0,63	-1,37	2,72	5,21	13,94	20,05	3,14	7,67	0,01	0,02	0,00	0,02	0,02	0,00
4	1,04	0,82	0,02	0,02	3,11	2,79	0,31	1,22	0,76	0,68	0,26	0,36	0,70	1,44	1,20	0,51	1,46	-0,14	-0,12	-0,38	-0,07	-0,55	0,00
5	1,96	1,04	0,01	0,14	0,58	0,45	0,13	0,69	0,37	0,29	0,54	0,72	5,33	2,65	1,65	1,28	1,14	-0,11	-0,08	-0,15	-0,06	-0,18	0,00
6	0,79	0,50	0,01	0,01	27,57	22,64	4,93	10,76	0,96	0,79	-1,50	0,94	3,81	3,30	2,50	1,51	26,91	0,00	0,08	0,00	0,10	0,01	0,00
7	0,47	0,40	0,00	0,00	3,39	2,69	0,71	3,14	0,77	0,61	-3,81	1,06	5,12	24,61	1,48	3,71	4,64	-0,07	-0,20	-0,25	-0,15	-1,18	0,00
8	1,18	1,01	0,02	0,02	4,89	4,86	0,03	0,13	0,83	0,83	-1,08	2,26	3,49	15,18	101,76	2,31	13,33	0,00	0,04	0,00	0,04	0,01	0,00
9	2,45	1,84	0,30	0,30	0,87	0,51	0,36	0,62	0,47	0,27	-5,12	0,68	1,95	3,48	2,04	1,01	1,27	0,04	0,08	0,06	0,10	0,07	0,00
10	3,68	2,35	0,28	0,28	1,05	0,52	0,53	0,14	0,51	0,25	-1,17	2,19	4,18	6,27	32,62	2,34	4,48	0,01	0,03	0,01	0,03	0,03	0,00
11	0,99	0,98	0,19	0,19	2,61	1,44	1,18	2,19	0,72	0,40	-0,49	0,81	4,16	159,71	1,33	2,04	2,92	-0,06	-0,02	-0,07	0,02	-0,20	0,00
12	0,20	0,04	0,00	0,00	5,42	0,49	4,93	6,32	0,84	0,08	12,55	0,03	5,86	4,83	0,03	1,96	0,19	-0,08	-2,55	-2,55	-1,56	-0,49	0,00
13	0,83	0,63	0,02	0,02	9,47	6,76	2,71	4,85	0,90	0,65	-0,15	1,63	8,99	11,46	3,52	3,04	17,09	-0,06	-0,01	-0,04	0,01	-0,65	0,00
14	0,43	0,36	0,04	0,06	2,32	1,58	0,75	2,65	0,70	0,47	-0,32	0,92	8,09	23,46	1,16	4,52	3,07	-0,06	0,00	-0,06	0,03	-0,19	0,00
15	1,34	0,29	0,13	0,13	4,11	3,23	0,88	0,79	0,80	0,63	-1,52	2,00	25,62	2,49	12,90	2,36	10,22	-0,01	-0,20	-0,11	0,05	0,06	0,00
16	5,80	4,98	0,11	0,11	0,04	0,04	0,01	0,82	0,04	0,04	-1,17	1,48	15,90	39,92	1,89	6,93	1,55	0,14	0,03	0,10	0,03	0,15	0,00
17	1,26	1,17	0,02	0,02	2,13	1,69	0,44	1,01	0,68	0,54	-3,74	1,12	3,21	18,44	3,49	1,65	3,50	0,05	0,08	0,05	0,09	0,16	0,00
18	0,52	0,40	0,00	0,00	34,82	26,77	8,05	21,77	0,97	0,75	1,80	0,75	4,29	8,94	1,24	1,92	26,97	-0,31	-0,25	-0,41	-0,18	-10,96	0,00
19	1,93	1,73	0,02	0,03	0,45	0,25	0,20	0,97	0,31	0,17	-5,66	0,43	2,12	12,56	0,64	1,30	0,62	-0,05	-0,18	-0,11	-0,15	-0,07	0,00
20	1,21	0,76	0,00	0,00	24,99	19,83	5,91	13,86	1,39	0,58	-0,87	0,81	8,32	2,84	2,74	1,15	23,10	-0,03	0,11	-0,04	0,14	8,52	0,00
21	2,18	1,53	0,17	0,17	1,02	0,52	0,50	0,88	0,51	0,26	-20,40	0,76	3,16	3,51	1,75	1,35	1,54	0,07	0,09	0,09	0,13	0,14	0,00
22	2,98	2,71	0,02	0,02	0,27	0,27	0,00	0,47	0,21	0,21	358,29	0,45	1,05	4,92	1,24	0,72	0,58	-1,60	-3,01	-3,53	-2,92	-2,04	0,00
23	1,51	0,96	0,03	0,03	1,23	0,75	0,48	1,10	0,55	0,34	-0,86	0,58	1,94	2,83	1,17	1,13	1,29	-0,03	0,05	-0,06	0,08	-0,07	0,00
24	0,98	0,80	0,12	0,12	0,99	0,84	0,15	1,17	0,50	0,42	0,74	0,19	2,48	2,35	0,33	0,47	0,38	0,08	-0,18	0,39	-0,13	0,15	0,00
25	13,13	12,62	0,01	0,01	0,07	0,07	0,00	0,14	0,07	0,07	-7,10	0,51	4,13	12,58	3,88	0,59	0,55	0,02	0,08	0,05	0,11	0,03	0,00
26	0,93	0,33	0,05	0,05	2,28	1,54	0,75	1,86	0,70	0,47	-0,02	0,65	7,96	2,03	1,14	1,49	2,12	-0,08	-0,04	-0,12	0,00	-0,26	0,00
27	1,98	1,26	0,38	0,38	0,90	0,72	0,17	0,46	0,47	0,38	-2,80	1,23	4,47	3,55	5,03	1,63	2,33	0,23	0,06	0,18	0,07	0,43	1,00
28	2,61	2,16	1,58	1,58	0,73	0,28	0,45	0,99	0,42	0,16	-7,67	0,46	6,36	4,53	0,80	1,09	0,80	0,07	0,11	0,15	0,19	0,12	1,00
29	2,45	1,41	0,01	0,02	0,39	0,37	0,02	0,47	0,28	0,27	-10,01	1,38	5,56	4,24	4,04	2,09	1,91	0,07	0,07	0,05	0,09	0,10	1,00
30	2,97	2,23	1,46	1,46	0,71	0,26	0,44	0,92	0,41	0,15	-7,36	0,56	5,98	3,52	1,03	1,22	0,95	0,03	0,10	0,06	0,20	0,06	1,00
31	3,10	2,78	1,57	1,57	1,59	0,53	1,06	0,94	0,61	0,21	-2,80	0,91	4,75	10,75	2,51	1,42	2,35	0,07	0,10	0,08	0,12	0,19	1,00
32	1,91	1,43	0,37	0,37	1,82	1,01	0,81	0,89	0,65	0,36	-4,87	1,01	2,81	4,02	3,19	1,48	2,84	0,05	0,08	0,05	0,11	0,15	1,00
33	1,42	0,93	0,01	0,01	0,47	0,37	0,10	0,95	0,32	0,25	-74,21	1,21	6,01	8,12	1,88	3,37	1,78	0,11	0,06	0,09	0,07	0,16	1,00
34	1,64	0,91	0,19	0,19	0,33	0,13	0,20	1,11	0,25	0,10	-7,64	0,36	6,23	3,47	0,43	2,22	0,48	0,05	0,12	0,14	0,19	0,07	1,00
35	2,37	1,88	0,33	0,33	0,39	0,20	0,19	0,91	0,28	0,15	-14,23	0,72	4,00	6,72	1,11	2,07	1,01	0,12	0,19	0,17	0,25	0,17	1,00
36	6,79	5,33	2,06	2,06	0,20	0,16	0,04	0,13	0,17	0,13	-136,73	1,03	2,80	4,05	9,17	1,16	1,24	0,07	0,09	0,07	0,10	0,09	1,00
37	1,00	0,84	0,23	0,23	0,45	0,30	0,14	1,14	0,31	0,21	-20,07	2,07	17,87	59,16	2,62	9,90	2,99	0,06	0,01	0,03	0,03	0,09	1,00
38	0,90	0,50	0,16	0,16	1,82	1,76	0,06	1,24	0,65	0,62	49,19	4,47	32,48	15,16	10,14	7,98	12,58	0,12	0,03	0,03	0,04	0,34	1,00
39	1,86	1,23	0,02	0,02	1,61	0,82	0,78	1,08	0,62	0,32	-6,87	1,07	3,07	3,84	2,60	1,83	2,80	0,12	0,16	0,11	0,21	0,31	1,00
40	1,63	1,18	0,19	0,19	0,29	0,23	0,06	0,92	0,22	0,18	-18,88	0,73	4,29	6,37	1,02	2,52	0,94	0,13	0,23	0,18	0,28	0,17	1,00
41	1,30	0,99	0,26	0,26	0,80	0,68	0,12	0,92	0,44	0,38	-49,95	1,05	4,37	7,57	2,06	2,16	1,89	0,08	0,11	0,08	0,14	0,15	1,00
42	2,88	1,90	0,61	0,61	0,26	0,22	0,04	0,63	0,21	0,17	-12,07	1,00	5,83	4,21	2,00	1,98	1,26	0,08	0,09	0,08	0,15	0,10	1,00
43	1,87	1,21	0,10	0,10	1,00	0,50	0,50	1,07	0,50	0,25	-18,58	0,50	1,73	2,29	0,93	1,07	1,00	0,08	0,14	0,15	0,17	0,15	1,00
44	1,59	1,23	0,41	0,41	0,61	0,30	0,31	1,13	0,38	0,19	-6,83	0,63	4,31	6,72	0,90	2,11	1,01	0,09	0,22	0,15	0,27	0,15	1,00
45	1,02	0,43	0,07	0,07	2,95	2,81	0,14	1,09	0,75	0,71	-4,01	4,29	18,95	9,28	15,52	5,93	16,96	0,02	0,01	0,00	0,02	0,08	1,00
46	2,11	1,71	0,08	0,08	0,50	0,21	0,29	1,05	0,33	0,14	-73,46	0,67	3,12	7,33	0,95	2,27	1,00	0,20	0,36	0,30	0,39	0,30	1,00
47	1,02	0,59	0,10	0,10	1,69	1,08	0,61	1,59	0,63	0,40	-2,72	0,61	5,53	3,18	1,03	1,50	1,64	0,01	0,05	0,02	0,08	0,03	1,00
48	1,56	1,16	0,52	0,53	1,14	0,43	0,71	1,47	0,53	0,20	-4,82	0,83	14,18	6,61	1,21	2,66	1,77	0,05	0,11	0,06	0,16	0,10	1,00
49	0,86	0,82	0,38	0,38	4,38	1,97	2,42	3,70	0,81	0,37	-7,52	1,08	10,74	53,28	1,58	3,46	5,84	0,10	0,15	0,09	0,21	0,52	1,00
50	4,21	2,38	0,24	0,24	0,19	0,15	0,04	0,55	0,16	0,13	-26,05	1,19	5,56	4,26	2,57	2,20	1,41	0,07	0,06	0,06	0,08	0,09	1,00
51	5,46	3,62	1,25	1,25	0,20	0,17	0,03	0,27	0,16	0,14	-279,25	1,44	4,78	3,63	6,27	1,87	1,72	0,36	0,28	0,25	0,29	0,43	1,00
52	2,40	2,21	1,03	1,03	0,46	0,50	0,26	0,24	0,87	0,33	-143,10	0,70	7,51	17,74	1,21	1,68	1,05	0,08	0,12	0,12	0,14	0,14	1,00
53	2,37	1,32	0,70	0,70	0,55	0,30	0,24	0,83	0,35	0,19	-19,64	0,72	6,54	2,78	1,34	1,56	1,11	0,10	0,18	0,14	0,22	0,16	1,00
54	1,00	0,80	0,19	0,19	1,63	1,08	0,55	1,55	0,62	0,41	-5,72	1,65	7,43	18,45	2,79	4,03	4,33	0,08	0,05	0,05	0,07	0,22	1,00
55	3,99	2,49	0,41	0,41	0,22	0,21	0,01	0,38	0,18	0,17	-23,92	1,05	3,68	3,31	3,35	1,53	1,29	0,08	0,09	0,07	0,12	0,09	1,00
56	2,38	1,47	0,22	0																			

Firmalar	x1	x2	x3	x4	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16	x17	x18	x19	x20	x21	x22	x23	y	
1	1,23	0,65	0,06	0,06	1,16	0,94	0,22	1,01	0,54	0,43	-1,41	1,23	12,05	4,28	2,65	2,30	2,66	0,00	0,03	0,00	0,04	0,00	0,00	
2	0,73	0,57	0,04	0,04	2,14	1,60	0,54	1,97	0,68	0,51	0,64	0,34	1,63	2,60	0,54	0,92	1,07	-0,13	-0,20	-0,38	-0,12	-0,41	0,00	
3	1,16	0,94	0,02	0,02	2,83	2,73	0,10	0,66	0,74	0,71	-2,20	2,96	5,66	17,37	17,28	3,57	11,33	0,04	0,04	0,01	0,04	0,15	0,00	
4	0,96	0,72	0,02	0,02	2,36	2,00	0,35	1,44	0,70	0,60	0,86	0,76	1,30	3,51	1,77	1,33	2,54	-0,15	-0,11	-0,20	-0,08	-0,50	0,00	
5	1,58	0,58	0,05	0,05	0,81	0,63	0,18	0,81	0,45	0,35	1,53	0,76	6,35	2,16	1,69	1,38	1,37	-0,11	-0,11	-0,14	-0,09	-0,20	0,00	
6	1,10	0,64	0,08	0,08	5,43	5,07	0,36	0,85	0,84	0,79	1,65	0,46	1,29	0,86	3,47	0,52	2,93	-0,22	-0,31	-0,49	-0,27	-1,43	0,00	
7	0,79	0,62	0,00	0,00	1,35	1,04	0,31	1,53	0,57	0,44	-0,78	1,09	4,72	11,37	1,68	3,11	2,56	0,06	0,09	0,06	0,12	0,14	0,00	
8	1,56	1,16	0,09	0,09	1,76	1,74	0,02	0,04	0,64	0,63	-1,51	4,73	11,28	18,19	336,65	4,80	13,04	0,03	0,02	0,01	0,02	0,07	0,00	
9	4,54	3,65	1,53	1,53	0,33	0,20	0,13	0,44	0,25	0,15	-1,38	0,84	2,71	5,00	2,55	1,25	1,12	0,04	0,11	0,05	0,11	0,06	0,00	
10	2,50	1,98	0,20	0,20	0,92	0,72	0,20	0,13	0,48	0,37	-1,54	4,35	6,72	21,87	63,19	4,67	8,35	0,04	0,03	0,01	0,03	0,08	0,00	
11	1,49	1,47	0,16	0,16	1,91	0,74	1,17	1,80	0,66	0,25	19,19	0,84	2,79	135,34	1,35	2,20	2,44	-0,08	-0,09	-0,10	-0,07	-0,24	0,00	
12	0,31	0,15	0,00	0,00	3,46	0,33	3,13	4,36	0,78	0,08	2,51	0,08	9,76	7,29	0,09	3,63	0,37	0,01	-0,06	0,07	0,25	0,03	0,00	
13	1,00	0,77	0,17	0,17	9,71	5,67	4,05	5,03	0,91	0,53	-0,27	1,66	11,20	11,78	3,53	3,12	17,74	-0,06	-0,01	-0,03	0,01	-0,62	0,00	
14	0,43	0,39	0,04	0,04	1,34	1,07	0,27	1,88	0,57	0,46	0,36	0,51	19,60	26,56	0,63	2,55	1,18	-0,04	-0,05	-0,08	-0,02	-0,10	0,00	
15	1,41	0,33	0,18	0,18	3,33	2,49	0,84	0,82	0,77	0,58	-0,98	1,96	44,42	2,55	10,42	2,42	8,49	0,01	0,03	0,01	0,05	0,06	0,00	
16	0,82	0,81	0,07	0,07	2,48	0,83	1,65	2,80	0,71	0,24	-0,02	0,19	2,38	69,08	0,23	0,96	0,65	-0,08	-0,01	-0,41	0,02	-0,27	0,00	
17	1,63	1,59	0,04	0,04	1,13	1,01	0,11	0,47	0,53	0,48	-7,37	1,29	3,34	45,97	5,84	1,66	2,75	0,09	0,10	0,07	0,11	0,19	0,00	
18	0,62	0,46	0,00	0,00	20,24	13,27	6,97	12,97	0,95	0,62	0,83	0,85	4,63	8,04	1,39	2,18	18,00	-0,19	-0,14	-0,22	-0,08	-3,93	0,00	
19	3,51	3,11	0,17	0,17	0,38	0,13	0,25	0,92	0,27	0,09	10,57	0,42	3,17	10,50	0,62	1,28	2,58	-0,17	-0,26	-0,41	-0,23	-0,24	0,00	
20	0,68	0,36	0,00	0,00	12,72	8,31	5,19	7,98	1,38	0,88	-0,85	1,15	9,73	3,70	2,88	1,93	16,11	-0,09	-0,06	-0,08	0,01	2,97	0,00	
21	2,31	1,79	0,03	0,03	0,76	0,44	0,32	0,74	0,43	0,25	-4,03	0,77	3,03	4,18	1,83	1,32	1,35	0,05	0,13	0,07	0,17	0,09	0,00	
22	4,89	3,07	0,08	0,08	0,20	0,20	0,00	0,24	0,16	0,16	0,09	0,20	0,45	0,24	1,01	0,25	0,24	-0,07	-0,11	-0,34	-0,03	-0,08	0,00	
23	1,79	1,28	0,06	0,06	1,03	0,54	0,48	1,05	0,51	0,27	-0,86	0,60	1,94	3,84	1,16	1,26	1,22	-0,04	0,05	-0,06	0,08	-0,07	0,00	
24	1,00	0,64	0,00	0,00	0,66	0,46	0,20	1,20	0,40	0,28	2,85	0,06	0,52	0,35	0,08	0,20	0,09	0,01	0,16	0,18	0,24	0,02	0,00	
25	4,32	3,85	0,18	0,18	0,19	0,18	0,01	0,40	0,16	0,15	-1,60	0,51	2,54	6,26	1,50	0,77	0,61	-0,16	-0,13	-0,32	-0,09	-0,19	0,00	
26	1,32	0,43	0,08	0,08	6,73	2,51	4,21	4,41	0,87	0,33	1,97	0,57	6,93	1,94	1,00	1,33	4,40	-0,09	-0,13	-0,17	-0,07	-0,73	0,00	
27	1,95	1,24	0,05	0,05	1,56	1,01	0,54	0,58	0,61	0,40	-2,58	1,23	3,34	3,38	5,37	1,59	3,14	-0,02	0,07	-0,01	0,08	-0,05	1,00	
28	2,86	2,40	1,55	1,55	0,67	0,22	0,44	1,03	0,40	0,13	-40,70	0,38	4,48	4,45	0,62	1,00	0,64	0,03	0,10	0,08	0,18	0,05	1,00	
29	3,60	1,77	0,10	0,10	0,23	0,22	0,02	0,45	0,19	0,18	54,42	1,48	8,11	3,58	-4,07	2,32	1,82	0,21	0,17	0,14	0,18	0,25	1,00	
30	2,55	1,87	1,06	1,06	0,74	0,28	0,46	1,03	0,42	0,16	-7,15	0,52	5,16	3,59	0,88	1,27	0,90	0,04	0,09	0,08	0,19	0,07	1,00	
31	1,17	1,06	0,64	0,64	1,49	1,44	0,05	0,81	0,60	0,58	-1,52	0,87	4,24	10,66	2,66	1,29	2,17	0,07	0,11	0,08	0,13	0,18	1,00	
32	1,87	1,39	0,31	0,31	1,76	0,99	0,77	0,91	0,64	0,36	-3,46	0,97	2,64	3,88	2,96	1,45	2,68	0,05	0,10	0,06	0,13	0,15	1,00	
33	1,51	0,90	0,01	0,01	0,42	0,32	0,10	0,94	0,30	0,23	-206,10	1,19	6,99	6,92	1,80	3,48	1,69	0,10	0,06	0,08	0,08	0,14	1,00	
34	1,51	0,91	0,21	0,21	0,26	0,14	0,11	1,04	0,20	0,11	-1,60	0,33	4,69	3,61	0,39	1,91	0,41	0,02	0,10	0,08	0,17	0,03	1,00	
35	1,81	1,46	0,14	0,14	0,52	0,28	0,24	1,02	0,34	0,18	-3,76	0,71	4,05	8,21	1,06	2,13	1,08	0,06	0,10	0,09	0,16	0,10	1,00	
36	6,39	5,19	2,08	2,08	0,21	0,17	0,04	0,14	0,17	0,14	-193,76	0,99	2,59	4,50	8,54	1,12	1,19	0,09	0,11	0,09	0,12	0,11	1,00	
37	1,30	0,89	0,26	0,26	0,42	0,30	0,12	1,03	0,30	0,21	100,57	1,88	16,05	19,71	2,59	6,92	2,68	0,06	0,03	0,03	0,04	0,09	1,00	
38	0,96	0,57	0,25	0,25	1,70	1,65	0,05	1,12	0,63	0,61	21,94	4,39	34,36	15,65	10,57	7,52	11,86	0,15	0,04	0,03	0,05	0,41	1,00	
39	1,80	1,20	0,02	0,02	1,47	0,82	0,65	0,99	0,60	0,33	-5,52	1,06	3,24	3,91	2,65	1,76	2,62	0,10	0,14	0,10	0,19	0,25	1,00	
40	1,66	1,19	0,18	0,18	0,28	0,20	0,08	0,95	0,22	0,16	-10,02	0,66	4,47	6,87	0,89	2,58	0,85	0,21	0,19	0,32	0,25	0,27	1,00	
41	1,39	1,09	0,38	0,38	0,73	0,59	0,14	0,91	0,42	0,34	10,83	0,97	4,81	7,93	1,84	2,05	1,68	0,08	0,11	0,08	0,14	0,14	1,00	
42	2,27	1,77	0,51	0,51	0,45	0,33	0,12	0,71	0,31	0,23	-4,83	0,83	3,39	5,65	1,69	1,62	1,20	0,06	0,13	0,08	0,20	0,09	1,00	
43	2,07	1,39	0,11	0,11	1,09	0,51	0,59	1,05	0,52	0,24	-6,77	0,55	1,84	2,50	1,09	1,10	1,15	0,06	0,08	0,11	0,12	0,13	1,00	
44	1,79	1,38	0,73	0,73	0,70	0,28	0,42	1,20	0,41	0,16	-3,13	0,58	5,72	6,63	0,83	1,99	0,99	0,05	0,16	0,08	0,21	0,08	1,00	
45	1,14	0,40	0,13	0,13	2,38	2,34	0,04	0,72	0,70	0,69	-10,77	4,88	29,46	8,73	22,95	6,21	16,49	0,09	0,02	0,02	0,02	0,29	1,00	
46	3,23	2,54	0,09	0,09	0,27	0,16	0,11	0,75	0,21	0,13	-44,37	0,88	3,19	7,16	1,48	2,16	1,11	0,15	0,24	0,17	0,28	0,19	1,00	
47	1,12	0,60	0,21	0,21	1,78	1,05	0,73	1,61	0,64	0,38	-2,48	0,60	9,54	2,75	1,03	1,42	1,66	0,02	0,03	0,03	0,07	0,05	1,00	
48	1,54	1,29	0,51	0,51	0,82	1,44	0,63	0,81	1,46	0,59	-3,40	0,74	13,53	7,00	1,23	1,85	1,81	0,07	0,11	0,10	0,17	0,17	1,00	
49	0,91	0,86	0,36	0,36	10,00	3,60	6,40	7,72	0,91	0,33	-1,59	0,99	9,30	43,79	1,40	3,31	10,84	0,00	0,13	0,00	0,19	-0,01	1,00	
50	5,98	4,00	0,19	0,19	0,16	0,13	0,03	0,39	0,14	0,11	-9,43	1,12	4,88	4,29	3,32	1,69	1,30	0,07	0,09	0,06	0,11	0,08	1,00	
51	3,32	2,41	0,44	0,44	0,47	0,33	0,14	0,36	0,32	0,23	-10,07	1,27	3,56	4,36	5,15	1,69	1,87	0,22	0,22	0,17	0,24	0,32	1,00	
52	2,32	2,07	0,93	0,93	1,28	0,50	0,24	0,25	0,94	0,33	0,16	-81,73	0,68	7,10	13,95	1,09	1,81	1,02	0,07	0,14	0,11	0,16	0,11	1,00
53	2,43	1,06	0,31	0,31	0,61	0,28	0,33	0,92	0,38	0,18	-6,68	0,70	5,72	2,34	1,22	1,63	1,12	0,07	0,16	0,10	0,20	0,11	1,00	
54	1,02	0,78	0,10	0,10	1,68	1,07	0,61	1,59	0,63	0,40	-4,01	1,90	7,86	18,23	3,21	4,67	5,10	0,11	0,06	0,06	0,08	0,29	1,00	
55	4,88	2,94	0,17	0,17	0,17	0,16	0,01	0,41	0,14	0,13	-35,53	1,00	3,54	3,11	2,85	1,53	1,16	0,12	0,14	0,12	0,17	0,14	1,00	
56	2,48	1,61	0,29	0,29	0,49	0,43	0,06	0,43	0,33	0,29	-99,31	1,73	5,19											