

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**KURUMSAL KREDİLERİN GERİ ÖDENMEME
OLASILIĞININ TAHMİNİNE YÖNELİK
BAYES AĞI TEMELLİ BİR ERKEN UYARI MODELİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yasemin BAŞ

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Mühendislik Yönetimi Programı

MAYIS, 2015

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**KURUMSAL KREDİLERİN GERİ ÖDENMEME
OLASILIĞININ TAHMİNİNE YÖNELİK
BAYES AĞI TEMELLİ BİR ERKEN UYARI MODELİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**Yasemin BAŞ
507111225**

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Mühendislik Yönetimi Programı

Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Umut ASAN

MAYIS, 2015

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 507111225 numaralı Yüksek Lisans / Doktora Öğrencisi **Yasemin BAŞ**, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “**KURUMSAL KREDİLERİN GERİ ÖDENMEME OLASILIĞININ TAHMİNİNE YÖNELİK BAYES AĞI TEMELLİ BİR ERKEN UYARI MODELİ**” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Yrd. Doç Dr. Umut ASAN**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Seçkin POLAT**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Şule ÖNSEL EKİCİ
Doğuş Üniversitesi

Teslim Tarihi : **22 Nisan 2015**
Savunma Tarihi : **8 Mayıs 2015**

Aileme ve Dostlarıma,

ÖNSÖZ

Mühendislik Yönetimi Yüksek Lisans Tezimin hazırlık sürecinde, her aşamada desteğini, bilgi ve tecrübesi ile yol göstericiliğini esirgemeyen tez danışmanım Sayın Yrd. Doç. Dr. Umut ASAN'a, ara dönem sunumları içerisinde yaptıkları kritik yönlendirmelerle tezin oluşturulması aşamasında yol gösterici olarak destek olan Sayın Prof. Dr. Seçkin POLAT'a, Sayın Yrd. Doç. Dr. Sezi ÇEVİK'e, Sayın Yrd. Doç. Dr. Ayberk SOYER'e ve dostum Sn. Çiğdem KADAİFÇİ'ye sonsuz destekleri için teşekkürlerimi sunarım.

Tezin oluşturulması aşamasında, konu ile ilgili uzman görüşlerini esirgemeyen ve her aklıma takılan soruda başvurduğum Sayın Mine ÇIKRIKÇI, Sayın Gülgün SAYDAM, Sayın Aynur UĞURLU, Sayın Ersan EZER ve tabii ki Sayın Hakan NARİN'e de teşekkürü borç bilirim.

Tez hazırlama süreci zarfında manevi olarak desteğini esirgemeyen aileme, arkadaşlarıma ve her sıkıştığımda elini uzatan dostlarıma minnetlerimi sunarım.

Mayıs 2015

Yasemin Baş
Endüstri Mühendisi

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ.....	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xi
ÇİZELGE LİSTESİ.....	xiii
ŞEKİL LİSTESİ.....	xv
SUMMARY	xix
1. GİRİŞ	1
2. ERKEN UYARI SİSTEMLERİ	5
2.1 Erken Uyarı Sistemlerinin Kullanım Alanları.....	7
2.2 Erken Uyarı Sistemleri İçin Kritik Başarı Faktörleri	9
2.2.1 Değişken seçimi	9
2.2.2 Stabilitate ve doğru eşik değerinin belirlenmesi	9
2.2.3 Keskinlik ve kalibrasyon.....	11
2.2.4 Sinyal üretme periyodu	11
2.2.5 Belirli bir önlem sunabilmesi.....	11
3. FİNANS SEKTÖRÜNDE ERKEN UYARI SİSTEMLERİ.....	13
3.1 Finans Sektöründe Erken Uyarı Sistemlerinin Kullanım Alanları	14
3.1.1 Finansal krizlerin tahmin edilmesine yönelik erken uyarı sistemleri.....	14
3.1.1.1 Bankacılık krizleri	15
3.1.1.2 Döviz krizleri	18
3.1.1.3 Borçlanma krizleri.....	20
3.1.2 Banka iflasları ve firma başarısızlıklarını tahmin etmeye yönelik erken uyarı sistemleri.....	22
3.1.2.1 Banka iflasları üzerine geliştirilmiş modeller	22
3.1.2.2 Firmaların başarısız olma olasılıklarını tahmin etmek üzerine geliştirilmiş modeller	23
4. FİRMA BAŞARISIZLIKLARININ TAHMİNİNE YÖNELİK ERKEN UYARI SİSTEMLERİ.....	25
4.1 Firma Başarısızlıklarının Tahmin Edilmesi: Problemin Etki Alanı	25
4.2 Firma Başarısızlıkları, İflas ve Mali Sıkıntı Tahmin Modelleri	29
4.2.1 Firma başarısızlık ve mali sıkıntı tahmin modellerinde kullanılmış olan değişkenler	34
4.3 Firma Başarısızlık Ve Mali Sıkıntı Tahmin Modellerinde Kullanılmış Olan Yöntemler.....	37
4.3.1 Tek değişkenli modeller.....	38
4.3.2 Doğrusal ayırma analizi	39
4.3.3 Logit/probit modeller	40
4.3.4 Yapay sinir ağları	41
4.3.5 Genetik algoritmalar	43
4.3.6 Hazard modeli	44
4.3.7 Karar ağacı yaklaşımı.....	45

4.3.8 Bayes ağları	46
4.3.8.1 Bayes teoremi	47
4.3.8.2 Yalın Bayes ağları (naïve bayesian networks)	48
4.4 Firma Başarısızlıkları Üzerine Geliştirilen Modellerin Avantajları ve Dezavantajları	49
4.4.1 Tek değişkenli modeller	49
4.4.2 Doğrusal ayırma analizi	50
4.4.3 Logit&probit modeller	50
4.4.4 Yapay sinir ağları	50
4.4.5 Genetik algoritmalar	51
4.4.6 Hazard model	51
4.4.7 Bayes ağları	51
5. KURUMSAL KREDİLERİN GERİ ÖDENMEME OLASILIĞININ TAHMİNİNE YÖNELİK BAYES AĞI TEMELLİ BİR ERKEN UYARI MODELİ	53
5.1 Problemin Tanımı	53
5.2 Modelde Kullanılan Değişkenlerin Belirlenmesi	54
5.2.1 Firma yeterliliği kavramına ilişkin değişkenler	56
5.2.1.1 Finansal oranlar	56
5.2.1.2 Merkez bankası verileri	60
5.2.1.3 Diğer değişkenler	60
5.2.2 Ortağın yeterliliği kavramına ilişkin değişkenler	60
5.2.3 Çevresel belirsizliğe ilişkin değişkenler	61
5.3 Değişkenler Arasındaki İlişkilerin Tanımlanması	61
5.4 Kullanılan Veri Seti	65
5.5 Değişkenlerin Kesikli Hale Getirilmesi	66
5.5.1 Bilanço ve gelir tablosundan elde edilen değişkenlerin kesikli hale getirilmesi	66
5.5.2 Diğer değişkenlerin kesikli hale getirilmesi	67
5.6 Modelin Kurulması	68
5.7 Modelde kullanılan olasılık tablolarının oluşturulması	71
5.7.1 (t-1) yılına ilişkin veriden öğrenilen olasılık tabloları	71
5.7.2 t yılına ilişkin veriden öğrenilen olasılık ve koşullu olasılık tabloları	72
5.7.3 Uzman görüşü ile modele dahil edilen türetilmiş değişkenlerin koşullu olasılık tabloları	75
5.8 Modelin Netica Yazılımı ile Kurulması ve Bir Firma Örnek Sonuç Hesaplanması	80
5.9 Model Sonuçlarının Yorumlanması	85
5.9.1.1 Bayes ağı modelinin sonuçları	88
5.9.1.2 Lojistik regresyon modelinin sonuçları	88
5.9.1.3 Sonuçların kıyaslanması	89
6. SONUÇ VE ÖNERİLER	91
6.1 Genel Sonuçlar	91
6.2 Yönetimsel Çıkarımlar	93
6.3 Geliştirme Önerileri	94
KAYNAKLAR	97
EKLER	101
7. ÖZGEÇMİŞ	119

KISALTMALAR

GSMH	: Gayri Safi Milli Hasıla
IMF	: International Monetary Foundation
DSİ	: Devlet Su İşleri genel Müdürlüğü
KOBİ	: Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler
KKB	: Kredi Kayıt Bürosu
TBB	: Türkiye Bankalar Birliği
TCMB	: Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası
TDK	: Türk Dil Kurumu
TOBB	: Türkiye Odalar ve Borsalar Birliği
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
YSA	: Yapay Sinir Ağları

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : Tahmin Modelinin ürettiği sonuç ve gerçek değerin kıyaslanması.....	10
Çizelge 3.1 : Bankacılık krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.....	17
Çizelge 3.2 : Döviz krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.	19
Çizelge 3.3 : Borçlanma krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.	21
Çizelge 3.4 : Banka iflasları üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.	23
Çizelge 4.1 : Yıllara göre bankaların kredi büyüklükleri ve kanuni takibe düşme oranları	27
Çizelge 4.2 : Yıllara göre açılan ve kapanan firma sayıları.....	28
Çizelge 4.3 : Yıllara göre kar ve zarar açıklayan firma sayıları	28
Çizelge 4.4 : Firma başarısızlıklarının tahminine yönelik çalışmalar.	32
Çizelge 4.5 : Literatürde firma başarısızlıkları için kullanılan değişkenler.....	35
Çizelge 4.6 : Tahmin sonuçları ve gerçekleşen değerler.	38
Çizelge 5.1 : Modelde kullanılan değişkenler.	59
Çizelge 5.2 : Firmaların sektörel dağılımları.	66
Çizelge 5.3 : Firmaların başvuru yıllarına göre dağılımları.	66
Çizelge 5.4 : Dönen varlıklar/toplam varlıklar için olasılık değerleri (dv_to_tv1). ..	71
Çizelge 5.5 : Kısa vadeli borçlar/toplam varlıklar için olasılık değerleri (kvb_to_tv1).	71
Çizelge 5.6 : Özkaynak/ toplam varlıklar için olasılık değerleri (ok_to_tv1).	72
Çizelge 5.7 : Ortaklara olan borçlar/ kısa vadeli borçlar (ob_to_kvb1).	72
Çizelge 5.8 : Vergi ve amortisman öncesi kar/ toplam varlıklar için olasılık değerleri.	72
Çizelge 5.9 : Dönen varlıklar/toplam varlıklar için koşullu olasılık değerleri.	73
Çizelge 5.10 : Kısa vadeli borçlar / toplam varlıklar için koşullu olasılık değerleri.	73
Çizelge 5.11 : Özkaynak/ toplam varlıklar için koşullu olasılık değerleri.	73
Çizelge 5.12 : Ortaklara borçlar/kısa vadeli borçlar koşullu olasılık değerleri.	74
Çizelge 5.13 : Vergi öncesi kar/toplam varlıklar koşullu olasılıkları.	74
Çizelge 5.14 : Firmanın merbank/ memzuç kayıtları için olasılık değerleri.	74
Çizelge 5.15 : Firmanın TCMB çek kayıtları için olasılık değerleri.	74
Çizelge 5.16 : Firma faaliyet süresi için olasılık değerleri.	74
Çizelge 5.17 : Talep kredi tutarı / toplam varlıklar için olasılık değerleri.	75
Çizelge 5.18 : Ortağın bankalardaki sicili için olasılık değerleri.	75
Çizelge 5.19 : Ortağın yaşı için olasılık değerleri.	75
Çizelge 5.20 : Firmanın sektörünün risk durumu için olasılık değerleri.	75
Çizelge 5.21 : Enflasyon oranı için olasılık değerleri (enflasyon_oran).	75
Çizelge 5.22 : Bilanço yeterliliği için koşullu olasılık değerleri.	77
Çizelge 5.23 : Firma yeterliliği için koşullu olasılık ayırık değerleri.	78
Çizelge 5.24 : Ortak yeterliliği için koşullu olasılık ayırık değerleri.	79
Çizelge 5.25 : Çevre yeterliliği için koşullu olasılık ayırık değerleri.	79
Çizelge 5.26 : Firma durumu için koşullu olasılık ayırık değerleri.	80
Çizelge 5.27 : 37. firma için değişkenlerin aldığı değerler.	83

Çizelge 5.28 : Değişkenlerin kredinin ödeme olasılığına etkisi.	86
Çizelge 5.29 : Değişkenlerin firma yeterliliği üzerinde etkisi.	86
Çizelge 5.30 : Değişkenlerin ortağın yeterliliği üzerindeki etkisi.	86
Çizelge 5.31 : Değişkenlerin çevre belirsizliği üzerindeki etkisi.	87
Çizelge 5.32 : Değişkenlerin bilanço yeterliliği üzerinde etkisi.	87
Çizelge 5.33 : Bayes ağı temelli model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: doğru sınıflandırma oranı.	88
Çizelge 5.34 : Bayes ağı temelli model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: ortalama doğru sınıflandırma oranı.	88
Çizelge 5.35 : Lojistik regresyon model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: doğru sınıflandırma oranı.	89
Çizelge 5.36 : Lojistik regresyon model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: ortalama doğru sınıflandırma oranı.	89

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 4.1 : Firmaların zaman içerisindeki büyüme eğrileri.....	29
Şekil 4.2 : Firmaların başarı durumlarının etki alanı.	31
Şekil 4.3 : Firma başarısızlıklarının tahmin edilmesinde kullanılan yöntemler.	37
Şekil 4.4 : Yapay sinir ağlarının yapısı.....	42
Şekil 4.5 : Genetik algoritmanın genel çalışma prensibi.	43
Şekil 4.6 : Karar ağacı yapısı.	45
Şekil 4.7 : Beş değişkenden oluşan örnek Bayes ağı yapısı.	46
Şekil 4.8 : Bayes uygulama yapısı.	47
Şekil 4.9 : Yalın Bayes gösterimi	48
Şekil 5.1 : Firmanın kredisini geri ödeme durumunu etkileyen faktörler.....	62
Şekil 5.2 : Firmanın yeterlilik durumunu etkileyen faktörler.	63
Şekil 5.3 : Ortağın yeterlilik durumunu etkileyen faktörler.	63
Şekil 5.4 : Çevre belirsizliğini etkileyen faktörler.	64
Şekil 5.5 : Firmanın bilanço yeterlilik durumunu etkileyen faktörler.	65
Şekil 5.6 : Firmaların kredilerini geri ödeme durumlarına ilişkin kurulan model	70
Şekil 5.7 : Yeni Bayes ağı modelinin oluşturulması.....	80
Şekil 5.8 : Düğüm noktalarının (değişkenlerin) modele eklenmesi.	80
Şekil 5.9 : Değişkenlerin alt durumların ve olasılıkların tanıtılması.	81
Şekil 5.10 : Değişkenler arasındaki ilişkilerin tanımlanması.	81
Şekil 5.11 : Değişkenler arasındaki koşullu olasılıkların tanıtılması.	82
Şekil 5.12 : Firma bazında modelin çalıştırılması.	82
Şekil 5.13 : 37 numaralı firma için model sonuçları.	84

KURUMSAL KREDİLERİN GERİ ÖDENMEME OLASILIĞININ TAHMİNİNE YÖNELİK BAYES AĞI TEMELLİ BİR ERKEN UYARI MODELİ

ÖZET

Erken uyarı sistemleri, bir problemin gerçekleşme olasılığı ve sonrasında ortaya çıkabilecek potansiyel etkilerin önceden tahmin ederek, buna yönelik uyarılar üreten sistemlerdir. Tarihin bilinen en eski dönemlerinden beri insan, doğası gereği kendini ve sahip olduğu şeyleri koruma güdüsüne sahip olmuştur. Maslov'un ihtiyaçlar piramidinde de kendini gösteren bu güdü yeme-içme gibi yaşamsal faaliyetlerin giderilmesinin ardından tamamlanması gereken ihtiyaçlar arasında ilk sıraya yerleşmiştir. Bu nedenle, insanoğlu karşılaşabileceği olumsuz durumları önceden bilmek ve önlem almak eğilimindedir. Bu açıdan bakıldığında, erken uyarı sistemlerine neden ihtiyaç duyulduğunu anlamak güç olmayacaktır.

Daha detaylı bir tanımlama yapmak gerekirse, erken uyarı sistemleri, olumsuz bir durum karşısında, etkilenebilecek kişiler, toplum ve organizasyonlara gelebilecek olası zararı önlemek ya da etkisini azaltmak amacıyla hazırlıklı olmak ve doğru aksiyonu zamanında alabilmek adına anlamlı bilgiyi sağlama kapasitesi olarak ifade edilebilir. Erken uyarı sistemleri, sağlık sektöründen, acil durum afet yönetimine, çevresel faktörlerin tahmin edilmesinden finans alanına kadar bir çok alanda kendisine yer bulmuştur.

Finansal alanda erken uyarı sistemleri, finansal krizlerin tahmin edilmesi ve firma başarısızlıklarının tahmin edilmesi amacıyla iki ana grup altında toplanmıştır. Etki alanı ve önemi düşünüldüğünde firmaların mali performanslarının tahmin edilmesi sadece firma açısından değil, aynı zamanda o firmanın çalışanları, yöneticileri, ortakları, müşterileri, tedarikçileri, kredi veren kurumlar, faaliyet gösterdiği sektördeki diğer kurumlar ve bütün bunların sonucunda da ülke ve hatta dünya ekonomisi açısından kritik bir öneme sahiptir. Bu nedenle, bu tez kapsamında, firmaların mali anlamda başarısız olma ihtimallerinin tahmin edilmesine yönelik bir model geliştirilmiş ve uygulaması yapılmıştır.

Firma başarısızlıklarının analiz edilmesine yönelik, daha önce bu alanda yapılmış çalışmalar irdelendiğinde, tek değişkenli modeller ile başlayan çalışmalar, sonrasında doğrusal ayırma analizi, olasılık temelli yaklaşımlar ve yapay zeka temelli yaklaşımlar olmak üzere çeşitli yöntemlerin kullanılmış olduğu görülmektedir. İçerisinde bulunduğumuz çevrenin belirsizlik düzeyi dönemler itibarı ile artmaktadır ve piyasa içerisindeki rakiplerin sayısı da gün be gün artmaktadır. Bu durum göz önüne alındığında, firmalarının başarısız olma olasılıklarını önceden tahmin edebilmek, günümüzde günümüz koşulları için oldukça önemli bir problemdir. Bu nedenle, problemin çözümü için oluşturulacak modelde kullanılacak olan yöntemin hem değişen şartlara uyartılabilmesi hem de belirsizliği modele dahil edebilmesi önemli bir başarı faktörü olmaktadır.

Literatür araştırması sırasında bu alanda kullanılmış olan yöntemler incelemiş ve diğer yöntemlere kıyasla, uygulanmasının kolay ve anlaşılır olması, büyük veri kitlelerine ihtiyaç duymaması, model içerisindeki bütün ilişkilerin tanımlanabilir ve gözlemlenebilir olması, çevresel belirsizliği hesaba dahil edebilmesi ve eksik veri olması durumunda da sonuç üretebiliyor olması nedeniyle, Bayes Ağları yöntemi tercih edilmiş ve problem modellenerek uygulaması yapılmıştır.

Bu tez kapsamında yapılan çalışmayı literatürdeki diğer çalışmalardan ayıran en önemli özelliklerden biri, sadece firma verilerinin değil, aynı zamanda firma ortağına ilişkin performans göstergelerinin de firma performansına etki ettiği varsayımı ile modele girdi olarak dahil edilmiş olmasıdır.

Modelde, birden fazla veri kaynağı kullanılarak, modelin veri kaynaklı hatalardan dolayı yanlış tahmin üretme olasılığı azaltılmıştır. Modelde konu edilen değişkenlerin seçimi konusunda literatür araştırmasına ek olarak, alanında uzman, farklı kurumlarda kurumsal kredilerin değerlendirilmesi görevinde çalışanların görüşlerine başvurulmuş ve bu sayede farklı bakış açıları dikkate alınarak literatürde, bu alanda daha önce kullanılmamış olan kriterler de değişken olarak modele dahil edilmiştir.

Modelde, bir finans kurumunun kurumsal müşteri portföyünde yer alan 55'i başarısız olarak işaretlenmiş olan, 150 firmaya ait veriler kullanılmıştır. Firmaların başvuru tarihinden itibaren son iki tamamlanmış yıla ait bilanço ve gelir tabloları, başvuru anındaki firmanın bankalardaki çek durumu ve toplam risk derecesi, firmanın yaşı, ortağın Kredi Kayıt Bürosu'ndaki finansal siciline ilişkin göstergeler ve çevrenin belirsizlik durumunu ifade eden değişkenlerden faydalanarak bir veri seti oluşturulmuştur.

Modelde kullanılan değişkenlerin, finansal oranlar ve diğer sürekli değişkenlerden oluşması sebebiyle, ilgilenilen sorulardan biri de değişkenlerin nasıl bir referans değer ile kıyaslanarak kesikli hale getirileceği olmuştur. Bunun için finansal oranlar, TCMB'nin yıllık bazda sektörler için açıklamış olduğu bilanço ve gelir tablolarından hareketle, firmaların örnek bazında sektörden yüzdesel olarak ne kadar saptıkları belirlenmiş ve küçükten büyüğe sıralanarak birikimli olasılıkları genel itibarı ile %18.5, %81.5 ve %100 olacak şekilde 3 gruba ayrılarak kesikli hale getirilmiştir. Böylelikle, hem verinin standart hale getirilmesi sağlanmış hem de kesikli hale getirilebilmiştir.

Çalışma içerisinde ele alınan bir diğer problem de modelin ürettiği olasılık değerlerinin hangi eşik değerinden itibaren iyi ya da kötü olarak sınıflandırılacağına ilişkin karar verme süreci olmuştur. Literatür araştırması sırasında örnek alınan çalışmalarda kullanılmış olan 1. tip ve 2. tip hatanın en aza indirilmesine yönelik bir en iyileme çalışması ile sınıflamaya yönelik kesme değeri belirlenmiştir.

Oluşturulan model, tez çalışması sırasında kullanılan yöntemin geçerliliğinin saptanması amacıyla, aynı veri seti kullanılarak lojistik regresyon yöntemi ile de oluşturularak probleme dair sonuçlar elde edilmiş ve iki farklı yöntemle elde edilen sonuçlar kıyaslanmıştır. Kıyaslamalar sonucunda iki yöntemin, performanslarının başarılı ve başarısız firmaları doğru sınıflandırma oranı bakımından birbirine yakın sonuçlar üretmiştir. Ancak Bayes ağları ile yapılan çalışma, "Başarısız" olarak işaretlenmiş olan firmaları daha yüksek bir oranla doğru olarak tahmin etmiştir. Bu nedenle, Bayes ağları ile oluşturulan modelin hatalı tahmin yapma maliyeti, lojistik regresyon yöntemi ile oluşturulan modele oranla daha düşük olmuştur.

A BAYESIAN NETWORK BASED EARLY WARNING MODEL THAT ESTIMATES THE PROBABILITY OF NON-PERFORMING CORPORATE CREDITS

SUMMARY

Early warning systems are systems that generate signals to predict the probability of the occurrence of a problem and the size of the potential impact of the problem whether it occurs. From the oldest part of the history, human are tend to survive and protect their current savings as a part of human being. This instinct is also mentioned in Maslow's Hierarchy of Needs pyramid as the secondary need of human being that must be fulfilled after vital activities like food and beverage. For that reason, human are tend to know the possible negative situations that might be face off and take precautions about those problems. When viewed from this aspect, it is not hard to understand why it is need to develop early warning systems about negative situations.

Early warning systems are defined as the capacity of providing a meaningful information about a problem. These information is about the probability of the occurrence, size, impact and occurrence time of the problem in order to avoid or reduce the effect of the problem on organizations, society, people who might be affected. For that reason, early warning systems have a wide range area of usage such as health industry, disaster recovery and emergency management, predictions of environmental factors and finance industry.

Early warning systems in finance industry are grouped in two main area; prediction of financial crisis and prediction of business failure. When it is considered the size of the impact and the importance of the problem, prediction of the financial performance of the companies is not only important for the company itself but also crucial for the employees, managers, shareholders, customers, contractors, creditors of the company and for the other companies in the sector and finally it has a critical importance for the economy of the country. For that reason, in this thesis study, it will be tried to model and predict the probability of business failure of companies.

When considering the previous studies about business failure, it can be seen that the first studies are started with single variable models and continued with such different and various methods used in that area such as linear models, probability based models, artificial intelligence based models. The increasing uncertainty level of the environment, the increasing number of competitors in activity area of a company and the hard environmental conditions of a company make the estimation of the probability of business failure of a company a critical problem. For that reason, as a success criterion, it is needed to be that the estimation method of this problem must be useful about modeling the uncertainty of the environment and must be adaptive on changing conditions.

Comparing with other methods that are used in the estimation of business failure probability, Bayesian Networks is preferred and used in thesis study due to its advantages of usage that are its usefulness, easiness, apparentness, not needing large amount of data sets at model generating phase, ability of definition and observation of all variables in model, ability to model the uncertainty, ability of generating signals with missing values of variables.

One of the most important characteristic of this thesis study that differentiates the study from other studies made in this area is not using only variables about company itself, but also taking into account variables about company's shareholders and environment. These new variables taken into account due to the assumption that it is not possible to consider a company separately itself and neither without its shareholders nor its environmental conditions.

Secondly, more than one source of information about variables are used in the thesis model, so the risk of mistaken results due to the usage of wrong or untrusting data sets is decreased.

Third, the variables that are acquired from interviews with specialists on this subject, beside the literature review are used in the model. So, in that way, it has been possible to combine different points of view together and to use new variables which are so important and not used in the problem of estimation of the probability of business failure before.

The data set used in the model is one of the financial companies' corporate customers' data, which 55 of them signed as "non performing", totally 150 companies' financial data. The data set is composed of companies' balance sheets, income tables and the risk level on other financial companies and the age of the company, the financial background of the shareholders' and the experience level of the shareholders' and some other criteria that can be distinctively shows the uncertainty of the environment.

Due to the variables are continuous in the model such as financial ratios, one of the main questions in the thesis study was which method would be used to discretize the variables and which reference value would be used to compare the level of these variables. To solve this problem, sectoral balance sheets and income tables which show the annual sectoral averages that are published by Central Bank are used for comparisons. The deviation of financial ratios from sectoral average values are calculated and the discretization process is done with these values. Variables are converted to discrete forms into three main groups "Low", "Middle" and "High" due to their deviation values. This process made the model independent from sectoral limitations such that the companies' variables are compared with their own sectoral averages.

Another issue that is taken into account in thesis study is the determination of cut-off points of the target variable that model generates. Determination of the point that is from which value of the target variable, it is defined to be "performing" or "non-performing" is made by solving the minimization problem of the equation of the cost of type I and type II misclassification error.

After all, importance level of the variables on the estimation of the target variable is determined, so it would be possible to develop the estimation power and simplification of the model.

At last part of the thesis study, the model was established with logistic regression method with same variables and same data set to validate that the Bayesian networks was the correct and strong method for modeling the probability of a company's failure. The results acquired from two methods are compared. The comparison results show that the percentage of correct estimations of two method were pretty similar to each other. But, Bayesian Networks had notably successful performance on estimating the "non-performing" companies from logistic regression. For that reason, when comparing the cost of the mistaken clasifications of the two model, it was said that Beyesian Networks had better performance on estimating the probability of business failure.

1. GİRİŞ

Erken uyarı sistemleri, bir felaket veya olumsuz bir durum karşısında, etkilenebilecek kişiler, toplum ve organizasyonlara gelebilecek olası zararı önlemek ya da etkisini azaltmak için hazırlık yapmak ve doğru aksiyonu zamanında alabilmek adına anlamlı bilgiyi sağlamaya yönelik geliştirilen sistemlerdir (Lennon, 2013). Erken uyarı sistemleri, sağlık sektörü, acil durum afet yönetimi, çevresel afetlerin önceden tahmin edilmesi ve finans alanında olmak üzere oldukça geniş bir yelpazede uygulama alanına sahiptir.

Kullanım alanının genişliği ve önemi göz önünde bulundurulduğunda, erken uyarı sistemlerinin performanslarının ölçülmesi de son derece önemlidir. Literatürde yer alan çalışmalarda belirtildiği üzere bir erken uyarı sistemi için kritik başarı faktörleri, modelde kullanılmak üzere doğru göstergelerin seçimi (Li ve Wang, 2004), üretilen sinyallerin doğruluğu, stabil ve keskin sonuçlar üretimi (He ve Trabelsi, 2013), sinyalleri doğru zamanda üretip üretmediği (Drehman ve Juselius, 2014) ve belirli bir aksiyonun önerilmesi (Davis ve Karim, 2008) olarak sıralanmıştır.

Finansal alanda erken uyarı sistemleri, iki ana başlık altında toplanabilir. Bunlardan ilki bankacılık, borçlanma ve döviz krizlerinin tahmin edilmesine yönelik olan çalışmalar, diğeri ise firmaların, mali başarısızlıklarının tahmin edilmesine yönelik olan çalışmalardır.

Firma başarısızlıklarına yönelik literatürde bulunan çalışmalar irdelendiğinde, zaman içerisinde bu alanda kullanılmış olan yöntemlerin sayısının oldukça fazla olduğu görülmektedir. Yapılan ilk çalışmalar 1966 yılında Beaver'ın tek değişkenli sinyal üretme yaklaşımı ile başlamaktadır. Beaver'ın çalışmasını, literatürde bu alandaki ilk çok değişkenli çalışma olan Altman'ın (1968) Z-skoru modeli takip etmiştir. Altman modelinde çok değişkenli ayırma analizi kullanmış ve firmaların başarısız olma olasılıklarını tahmin etmeye çalışmıştır. Daha sonra, 1970'li yıllarda çok

değişkenli normal dağılım, 1980’li yıllarda lojit ve probit modellerden oluşan olasılık temelli yaklaşımlar ve 1990’lı yıllarda yapay sinir ağları yöntemleri, bu alanda kullanılmaya başlanmıştır. 2000’li yıllara gelindiğinde, Bayes yaklaşımı, hazard modeli, genetik modeller ve kümeleme analizlerinin firmaların başarısız olma olasılıklarının tahmin edilmesine yönelik modellerde kullanılmış olduğu görülmektedir.

Bu alanda kullanılmış diğer yöntemlerle kıyaslandığında, uygulanmasının kolay olması, anlaşılır olması, büyük veri ihtiyacının bulunmaması, model içerisindeki bütün ilişkilerin tanımlanabilir ve gözlemlenebilir olması ve çevresel belirsizliğinin de hesaba katılabilmesi ve veri olmadığı durumda da tecrübeye dayalı olarak sonuç üretebilmesi nedeniyle, bu tez çalışması kapsamında, firmaların başarısız olma olasılıklarının tahminine yönelik oluşturulacak olan modelin geliştirilmesinde Bayes ağları yöntemi tercih edilmiştir.

Daha önce, bu alanda yapılmış olan çalışmalar irdelendiğinde, çalışmaların büyük bir kısmının sadece firmaların bilanço ve gelir tablolarından elde edilen çeşitli finansal oranlardan hareketle oluşturulmuş olduğu, çok az bir kısmının firmanın içerisinde faaliyet gösterdiği sektörün risk düzeyini ve pazara ilişkin kriterleri içermekte olduğu görülmüştür.

Modelin oluşturulması sırasında, model için bir kritik başarı faktörü olan doğru göstergelerin belirlenmesi kapsamında görüşülen uzmanların tamamı, özellikle orta ve küçük ölçekli işletmeler için firma performansının, firma ortağının finansal geçmişi ve tecrübesinden ayrı düşünölemeyeceğini ifade etmişlerdir. Bu bağlamda, yapılan çalışmayı literatürdeki diğer çalışmalardan ayıran özelliklerden biri de sadece firma verilerinin değil, aynı zamanda firma ortağına ilişkin performans göstergelerinin de modele girdi olarak dahil edilmiş olmasıdır.

Modelde, sadece firmanın bilanço ve gelir tabloları değil aynı zamanda Kredi Kayıt Bürosu, Merkez Bankası, Nüfus Müdürlüğü ve Türkiye İstatistik Enstitüsü’nce yayınlanan, doğrulanabilir ve güvenilir birden fazla veri kaynağı kullanılmıştır. Böylelikle modelin, yanlış veri kullanımından dolayı hatalı tahmin üretme olasılığı azaltılmıştır. Modelde konu edilen değişkenlerin seçimi konusunda literatür araştırmasına ek olarak, alanında uzman, farklı kurumlarda kurumsal kredilerin

değerlendirilmesi görevinde çalışan uzmanların görüşlerine başvurulmuş ve farklı bakış açıları modele dahil edilerek hem model daha nesnel bir hale getirmiş hem de literatürde daha önce hiç kullanılmamış olan bazı kriterler değişken olarak modelde kullanılmıştır.

1.1. Çalışmanın Amacı

Bu tez kapsamında yapılacak olan çalışmanın amacı, finansal bir kurumun bakış açısıyla, firmaların kredilendirilmesinde, bir mali analistin zihnindeki karar verme sürecinin modellenmesi ve firmaların mali anlamda yükümlülüklerini yerine getirememesi olasılığının henüz kredilendirme aşamasındayken tahmin edilerek hem kredi başvurusu yapan firmanın hem de kredi veren finans kurumunun üzerindeki riski azaltacak bir model uygulaması yapmaktır. Bu bağlamda yürütülen tez çalışması, literatürde daha önce yapılmış olan çalışmalardan farklı olarak, sadece finansal değişkenler değil aynı zamanda hem ortağa hem de faaliyet gösterilen çevreye ilişkin farklı kaynaklardan gelen bilginin sentezlenmesini, hem tecrübeye dayalı yargıların hem de veri kaynaklı ortaya çıkan tespitlerin modele dahil edilmesini, model sonuçlarının yorumlanmasına ilişkin olarak doğru kesme noktalarının tespit edilmesini sağlayan, uygulaması ve yorumlaması kolay, anlaşılır, Bayes ağlarına dayalı bütünsel bir yaklaşım sunmaktadır.

1.2. Çalışmanın Akışı

Bu çalışma toplamda altı bölümden oluşmaktadır. İkinci bölümde erken uyarı sistemleri hakkında genel bilgilendirme, kullanım alanları ve uygulamaları, performans ölçüm kriterleri ile ilgili genel literatür bilgisi verilecektir. Üçüncü bölümde, erken uyarı sistemlerinin finans alanındaki uygulamaları ile ilgili literatürde yapılmış olan çalışmalar yer bulacaktır. Dördüncü bölümde, firma başarısızlıkları üzerine yapılan çalışmalar, bu alanda kullanılan yöntemler tanıtılacak ve seçilen yöntemin neden seçilmiş olduğu ifade edilecektir. Beşinci bölümde, konu ile ilgili olarak yapılmış olan uygulamanın ve oluşturulan modelin genel işleyişi ifade edilecektir. Kullanılan değişkenler, veriler, model kurulurken nasıl bir yol izlendiği, modelin nasıl sonuç ürettiği ve doğrulanması çalışmaları paylaşılabilecektir. Altıncı ve son bölümde ise, çalışma sonucunda yapılan çıkarımlar ve geleceğe yönelik araştırma önerileri ifade edilecektir.

2. ERKEN UYARI SİSTEMLERİ

Korunmak, insanın temel ihtiyaçlarından birisidir. Bu nedenle, karşı karşıya gelebileceği olumsuz durumları önceden tahmin edip, önlem alma yaklaşımı içerisinde. Kendini koruma ihtiyacı, fiziksel olarak reflekslerimizde kendisini göstermektedir; gelen bir darbe karşısında vücudun bütünlüğünü en iyi koruyacak olan cenin pozisyonuna yakın bir hal almamız, yüzümüze yaklaşan bir nesne olduğunda gözlerimizi kapatmamız, ellerimizle başımızı korumaya almamız, kendini koruma refleksleri olarak genetik yapımıza kodlanmış en doğal erken uyarı sistemleri olarak ifade edilebilir.

Bu korunma ihtiyacı, sadece fiziksel anlamda değil aynı zamanda sahip olunan varlıkların korunması ve saklanması ile de ilişkili olmaktadır. İnsan, başına gelebilecek ve mevcut durumunu olumsuz yönde değiştirebilecek her türlü durumu, önceden bilmek ve önlem almak eğilimindedir. Bu nedenle, erken uyarı sistemleri, oldukça geniş ve kapsamlı bir kullanım alanına sahiptir.

Erken uyarı sistemlerinin geliştirilmesindeki kritik nokta, adından da anlaşılacağı üzere uyarının, olay gerçekleşmeden önce, tedbir almaya yetecek kadar erken bir zamanda yapılıyor olmasıdır. Bu açıdan bakınca en basit haliyle, bir erken uyarı sisteminin amacı, herhangi bir t anında meydana gelebilecek olan bir problemi, gerekli aksiyonu almaya yetecek bir (t-1) zamanında tahminlemeye yardımcı olacak sinyaller üretmektir (Fuentes ve Kalotychu, 2007).

DSİ'nin 2013 yılında düzenlemiş olduğu Ulusal Taşkın Sempozyumu'nda, erken uyarı sistemlerinin amaçları, beklenmedik ve uzun süreli felaketlerle yüzleşmeye hazır olmak için, zararın ya da kayıpların önlenmesi ya da azaltılması, insan yaşamının, ekonomik gelişmenin, kültürel mirasın, sağlık ve çevrenin korunması ve yaşam kalitesinin sürdürülebilirliğinin sağlanması olarak sıralanmıştır (Ün, 2013).

Lennon'un (2013) da ifade ettiği üzere, erken uyarı sistemleri, bir felaket karşısında, etkilenebilecek kişiler, toplum ve organizasyonlara gelebilecek olası zararı önlemek

ya da etkisini azaltmak için hazırlık yapmak ve doğru aksiyonu zamanında alabilmek adına anlamlı bilgiyi sağlama kapasitesi olarak tanımlanmaktadır.

Gerekli önlemleri alma ve uygulama süresi, tahmin edilmeye çalışılan olayın niteliğine göre değişkenlik göstermektedir. Örneğin, döviz krizi için, bu zaman aralığı yaklaşık 2 yıl olarak öngörülmüş iken, borçlanma krizlerinde aynı aralık 1 yıl olarak belirlenmiştir (Fuertes ve Kalotychu, 2007). Özellikle doğal afet durumlarında mevcut erken uyarı sistemlerinin sinyal üretme zamanları oldukça kısadır ancak, yapılan çalışmalar göstermiştir ki bu zaman doğru tahmin yöntemleri ve eksiksiz veri ile uzatılabilmektedir (Lennon, 2013). Erken uyarı sistemlerinin oluşturulmasındaki temel mantık, sistemin ilk halinin doğru ve tam olarak bilinmesi ve tariflenmesi halinde bir sonraki durumunun da tahmin edilmesinin mümkün olduğu varsayımı üzerine kurulmuştur (Lennon, 2013). Burada temel olan, gerekli tepkinin verilebilmesi için tepkiyi oluşturacak verinin kolay, anlaşılabilir ve kavranabilir olmasıdır (Ün, 2013).

Erken uyarı sistemlerinin çıkış noktasındaki temel soruları Pereira ve arkadaşları aşağıdaki şekilde listelendirmiştir (2014):

- Problemi nasıl farkedebiliriz?
- Problemin ortaya çıkmasını nasıl engelleyebiliriz?
- Problemin temel nedenleri ve tetikleyicileri nelerdir?

Aynı şekilde Neil ve arkadaşları (2009) da konuya sorularla odaklanmış ve erken uyarı sistemini bir risk derecelendirme sistemi olarak ele almış ve modelleme sırasında aşağıdaki soruların cevapları üzerine yoğunlaşmışlardır:

- Tahmin edilmek istenen riskin doğurabileceği sonuçların niteliğine göre düzeyi nedir? Risk düzeyi, yüksek, düşük ya da kabul edilebilir sınırlarda mıdır?
- Tahmin edilmek istenen riskin modellemesinde, hangi nedensel faktörler en kritik öneme sahiptir?
- Risk göz önüne alındığında sunulan alternatif çözümler arasındaki farklar nelerdir?

- Risk azaltmaya yönelik aksiyon uygulamaya alındığında, bu uygulamanın katkısı nasıl ölçümlenecektir?

Neil ve arkadaşlarının (2009) çalışmasından da anlaşılacağı üzere erken uyarı sistemleri sadece bir uyarı sinyali oluşturma mekanizması değil aynı zamanda, farklı risk konseptleri için alternatif tepkiler tarifleyen ve öneri sunan mekanizmalar olarak modellenmektedir.

Erken uyarı sistemleri en basit anlamda, sistem tanımından yola çıkarak girdiler, çıktılar, elemanlar ve bir işlem sürecinden oluşmakta olduğu söylenebilir. Erken uyarı sistemlerinde, mevcut durumun (girdi) tam olarak ifadesi ile modelde tahmin edici olarak kullanılan değişkenlerin değerleri (elemanlar) ve tahmin modeli (süreç) vasıtasıyla gelecekteki durumun (çıktı) tahmin edilmesi amaçlanmaktadır.

Fuertes ve Kalotychu (2007), erken uyarı sistemlerinin tasarlanması sürecini dört aşamada tariflemiştir. Modellemenin ilk aşaması, örnekleme aşamasıdır. Bu aşamada önceki deneyimlerden faydalanarak tahmin edilmek istenen durum için daha önceki vakalarından hareketle bir veri seti oluşturulur. İkinci aşama, hangi kriterlerin tahminlemede daha etkin olduğunun tespit edilmesi ve modelin girdi değişkenlerinin belirlenmesi aşamasıdır. Takip eden aşama, tahminin yapılacağı yöntemin belirlenmesi ve son olarak da kullanılan erken uyarı sistemi modelinin karar verici tarafından değerlendirilmesi olmak üzere dört aşamalı bir yaklaşım tariflenmiştir. Özgülbaş ve Kalyoncugil (2012), sürece bir adım daha ilave ederek varılan sonuçlara uygun yol haritalarının ve alınacak önlemlerin tariflendiği bir adım daha ilave etmişlerdir.

2.1 Erken Uyarı Sistemlerinin Kullanım Alanları

Erken uyarı sistemleri, temel olarak olumsuz olarak tariflenen bir durumun, erkenden farkedilmesi ve gerekli önlemlerin zamanında alınması ile tariflenen durumun olumsuz etkilerini asgari düzeye indirmek ya da tamamen ortadan kaldırmak amacıyla ortaya çıktığı için, kullanım alanları da oldukça geniştir. Erken uyarı sistemleri, çevresel felaketlerinin tahmin edilmesinden, sağlık sektörüne ve finans sektörüne kadar birçok farklı alanda kendisine yer bulmuştur.

Örneğin, sağlık sektöründe erken uyarı sistemleri iki yönlü olarak çalışmaktadır. Birincisi, daha küresel düzeyde, ülkeler arası kurulan bir ağ yardımı ile sağlık tehditlerinin zamanında belirlenerek, olası risklerin gerçekleşmesini önlemek ve zamanında, uygun tedbirlerin alınmasını sağlamak amacıyla, bulaşıcı hastalıklar ağı gibi, ülke düzeyinde uluslararası sistemler ile bütünleşmiş erken uyarı sistemleri oluşturulması olarak tasarlanmıştır. Sağlık alanında yapılan bir diğer uygulama ise, sürekli takibi yapılması gereken özellikle kalp hastaları için kurulmuş bir yapıdır. Vücuda monte edilen cihazlarla, sürekli takibi yapılan belirli değerlerinin takibi ile önlem alınması gereken durumların ortaya çıkması halinde, sağlık ekiplerini tetikleyen bir uyarı mekanizmasıdır.

Erken uyarı sistemlerinin kendisine yer bulduğu diğer bir uygulama olan çevresel şokların önceden tahmin edilmesine yönelik çalışmalar, özellikle jeolojik süreçlerde, daha çok bir gerçek zamanlı izlenmesi şeklinde çalışmaktadır. Başka bir deyişle, deprem gibi doğal afet durumları için oluşturulan erken uyarı sistemleri ancak deprem süreci başladığında sonuç üretebilir niteliktedir (Lennon, 2013). Şu anki süreçte, anlık iletişim ve alarm sistemleri en büyük sarsıntılarda maksimum 20 saniyeye kadar zaman kazandırabilmektedir (Lennon, 2013). Ancak, bu kadarlık zaman bile, etkilenen bölgede elektriğin ve doğal gazın kesilmesi için yeterli ve afet durumunun etkisinin daha da büyük boyutlara gelmesini önleyici olması bakımından önemlidir. Tsunami erken uyarı sistemleri ise, tsunamiyi tetikleyebilecek sismik dalgaları üzerine kuruludur. Yapı, dalgaların hareketinden alarm oluşturmaya yöneliktir. Ancak mevcut sistemler %75 oranında hatalı alarmlar sunmaktadırlar. Çünkü, depremlerin çoğu tsunami ile sonuçlanmamaktadır (Lennon, 2013). Deprem ve tsunami gibi doğal afetlerin yanı sıra, sel, kuraklık, su rezervlerinin azalması, tarımsal alanda haşeratların bulaşması durumları için oluşturulmuş erken uyarı sistemleri de mevcuttur.

Bir diğer uygulama olarak finansal alandaki erken uyarı sistemleri, çoğunlukla ekonomik krizlerin tahmin edilmesi, firmaların iflas veya borç yükümlülüklerini yerine getiremeyecek duruma gelme halinin tahminlenmesi üzerine kurulmuş olup 3. Bölümde daha detaylı olarak ele alınacaktır.

2.2 Erken Uyarı Sistemleri İçin Kritik Başarı Faktörleri

Erken uyarı sistemleri, olumsuz sonuçlar doğurabilecek bir problemi tahminlemeye yönelik kurgulanmış yapılar olmaları bakımından kabul edilebilir sınırlar dahilinde bir performans sergiliyor olmaları oldukça önemlidir. Bu nedenle, erken uyarı sistemlerinin performanslarını ölçmek ve değerlendirmek için belli kriterlerin gözetiliyor olması gerekmektedir. Tahmin modelinde hangi değişkenlerin kullanıldığı, tahmin modelinin doğru sinyal üretip üretmediği, farklı durumlarda da sinyal üretme kabiliyeti, üretilen sinyalin yeteri kadar zaman kazandırıp kazandırmadığı gibi kriterler, erken uyarı sistemlerinin performansını doğrudan etkileyen faktörler olarak literatürde yer almaktadır.

2.2.1 Değişken seçimi

Erken uyarı sistemlerinin modellenmesi konusunda literatürde farklı yaklaşımlar mevcuttur. Ancak hangi yöntem kullanılırsa kullanılsın, kullanılan değişkenin problem üzerinde etkin olup olmadığı konusu, sistem performansını doğrudan etkilemektedir. Erken uyarı sistemlerinin modellenmesi konusunda değişkenlerin seçimi kritik bir öneme sahip olup, Wald istatistiği (Li ve Wang, 2004) gibi doğrulama yöntemleri ile değişkenlerin, problemi tahmin etmedeki etkinliği ölçümlenerek doğru değişkenlerin modele dahil edilmesi sağlanmaktadır.

2.2.2 Stabilite ve doğru eşik değerinin belirlenmesi

Stabilite, modelin hem oluşturulduğu örneklem hem de test verisi üzerinde yapılan uygulamalarda yüksek doğruluk oranını yakalaması olarak tanımlanmaktadır (Li ve Wang, 2014). Erken uyarı sistemlerinin doğru sinyal üretip üretmediği konusu da model için önemli bir performans kriteridir. Yanlış üretilen her sinyal, sistem açısından bir maliyet unsurudur. Çizelge 2.1.'de modelin ürettiği sinyallerin doğruluğunun yorumlanmasına ilişkin olarak tanımlanan hata tipleri ifade edilmiştir. Buna göre, 1. tip hata, modelin sinyal üretmediği halde gerçekte sorunlu olan örnek sayısını, 2. tip hata ise, modelin hatalı sinyal ürettiği aslında tehlike olmamasına rağmen sinyal ürettiği kayıtları ifade etmektedir. 1. tip hata ve 2. tip hatanın oluşturacağı maliyet birbirinden farklı olacağından, tahmin modelince üretilen değerlerin bir tehlikeye işaret edip etmediği karar vericinin tespit ettiği bir eşik değeri ile belirlenir. Tahmin modelinin ürettiği değer, eşik değerinin üzerindeyse tehlike

olduğu, altında ise tehlike olmadığı şeklinde kabul edilmektedir. Eşik değerini belirleyen kriter ise karar vericinin risk alma eğilimidir. Altman (1968), iflas tahmin modelinde, 1. Tip hatanın maliyetinin, 2. Tip hatanın maliyetinin 35 katı olduğunu tespit etmiştir. Bu nedenle sistemin ürettiği sonuçlar irdelenirken adetsel olduğu kadar, maliyet bakımından da performansına bakmak önemlidir.

Literatürde eşik değerinin belirlenmesine ilişkin farklı yaklaşımlar mevcuttur. Bunlardan ilki, kestirim noktasını %50 almaktır, bunun nedeni ise 1. Tip hatanın ve 2. Tip hatanın maliyetlerinin doğru tahminlenemeyecek olmasındandır (He ve Trabelsi, 2013).

Hatalı tahminlemenin maliyeti bir kayıp fonksiyonu ile ifade edilir. 1. Tip hata olası bir tehlikeyi öngörememek ve maruz kalmak, 2. Tip hata ise olmayan bir tehlikeyi varmış gibi tahminleyerek gereksiz önlem almanın maliyetini doğurur. Fonksiyonun tasarımında 1. Tip hata, 2. Tip hataya oranla daha önemlidir. Çünkü bir krizi tahminleyememenin maliyeti, olmayan bir krizi tahminlemenin maliyetinden çok daha ağırdır (Fuertes ve Kalotychu, 2007). Eşik değerinin yüksek olması, 1. Tip hatanın oranı yükseltecek, 2. Tip hatanın oranını ise azalacaktır (He ve Trabelsi, 2013).

Çizelge 2.1 : Tahmin modelinin ürettiği sonuç ve gerçek değer kıyaslanması, (Fuertes ve Kalotychu, 2007).

		Model Sonucu	
		Sinyal Var	Sinyal Yok
Gerçek Ortam	Tehlike Var	Tahmin Doğru	Tahmin Edememe (1. Tip Hata)
	Tehlike Yok	Yanlış Alarm (2. Tip Hata)	Tahmin Doğru

He ve Trabelsi (2013), finans alanında, firmaların iflas etme olasılıklarını tahmin etmeye yönelik olarak yaptıkları çalışmada en iyi eşik değerinin tespiti için aşağıdaki kayıp fonksiyonunu tanımlamış ve minimize etmeye çalışmışlardır.

$$\min_{\alpha} C = C_1 \cdot P_1(\alpha) \cdot Q_1 + C_2 \cdot P_2(\alpha) \cdot Q_2 \quad (2.1)$$

C Toplam hatalı tahminleme maliyeti
 $P_1, P_2,$ α 'nın bir fonksiyonu olarak, 1. tip ve 2. tip hatanın oranı
 C_1, C_2 i. Firma için 1. Tip ve 2. Tip hatanın maliyet
 Q_1, Q_2 örnek içerisindeki iflas, iflas etmemiş firma oranı

2.2.3 Keskinlik ve kalibrasyon

Erken uyarı sistemlerinin performanslarına ilişkin diğer kriterler, ürettiği sonuçların, keskinliği ve kalibrasyon düzeyidir. Sarkar ve Sriram (2011), yaptıkları çalışmada, erken uyarı modelinin ürettiği sinyallerin kalitesini belirleyen faktörler olarak keskinlik ve kalibrasyon kavramlarından bahsetmektedir. Keskinlik, sistemin ürettiği olasılıkların, tehlike sinyali üreten durumlar ve sağlıklı durumlar açısından iyi ayrıştırılmış olması, iki grup arasında belirgin farklılık olması şeklinde tanımlanabilir. Üretilen değerlerin 0 ve 1'e yakınsaması, tahmin modelinin kalitesini ifade eder. Kalibrasyon ise, olasılık tahminlerinin, tahmin sonuçlarının oluşturulduğu durumdaki belirsizlik derecesine yakın tahminler üretilip üretilmediği ile ilişkilidir.

2.2.4 Sinyal üretme periyodu

Erken uyarı sistemlerinin ürettiği sinyaller, sadece krizleri tahminlemedeki istatistikî manada bir tahmin gücüne değil, aynı zamanda bu sinyalleri önlem almaya yetecek kadar erken üretiliyor olmalıdır (Drehman ve Juselius, 2014).

2.2.5 Belirli bir önlem sunabilmesi

Erken uyarı sistemleri, sadece tehlike/risk durumlarını tespit etmek değil, aynı zamanda karar verici için bir plan/aksiyon önerisi de sunmalıdır (Ansoff, 1975). Örneğin, erken uyarı sistemleri, ürettikleri sonuç bakımından banka yönetimi ve pazar için uyarıcı ve önlem almaya teşvik edici olmalı, sonrasında ise krizi önleyecek politikaları doğrudan hayata geçirebilmelidir (Davis ve Karim, 2008).

Bu bölümde, erken uyarı sistemleri genel olarak tanımlanmış ve bir erken uyarı sistemi için kritik başarı faktörleri ifade edilmiştir. 3. bölümde, finansal alanda erken uyarı sistemleri detaylı olarak ifade edilecek, önemi ve uygulama alanları üzerinde durulacaktır.

3. FİNANS SEKTÖRÜNDE ERKEN UYARI SİSTEMLERİ

Toplum ve toplumlar arasındaki tüm arz talep ilişkisi, finansal anlamda takas işlemleri bir ekonomik sistem üzerinden yönetilmektedir ve ekonominin sağlıklı işleyişinin korunması, kritik bir önem arz etmektedir. Bu nedenle de erken uyarı sistemleri finansal alanda kendilerine oldukça geniş bir alanda yer bulmaktadır.

Dünya tarihi içerisinde meydana gelen ekonomik krizler ve bu krizlerin yarattığı tahribat düşünüldüğünde, erken uyarı sistemlerinin finansal alanda ne denli büyük bir öneme sahip olacağı net bir şekilde ortaya konulabilecektir (Asanovic, 2013). Davis ve Karim'in (2008) ifade ettiğine göre, 1980-1996 yılları arasında IMF ülkelerinin %75'i ekonomik sorunlarla karşılaşmıştır ve bu krizlerin sonrasındaki toparlama aşamasında çoğu zaman ülkeler, GSMH'nin %10'unu aşan maliyetlerle karşı karşıya kalmışlardır. Meydana gelen ekonomik krizlerin sıklığı, yıllar geçtikçe artmıştır, öyleki Amerika'da 1950-1980 yılları arasında 7 banka iflası yaşanmışken, 1986-1991 yılları arasında bu rakam 175'e çıkmıştır (Sarkar ve Sriram, 2001). Bu değerler, erken uyarı sistemlerinin finansal alandaki uygulamalarının öneminin zaman içerisinde ne denli artmış olduğunu ifade etmektedir.

Erken uyarı sistemleri, kendiliğinden meydana gelen ekonomik krizleri yok saymakta ve krizlerin basit, modellenabilir tetikleyicilerinin var olduğu iddiasını savunmaktadır (Davis ve Karim, 2008).

Varlık nedeni, meydana gelmesi muhtemel bir tehlikeyi önlem almaya yetecek kadar erken bir zaman diliminde farketmek ve çeşitli aksiyon planları ile gidiş yolları sunan bir yapı oluşturmak ve gelebilecek zararı ya ortadan kaldırmak ya da en aza indirmek olan erken uyarı sistemleri, finans alanında da benzer şekilde kendisine yer bulmaktadır.

3.1 Finans Sektöründe Erken Uyarı Sistemlerinin Kullanım Alanları

Erken uyarı sistemleri, finansal alanda, finansal krizlerin tahmin edilmesi, banka iflaslarının öngörülmesi, kredinin geri dönmemesi veya kurumsal kredilerde, kredi verilen firmanın iflas etmesi gibi durumların öngörülmesi amacıyla kullanılmaktadır.

3.1.1 Finansal krizlerin tahmin edilmesine yönelik erken uyarı sistemleri

Finansal alanda kriz kavramı, herhangi bir mal, hizmet, üretim faktörü ya da döviz piyasasındaki fiyat ve/veya miktarlarda kabul edilebilir bir değişme sınırının ötesinde gerçekleşen şiddetli dalgalanmalar olarak tanımlanabilir (Yaman, 2010). Yaman'ın (2010) çalışmasında yer alan bir diğer tanıma göre finansal kriz, ekonomide aniden ve beklenmedik bir şekilde ortaya çıkan olayların ülke ekonomisini, firmaları ve vatandaşları zor duruma sokacak sonuçlar ortaya çıkarması olarak ifade edilmektedir.

Finansal krizler kendi özelinde eşsizmiş gibi görünse de aslında göstergeleri ve belirli tetikleyicileri vardır ve eğer doğru zamanda farkedilebilirlerse önlenabilir veya etkileri asgari düzeye çekilebilir. Ciarlone ve Trebelsi (2005), ekonomik krizlerin nedenlerini aşağıdaki şekilde sıralamışlardır;

1. Zayıf ekonomik sistemler
2. Makroekonomik politikalardaki değişkenlik
3. Zayıf bankacılık sektörü
4. Dış para akışına aşırı bağımlılık
5. Belirsiz büyüme tahminleri

Finansal krizler; bankacılık, döviz ve borçlanma krizleri olmak üzere 3 ana gruba ayrılırlar (Asanovic, 2013). Bu üç kriz tipi birbirinden ayrık değerlendirilememekle birlikte her birinin kendine has tetikleyicileri ve göstergeleri bulunmaktadır. Bunun yanı sıra Bebecky ve arkadaşlarının (2014), bankacılık krizlerinin borçlanma krizlerine ve borçlanma krizlerinin de döviz/para krizlerine yol açtığı yönünde tespitleri bulunmaktadır. Ciarlone ve Trebeschi (2005) de döviz ve borçlanma krizleri arasındaki ilişkiyi irdelemiş ancak tam bir ilişkiden söz edilemeyeceği, borçlanma krizlerinin faiz birikimleri veya anapara gecikmeleri gibi farklı sebeplerle de ortaya çıkabileceği sonucuna varmıştır.

Özgülbaş ve Koyuncugil (2012), finansal alanda erken uyarı sistemlerini kullanmanın faydalarını aşağıdaki gibi özetlemişlerdir:

- Firmaların, finansal anlamdaki performanslarını ve bir ekonomik krizin neresinde durduklarını, pozisyonlarını belirlemelerine yardımcı olur.
- Olası bir kriz durumunda veya refah dönemlerinde finansal stratejilerin belirlenmesi için ışık tutar. Ekonomik kriz söylentileri, ihtimali, finansal stratejilerin belirlenmesinde ciddi bir rol oynamaktadır.
- Finansal ve operasyonel risklerin tespit edilmesine yardımcı olur, gerekli aksiyon adımları önerir.
- Riskin yok edilmesi için yol haritalarının oluşturulmasına yardımcı olur.
- Finansal zorluklardan korunmaya ve/veya etkisini minimize etmeye yardımcı olur.
- İflas ve risk oranını düşürür.
- Finansal kaynakların etkin kullanımında yön göstericidir.
- Rekabet kapasitesinin artırılması sağlar. Olası bir kriz ihtimalinin rakiplerden önce fark ediliyor olması rekabet yoğun sektörlerde ciddi bir rekabet avantajı sağlamaktadır.
- Ülke geneline bakıldığında işsizlik oranında azalma görülür.
- Ekonominin stabil kalmasına yardımcı olması ve firmaların bekası açısından devlet için daha fazla vergi olanağı sağlar.
- Fırsatlardan yararlanmak ve riskleri bertaraf etmek açısından yol göstericidir.

3.1.1.1 Bankacılık krizleri

Bankacılık krizleri, bankaların temel görevlerini gerçekleştiremeyecek hale gelmesi olarak tanımlanabilir (Davis ve Karim, 2008). Özdemir'e (2007) göre bankacılık krizleri, gerçek ve potansiyel banka başarısızlıkları, bankaların yükümlülüklerini yerine getirememesi ve bankaların başarısızlıkları sonucunda devletin büyük ölçüde yardımda bulunması olmak üzere üç durumu ifade etmektedir.

Bankacılık krizlerine yönelik diğer bir tanımlama da Yaman tarafından yapılmıştır; Yaman (2010), bankacılık krizlerini, bankalara karşı duyulan finansal güvenin

kaybolması ve dolayısıyla tasarruf sahiplerinin bankalarda bulunan mevduatlarını geri almak için bankalara aynı anda başvurmaları veya başka sebeplerle bankaların, kendi yükümlülüklerini karşılayamayacak hale gelmesi sonucunda devletin söz konusu bankaların faaliyetlerine son vermesi, birleşmeye zorlaması, kamulaştırması veya önemli miktarda finansal destekte bulunması olarak tanımlamaktadır.

Bankalardan kaynaklanan finansal krizler ekonomi üzerinde, diğer finansal firmalar veya finansal olmayan firmalara nazaran, daha büyük tahribata neden olmaktadır. Bankaların içlerinde bulundukları olumsuz durumdan kurtarılması için yapılan harcamalar sonucunda ortaya çıkan bütçe açığını finanse edebilmek adına enflasyon vergisi gibi olumsuz sonuçlar doğuran yollara başvurulabilir (Özdemir, 2007).

Banka kaynaklı finansal krizlerin sebeplerini aşağıdaki gibi (Özdemir, 2007; Yaman, 2010);

1. Aşırı değerlenmiş döviz kuru
2. Yetersiz seviyedeki uluslararası rezervler
3. Ekonomide yaşanan resesyon evresi
4. Yüksek faiz oranları
5. Aşırı kredi büyümesi
6. Makroekonomik şoklar: Faiz oranlarındaki ani
7. Yasal düzenlemelerin gevşetilmesi sonucunda bankaların daha riskli faaliyetlere yönelmesi
8. Bankacılık sektöründe artık kendisini daha yoğun bir şekilde gösteren rekabet
9. Bankacılık yönetiminin başarısız ve suistimale açık olması

Bankacılık krizlerinin, tüketicilerin ve şirketlerinin faaliyetlerini sınırlandırmak, tüketimin azalmasını hızlandırma ve dolayısıyla finansal sektörün işleyişini engellemek gibi olumsuz etkileri bulunmaktadır.

Bankacılık krizleri üzerinde, yapılmış çalışmalar Çizelge 3.1’de listelenmiştir.

Çizelge 3.1 : Bankacılık krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Kaminsky ve Reinhart	1999	Bankacılık krizlerini iki durumdan herhangi birinin gerçekleşmesine bağlamışlardır: Bankaların, birleşme, satın alınma ve kapanması durumu veya söz konusu bankanın devlet tarafından yüksek meblağlarla desteklenmesi durumu olarak tanımlanmıştır.
Caprio ve Klingebiel	2003	1970-2002 döneminde meydana gelmiş 117 sistemik bankacılık krizi ve 51 sistemik olmayan bankacılık krizi irdelenmiştir.
Laeven ve Valencia	2008	1970-2011 döneminde oluşmuş 147 bankacılık krizi irdelenmiş ve bankacılık krizinin tanımı yapılmıştır. Bankacılık krizleri, bankaların, birleşme, satın alınma ve kapanması durumu veya devlet tarafından desteklenmesi veya nakit desteği, bankanın yeniden yapılandırılması talebi, bankanın kamusallaşması, belirgin teminatların alınması, varlık alımları veya mevduatların dondurulması durumlarından en az üçünün gerçekleşmesi olarak tanımlanmıştır.
Reinhart ve Rugoff	2009	1880-2010 yılları arasındaki 70 ülkeye ait krizler incelenmiş ve kriz sonrası yaşanan ortak durumlar, etkiler ortaya konulmuştur.
Davis ve Karim	2009	Bankacılık Krizi; Bankaların temel görevlerini gerçekleştiremeyecek hale gelmesi olarak tanımlanmış ve 1979-2003 yılları arasında gerçekleşen 174 sistemik bankacılık krizi irdelenmiştir. Yapılan çalışma temel olarak, literatürde kullanılan iki ana yöntemi (multinomial lojit ve sinyal çıkarma) bir veri setine uygulayarak sonuçlarının kıyaslanması üzerine kuruludur. Sinyal üretme yaklaşımı ve çok değişkenli logit model aynı veri seti üzerinde uygulanmış ve sonuçları kıyaslanmıştır
Davis, Karim ve Liadze	2011	Tüm bankacılık krizleri ortak sebeplerle mi ortaya çıkmıştır yoksa tümüyle ayırık olaylar mıdır sorusu üzerine yola çıkılan bir çalışmadır.

Çizelge3.1. (devam) Bankacılık krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Oet, Bianco, Gramlich ve Ong	2013	Ekonomik krizlere ilişkin faktörlerin ortak noktalarının tespitini ve karar vericilere gerekli önlemleri almaları için zaman kazandıracak erken uyarı sisteminin oluşturmasını amaçlamıştır.
Asanovic	2013	Montenegro'da yaşanan kriz ile ilgili olarak 11 banka ve 6 mikro-finans kurumuna ait veriler incelenerek logit model ve bayes model ortalamalarını kullanılarak kriz tahminlenmeye çalışılmıştır. Bayes kullanımı ile belirsizlik durumu da modele dahil edilmiş ve tahmin gücü yükseltilmiştir.
Drehmann ve Juselius	2014	Erken uyarı göstergelerinin, bir fayda fonksiyonu ile tanımlanarak, tahmin güçlerinin, tip1 ve tip2 hata denkliği sağlanarak sınıflandırılması yapılmış, bu denkliği sağlarken de ROC (Receiver Operating Characteric) eğirisinden faydalanılmıştır. Kriterlerde Zamanlama, Stabilite ve Yorumlanabilirlik özelliklerinin önemi bir performans kriteri olarak vurgulanmıştır.

3.1.1.2 Döviz krizleri

Finansal kriz türlerinden biri olarak, döviz ve ya para krizi, yabancı para kurlarındaki belirli bir eşiği uzunca bir süre baskılamak (Edison, 2002) ya da eşiğin üzerinde seyretmek konusunda ısrarcı olmak olarak tanımlanmıştır (Kouwenberg, 2013). Döviz krizleri, sabit kur sisteminin bulunduğu ekonomilerde, piyasa aktörlerinin ellerindeki ulusal varlıkları aniden yabancı varlıklara çevirmeleri sonucunda Merkez Bankası'nın, döviz rezervlerini devreye sokması sonucu yaşanan düşüşle ortaya çıkmaktadır (Yaman, 2010). Döviz krizleri, bankacılık krizlerine nazaran daha büyük (Asanovic, 2013) ve tarihte de gözüldüğü üzere devasa tahribatlara yol açabilmektedir (Kouwenberg, 2013).

Bu nedenle, araştırmacılar, dönemler itibarı ile döviz kurlarında yaşanabilecek bu krizleri vaktinde farkedebilmek adına döviz kurundaki dengesizliklerin ortak noktalarını tespit etmeye yönelmişlerdir (Kouwenberg, 2013).

Yapılan çalışmalar göstermiştir ki döviz ve borçlanma krizleri temel olarak; kötü giden makroekonomik gelişmeler, dış finansal şartlardaki kötüye gidiş ve riskten kaçan uluslararası yatırımcıların sayısındaki artıştan kaynaklanmaktadır (Ciarlone ve Trebeschi, 2005). Sayıca bankacılık krizleri kadar çok olmasa da literatürde döviz krizleri üzerinde yapılmış çalışmalar, Çizelge 3.2.'de özetlenmiştir.

Çizelge 3.2 : Döviz krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Kaminsky ve Reinhart	1999	1970 -1995 dönemine ait 76 kriz incelenmiş ve döviz krizleri, kur değişim hızının, belirli bir eşiği aşması durumu olarak tariflenmiştir. Kriz dönemleri ise krizlerin patlaması ve takip eden 24 aylık süreç olarak tanımlanmıştır.
Edison	2003	Döviz Krizlerini tahminmemek üzerine yapılmış olan bir çalışma. Kriterlerin problem üzerindeki etkinliklerini ölçümlemeye çalışmıştır.
Kaminsky	2006	1970-2002 yılları arasında meydana gelen 96 döviz krizi incelenerek bu krizlerin ortaya çıkış şekilleri regresyon ağaçları kullanılarak sınıflandırılmaya çalışılmıştır.
Laeven ve Valencia	2008	Çalışma, 1970-2011 yılları arasındaki 100 ülkeye ait 218 krize ilişkin yıllık bazdaki veri seti kullanılarak yapılmıştır.
Lin, Khan, Chang ve Wang	2008	Döviz krizleri üzerine nöro-bulanık mantıkla oluşturulmuş bir erken uyarı sistemi tasarımı yapılmıştır.
Aydın ve Kara	2008	Markov Rejim değişimleri yöntemi ile ülke konjunktürünü daha iyi yansıtan döviz kurlarının değişimini irdeleyerek ekonomik krizlerin tahminlenmesine çalışılmıştır.
Reinhart ve Rogoff	2011	1880-2010 yılları arasındaki 70 ülkeye ait krizler incelenmiştir. Döviz krizleri, kurdaki aşırı değişim hızı olarak tariflenmiş ve 1880- 2010 yılları arasında gerçekleşen 70 ülkeye ait kriz verisi incelenerek bir erken uyarı sistemi oluşturulmaya çalışılmıştır.

Çizelge 3.2. (devam): Döviz krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Cumperayot ve Kouwenberg	2013	Döviz krizlerine ekstrem noktaların analizi perspektifinden yaklaşarak uç noktaları analiz etmiş ve krizleri öngörmeye çalışmışlardır. Bu yöntem, kriz sayısının az olması ve krizlere sebebiyet veren durumların normalin dışında seyreden durumlar olduğu varsayımı ile tercih edilmiştir.
Babeck'y ve arkadaşları	2014	Literatürdeki bir çok çalışmanın aksine, gelişmekte olan ülkeleri değil, gelişmiş ülkeleri baz alarak yapılmış bir çalışmadır. 40 ülkenin verileri kullanarak yapılan çalışmada, biçimlendirilmiş değişkenler vasıtasıyla panel vektör yöntemi kullanarak finansal krizlerin tahminine yönelik bir erken uyarı sistemi modellenmiştir.

3.1.1.3 Borçlanma krizleri

Finansal krizlerden biri olan ve genellikle bankacılık krizleri ile birlikte tetiklendiği varsayılan borçlanma krizleri, en basit tanımı ile bir ülkenin, kurumun ya da bankanın sahip olduğu borcu ödeyemeyecek duruma gelmesi olarak tariflenebilir. Ciarlone ve Trebeschi (2005), yaptıkları çalışmada borçlanma krizlerinin ortaya çıkışını aşağıda listelenen maddelerden birkaçının gerçekleşiyor olamsına bağlamışlardır:

1. Bir ülkenin, resmi olarak ulusal veya uluslararası borçları ile ilgili moratoryum ilan edilmesi,
2. Bir ülkenin, yıl sonunda ödemesi gereken faiz/anaparanın %5'lik bir kısmından daha büyük bir kısmını ödeyememesi,
3. Bir ülkenin, kredi verenlerine olan dış borçlarına ilişkin toplam gecikme tutarının yıl sonunda ödenmesi gereken dış borcun %5'inden daha fazla olması,
4. Bir ülkenin, dış borcunun yeniden yapılandırılması ve/veya vadelenendirilmesine yönelik bir anlaşma yapılması,
5. Bir ülkenin, IMF'den büyük destek paketi alması

Literatürde, borçlanma krizine ilişkin yapılmış çalışmalardan bir kısmı Çizelge 3.3.'te listelenmektedir.

Çizelge 3.3 : Borçlanma krizleri üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Detragiache ve Spilimbergo	2001	1971-1998 yılları arasında gerçekleşen 54 kriz vakasına ilişkin verilerden faydalanılarak bir erken uyarı modeli oluşturulmuştur. Borçlanma krizleri, Bankanın, borçlarına ilişkin gecikme ve faiz tutarlarının, toplam borcun %5'ini aşması durumu veya bankanın, toplam portföyünün %5'inden fazlası kadar olan borcunu yeniden yapılandırması olarak tanımlanmıştır.
Ciarlone ve Trebeschi	2005	1980-2002 yılları arasında 28 Pazar ekonomisi incelenmiş ve ortalama uzunluğu 7 sene olan 44 kriz incelenmiştir ve bir ülke için, borçlanma krizinin var olması için sağlanması gereken şartları sıralamışlardır.
Fuertes ve Kalotychou	2007	Borçlanma krizleri üzerinde, tek değişkenli ve çok değişkenli logit model ve k-ortalamalar yönteminin kombinasyonundan oluşan ve karar vericinin risk alma yaklaşımına göre değişebilecek erken uyarı sistemleri oluşturmuşlardır.
Yeyati ve Panizza	2011	1970-2005 yılları arasındaki 39 ülkeye ait 63 kriz vakasına ilişkin yıllık veri seti incelenmiş ve borçların ödenmemesi durumunda, hemen kanuni yollara başvurmak ve krizi tetiklemekle, kanuni yollara başvurmayı erteleyerek oluşacak yeni zararlara da katlanma riskini göze almak arasında bir başabaş analizi yapmıştır.
Babeck'y ve arkadaşları	2014	40 ülkenin verileri kullanarak yapılan çalışmada, biçimlendirilmiş değişkenler vasıtasıyla panel vektör yöntemi kullanarak finansal krizlerin tahminine yönelik bir erken uyarı sistemi modellenmiştir.

3.1.2 Banka iflasları ve firma başarısızlıklarını tahmin etmeye yönelik erken uyarı sistemleri

Ekonomik sistemin temel düzenleyicisi ve taraflar arasında aracılık görevini üstlenen bankaların yaşamlarını devam ettirebilmeleri, ekonomik sistemin devamlılığı açısından kritik bir öneme sahiptir. Bankaların da birer kurum olarak tasavvur edilerek sınıflandırma yapılacak olursa firma başarısızlıklarını ve banka iflaslarını birlikte değerlendirmek anlamlı olacaktır.

3.1.2.1 Banka iflasları üzerine geliştirilmiş modeller

Daha önceki bölümlerde de ifade edildiği gibi, bankalar, tüm dünyada sürdürülen ekonomik ilişkileri yönetmeleri ve para arzı ve talebi arasında aracılık görevi üstlenmeleri bakımından oldukça kritik öneme sahiptirler. Bir ülkede bankaların iflas etmesi veya mali sıkıntı içerisinde olması, ülke ekonomisi açısından krizlerin tetiklenmesi bakımından oldukça önemlidir. Bankaların ekonomi içerisindeki yeri düşünüldüğünde, bu alanda yapılmış olan erken uyarı modellerinin önemi ortaya çıkmaktadır.

Sarkar ve Sriram (2001), bir bankanın iflas etmesi durumunu, bankanın borçlarını ödeyememesi ve faaliyetlerini yerine getirememesi olarak tanımlamışlardır (2001). Yine Sarkar ve Sriram'ın ifade ettiği üzere, bu alanda yapılmış çalışmaların çoğu, mali sıkıntılara sebebiyet verebilecek değişkenlerin ortaya konulması ve bu değişkenleri sınıflandırarak doğruluklarının saptanması üzerine olmuştur; çalışmalardan çok azı mali sıkıntının gerçekleşme zamanını ve tahmin hatalarını da modele dahil etmiştir.

Bir bankada problem olduğuna yönelik karar alınması, bankanın iflas etmesi ve kapatılması ciddi anlamda uzun bir sürece tekabül eder. Bu süre zarfında bankanın iflasını ve kapanmasını engellemeye yönelik yapılabilecek bir çok aksiyon vardır. Bu nedenle, denetçinin, bankanın sağlık durumuna ilişkin görüşü sürecin akıbeti açısından ciddi bir öneme sahiptir (Sarkar ve Sriram, 2001). Bu alandaki erken uyarı sistemleri, hangi faktörlerin banka batıklarında daha etkin olduğunu anlamak, problemleri raporlamak ve erken önlemler almak ve regülatörler açısından, mali sıkıntının mümkün mertebe erken farkedilmesi ve kurtarma faaliyetleri, beklenen maliyeti düşürmek adına önemlidir (Sarkar ve Sriram, 2001).

Bankaların iflas etme olasılıklarını tahmin etmeye yönelik olarak yapılan çalışmalar Çizelge 3.4.'te özetlenmiştir.

Çizelge 3.4 : Banka iflasları üzerine yapılmış literatürdeki çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Sarkar ve Sriram	2011	Naive Bayes ve Kompozit değişkenler kullanılarak oluşturulan Bayes modelleri ile banka iflaslarının tahminine yönelik bir erken uyarı sistemi modeli kurmuşlardır. Denetçinin bilişsel süreçlerinin otomatizasyonu sağlanmaya çalışılmıştır.
Ecer	2013	Türk Bankaları üzerinde, yapay sinir ağları ve destek vektör makineleri yöntemleri uygulanarak performansları kıyaslanmıştır.

3.1.2.2 Firmaların başarısız olma olasılıklarını tahmin etmek üzerine geliştirilmiş modeller

Firmaların başarısız olma olasılıklarını tahmin etmeye yönelik geliştirilen modeller, 4. bölümde detaylı olarak ifade edilecektir.

Bu bölümde, erken uyarı sistemlerinin finans alanındaki kullanım alanları ve şekilleri detaylı olarak ifade edilmiştir. Bu tez çalışmasının konusu olan firma başarısızlıklarının öngörülmesi için geliştirilen modeller için bir giriş yapılmıştır.

4. FİRMA BAŞARISIZLIKLARININ TAHMİNİNE YÖNELİK ERKEN UYARI SİSTEMLERİ

4.1 Firma Başarısızlıklarının Tahmin Edilmesi: Problemin Etki Alanı

Bir firmanın başarılı olup olmaması sadece işletme sahipleri, ortakları ya da yöneticileri açısından değil aynı zamanda müşterileri, tedarikçileri, rakipleri, çalışanları, çalışanlarının aileleri, kredi veren kurumlar ve yatırımcılar açısından da önemlidir. Firmalar, finansal anlamda varlıklarını farklı kaynaklardan beslenerek devam ettirirler, kendi özkaynakları haricinde kredi kullanabilirler veya ticari anlamda borçlanabilirler. Literatürde bir firmanın başarısız olması ya da iflas etmesi durumu birkaç farklı şekilde tanımlanmıştır. Mali anlamda yükümlülüklerini yerine getirememesi durumu da bu tanımlamalardan biridir, (Sarkar ve Sriram, 2001). Bir firmanın mali yükümlülüklerini yerine getirememesi durumu, kötü niyetli durumların dışında, mali sıkıntıda olmasının bir sonucu olarak gerçekleşir. Firmayı mali sıkıntıya düşüren faktörler ise kendi yönetimi ile ilgili olabilir ya da tamamen içerisinde faaliyet gösterdiği alanın belirsizliğinden kaynaklanıyor olabilir. Bu nedenle, bir firma için, mali sıkıntıya sebebiyet verebilecek risk faktörlerinin bir erken uyarı sinyaline dönüştürülüyor olması firmanın ve içerisinde faaliyet gösterdiği alanın sağlıklı bir şekilde devam edebilmesi için önemlidir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012).

Firmaların, finansal anlamda bir kaynak olarak kullandığı kredilerinin geri ödenip ödenmemesi durumu, sadece firma açısından değil, aynı zamanda kredi veren kuruluş olarak bankaların da ilgi alanına girmektedir. Bu nedenle, bankalar veya kredi veren kurumlar, firmaların finansal anlamda performanslarını, hem kredinin tahsis sürecinde hem kredinin ödeme süreci boyunca takip etmektedirler. Türkiye Bankalar Birliği'nin (2014), periyodik olarak yayınlamakta olduğu, Aktif Büyüklüklerine Göre Banka Sıralaması Raporu'na göre, 2014 Haziran ayı sonu itibarı ile, Türk Bankalarının toplam aktif büyüklüğü, 1,729,198 milyon TL olarak gerçekleşmiştir. Bu rakamın %63.4'ü, bankaların kullandırmış olduğu krediler olarak 1,091,899 milyon TL'ye tekabül etmektedir, (TBB, 2014). Bankaların kredi

kullandırımlarının büyüklüğü TCMB'nin (2014) Kredi Büyüklükleri raporuna göre, Çizelge 4.1'de de gösterildiği üzere 2005 yılı baz alındığında %857'lik bir büyüme gerçekleştirmiştir. Bankaların firmalara kullandığı kurumsal krediler ise, krediler pastasının yaklaşık olarak yarısını oluşturmaktadır (TCMB, 2014). Geri ödenmeyen kredilerin, sorunsuz ödenen kredilere oranı, ülke ekonomisinin genel durumu açısından öncü bir gösterge niteliği taşımaktadır . 90 gün boyunca ödeme yapılmamış olan kanuni takipteki kredilerin oranı, ekonomide bireylerin ve kurumların ödeme kabiliyetini, bankaların aktif kalitesini ve düzeyini göstermektedir, (Yücememiş ve Sözer, 2011). Kurumsal kredilerin kanuni takibe düşme oranları, taşıdıkları riskin de büyüklüğü itibarı ile tüketici kredilerine nazaran daha fazla olmuştur (Çizelge 4.3).

Firmaların yaşamına devam etmesi ve başarılı olmasının ilgilendirdiği diğer bir muhatap o firmanın çalışanlarıdır. İstihdam raporuna göre, 2014 Ocak ayı itibarı ile, istihdam edilen 15 yaşından büyük kişi sayısı 24,456,000 olurken, işsizlik oranı %10.1 olmuştur (TUIK, 2014). Dolayısıyla, firmaların hayatta kalması yönünde adımların atılması ve önlem alınması, sadece firmanın borçlu olduğu kurumları değil aynı zamanda ciddi bir çalışan kitlesini de etkilemektedir.

Çizelge 4.1 : Yıllara göre bankaların kredi büyüklükleri ve kanuni takibe düşme oranları, (TCMB, 2014).

	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014
Toplam Kredi Hacmi (Milyar TL)	6,214,511	9,168,983	12,434,917	15.208.656	16.094.907	23.363.702	30.954.932	36.863.075	48.255.780	53.272.221
Kredi Hacmi Büyümesi %	100%	148%	200%	245%	259%	376%	498%	593%	777%	857%
Tüketici Kredileri %	46%	50%	53%	53%	56%	56%	56%	54%	53%	53%
Kurumsal Krediler %	54%	50%	47%	47%	44%	44%	44%	46%	47%	47%
Tüketici Kredileri Kanuni Takibe Düşme%	0,7%	0,8%	1,4%	2,3%	4,2%	2,7%	1,9%	2,1%	2,0%	2,5%
Kurumsal Krediler Kanuni Takibe Düşme	0,7%	0,9%	1,5%	4,7%	9,7%	5,7%	3,5%	3,4%	3,1%	3,2%

TOBB'un (2014) raporlama sisteminde yayınladığı yıllık açılan ve kapanan firma sayılarına göre 2013 yılı içerisinde Türkiye'de 108,930 yeni firma açılmış ve aynı zamanda 37,273 firma da kapanmıştır (Çizelge 4.2). Açılan firma sayısının kapanan firma sayısına oranlanması ile karşılaşılan rakam, hem pazarın gitgide büyüdüğünü hem de pazardaki oyuncu artışı ile birlikte rekabetin de artmış olduğunu göstermektedir. Bu oran, yıllar içerisinde küçülmekte olduğundan pazardaki büyümenin ve rekabetin ilerleyen yıllarda da artmaya devam edeceğinin göstergesi olmaktadır. Pazardaki rekabetin seviyesi, firmaların faaliyetlerine devam etme durumunu etkileyen bir faktördür ve pazardaki rekabet seviyesinin artması, firmalar açısından riskli bir ortam yaratmaktadır.

Çizelge 4.2 : Yıllara göre açılan ve kapanan firma sayıları, (TOBB, 2014).

	2011	2012	2013
Açılan Firma Sayısı	113,907	107,219	108,930
Kapanan Firma Sayısı	54,492	47,978	37,273
Oran	%48	%45	%34

Yine TCMB'nin (2014) açıklamış olduğu Sektör Bilançolarındaki rakamlara göre yıllar itibarı ile incelenen bilançolardan kar ve zarar açıklayan firmaların istatistikleri Çizelge 4.3'te özetlenmiştir. İfade edilen rakamlara göre, yıllık bazda incelenen firmalardan her yıl ortalama yaklaşık %30 firma zarar açıklamaktadır. Bir firmanın zarar ediyor olması, onun mali açıdan sıkıntıya düşebileceğine işaret etmektedir. Bahsi geçen oranın büyüklüğü yine incelenen problemin önemine işaret etmektedir.

Çizelge 4.3 : Yıllara göre kar ve zarar açıklayan firma sayıları, (TCMB, 2014).

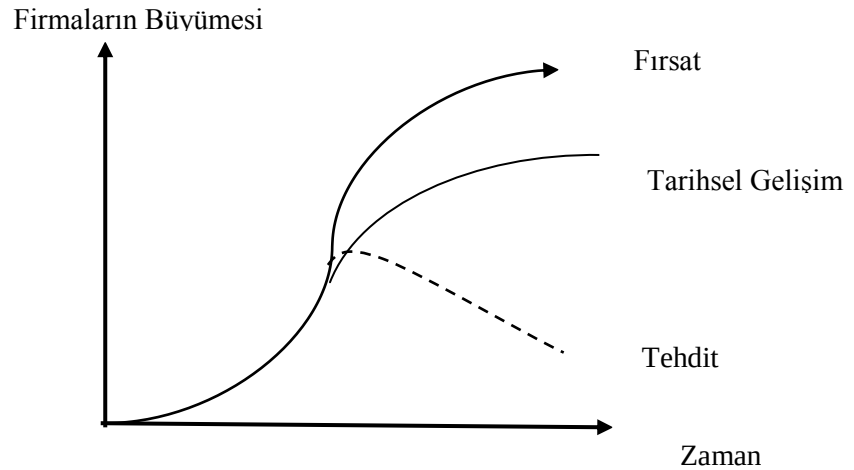
	2011	2012	2013
Kar Açıklayan Firma Sayısı	5605	7293	6560
Zarar Açıklayan Firma Sayısı	3312	2170	2547
Oran	%37	%23	%28

Bütün bu rakamların ışığında, problemin büyüklüğü ve etki alanı düşünüldüğünde, firmaların başarısız olma olasılıklarını tahmin eden bir çalışma yapmanın önemi ve gerekliliği de ortaya çıkmaktadır. Bu şekilde, bir finans kurumunun bakış açısından, yapılacak olan bir çalışma, hem kredi veren kurumlar açısından geri dönmeme olasılığı yüksek olan krediler için bir erken uyarı modülü ile tahsis sürecine bir girdi

oluşturmak, hem de risk altındaki firmalar için, yeni bir borçlanma ile başarısız olma risklerine karşı yeni bir finansal yükümlülük ilave etmemek açısından oldukça önemlidir.

4.2 Firma Başarısızlıkları, İflas ve Mali Sıkıntı Tahmin Modelleri

Bir firmanın varlığını devam ettirmesi ve karlılığını sürdürüyor olması yöneticilerin temel amacıdır (He ve Trabelsi, 2013). Bu nedenle, firmaların, başarılı olabilmeleri için, sadece başarılı olmalarını sağlayacak değil, aynı zamanda iflasa sürükleyebilecek olan faktörlerin de bilincinde olmaları gerekmektedir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012). Günümüzde, belirsizlik o kadar artmıştır ki firmalar açısından sadece kendilerinin değil, aynı zamanda ilişkili oldukları diğer kurumların da performanslarını takip etmeleri ve olumsuz durumlarda nasıl önlem almaları gerektiğine dair bir faaliyet planlarının olması gerekmektedir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012). Ansoff (1975), yaptığı çalışmada, bir firmanın çevresel şoklara verdiği tepkiye göre büyüme eğrisini oluşturmuştur (Şekil 4.2). Ansoff'a (1975) göre, firmalar, bir şokla karşılaştıklarında, bu şoka hazırlıklı olma ve tepki verme kabiliyetine göre, karşılaştığı durumu fırsata ya da tehdiye dönüştürebilirler. Firmanın tepki kabiliyeti oluşturabilmesi veya önlem alabilmesi için de “zayıf sinyalleri” yeteri kadar erken algılayabiliyor ve işleme alabiliyor olmalıdır (Ansoff, 1975).



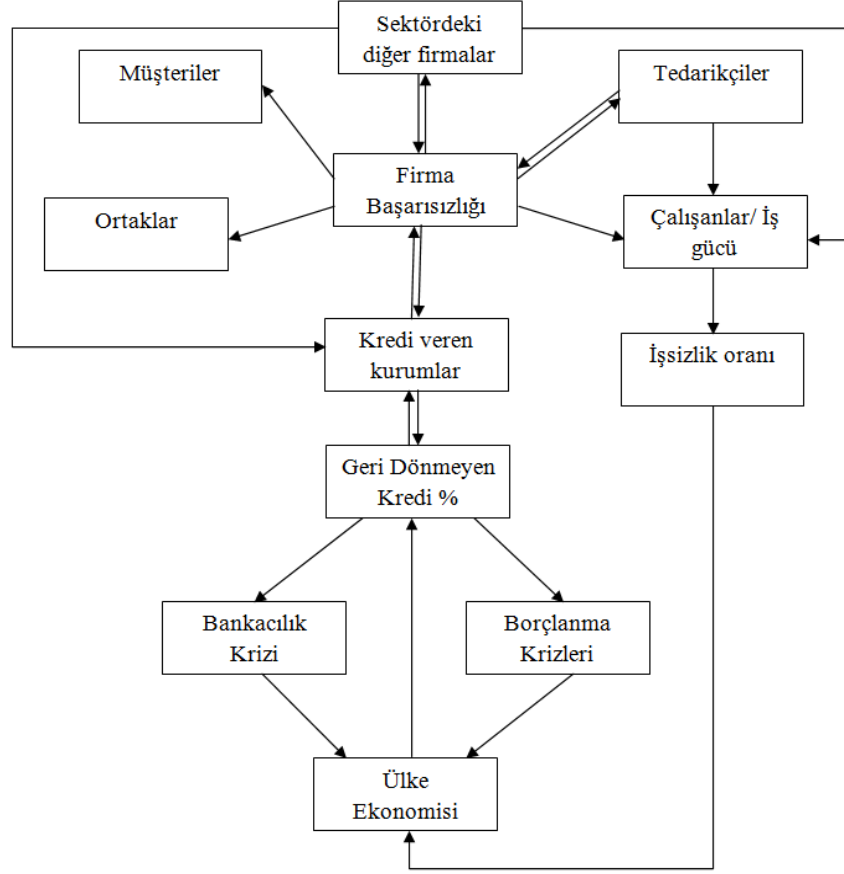
Şekil 4.1 : Firmaların zaman içerisindeki büyüme eğrileri (Ansoff, 1975).

Yönetimsel yetersizlikler, rekabet, ekonomik koşullar, globalleşmeden kaynaklı ani tehditler ve finansal krizler firmaların performansını olumsuz yönde etkilemektedir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012). Bunun sonucunda, performansı olumsuz yönde

etkilenen firmalar, en belirgin sonuç olarak mali sıkıntı içerisine girmektedirler. Ekonomik anlamada zorunluluklarını yerine getiremeyen firmalar, borçlarını ödeyememe ve bunun sonucunda da iflas etme riski ile karşı karşıya kalırlar (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012).

2007-2008 yılında meydana gelen global krizde, firmaların daha gerekli önlemleri alamadan belli finansal göstergelerin değerlerinin düşmesi sonucunda büyük bir kısmı iflasa sürüklenmiştir (Li ve Wang, 2014). Günümüz koşullarının çetinliği iflas olasılığını ciddi bir şekilde arttırmaktadır (Sun ve Shenoy, 2006). Mali sıkıntılara ilişkin bazı erken uyarı sinyalleri, yöneticilerin zamanında önlem alması ve sıkıntıları önleme ya da etkisini azaltma konusunda yardımcı olabilir (He ve Trabelsi, 2013). Bu nedenle, akademik çevreler ve özel sektör firmaları, sadece zayıf ve geliştirilebilir noktaları değil, aynı zamanda olası krizlere ilişkin doğru ve zamanında sinyaller üreten modelleri de geliştirme üzerine yoğunlaşmıştır (Ansoff, 1975).

Bilindiği üzere, bir firma faaliyet gösterdiği sektör ya da alanda tek başına değildir, sistemin içerisinde bir elemandır ve gösterdiği performans ilişkisi içerisinde bulunduğu diğer sistem elemanlarının performansını da olumlu ya da olumsuz yönde etkileyebilir. Bir firmanın performansı, sadece kendi yönetim başarısından değil aynı zamanda içerisinde faaliyet gösterdiği sektörün, ülkenin ya da alanın parametrelerinden de etkilenmekte, aynı şekilde çevrenin diğer elemanları için bir etki oluşturmaktadır. Bu nedenle bir firmanın başarısız olması, sadece kendisini değil aynı zamanda birçok piyasa aktörünü aynı anda etkilemektedir. Kredi veren kurumlar, yatırımcılar, denetçiler, finansal kurumlar, sermayedarlar, çalışanlar, müşteriler ve elbette ki ülke ekonomisi firmanın performansından etkilenmektedir (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012). Bu nedenle, bir firma için, finansal sorunlara sebep olan risk faktörlerinin bir erken uyarı sinyaline dönüştürülüyor olması Şekil 4.2’de de özetlendiği gibi sadece firmanın değil, aynı zamanda içerisinde faaliyet gösterdiği alanın geleceği için hayati önem taşımaktadır (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012).



Şekil 4.2 : Firmaların başarı durumlarının etki alanı.

Literatürde bu alanda yapılmış olan birçok çalışma bulunmaktadır. Araştırma kapsamında firmabaşarısızlıklarının, iflaslarının veya mali sıkıntıya düşme olasılıklarının tahmin edilmesine yönelik olarak incelenen çalışmalar Çizelge 4.4’te özetlenmiştir.

Çizelge 4.4 : Firma başarısızlıklarının tahminine yönelik çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Beaver	1966	Bir çok finansal oranı inceleyerek, firmanın iflas etme olasılığını tek değişkenli bir yaklaşımla tahmin etmiştir.
Altman	1968	Z-Skoru yöntemini geliştirerek, çok değişkenli ayırma analizi yöntemi ile firmaların mali sıkıntıya düşme olasılıklarını skorlamıştır.
Ansoff	1975	Firmaların normal olmayan durumlarda elde ettikleri sinyalleri değerlendirmeye alma durumlarını ifade eden “weak signals” olarak bilinen çalışmadır.
Pershad	2000	Firmaların iflas etme olasılıklarını tahminlemek için kullanılmış olan yöntemlerin toparlanması için Bayes ortalamalar yöntemini kullanmıştır.
Sun	2006	Çalışmada, iflas durumunun tahmin edildiği çalışmalarda genel olarak kullanılan finansal değişkenlerin yanı sıra, finansal olmayan değişkenlerin de kullanımı ile Hazard Modeli kurulmuş ve uygulaması yapılmıştır.
Sung ve Cho	2006	İflas durumunun sadece bir defa yaşanabilecek olması nedeni ile gidişatın izlenebilmesi için zaman boyutunun da modele dahil edilmesi gerekliliğini ifade etmiş ve dinamik hiyerarşik bayes modeli ile firma iflaslarını tahminlemeye çalışmıştır.
Sun ve Shenoy	2007	İflas tahmin modellerindeki değişken seçimi, doğrulama aşamasındaki aksaklıklar gibi problemleri ele alarak yalın (naive) bayes ağları ile bir iflas tahmin modeli geliştirmiş, modeli lojistik regresyon ile sonuçlarını kıyaslamıştır.
Aghaie ve Saeedi	2009	İran firmaları üzerinde, firmaların iflas etme durumunu tahmin etmek amacıyla, yalın (naive) bayes ağları ile bir uygulama yapılmıştır.
Neil, Hager ve Andersen	2009	Çalışma, kasti veya kaza sonucu oluşan ve kontrolden kaçan, en nihayetinde de finansal anlamda kayıpların hibrit dinamik bayes ağları yöntemi ile modellenmesini amaçlamıştır.

Çizelge 4.4 (devam): Firma başarısızlıklarının tahminine yönelik çalışmalar.

Yazarı	Yıl	Özet
Aktan	2011	Firma iflasları üzerinde yöntemlerin uygulanması ve kıyaslanması üzerine yapılmış bir çalışmadır. Sadece bilanço verilerinin değil, aynı zamanda pazara ilişkin verilerini kullanmanın da önemi ifade edilmiştir.
Özgülbaş ve Koyuncugil	2012	Veri madenciliği yaklaşımı ile firmalara ait risk dereceleri saptanmıştır.
Fijorek ve Grotowski	2012	Henüz kapitalizme geçiş aşamasındaki Polonya firmalarının iflas durumları Hazard Modeli kullanılarak tahminlenmiştir.
Bakar ve Hamid	2012	Firma iflasları ile ilgili olarak, yalın bayes ağları modeli uygulanmış ve daha sonra modeli logistik regresyonla çalıştırılarak sonuçlarını kıyaslamıştır. Bayes yönteminin daha doğru sonuç verdiği sonucuna varılmıştır.
Hernandez ve Wilson	2013	Firmaların mali sıkıntıya düşmesi durumunu, finansal oranların yanı sıra, pazara ilişkin ve makroekonomik kriterlerin de birlikte kullanılarak modellenmesi çalışmasıdır.
He ve Trabelsi	2013	Firma iflaslarını tahmin etmek için kullanılan Logit, Hazard ve Bayes yöntemleri kıyaslanmış, en iyi eşik değerinin tespit edilmesi yönünde bir yöntem sunmuştur.
Chaudhuri	2013	Çalışma, eşik değerinin belirlenmesi, örnekleme yaklaşımları ve tahmin modellerinin doğrulukları üzerinde durulmuştur
Pereira, Basto ve Ferreira-da-Silva	2014	Çalışmada, firma iflasları üzerinde daha önce literatürde uygulanmış olan istatistiksel tabanlı Logit, Probit ve Ayırma Analizi ile yapılmış üç model ve yapay zeka tabanlı kaba-küme (rough set) modeli ve Yapay sinir ağları ile oluşturulmuş modellerin performanslarının kıyaslanması amaçlanmıştır.
Li ve Wang	2014	17 eksi yönde kar açıklamış ve 17 pozitif kar açıklamış toplam 34 firmanın 3 yıllık verilerinden faydalanarak, 6 farklı grupta toplanmış 13 kriter kullanılarak firmaların iflas etme olasılıkları hesaplanmıştır.

Bu tip alıřamlar, yalnızca firmalar aısından deęil, aynı zamanda firma performansının doęrudan muhatabı olan firmaların sorumlu bulunduęu taraflar aısından da nem arz etmektedir. alıřmanın 5. blmnde, kredi veren bir finans kurumu cephesinden, firmanın bařarısız olmasının tariflerinden biri olarak kurumsal kredilerin geri dnmeme olasılıklarının tahmin edilmesi zerine yapılmıř olan alıřma detaylandırılacaktır.

4.2.1 Firma bařarısızlık ve mali sıkıntı tahmin modellerinde kullanılmıř olan deęiřkenler

Literatrde firmaların mali durumlarının tespitine ynelik oluřturulmuř modellerin ok byk bir kısmı firmaların sadece bilano ve gelir tablolarından hareketle elde edilebilecek olan finansal oranlarının gsterge olarak kabul edilmesi ile oluřturulmuřtur. Ancak evresel belirsizliklerin artması ve firmaların yařam dngsnn evreden ve ierisinde faaliyet gsterdięi sektrden baęımsız dřnlemeyeceęi varsayımı altında son yıllarda artık pazara iliřkin gstergeler ve genel ekonomik gstergeler de modellerin ierisinde yer almaktadır. izelge 4.5'te literatrde konu ile ilgili olarak oluřturulmuř modellerde kullanılan finansal oranlar ve dięer gstergeler zetlenmeye alıřılmıřtır.

Çizelge 4.5 : Literatürde firma başarısızlıkları için kullanılan değişkenler.

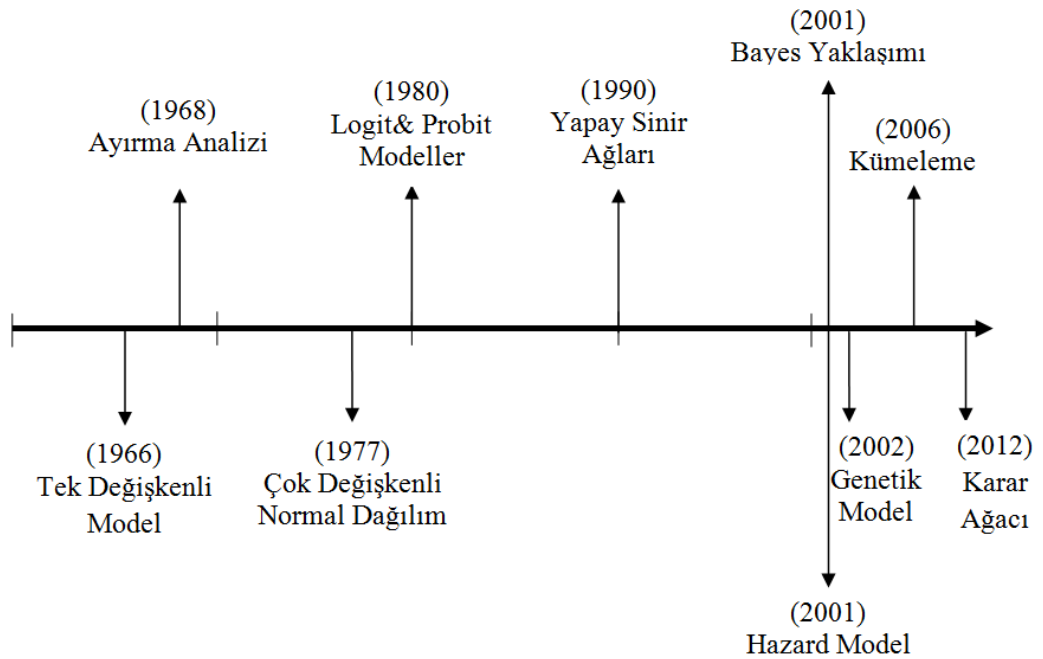
Göstergeler	Kullanıldığı Kaynak Sayısı
Firmanın Likidite Durumuna İlişkin Göstergeler	
Dönen Varlıklar / Kısa vadeli borçlar	12
Dönen varlıklar / Toplam Varlıklar	10
Dönen Varlıklar/ Toplam Borç	1
(Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Borçlar) / 1 günlük işletme gideri	1
(Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Borçlar)/ Toplam Varlıklar	2
(Dönen Varlıklar- Stoklar)/ Kısa vadeli Borçlar	6
(Dönen Varlıklar- Stoklar)/ Toplam Varlıklar	2
(Nakit Varlıklar + Kısa Vadeli Alacaklar)/ Kısa Vadeli Borçlar	1
Likit varlıklar / Toplam Varlıklar	4
Nakit Akışı/ Kısa Vadeli Borçlar	2
Nakit Akışı/ Toplam Borç	8
Nakit Akışı/ Toplam Varlıklar	6
Nakit/ Toplam Borçlar	1
Nakit / Kısa Vadeli Borçlar	4
Net Gelir/ Kısa Vadeli Alacaklar	1
Net İşletme Sermayesi / Toplam Varlıklar	8
Duran Varlıklar/ Toplam Varlıklar	2
Firmanın Borçluluk Durumuna İlişkin Göstergeler (Kaldıraç)	
Kısa Vadeli Borçlar / Özkaynaklar	1
Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar	4
Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Borçlar	2
Kısa Vadeli Banka Borçları/ Toplam Varlıklar	2
Uzun Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar	4
Uzun Vadeli Borçlar / Özkaynaklar	2
Uzun Vadeli Borçlar/ Toplam Borçlar	1
Toplam Borçlar / Özkaynaklar	4
Toplam Borç / Toplam Varlıklar	12
Firmanın Finansal Yapısına İlişkin Göstergeler	
Duran Varlıklar/ Sermaye	1
Duran Varlıklar/ Uzun Vadeli Borçlar	3
Duran Varlıklar/ (Sermaye + Uzun Vadeli Borçlar)	1
(Sermaye + Uzun Vadeli Borçlar) / Duran Varlıklar	1
Sermaye/ Toplam Borçlar	1
İşletme Sermayesi/ Hissedarların Payları	1
Hissedarların Payları / Toplam Varlıklar	4
Dağırılmamış Karlar/ Toplam Varlıklar	8
Özkaynaklar/ Duran Varlıklar	3
Stok/ Toplam Varlıklar	1
Firmanın Faaliyet Durumuna İlişkin Göstergeler	
Dönen varlıklar / Toplam Satışlar	5
Nakit/ Toplam satışlar	6
(Dönen Varlıklar- Stoklar)/ Toplam Satışlar	2
İşletme Sermayesi / Net Satışlar	1
Net İşletme Sermayesi / Satışlar	3
ln(Satışlar)	1

Çizelge 4.5.(devam): Literatürde firma başarısızlıkları için kullanılan değişkenler.

Göstergeler	Kullanıldığı Kaynak Sayısı
Firmanın Faaliyet Durumuna İlişkin Göstergeler	
Net Satışlar / (Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Borçlar)	1
Net Satışlar / Kısa Vadeli Alacaklar	2
Net Satışlar / Toplam varlıklar	2
Satışlar/ Duran Varlıklar	1
Satışlar/ Stok	1
Toplam Satışlar / Toplam Varlıklar	6
Gelir / İşletme Sermayesi	1
Net Gelir/ Uzun Vadeli Borçlar	1
Operasyonel Gelir/ Dönen Varlıklar	1
Operasyonel Gelir/ Satışlar	1
Operasyonel Gelir/Duran Varlıklar	1
Operasyonel Gelir/ Operasyonel Giderler	2
Operasyonel Gelir/Toplam Varlıklar	3
Operasyonel Giderler/ Operasyonel Kar	1
Net Gelir/ Dönen Varlıklar	3
Net Gelir/ Duran Varlıklar	3
Net Gelir/ Hissedarların Payları	3
Net Gelir/ Satışlar	3
Net Gelir/ Stoklar	3
Net Gelir/ Toplam Borçlar	2
Özkaynaklar / Satışlar	1
Personel Giderleri / Toplam Ciro	1
Stok / Satışlar	3
Firmanın Karlılık Durumuna İlişkin Göstergeler	
Karlılık Büyümesi (t yılının net karı - ($t-1$) yılının net karı) / (t yılının kesin net karı - ($t-1$) yılının kesin net karı)	1
Net Kar / Toplam varlıklar	15
Operasyonel Kar/ Net Satışlar	2
Son 2 yıl kar mı zarar mı ilan ettiği	1
Vergi Öncesi Kar	3
Vergi öncesi Kar+ amortisman / Toplam varlıklar (EBİDTA)	7
Makro Ekonomin Göstergeler	
Enflasyon Oranı	1
Hazine Bonosu Faiz Oranı (Son 3 aylık)	1
Firma Büyüklüğüne ilişkin Göstergeler	
Hisse piyasa değeri / Toplam borç	4
$\ln(\text{Toplam varlıklar/ GSMH})$	2
$\ln(\text{Firma Pazar Değeri / Toplam Pazar Büyüklüğü})$	2
Hisse piyasa değeri / Toplam işletme sermayesi	1
Pazar Değeri/ Defter Değeri	1
Pazar Kapitalizasyon İndeksi	2
Toplam varlıkların doğal logaritması	3
Sektöre İlişkin Göstergeler	
Endüstri Sektörel Batık Ortalaması	2

4.3 Firma Başarısızlık Ve Mali Sıkıntı Tahmin Modellerinde Kullanılmış Olan Yöntemler

Firmaların mali durumlarının tahminine yönelik erken uyarı sistemlerinde kullanılan yöntemlerin tarihsel gelişimine bakıldığında, ilk çalışmalar 1966 yılında Beaver ile başlamaktadır. Beaver, çalışmasında tek değişkenli bir yaklaşım ile belirli kriz durumlarında, değişkenlerin ayrı ayrı belirlenmiş eşik değerlerin üzerinde veya altında olması durumuna göre sinyal üreten bir yapı modellemiş ve bu alanda yapılmış olan çalışmaların temelini atmıştır. 1968 yılında, Altman, Z-Skoru olarak bilinen ve bu alandaki bütün çok değişkenli çalışmaların da ilki kabul edilen ayırma analizi modelini literature kazandırmıştır. 1980'lere doğru artık olasılık temelli yaklaşımlar kullanılmaya başlanmış ve hala yaygın olarak kullanılan logit ve probit modeller geliştirilmiştir. 1990'lı yıllarda yapay zekanın yaygınlaşmaya başlaması ile birlikte yapay sinir ağları modelleri ve genetik algoritmalar bu alanda kullanılmaya başlamıştır. 2000'li yıllarda, çevre belirsizliğinin artması ile daha kolay yorumlanabilen ve belirsizliği modele dahil edebilen Hazard ve Bayes Ağları yaklaşımları firma başarısızlıklarının tahmin edilmesi modellerinde kullanılmaya başlanmıştır. Zaman içerisinde firma başarısızlıklarının tahmin edilmesinde kullanılan yöntemler Şekil 4.3'te özetlenmiştir.



Şekil 4.3 : Firma başarısızlıklarının tahmin edilmesinde kullanılan yöntemler.

4.3.1 Tek değişkenli modeller

Sinyal yaklaşımı olarak da bilinen bu yöntem, problem üzerinde ayırt edici sinyaller üretebilecek değişkenlerin, zaman içerisindeki değerlerinin belirli bir eşik değerini aşıp aşmaması durumlarına göre karar verici için sinyaller üretme mantığı ile oluşturulmuş yapılardır. Buna göre, takip edilen gösterge, belirli bir eşik değerinin üzerine çıktığı zaman erken uyarı sistemi aktif hale gelmektedir (Aydın ve Kara, 2008). Firma başarısızlıklarının tahmin edilmesinde tek değişkenli modellerin kullanımı ilk olarak 1966 yılında Beaver tarafından yapılmıştır. Beaver (1966), çalışmasında belirlediği kriterlerin başarılı ve başarısız olan firmalarda farklılık göstereceği varsayımı ile kriterlerin değişimlerini takip ederek, belirli bir eşik değerini aşmaları halinde sinyal üretecek bir model geliştirmiştir.

Tek değişkenli modellerin oluşturulmasında en önemli unsur doğru eşik değerinin tespit edilmesidir. Çizelge 4.6’da A+B+C+D örnekten oluşan bir modelin tahmin edilen değerleri ve gerçekte oldukları sınıflara ilişkin değerler ifade edilmiştir. Buna göre, A, gerçekte başarısız olan firmaların, doğru bir sınıflandırma ile başarısız olarak tahmin edildiği örnek sayısını; B, gerçekte başarılı iken modelde başarısız olarak tahmin edilen örnek sayısını (2. tip hata) ifade etmektedir. Aynı şekilde, C değeri, gerçekte başarısız olan bir firmanın, tahmin modeline göre başarılı olarak tahmin edildiği örnek sayısını (1. tip hata); D ise gerçekte başarılı olup, modelde de doğru olarak sınıflandırılarak başarılı olarak tahmin edildiği örnek sayısını ifade etmektedir. B değeri, modelin ürettiği sonuçlara bakılarak yanlış alarmları, C değeri ise hatalı tahmin üretilerek başarısız bir firmanın riskini almayı ifade etmektedir. Buna göre, eşik değerinin belirlenmesi için göstergelerin aldıkları değerler ve ürettikleri sinyallere bakılarak, 1. Tip ve 2. Tip hatanın optimizasyonu yapılmalı ve W değerini en azlayan değer, eşik değeri olarak atanmaktadır (Lin, Khan, Chang ve Wang, 2008).

Çizelge 4.6 : Tahmin sonuçları ve gerçekleşen değerler.

	Firma Başarısız	Firma Başarılı
Tahmin: Firma Başarısız	A	B (2. tip hata)
Tahmin: Firma Başarılı	C (1. tip hata)	D

$$W = [(B / (B + D))] * [A / (A + C)] \quad (4.1)$$

Tek deęişkenli modellerde yapılan modelleme alışmasında, deęişkenler ayrı ayrı dikkate alınsa da birden fazla deęişkenin durumu incelenebilmekte ve her biri için belirlenmiş eşik deęerleri gözlem altında tutulmaktadır. Ancak, yöntem dahilinde, deęişkenlerin her birinin ayırt etme kabiliyetleri ayrı ayrı tespit edilebilmesine rağmen, tek bir deęişkenin firma performansını tek başına ifade etmesinin zor olması ve bütün deęişkenlerin birlikte hareket etmemesi sebebiyle tek deęişkenli modellerde 2. Tip hata olasılığı çok yüksek olmaktadır. Bu da gereksiz önlemlerin alınarak firmaların fazladan bir maliyete katlanmasına sebep olmaktadır (Li ve Wang, 2014).

4.3.2 Doğrusal ayırma analizi

Firma iflaslarını inceleyen modellerde, çok deęişkenli modelleme yaklaşımı ilk olarak Altman'ın 1968 yılında yaptığı bir ayırma analizi alışması olan Z-skoru modeli ile başlamıştır. Yöntem, temel olarak regresyon analizinden uygulama bakımından farklıdır. Öncelikle veri seti iflas etmiş ve sağlıklı firmaların ayrıştırılması ile ikiye ayrılır ve her iki küme için merkez noktaları ve bu iki küme arasındaki varyans farkı en çoklamaya alışılmaktadır. Bu yöntemin tek deęişkenli modelleme yaklaşımından farkı, deęişkenlerin tek tek işleme alınması yerine aynı anda modele dahil ederek sinerjik etkilerinin de modelde dikkate alınmasına imkan tanımasıdır (Pershad, 2010).

Altman'ın Z skoru, iflas etmiş ve sağlıklı firmaları ayrıştırmak adına yapılmış ilk alışmadır. Altman (1968), 5 ayırıcı deęişken ile Amerika'daki 33 iflas etmiş firma verisini kullanarak aşağıdaki modeli önermiştir (Pershad, R., 2010). Firmaların bilanço ve gelir tablolarından elde edilen finansal oranlar dikkate alınarak kurulan modelde, X_1 , işletme sermayesinin toplam varlıklara olan oranını; X_2 , dağıtılmamış karın toplam varlıklara oranını; X_3 , faiz ve vergi öncesi kar miktarının toplam varlıklara oranını; X_4 , firmanın pazar deęerinin defter deęerine oranını; X_5 ise firmanın satışlarının toplam varlıklarına oranını ifade etmektedir.

$$Z = 1.2 X_1 + 1.4 X_2 + 3.3 X_3 + 0.6 X_4 + 1.0 X_5 \quad (4.2)$$

Altman (1968), alışmasının sonucunda bir firma için ürettięi Z skoru 1.81'in altında ise, firma mali sıkıntıda, 1.82 ve 2.67 arasında ise gri alanda ve 2.67'den yüksekse iyi durumda olarak nitelemiştir.

Daha sonra Deakin (1972), Blum (1974), Casey ve Bartczak (1984), Castagna ve Matolcsy (1985), Gamobol (1987) ve Aziz (1989) ayırma analizi yöntemini

kullanarak firmaların mali sıkıntıda olup olmadıklarını tahminleme yoluna gitmişlerdir.

Ayırma analizi ile oluşturulan modeller, genellikle karlılık, likidite ve ödeme yeterliliği üzerinde durmuştur. Ancak hangi kriterin daha ayırıcı olduğu konusu net değildir çünkü literatürdeki çalışmaların her biri farklı bir kriteri en etkin olarak nitelemiştir (Pershad, 2010).

4.3.3 Logit/probit modeller

Olasılık temelli modeller, ayrık değişkenli modeller yardımı ile kriz olma olasılığını hesaplayan modellerdir. Logit modeller, erken uyarı sistemlerinin modellenmesi konusunda son otuz yıl içerisinde en yaygın olarak kullanılan yöntemdir. Logit modeller, birikimli olasılık fonksiyonu üzerine kurulmuştur, maksimum olabilirlik yöntemi ile modelin parametreleri tahmin edildikten sonra incelenen örnek olayın gerçekleşme olasılığı hesaplanabilir. Eğer p , eşik değerinin altında hesaplanmış ise firma sağlıklı, eşit veya daha büyük hesaplanmış ise mali sıkıntılı denir. Modelin keskin varsayımları yoktur (Li ve Wang, 2014).

Yöntemde, firmaların tanımlanmış finansal karakteristiklerine dayanarak iflas etme olasılığı hesaplanmaya çalışılmıştır; i . firma için başarısızlık olasılığı X_i değişkenlerinin bir vektörü olarak tanımlanmıştır.

$$P(X_i, \beta) = F(\alpha + \beta X_i) \quad (4.3)$$

$$F(\alpha + \beta X_i) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta X_i)}} \quad (4.4)$$

$P(X_i, \beta)$, firmanın iflas etme olasılığını ifade etmektedir. Eşik değerinin belirlenmesi için tek değişkenli modellerde ifade edildiği gibi, 1. tip ve 2. tip hatanın minimize edilmesi gerekmektedir.

Martin (1977), Ohlson (1980), Zavgren (1985), Lau (1987), Peel (1988), Gilbert (1990), Keasy ve McGuinness (1990), Demirgüç ve Kunt (1998), Eichengreen ve Rose (1998), logit modelleme yönteminden faydalanarak firmaların iflas etme durumlarını tahmin eden modeller oluşturmaya çalışmışlardır.

Logit modellerin, tercih edilme sebebi, ayırma analizinden daha az varsayımı bulunması, doğrusal olmaması (bütün değişkenlerin aralarındaki ilişki doğrusal

olmayabilir), anlaşılmasının kolay olması, uygulanabilir olması, diğer bir çok modele göre daha doğru ve stabil sonuçlar ürettiği olması, çok büyük ve kaliteli veri seti gereksiniminin bulunmaması, sinyal üreten yaklaşımlara nazaran tüm kriterlerin aynı anda modele dahil edebiliyor olmasıdır (Li ve Wang, 2014).

Ancak bu yöntem, model içerisinde kullanılan göstergelerin, modelin üreteceği tahmin sonucu üzerindeki etkisini tahmin gücüyle orantılı bir şekilde sıralamaya müsaade etmemesi bakımından, karar verici açısından oldukça önemli bir eksiklik barındırmaktadır. Değişkenlerin etkilerinin biliniyor olması, karar vericiler açısından tahmin gücü yeterli olmayan değişkenlerin elenmesi, daha sade ve basit modeller kurgulayabilmek açısından önemlidir (Asanovic, 2013).

Uygulama bakımından logit modellerle benzer yapıda probit modellerin farkı, bir olayın gerçekleşme olasılığını alarak tahmin örnekleminin normal dağılıma uyduğu varsayımı ile sonuç ürettiği olmasıdır. Ancak, uygulama olarak aynı olmasına rağmen, tahmin gücü olarak yeterince anlamlı sonuçlar üretememesi bakımından logit modeller kadar popüler olamamıştır (Li ve Wang, 2014).

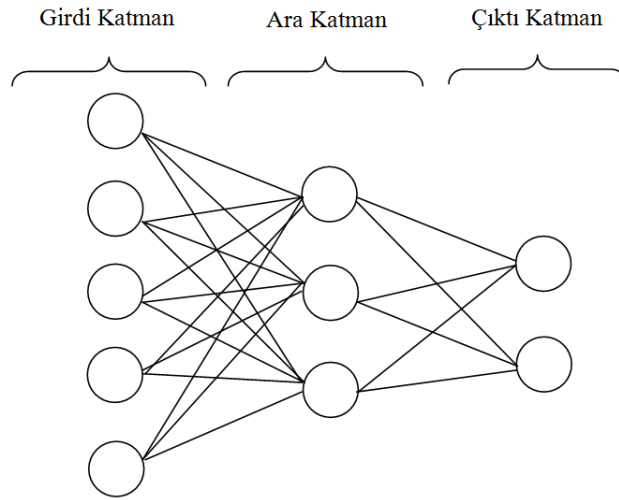
4.3.4 Yapay sinir ağları

Yapay sinir ağları, insan beyninin hareketlerinden esinlenerek tasarlanmış, öğrenilebilir, doğrusal olmayan tahmin modelleridir (Koyuncugil ve Ölgülbaş, 2012). Tahmin gücünün geleneksel istatistik temelli yöntemlere nazaran daha iyi olması nedeniyle veri madenciliğine ilişkin problemlerde yaygın olarak kullanılmaktadır, (Sevim ve ark., 2014). Yapay sinir ağları, katmanlı bir yapıya sahiptir ve her katmanda bir sonraki katmanı işleyen ve bağıntılı çok sayıda nöron bulunmaktadır, (Bredart, 2014). Şekil 4.4'te temsil edilen sinir ağı, girdi katmanı, ara katman ve çıktı katmanı olmak üzere üç katmandan oluşmaktadır. Girdi katmanda yer alan değişkenler, ara (saklı) katmanda yer alan türetilmiş değişkenlerin ve çıktı katmanında yer alan değişkenin değerlerini tahmin etmektedir. Firma başarısızlıklarının tahmin edilmesine yönelik olarak kurgulanmış bir yapay sinir ağı modelinde, girdi katmanında yer alan değişkenler, model içerisinde tahmin edici olarak dahil edilen değişkenleri ifade etmektedir. Çıktı değişkeni ise firmanın başarısız olup olmayacağına yönelik modelin ürettiği tahmin sonucunu ifade etmektedir.

Yapay sinir ağlarının geleneksel metotlardan farkı, değişkenler arasındaki ilişkilerin tanımlama ihtiyacı bulunmadan, kullanıcının sadece girdi ve çıktıları belirmesi ve

sistemin kendi içerisinde, önceki verilerden ilişkiler kendi kendine öğrenmesidir, (Tan, Dihardjo, 2001). Bu açıdan bakıldığında yöntemin uygulaması oldukça kolaydır ancak, problemin çözümü için kullanılacak verinin işlenmesi ve sonrasında ortaya çıkan verinin yorumlanabilir hale getirilmesi süreci hatırı sayılır bir iş yükünü de beraberinde getirmektedir, (Tan ve Dihardjo, 2001).

Yapay sinir ağlarının, öğrenme yaklaşımına göre denetimli ve denetimsiz olmak üzere iki farklı türü bulunmaktadır (Lin, Khan, Chang ve Wang, 2008). Denetimli yaklaşımda, tahmin sonucunu test edebileceğiniz bir çıktı verisi bulunmaktadır, diğer taraftan denetimsiz öğrenmede sadece girdi değişkenlerin değerlerinin bulunduğu bir veri seti bulunmaktadır (Lin, Khan, Chang ve Wang, 2008). Paralel çalışabilme veya olaylar arasında bağlantı kurabilme, kendiliğinden organize olabilme ve algılama özellikleri bakımından yapay sinir ağlarının insan beynini taklit etmeye çalıştığı özellikleridir.



Şekil 4.4 : Yapay sinir ağlarının yapısı, (Bredart, 2014).

Yapay sinir ağları yaklaşımları, geri yayımlı algoritmaların üzerine kurulmuştur. Bu durum, YSA'nın kullanımı ile ilgili olarak iki zorluğu beraberinde getirmektedir (Li & Wang, 2014):

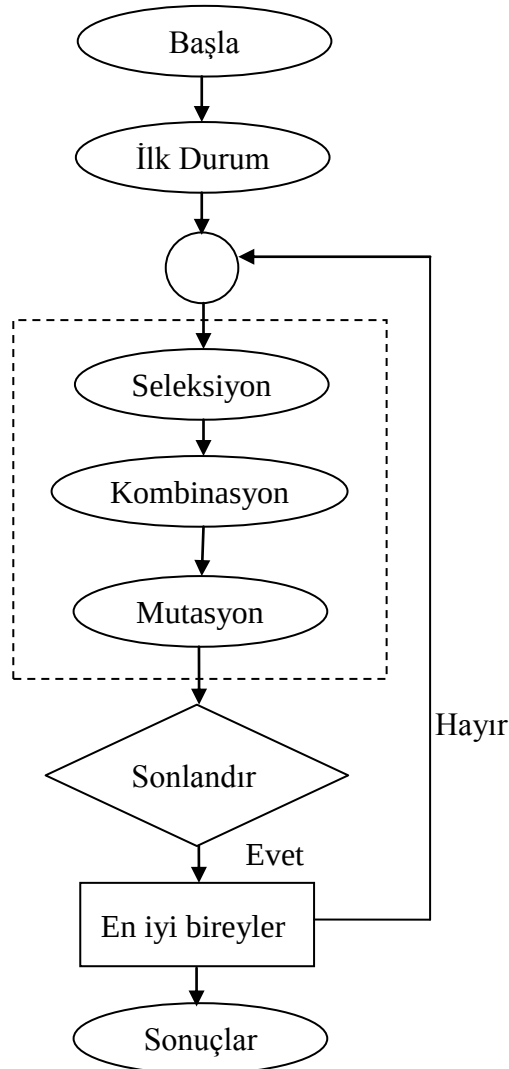
1. YSA'lar iyi bir varsayıma erişebilmek için fazla zamana ihtiyaç duyarlar
2. Modelin yerel minimum değerlerinde hata alabilmesi

Genellikle yapay sinir ağları tahmin gücü bakımından diğer modellere nazaran daha avantajlı olsa da mantıksız gösterge ağırlıkları üretebilmesi ve koşuma aşırı uyum gösterebilmesi nedeni ile yapılan tahminin doğruluğuna olumsuz etkisi

bulunmaktadır (Li ve Wang, 2014). Ayrıca, kapalı kutu sistemler olduğu için içerideki yapıyı algılama imkanı tanımamaktadır

4.3.5 Genetik algoritmalar

Genetik Algoritmalar, genetik kombinasyon, mutasyon ve doğal seleksiyon gibi evrim süreçlerinden esinlenerek tasarlanmış optimizasyon teknikleridir, (Koyuncugil ve Ölgülbaş, 2012). Genetik algoritmaların genel yapısı, Şekil 4.5'te ifade edildiği gibidir. Genetik algoritmalar problemlere tek bir çözüm üretmek yerine farklı çözümlerden oluşan bir çözüm kümesi üretmektedirler. Demyanyk ve Hasan (2010), iflas tahmin modellerinin doğruluklarını karşılaştırmak için bir genetik algoritma kullanarak bir optimizasyon çalışması yapmışlardır.



Şekil 4.5 : Genetik algoritmanın genel çalışma prensibi, (Martin ve ark, 2011).

Probleme ait en iyi çözümün bulunabilmesi için, bireylerin gösteriminin doğru bir şekilde yapılması, uygunluk fonksiyonunun etkin bir şekilde oluşturulması ve doğru genetik işlemcilerin seçilmesi gerekmektedir, (Mahdi & Neda, 2013).

Genetik algoritmalar, iflas tahmin modellerinde, tek başına kullanılabildikleri gibi hibrit modellerin oluşturulması ile birlikte diğer tahmin yöntemleri ile birlikte de kendisine uygulama alanı bulmuşlardır. Mahdi ve Neda (2013), genetik algoritmaları, destek vektör makineleri yöntemi ile birlikte; Martin ve arkadaşları (2011), bulanık c-ortalama yöntemini ve MARS yöntemi ile birlikte kullanmışlardır.

4.3.6 Hazard modeli

Shumway (2001), çalışmasında, firmaların iflas etme olasılıklarını tahmin etmek için, çok zamanlı bir logit modeli geliştirmiştir. Shumway'ın kurmuş olduğu bu yapı ayrık zamanlı bir hazard modele eş değer hale gelmiştir. Shumway'ın çalışması ile birlikte (hazard modeli), artık birden fazla dönem ve zamanla değişen değişkenler de model içerisine dahil edilebilir hale gelmiştir, (Fijorek & Grotowski, 2012) Çalışmalar gösterdi ki iflas tahmin modellerinde en iyi sonucu alabilmek ve önlem almak için iki yıl geriye gitmek gerekmektedir (Chaudhuri, 2013). Buna göre bir firmanın iflas etme olasılığının tahmin edilmesine yönelik kurulan modelin yapısı aşağıdaki gibi ifade edilmiştir. Modelde, $h(t_i)$, i firmasının, t_i periyodu sonunda batma olasılığı iken, $S(t_i)$, i firmasının t_i periyodunun sonunda hayatta kalma fonksiyonu olarak tanımlanmıştır, (Chaudhuri, 2013). Tek bir gözlem için bir firmanın hayatta kalma ve iflas etme olasılıkları 4.5 ve 4.6 eşitlikleri ile ifade edilmiştir.

$$h(t_i) = P_{t_i}, (y_i=1), \forall i=1,2,3,..., n \quad (4.5)$$

$$S(t_i) = \prod_{t_i=1}^{T_i} [1 - P_{t_i}(y_i = 1)] \quad (4.6)$$

$$h(t_i) = P_{t_i} (y_i=1) = \frac{\exp(X'_{i,t_i}\beta)}{1 + \exp(X'_{i,t_i}\beta)} \quad (4.7)$$

4.7. eşitlikte ifade edilen logit fonksiyonu, hazard modele göre yeniden yazılmış ve l fonksiyonu elde edilmiştir. Olasılık fonksiyonundaki t_i , veri setindeki i . firma için son yılı ifade etmektedir.

$$l = \prod_{i=1}^n \left((P_{T_i}(y_i = 1)^{y_i}) [(1 - P_{T_i}(y_i = 1)^{(1-y_i)}] * \prod_{t_i=1}^{T_i-1} [1 - P_{t_i}(y_i = 1)] \right) \quad (4.8)$$

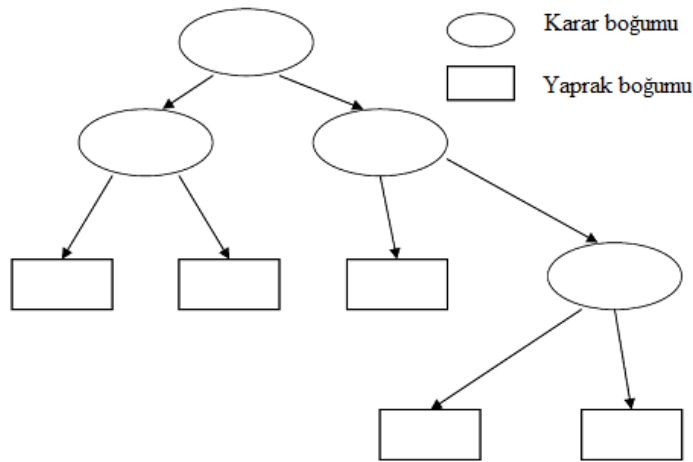
Hazard modeli, yöntem ve yaklaşım açısından oldukça kullanışlı ve zaman parametresini de modele dahil edebilmesi açısından avantajlı olsa da tahmin gücü olarak diğer yöntemlere nazaran zayıf kalmıştır (He ve Trabelsi, 2013).

4.3.7 Karar ağacı yaklaşımı

Karar ağaçları (CHAID), belirli kurallar üreterek ele alınan problem üzerinde ayırt edici sınıflar oluşturmaya çalışan yaklaşımlardır (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2012). Karar ağacı modelleri, anlaşılır, uygulanabilir ve herkesçe algılanabilir olmaları bakımından problem açısından literatürde kendisine yer bulmuştur.

Bir karar ağacı, Şekil 4.6'da da görüleceği gibi en basit anlamda bir kök, kararların alındığı boğum noktaları ve aksiyonların tanımlandığı yaprak boğumlarına sahiptir. Buna göre, bir durum, bir örnek karar boğumlarında belirli sorular sorularak alınan cevaplara göre yeni sorular sorularak ya da önceden tanımlanmış yaprak boğumları ile belirli aksiyonların alınır.

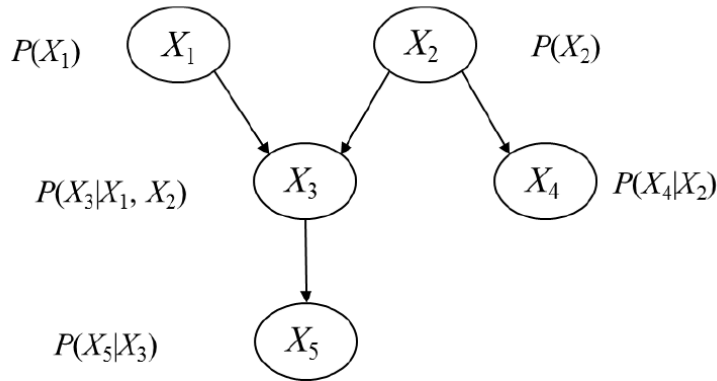
Koyuncugil ve Özgülbaş (2012), CHAID yöntemini kullanarak firmaların finansal durumları için risk düzeylerinin ortaya koyulması üzerine bir çalışma yapmışlardır.



Şekil 4.6 : Karar ağacı yapısı.

4.3.8 Bayes ağıları

Bayes ağıları, değişkenler ve değişkenler arasındaki nedensellik ilişkisini olasılıklardan yola çıkarak açıklamaya yönelik modellerdir (Neil, Hager ve Andersen, 2009). Bayes ağıları, yönlü oklar vasıtasıyla, değişkenler arasındaki istatistiksel ilişkinin kodlandığı grafik modellerdir. Ağ yapısındaki düğümler, değişkenleri, oklar ise değişkenler arasındaki yönlü ilişkiyi ifade eder (Uyar ve diğ., 2010). Ağ yapısı içerisinde, değişkene ait bir durumun gerçekleşme olasılığı, kök (ebeveyn) değişkeninin gerçekleşme olasılığına bağlı olarak ifade edilir (Uyar, 2010). Ağ yapısı, değişkenlerin ve ilişkilerin ifade edildiği grafiksel kısım ve değişkenler arasındaki ilişkinin ifade edildiği koşullu olasılık tabloları olmak üzere iki kısımdan oluşmaktadır (Çinicioğlu, Atalay ve Yorulmaz, 2013). Ağ modeli içerisinde kendisinden okların çıktığı değişkenler ebeveyn düğüm, okların yöneldiği gerçekleşme durumu ebeveyn düğümlerin olasılıksal durumlarına göre ifade edilen düğümler ise çocuk düğümler olarak tariflenmektedir. Şekil 4.6'da ifade edilen beş değişkenli ağ yapısı içerisinde, X_1 ve X_2 düğümleri, X_3 düğümünün ebeveyni, X_3 düğümü ise, X_5 düğümünün ebeveyn düğümüdür. X_5 düğümü X_3 düğümü için çocuk düğüm olarak ifade edilmiştir. Şekil 4.7.'deki yapıda, X_4 ve X_5 arasında istatistiki bir ilişki bulunmamaktadır, bu iki düğüm birbirinden bağımsızdır denir.



Şekil 4.7 : Beş değişkenden oluşan örnek Bayes ağı yapısı.

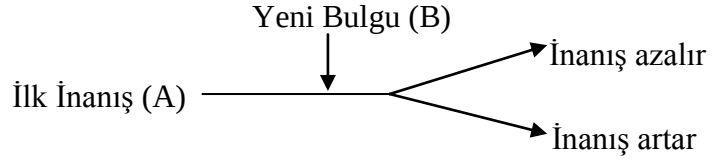
Bayes ağıları için, ağ yapısının kurulması aşamasında problemin büyüklüğüne, karmaşıklığına ve eldeki veri imkanına bağlı olarak iki ana yaklaşım bulunmaktadır. Bunlardan ilki problemin karmaşık olmadığı ya da yeteri kadar verinin bulunmadığı durumlarda uygulanan veya tecrübenin önemli olduğu durumlarda uygulanan “tecrübeye dayalı yaklaşım”; ikincisi ise, problemin verilerden öğrenilebildiği ve hem neden sonuç ilişkilerinin hem de olasılık değerlerinden verilerin aldığı

değerlerden faydalanılarak ağ yapısının oluşturulduğu “veri temelli yaklaşım” olarak tanımlanabilir (Nadkarni ve Shenoy, 2003).

Bayes ağlarında, problemin büyüklüğüne göre, çocuk veya ebeveyn düğümler ya da ilişkilerin sayısı konusunda bir sınırlama bulunmamaktadır, ancak, düğüm sayısı ve değişkenlerin alt durumlarının sayısı arttıkça, karar verici açısından ilişki kombinasyon sayısı üstel bir şekilde artacağı için veri toplamının getireceği işlem yükü ortaya çıkmaktadır. Bu nedenle de oluşturulan olasılık tablolarının çözümü için farklı yaklaşımlar ortaya çıkmıştır.

4.3.8.1 Bayes teoremi

Bayes teoremi, bir rassal değişken için, olasılık dağılımı içerisinde yer alan koşullu ve marjinal olasılıklar arasında yer alan ilişkiyi göstermektedir. Sarkar ve Sriram’ın, 2001 yılında yaptıkları çalışmada ifade ettikleri üzere, Bayes yaklaşımı, bir olayın gerçekleşme ihtimaline dair karar vericilerin zihinlerindeki ilksel olasılık değerinin, olay üzerinde etkisi bulunduğu inanılan yeni bir bulgu parametre olarak eklendiğinde, karar vericinin probleme dair fikirlerinin ne yönde değişeceğini ifade edebilmektedir.



Şekil 4.8 : Bayes uygulama yapısı.

Buna göre, biribiri arasında ilişki bulunan A ve B iki olay olmak üzere, Şekil 4.8’de “yeni bulgu” olarak ifade edilen, B olayının gerçekleşmiş olduğu biliniyorsa, A’nın B’nin gerçekleştiğinin bilinmesi halindeki koşullu olasılığı $P(A|B)$ ile gösterilir ve $P(AB)$, A ve B olaylarının birlikte gerçekleşme olasılığı ve $P(B)$, B’nin gerçekleşme olasılığı olmak üzere, aşağıdaki şekilde hesaplanır:

$$P(A|B) = \frac{P(AB)}{P(B)} \quad (4.9)$$

(4.9) denklemi eşitliğin her iki tarafının $P(B)$ ile çarpılması ile aşağıdaki şekilde yeniden düzenlenebilir:

$$P(AB) = P(B)P(A|B) \quad (4.10)$$

Bu denklemden yola çıkarak “n” değişkenin kesişiminin irdelendiği durumlar için denklem aşağıdaki şekilde genelleştirilebilir ve buna “zincir kuralı” denilir:

$$P(A_1 A_2 \dots A_n) = P(A_1)P(A_2 | A_1) \dots P(A_n | A_1 \dots A_{n-1}) \quad (4.11)$$

Birden fazla yeni bulgunun (B_i) aynı anda işleme alınarak A durumunun gerçekleşme olasılığının tahmin edilmeye çalışıldığı durumlarda, A’nın gerçekleşme olasılığı aşağıdaki şekilde hesaplanır:

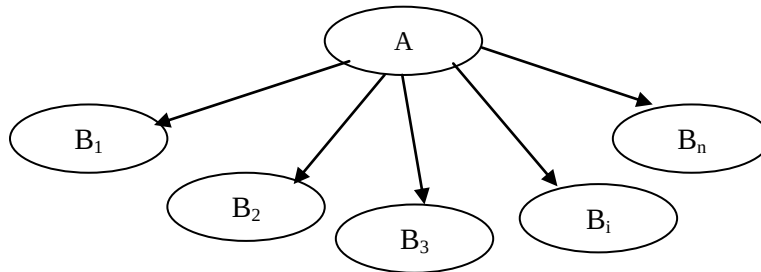
$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(AB_i) \quad (4.12)$$

$$P(A) = \sum_{i=1}^n P(A|B_i)P(B_i)$$

Bayes Ağları’nda çıkarım süreci gözlem yapıldıkça ağın yenilenmesi ve sonsal olasılıkların bulunması, başka bir deyişle Bayes teoreminin art arda uygulanması olarak ifade edilebilir (Çinicioğlu, Atalay ve Yorulmaz, 2013).

4.3.8.2 Yalın Bayes ağları (naïve bayesian networks)

Yalın Bayes Ağları modelleri, bir problem için oluşturulmuş olan rassal değişken seti, olasılıksal ilişkilerden oluşan ve oldukça kolay bir şekilde uygulanabilen grafiksel bir yaklaşımdır (Bakar ve Hamid, 2012). Bu yapı içerisinde, Şekil 4.9’da da görülebileceği üzere, tüm rassal değişkenler, tek bir ebeveyn düğüme bağlıdır ve bu sebeple “yalın” olarak isimlendirilmiş ve daha çok bir sınıflandırma yaklaşımı olarak kullanılmaktadır (Alghaie ve Saeedi, 2009).



Şekil 4.9 : Yalın Bayes gösterimi (Sun ve Shenoy, 2007).

Firma iflas durumlarının irdelendiği modellerde, A düğümleri iflas durumunu, B_i düğümleri ise A düğümünün aldığı değerlere göre, sınıflar arasındaki irdelenen değişkenlerinin alacağı değerlerinin olasılığını ifade eder.

Pershad (2000), Bayes ağları yaklaşımı ile firmaların iflas durumlarını tahmin etmeye ve risk seviyelerinin belirlenmesine çalışmıştır. Aynı şekilde Aghaie ve Saeedi (2009), Bayes ağlarını kullanarak İran firmaları için bir iflas tahmin modeli uygulaması yapmıştır.

Sun ve Shenoy (2007), iflas tahmin modellerindeki değişken seçimi ve modelin doğrulanması aşamasında karşılaşılan problemleri ele almış ve Yalın Bayes Ağları ile tahmin modeli geliştirerek sonrasında Bayes modelini regresyon yöntemi ile elde edilen sonuçlarla kıyaslamış ve Bayes ağlarının daha doğru sonuç ürettiği sonucuna varmışlardır. Yöntemin başarısını karşılaştırmaya yönelik bir başka çalışma da Bakar ve Hamid (2012) tarafından yapılmıştır. Bakar ve Hamid (2012), yalın Bayes Ağları yöntemini kullanarak, Malezya firmalarının iflas etme olasılıklarını tahmin eden bir model uygulaması yapmış ve oluşturdukları modeli, lojistik regresyon yöntemi ile oluşturarak iki yöntemin sonuçlarını karşılaştırmışlardır. Yapılan çalışmada, Bayes ağlarının, lojistik regresyon yöntemine göre daha iyi bir tahmin gücüne sahip olduğu sonucuna varmışlardır. Chaudhuri (2013) ise, yaptığı çalışmada, Bayes, Hazard ve lojit yöntemleri ile firma iflaslarını tahmin etmeye çalışmış ve eşik değerlerinin belirlenmesi üzerinde durmuştur.

4.4 Firma Başarısızlıkları Üzerine Geliştirilen Modellerin Avantajları ve Dezavantajları

Literatürde daha önce iflas tahmin modeli oluşturmada kullanılmış olan yöntemler irdelenmiş ve uygulama içerisinde kullanılacak olan yöntemin belirlenmesi amacıyla kullanılan yöntemlerin olumlu ve olumsuz yönleri özetlenmeye çalışılmıştır.

4.4.1 Tek değişkenli modeller

Tek değişkenli modeller, literatürde bu alanda kullanılan ilk yöntem olmakla birlikte uygulamasının kolay olması ve değişkenlerin tek başlarına problem üzerindeki ayırma gücünün ölçülebilir olması bakımından tercih edilmiştir.

Ancak, bir deęiřkenin bütn problemi kapsamasının zor olması ve deęiřkenlerden herhangi birinin eřik deęerini ařması durumunda modelin sinyal retmesinin ikinci tip hata oranını ykseltmesi yntemin zayıf kaldıęı noktalardır.

4.4.2 Doęrusal ayırma analizi

Doęrusal ayırma analizi, tek deęiřkenli modellerden sonra, Altman'ın (1968) yılında yapmıř olduęu alıřma ile birlikte bu alanda kullanılmaya bařlamıřtır. Tahmin gcnn yksek olması ve birden fazla deęiřkeni aynı anda modele dahil edebilmesi zellikleri ile tek deęiřkenli modellerden sonra literatre girmiřtir.

Ancak bu yntem, deęiřkenlerin ayrı ayrı hangisinin problem zerinde daha iyi ayırma kabiliyeti olduęunun tespit edilememektedir ve model kurulum ařamasında yksek veri gereksinimine sahiptir.

4.4.3 Logit&probit modeller

Olasılık temelli bir yaklařım olarak Logit ve Probit modeller, ayırma analizine nazaran tahmin retebilmek iin daha az veri gereksinime ihtiya duymaları, anlařılmasının kolay ve hazır paket programların ierisinde yer alması bakımından uygulanabilir olmaları ve doęruluk oranlarının yksek olmaları yntemin avantajları olarak sıralanabilir.

Ancak, bu yaklařımla retilen modellerde, gstergelerin problem zerindeki etkisi, modelin tahmin gcne paralel bir řekilde sıralamaya msade edilmektedir. Bu nedenle model zerinde iyileřtirme ve sadeleřtirme yapma imkanı dřk olmaktadır. Model, igdsel ve yoruma aık deęildir Eřik deęerlere duyarlı deęildir, dıřa dřen deęerler modele dahil edildięi durumda eřik deęer bilgisine ihtiya bulunmaktadır.

4.4.4 Yapay sinir aęları

Yapay sinir aęları, tahmin gc yksek ve ęrenbilir yapılar olması nedeni ile firma iflaslarının tahmin edilmesinde kullanılan yntemler arasında yer almaktadır.

Ancak, yntemin, ierisinde mantıksız gsterge aęırlıkları retebilmesi, probleme ařırı uyum gsterebilme riski, iyi bir varsayıma eriřmek iin fazlaca zamana ihtiya duyması, modelin lokal minimum deęerlerinde hata alma olasılıęı ve kapalı kutu mantıęında olması nedeni ile anlařılmasının, geliřtirmenin ve aıklanmasının zorluęu nedeni ile uygulama alanı dar kalmıřtır.

4.4.5 Genetik algoritmalar

Arama uzayının büyük ve karmaşık olduğu, mevcut bilgiyle çözümün zor olduğu, problemin belirli bir matematiksel modelle ifade edilemediği ve geleneksel optimizasyon yöntemlerinden istenen sonucun alınmadığı durumlarda etkili ve kullanışlı olması nedeniyle genetik algoritmalar iflas tahmin modellerinde kullanılan yöntemler arasında yer almaktadır.

Ancak, genetik algoritmaların, yapıları gereği en iyi ve kesin çözümü garanti etmemeleri ve sadece yeterli çözümü sunmaları, modelin geliştirilmesi ve iyileştirilmesi aşamasında zayıf kalmasına neden olmaktadır.

4.4.6 Hazard model

Hazard modeli, bir firmanın belirli bir süre zarfında hayatta kalış kalamayacağı olasılığını tahmin eden modeller olmaları bakımından zaman parametresini modele dahil edebilen bir yöntemdir. Ancak modelin, literatürde yapılmış olan kıyaslama çalışmalarında tahmin gücü, diğer yöntemlere göre zayıf kalmaktadır.

4.4.7 Bayes ağları

Bayes ağları, uygulamasının ve bakımının kolay olması, verinin olmadığı durumlarda tecrübeye dayalı da model geliştirilebilir olması ve büyük veri setlerine gereksinim duymaması, tecrübenin önemli olduğu durumlarda karar vericinin durum karşısındaki yorumunu da modele dahil edebilmesi bakımından uzman görüşünü ve geçmiş veriyi birleştirme imkanı sunması, hem kesikli hem sürekli değişkenlerin kullanımına uygun olması, çevresel belirsizliği modele dahil edebilmesi, nedensellik ilişkilerinin de modele dahil edilebilmesi, tek bir çıktı değişkene bağlı olmaması ve aynı anda sistemdeki tüm değişkenler için çıkarım yapabiliyor olması ve değişkenlerin sayısı konusunda bir sınırlamanın bulunmaması gibi avantajları olması nedeniyle son yıllarda firma iflaslarını tahmin etmeye yönelik olarak kurulan modellerde kullanılmaya başlanmıştır.

Ancak, Bayes ağları yönteminde değişken sayısı konusunda bir sınırlama olmamasına rağmen değişken sayısı arttıkça kombinasyon sayısı da artacağı için işlem yükü de paralel şekilde artmaktadır.

İflas tahmin modelleri konusunda, çevresel belirsizliğin kritik olması, diğer alanlarda da kullanılabilecek bir yapı tasarlama ihtiyacı, karar vericinin tecrübesinin modele dahil edilebilmesi, oluşturulan modelin yöneticiler açısından anlaşılır, uygulanabilir ve geliştirmeye açık, görsel bir model olması ve eksik veriyle de çalışabilme imkanı sunması gibi avantajları göz önünde bulundurularak, çalışma dahilinde Bayes Ağları Modellemesi yapılacaktır.

5. KURUMSAL KREDİLERİN GERİ ÖDENMEME OLASILIĞININ TAHMİNİNE YÖNELİK BAYES AĞI TEMELLİ BİR ERKEN UYARI MODELİ

5.1 Problemin Tanımı

Finans alanındaki erken uyarı sistemlerinin modellenmesi konusunda yapılan literatür araştırması sonucunda, problemin büyüklüğü ve etki alanı da göz önüne alınarak bir finans kurumunun bakış açısıyla, firma başarısızlıklarının, başka bir deyişle firmaların mali yükümlülüklerini yerine getirememe durumlarının tahmin edilmesine yönelik bir modelleme çalışması yapılmıştır. Finansal alandaki ve sektördeki belirsizlik, konunun bir çok parametre içermesi ve tecrübenin problem üzerindeki etkisi düşünülerek bayes yaklaşımının problemin modellenmesi konusunda uygun olduğu düşünülmüş Bayes ağları ile probleme yönelik bir model uygulaması yapılmıştır. Bayes Ağları yönteminin tercih edilmesindeki temel nedenler az veri ile modelleme yapılabilmesi, uygulamasının ve anlaşılmasının kolay olması, değişkenlerin ağırlıklandırılarak kullanılabilmesi ve tüm değişkenlerin sistem üzerindeki etkisinin saptanabilmesi, bakımının ve geliştirmesinin kolay olmasıdır.

Kullanılacak olan yöntemin belirlenmesinin ardından modelin oluşturulması ve uygulamanın yapılması sırasında ilk olarak literatürde firma iflaslarını tahmin etmek amacıyla daha önce oluşturulmuş modeller irdelenerek problemin çözümü için daha önce kullanılan değişkenler belirlenmiştir. Sonrasında, alanında uzman kurumsal mali analistlerin görüşlerine başvurularak literatürde yer alan değişkenler problem için uygun ve ayırt edici olmalarına göre elenmiş ve uzmanların tavsiye ettiği daha önce bu alanda kullanılmamış yeni değişkenler modele ilave edilerek nihai değişkenler belirlenmiş ve değişkenler arasındaki ilişkiler tanımlanmıştır. Firmaların faaliyet gösterdikleri sektörler açısından, sektörlerin yapılarının farklı olmaları ve modelin tek sektörle sınırlı kalmaması amacıyla, değişkenlerin aldıkları değerlerin standart hale getirilebilmeleri amacıyla faaliyet gösterdikleri sektörün değerleri ile kıyaslanarak sektöre göre değişkenlerin sektör ortalamalarına göre gerçekleşen sapma değerleri kullanılarak kesikli hale getirilmiştir. Daha sonra, modelin ana

iskeleti kurularak veriden ve uzmanların görüşünden faydalanarak ilk olasılık değerleri belirlenmiş ve Netica programı ile kurulan modele tanıtılmıştır. Modelde kullanılacak olan veri seti ile model 155 firma için çalıştırılarak model sonuçları elde edilmiştir. Yapılan modelleme çalışması lojistik regresyon yöntemi ile de yapılarak iki yöntemle elde edilen sonuçlar doğruluk ve hata maliyetlerine göre kıyaslanmış ve çalışma sonlandırılmıştır.

5.2 Modelde Kullanılan Değişkenlerin Belirlenmesi

Firma başarısızlıklarının modellenmesi konusunda araştırma yapılırken, bugüne kadar yapılmış olan çalışmalarda genellikle firmaların mali verileri, başka bir değişle bilanço ve gelir tablolarında yer alan finansal oranların zaman içerisindeki değerlerinin takip edilerek modelleme yapıldığı gözlemlenmiştir. Ancak, Li ve Wang'ın (2014) da belirttiği üzere, finansal oranlar karar verici tarafından değiştirilebilir, kontrol edilebilir değerlerdir. Bu nedenle, yapılan tahminin doğruluğu ve güvenilirliği açısından modelde sadece finansal oranları kullanarak tahmin yürütmeye çalışmak yeterli olmayacaktır, aynı zamanda modele finansal olmayan değişkenlerin de dahil ediliyor olması önemlidir (Li ve Wang, 2014).

Bunun yanı sıra, literatürde firma başarısızlıklarını konu alan modeller, genellikle sektörler arasında kullanılabilir değildir, bunun sebebi her sektörün kendi içerisinde dinamiklerinin farklı olmasıdır (He, Trabelsi, 2013). Bu nedenle, modelleme çalışması yapılırken modele sektörel dinamikleri de yansıtacak uyarlamalar yapılmalıdır.

Öte yandan bir firma çevresinden bağımsız olarak düşünülemez. Firmaların, özellikle KOBİ'lerin başarısı, temelde kendi iç finansal durumuna, içerisinde faaliyet gösterdiği sektörün ve ülkenin genel ekonomik durumuna, bir KOBİ'den bahsediyorsak en büyük ortağın finansal geçmişine ve tecrübesine bağlıdır. Bu nedenle kurulacak olan model, bu dört unsuru içerisinde barındırmalıdır. Literatürde bugüne kadar yapılan çalışmaların geneli sadece firmaların finansal göstergelerine dayanarak modelleme yapmıştır. Çalışmaların son yıllarda bir kısmı makroekonomik değişkenleri, çok azı da Pazar/Sektör temelli değişkenleri modele dahil etmiştir. Literatürde ortağın finansal geçmişinin irdelendiği bir çalışmaya ise rastlanmamıştır. Ancak, bu tez çalışması kapsamında görüşüne başvuru uzmanlardan büyük bir kısmı, literatürdeki değişkenlerin yanı sıra, özellikle KOBİ'ler için, firma sahibi veya

en büyük ortağa ilişkin performans göstergelerinin de modele dahil edilmesi gerektiğini ifade etmiştir.

Modelde kullanılan değişkenlerin belirlenmesi hususunda aşağıdaki adımlar sırasıyla izlenmiştir.

- Literatürde firma başarısızlıklarını konu alan modellerde kullanılmış olan değişkenler derlenmiş ve ilk etapta 99 değişkenden oluşan bir liste oluşturulmuştur. (Bkz. Ek1). İlgili değişkenlerin kaç kaynakta kullanılmış olduğu bilgisi de ilave edilerek uzmanlara gönderilmiştir.
- Modelde kullanılan değişkenlerin seçimi konusunda, sektördeki farklı kurumlarda görev alan alanında uzman, on finansal analist, bir borsa uzmanı ve bir de işletme yöneticisi olmak üzere toplam on iki uzmanın görüşüne başvurulmuştur. Uzmanlar kendilerine gönderilmiş olan doksan dokuz finansal oran ve finansal olmayan değişkenlerden oluşan listeyi incelemiş ve bir firmanın finansal performans düzeyine karar verirken dikkate aldıkları değişkenleri işaretleyerek ve listede yer almayan ancak kendilerinin karar verirken dikkate aldıkları yeni değişkenleri de listeye ekleyerek geri göndermişlerdir.
- Daha sonra bu değişkenlerden, literatürde sıkça kullanılan ve uzmanlarca özellikle kullanımı tavsiye edilenler seçilerek nihai değişkenlere ulaşılmıştır.
- Nihai değişkenler belirlenirken finansal oranlar için firmanın likidite durumu, borçluluk durumu, kaynak yapısı, karlılık düzeyi ve ortaklarına olan borç durumunu en iyi ifade eden birer değişken seçilmiştir.
- Nihai değişkenlerin belirlenmesinin ardından, firma performansını yansıtan üç ana kavram ortaya çıkmıştır, bunlar firmanın yeterliliği, ortağın yeterliliği ve çevre belirsizliğidir. Firmanın yeterliliğine bakarken, firmanın bilanço ve gelir tablosunda yer alan finansal göstergeleri, TCMB’de çek kaydının bulunup bulunmaması, yine merkez bankasında bankalarla olan ilişkileri için sorunlu hesap kaydının bulunup bulunmaması, yaşı ve kullanmak istediği kredinin kendi aktif toplamı içerisindeki payı, yani bu borçlanmayı finanse edip edemeyeceği yönünde değişkenler modele dahil edilmiştir.
- Yeni bir kavram olarak ortağın yeterliliğine ilişkin karar alırken, ortağın şahsi olarak Kredi Kayıt Bürosunda yer alan finansal kayıtlarındaki güncel ödeme performansları ve skoru, ortağın yaşı gibi değişkenler modele dahil edilmiştir.

- Çevre belirsizliği konusunda da enflasyon oranı ve firmanın faaliyet gösterdiği sektörde faaliyet gösteren ve daha önce kurumdan kredi kullanmış olan firmaların ödeme performansından hareketle bir sektör risk düzeyi kavramı oluşturularak modele dahil edilmiştir. Modelde kullanılan değişkenler, Çizelge 5.1’de listelenmiştir.

5.2.1 Firma yeterliliği kavramına ilişkin değişkenler

Firmanın, gösterdiği sektör içerisindeki değerlerle de kıyaslanarak, bilanço ve gelir tablolarından hareketle hesaplanan finansal oranlarının durumu, finansal anlamdaki diğer bankalarla olan risk durumu ve faaliyet tecrübesinden hareket ederek, firma için bir “yeterlilik” kavramı oluşturulmuştur. Aşağıda ifade edilen değişkenlerin alacağı değerlere bağlı olarak, firma “yeterli” veya “yetersiz” olmak üzere iki durumdan biri ile etiketlenecektir.

5.2.1.1 Finansal oranlar

Değişken 1: Dönen varlıklar /Toplam Varlıklar (Likidite Durumu): Firmanın likidite yani, kaynaklarının ne kadarının kullanıma hazır olduğuyla ilişkili olan bu değişken, literatürde oldukça yaygın bir kullanıma sahiptir ve uzmanlarca da kullanımı tavsiye edildiği için modele dahil edilmiştir. Sürekli bir değişkendir, ancak ilerleyen kısımlarda kesikli hale getirilecektir. Bu oranın çok yüksek olması, firmanın aşırı hareketli olduğunu, düşük olması ise hantal kaldığını göstermektedir. Bu nedenle, bu oranın faaliyet gösterilen sektörün de durumu göz önüne alınarak değerlendirilmesi ve sektöre paralel olması beklenmektedir. Bu nedenle, sektörel değerlerden ne kadar saptığına bakılarak “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere üç durum, modele dahil edilecektir. Firmaların bilanço ve gelir tablolarını her yılın Nisan ayında yayınlıyor olmaları nedeniyle eksik veri olması durumunda da modelin çalışabilmesi için kredi başvurusu yaptığı tamamlanan yıl (t) ve bir önceki yıl (t-1) olmak üzere iki yıllık verisi modele dahil edilecektir. Yeni yılın verisi olması durumunda tamamlanan yıla ilişkin veri, olmaması durumunda ise bir önceki tamamlanan yıla ait verilen olasılık değeri kullanılarak model çalıştırılacaktır.

Değişken 2: Kısa vadeli borçlar/Toplam Varlıklar (Borçluluk Durumu): Firmanın kısa vadede ödeme yükümlülüğü bulunan borcunun toplam firma aktifleri içerisindeki payı ifade eder. Hem literatürde hem de uzmanlarca kullanımı yaygın

olan bu oran modelde de kullanılmıştır. Sürekli bir değişkendir, ancak ilerleyen kısımlarda kesikli hale getirilecektir. Bu oranın durumu hem kısa vadeli olarak borçlanma kabiliyetine hem de borçluluk riskini ifade etmektedir. Bu nedenle, sektörel değerlerden ne kadar saptığına bakılarak “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere üç durum olarak modele dahil edilmiştir. Sektör değerleri için TCMB’nin yayınlamış olduğu sektör bilançolarından, firmanın faaliyet gösterdiği sektöre ilişkin oranlar hesaplatılarak kıyaslama yapılmıştır. Aynı şekilde firmaların bilanço ve gelir tablolarını her yılın Nisan ayında yayınlıyor olmaları nedeniyle, eksik veri olması durumunda da modelin çalışabilmesi için kredi başvurusu yaptığı tamamlanan yıl (t) ve bir önceki yıl (t-1) olmak üzere iki yıllık verisi modele dahil edilecektir. Yeni yılın verisi olması durumunda tamamlanan yıla ilişkin veri, olmaması durumunda ise bir önceki tamamlanan yıla ait verilen olasılık değeri kullanılarak model çalıştırılacaktır.

Değişken 3: Özkaynak/ Toplam Varlıklar (Kaynak Yapısı): Firmanın faaliyetlerini göstermesi için elinde bulunan kaynakların ne kadarının kendisine ait olduğunu ifade eden bir değişkendir. Uzmanlarca kullanımı tavsiye edilmektedir. Sürekli bir değişkendir, ancak ilerleyen kısımlarda kesikli hale getirilecektir. Firmanın kaynak yapısı, kısa vadeli borçlar, uzun vadeli borçlar ve özkaynaklardan oluşmaktadır. Bu oranın yüksek olması, borçlanma ile büyüyebilecekken büyümeyi tercih etmeyen bir yapıya, düşük olması ise risklilik durumundaki artışı ifade etmektedir. Bu nedenle, bu değer, ortalamada olması tavsiye edilmektedir. Faaliyet gösterilen sektörel değerlerden ne kadar sapma gösterdiğine bakılarak “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere üç durum olarak modele dahil edilmiştir. Sektör değerleri için TCMB’nin yayınlamış olduğu sektör bilançolarından, firmanın faaliyet gösterdiği sektöre ilişkin oranlar hesaplatılarak kıyaslama yapılmıştır. Firmaların bilanço ve gelir tablolarını her yılın Nisan ayında yayınlıyor olmaları nedeniyle eksik veri olması durumunda da modelin çalışabilmesi için kredi başvurusu yaptığı tamamlanan yıl (t) ve bir önceki yıl (t-1) olmak üzere iki yıllık verisi modele dahil edilecektir. Yeni yılın verisi olması durumunda tamamlanan yıla ilişkin veri, olmaması durumunda ise bir önceki tamamlanan yıla ait verilen olasılık değeri kullanılarak model çalıştırılacaktır. Sürekli bir değişkendir, faaliyet gösterilen sektörün de normal değerleri göz önünde bulundurularak kesikli hale getirilecektir.

Değişken 4: Ortaklara Olan Borçlar/Kısa Vadeli Borçlar: Firmanın ortakları ile olan finansal münasebetini ifade eder. Bir firmanın ortağına/sahibine borçlu olması durumu mali anlamda sıkıntıya düşme ihtimalini arttırır. Firmaların bilanço ve gelir tablolarını her yılın Nisan ayında yayınlıyor olmaları nedeniyle eksik veri olması durumunda da modelin çalışabilmesi için kredi başvurusu yaptığı tamamlanan yıl ve bir önceki yıl olmak üzere iki yıllık verisi modele dahil edilecektir. Yeni yılın verisi olması durumunda tamamlanan yıla (t) ilişkin veri, olmaması durumunda ise bir önceki tamamlanan yıla (t-1) ait verilen olasılık değeri kullanılarak model çalıştırılacaktır. Sürekli bir değişkendir, faaliyet gösterilen sektörün de normal değerleri göz önünde bulundurularak “Borcu yok”, “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere dört durumda kesikli hale getirilecektir. Sektör değerleri için TCMB’nin yayınlamış olduğu sektör bilançolarından, firmanın faaliyet gösterdiği sektöre ilişkin oranlar hesaplatılarak kıyaslama yapılmıştır.

Değişken 5: Vergi ve Amortisman Giderleri Öncesi Kar (EBITDA)/Toplam Varlıklar (Karlılık): Firma performanslarını değerlendirirken sıkça kullanılan vergi ve amortisman giderleri öncesindeki hesaplanan brüt karının, toplam varlıklarına oranlanması ile bulunur. İki firmanın kıyaslanabilmesi için, amortisman giderleri ve vergi olmasaydı ne olurdu sorusundan hareketle ortaya çıkmış bir değişkendir. Hem literatürde hem de uzmanlarca kullanımı tavsiye edilmiştir. Firmaların bilanço ve gelir tablolarını her yılın Nisan ayında yayınlıyor olmaları nedeniyle eksik veri olması durumunda da modelin çalışabilmesi için kredi başvurusu yaptığı tamamlanan yıl (t) ve bir önceki yıl (t-1) olmak üzere iki yıllık verisi modele dahil edilecektir. Yeni yılın verisi olması durumunda tamamlanan yıla ilişkin veri, olmaması durumunda ise bir önceki tamamlanan yıla ait verilen olasılık değeri kullanılarak model çalıştırılacaktır. Sürekli bir değişkendir, faaliyet gösterilen sektörün de normal değerleri göz önünde bulundurularak “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere üç durumda kesikli hale getirilecektir. Sektör değerleri için TCMB’nin yayınlamış olduğu sektör bilançolarından, firmanın faaliyet gösterdiği sektöre ilişkin oranlar hesaplatılarak kıyaslama yapılmıştır.

Çizelge 5.1 : Modelde kullanılan değişkenler.

Değişken	Literatürde Kullanan Kaynak Sayısı	Tavsiye Eden Uzman Sayısı	Veri Kaynağı	İlişkili Olduğu Kavram	İlişkili Olduğu Alt Kavram
Dönen varlıklar / Toplam Varlıklar	10	4	Bilanço	Firmanın Yeterliliği	Finansal Yeterlilik (Likidite)
Kısa vadeli borçlar / Toplam Varlıklar	4	8	Bilanço	Firmanın Yeterliliği	Finansal Yeterlilik (Borçluluk)
Özkaynak/ Toplam Varlıklar	-	6	Bilanço	Firmanın Yeterliliği	Finansal Yeterlilik (Kaynak Yapısı)
Ortaklara Olan Borçlar/ Kısa Vadeli Borçlar	-	2	Bilanço	Firmanın Yeterliliği	Finansal Yeterlilik (Ortaklarla İlişkiler)
Vergi ve Amortisman Öncesi Kar/ Toplam Varlıklar	5	5	Bilanço	Firmanın Yeterliliği	Finansal Yeterlilik (Karlılık)
Firmanın Merbank/ Memzuç Kayıtları	-	4	Merkez Bankası	Firmanın Yeterliliği	Firmanın Bankalardaki Risk Durumu
Firmanın TCMB Çek Kayıtları	-	4	Merkez Bankası	Firmanın Yeterliliği	Firmanın Çek Kayıtları
Firma Faaliyet Süresi	-	3	Başvuru Formu	Firmanın Yeterliliği	Firmanın Tecrübesi
Talep Kredi Tutarı / Toplam Varlıklar	-	3	Bilanço/ Başvuru	Firmanın Yeterliliği	Firmanın Yeterliliği
Ortağın Bankalardaki Sicili	-	7	KKB	Ortağın Yeterliliği	-
Ortağın Yaşı (Yönetim Riski)	-	5	Başvuru Formu	Ortağın Yeterliliği	-
Firmanın Faaliyet Gösterdiği Sektörün Risk Durumu	2	4	Finans Kurumunu Geçmiş Performans Verisi	Çevresel Faktörler	-
Enflasyon Oranı	1	2	Açıklanan Rakamlar	Çevresel Faktörler	-

5.2.1.2 Merkez bankası verileri

Değişken 6: Firmanın Merkez Bankası Kayıtları ve Memzuç Kayıtları: Firmanın bankalardaki toplam riskini ifade eden bir değişkendir. Merkez Bankasından sağlanan verilerde firmanın diğer bankalarla olan hesapları, belirli kodlarla tutulmaktadır. Bu kodlardan tasfiye olacak ya da zarara atılmış olarak etiketlenmiş olan kayıtlar sorunlu olarak tariflenmektedir. Buna göre elde edilecek değişken için 3 farklı alt durum belirlenmiştir. İlk durum Merkez Bankasında tasfiye olacak veya zarara atılmış olarak etiketli kaydı bulunan firmalar için “Sorunlu”, ikinci durum, Merkez bankası kayıtlarında kaydı bulunan ancak sorunlu kaydı bulunmayan tüketiciler için “Normal” ve Merkez Bankası kayıtlarında yer almayan firmalar için “Kayıt yok” olarak belirlenmiştir.

Değişken 7: Firmanın TCMB Çek Kayıtları: Yine Merkez Bankası veri bankasından elde edilen bu değişken, firmanın piyasada açık ve ödenmemiş çek kaydının bulunup bulunmadığına göre iki durum olarak etiketlenmiştir. Piyasada açık/ödenmemiş çek kaydı bulunanlar için “var”, olmayanlar için “yok” olarak etiketleme yapılmıştır.

5.2.1.3 Diğer değişkenler

Değişken 8: Firma Faaliyet Süresi (yaşı): Firmanın kredi başvurusu yaptığı yıl-firmanın kuruluş yılı olarak hesaplanan bu değer, 2 ve altında olarak hesaplanmışsa “yeni”, 3-10 yıl arasında hesaplanmışsa “orta” 10 yıldan daha büyük ise de “köklü” olarak etiketlenerek kesikli bir değişken olarak modele dahil edilmiştir.

Değişken 9: Talep Edilen Kredi Tutarı/Toplam Varlıklar: Firmanın, finans kurumundan talep ettiği kredi tutarının, toplam aktiflerinin ne kadarına denk geldiğini ifade eden bir değişkendir. Sürekli bir değişkendir, ilerleyen kısımlarda kesikli hale getirilecek ve “düşük”, “orta”, “yüksek” olmak üzere üç durum olarak modele dahil edilecektir.

5.2.2 Ortağın yeterliliği kavramına ilişkin değişkenler

Değişken 10: Ortağın Bankalardaki Sicili: Uzmanların ifade ettiğine göre, özellikle KOBİ’lerden bahsediliyorsa, firma performansının ortağın finansal performansından ayrı düşünülmemelidir. KOBİ’ler bir anlamda patron şirketleridir ve aslında firmanın borç ödeme davranışı, firmanın büyük ortağı ve genelde sahibi olan şahsın borç

ödeme davranışını yansıtmaları beklenmektedir. İlgili değişken, eğer ki ortağın Kredi Kayıt Bürosundaki (KKB) diğer bankalara ait kayıtları arasında kanuni takipte bulunan kaydı var ise “KT ortak”, kanuni takipte kaydı yok ancak gecikmeleri var ise “Gecikmedeki ortak”, kayıtlarında herhangi bir gecikmesi yok ve KKB skoru yüksek olan ortak için “Saygın” ve gecikmede kaydı bulunmayan diğer ortaklar için ise “Gecikmesiz” olarak etiketleme yapılarak dört farklı durum için modele dahil edilmiştir.

Değişken 11: Ortağın Yaşı: Firmadaki yönetim riskini ifade eden bir değişkendir. Uzman görüşüne göre ortağın yaşının ne çok yüksek ne de çok düşük olması yönetim verimliliği açısından olumlu bakılmamaktadır. Genç olan ortak, yönetimin tecrübesizliğine, yaşlı ortak ise, eğer ki kişi yerine birini yetiştirmemiş ise yönetim riskine işaret etmektedir. Modelde “Genç” için ortak yaşı ≤ 25 , “Yaşlı” için ortak yaşı > 70 olarak alınmıştır, arada kalan değerler için “Orta” olarak etiketlenmiştir.

5.2.3 Çevresel belirsizliğe ilişkin değişkenler

Değişken 12: Firmanın Faaliyet Gösterdiği Sektörün Risk Durumu: Modelleme için tüketici verisi kullanılan firmanın, daha önce vermiş olduğu kurumsal krediler için, firmaların faaliyet gösterdikleri sektörler bazında ödeme performanslarının durumuna göre, “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere, risk düzeyini ifade eden bir performans kriteri oluşturulmuştur.

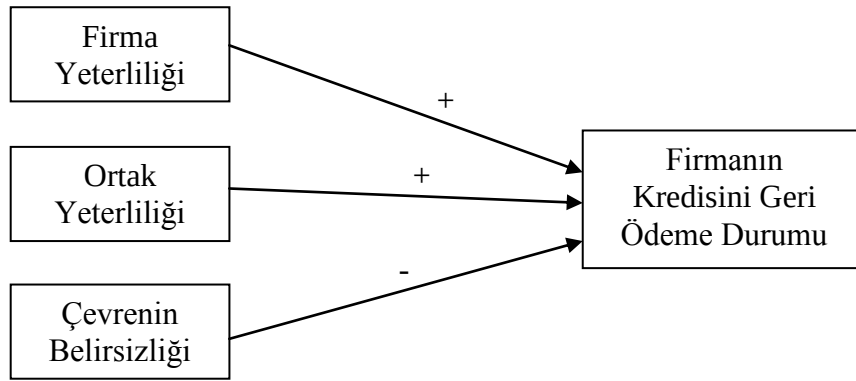
Değişken 13: Enflasyon oranı: Firma performansları enflasyonist ortamlarda yani çalkantılı olan durumlarda olumsuz olarak etkilenmektedir. Yüksek enflasyon oranı makro ekonomik bir kriter olmakla birlikte, aynı zamanda ülke ekonomisinin durumu için bir gösterge niteliğindedir. “Yüksek” ve “Düşük” olmak üzere iki durumlu olarak modele dahil edilmiştir.

5.3 Değişkenler Arasındaki İlişkilerin Tanımlanması

Değişkenler arasındaki ilişkiler tanımlanırken, temel olarak karar vericinin zihinsel karar alma sürecinin modele yansıtılması amaçlanmıştır. Bu nedenle, hem veri sayısının az olması hem de bu alandaki tecrübenin karar alma sürecinde daha etkin rol oynaması nedeni ile değişkenler arasındaki ilişkiler tanımlanırken uzman görüşüne başvurulmuştur. Değişken seçimi aşamasında görüşüne başvuru alan on iki

uzmandan, beş finansal analist ile daha sonra ek görüşmeler yapılarak modeldeki ilişki tanımları yapılmıştır.

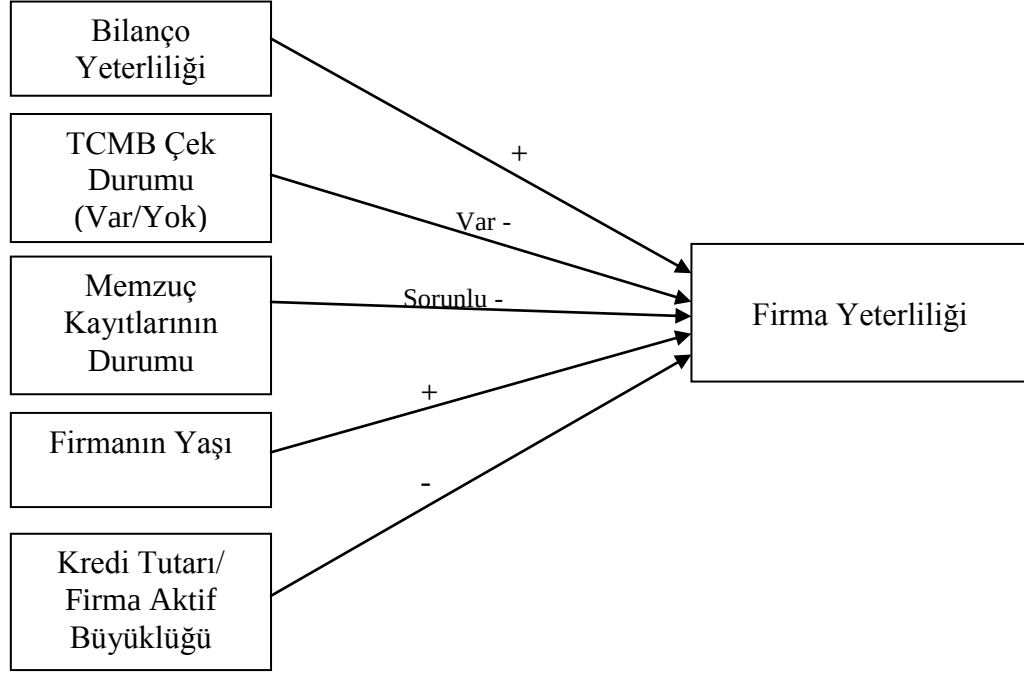
Kredi başvurusu yapan bir firmanın mali analizini yapmak konusunda uzman olan beş finansal analist, bir firmanın almaya talip olduğu kredisini geri ödeyip ödeyemeyeceğinin kararını verirken oluşturdukları zihin haritası içerisinde dikkate aldıkları üç ana kavramdan bahsetmişlerdir. Daha önce, değişkenlerin tanımlanması sırasında bahsi geçen bu üç kavram; firma yeterliliği, ortağın yeterliliği ve firmanın içerisinde faaliyet gösterdiği sektörün belirsizlik düzeyi olduğunu ifade etmişlerdir. Şekil 5.1’de de gösterildiği şekilde, firmanın ve ortağın yeterliliğine ilişkin iki kavram ve kredinin geri ödenme durumu arasındaki ilişki pozitif, çevre belirsizliği ve firmanın kredisini geri ödeme durumu arasındaki ilişki negatif yönlü olarak tanımlanmıştır.



Şekil 5.1 : Firmanın kredisini geri ödeme durumunu etkileyen faktörler.

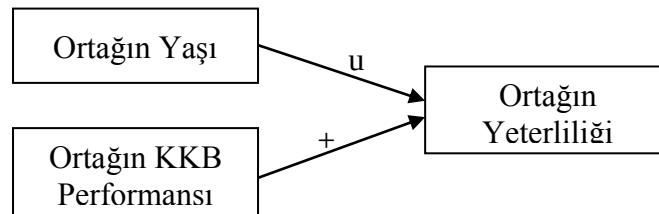
Görüşüne başvurulmuş uzmanlar, karar verme sürecinde ana faktörlerden ilki olarak tanımlanan firmanın krediyi ödemek için yeterli olup olmadığı konusunda karar vermek için, o firmanın gelir tablosunda ve bilançosunda yer alan finansal oranların yeterli olup olmadığı, firmanın TCMB’de ödenmemiş çek kaydının bulunup bulunmadığı, yine firmanın diğer bankalardaki risk düzeyini ve hesap durumunu ifade eden Memzuç kayıtlarındaki durumu, firmanın yaşı ve firmanın talep ettiği kredi tutarının firmanın aktif büyüklüğü içerisindeki payını dikkate aldıklarını belirtmişlerdir. Şekil 5.2’de ifade edildiği gibi, firma yeterliliği konusunda karar verirken dikkate alınan değişkenlerden bilanço yeterliliği ve firmanın köklülüğünü ifade eden firmanın yaşı kriterleri ile pozitif yönlü, talep edilen kredi tutarının firmanın aktif büyüklüğüne oranlanması ile elde edilen değer ile negatif yönlü bir

ilişki belirlenmiştir. TCMB’de çek kaydının bulunma durumu ve firmanın memzuç kayıtları içerisinde olumsuz bir hesabın bulunup bulunmaması da yine negatif yönlü bir ilişkiyi ifade etmektedir.



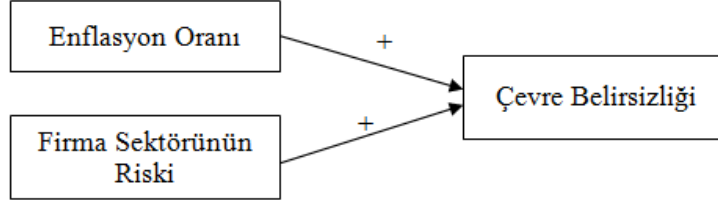
Şekil 5.2 : Firmanın yeterlilik durumunu etkileyen faktörler.

Uzmanların karar verme sürecinde etkili olan diğer bir boyut olan ortak yeterliği söz konusu olduğunda; uzmanlar, bu kavram hakkındaki yargılarını firmanın en büyük hisse payına sahip olan ortağının yaşı ve KKB’deki kayıtlarının durumuna göre verdiklerini ifade etmişlerdir. Ortağın yeterlilik durumuna etki eden kriterler arasındaki ilişki, Şekil 5.3’te ifade edildiği gibidir. Ortağın KKB Performansındaki olumluluk durumu, ortak yeterliliğini pozitif yönde etkilemekte, ortağın yaşı ile yeterliliği arasında ise “u” şeklinde bir ilişki mevcuttur. Çok genç yaştaki ortak “tecrübesizliği”, çok yaşlı olan ortak varlığı ise “yönetim riski”ni işaret etmektedir.



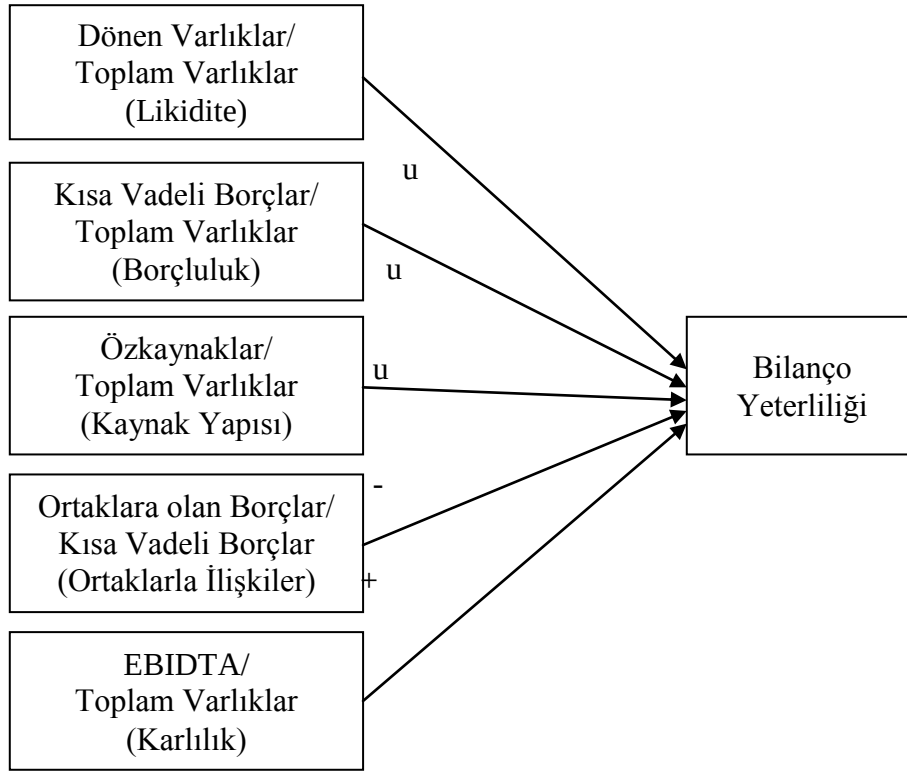
Şekil 5.3 : Ortağın yeterlilik durumunu etkileyen faktörler.

Diğer bir karar verme kriteri olarak ifade edilen çevrenin belirsizlik durumunu ifade etmek için, içerisinde bulunan yıla ait enflasyon oranı ve firmanın içerisinde faaliyet gösterdiği sektöre ilişkin kredi veren kuruluşun daha önce tahsis ettiği kredilerin performansı dikkate alınarak oluşturduğu sektör riski parametresi kullanılmaktadır. Her iki kriterin de Şekil 5.4'te de gösterilmiş olduğu gibi çevrenin belirsizlik düzeyi ile pozitif yönlü bir ilişkisi bulunmaktadır.



Şekil 5.4 : Çevre belirsizliğini etkileyen faktörler.

Görüşüne başvurulmuş uzmanların ifade ettiğine göre, bir firmanın bilançosunun yeterli olup olmadığını ifade eden beş ana kavram bulunmaktadır. Bunlar, firmanın borçluluk durumu, likiditesi, kaynak yapısı, karlılığı ve ortakları ile olan finansal ilişki durumudur. Bu nedenle modelde bu beş boyutu ifade eden beş farklı değişken kullanılmıştır. Şekil 5.5'te de ifade edildiği üzere, likidite, borçlanma düzeyi ve firmanın kaynak yapısını ifade eden kriterler ve bilançonun yeterli olup olmadığı arasında “u” şeklinde bir ilişki mevcuttur. Başka bir deyişle, firmanın bilanço yeterliliğine ilişkin bir yargıya varırken firmanın faaliyet gösterdiği sektörle olan uyumu dikkate alınmakta ve ne kadar uyumlu ise o kadar olumlu olacağı şeklinde bir ilişkiden bahsedilmiştir. Diğer faktörler için ise, ortaklarla mali anlamda var olan ilişkiler bilanço yeterliliği için negatif, karlılık düzeyi ise pozitif yönlü bir ilişkiyi ifade etmektedir.



Şekil 5.5 : Firmanın bilanço yeterlilik durumunu etkileyen faktörler.

5.4 Kullanılan Veri Seti

Modelleme aşamasında, kullanılan veri, 2011-2013 yılları arasında finans kurumuna kredi başvurusu yapmış ve kredi kullandırılmış olan 55 tanesi “kötü” performans sergilemiş, toplamda 150 firmaya ilişkin veri seti oluşturulmuştur. Kullanılan veri firmalara ait tamamlanmış son 2 yıla ait (başvuru yılı 2011 ise, 2010 ve 2009 yıllarına ait bilançolar kullanılmıştır.) bilanço ve gelir tabloları, başvuru yapılan andaki Merkez bankası hesap durumları, çek kayıtları, firma ortağının finansal geçmişine ilişkin KKB kayıtları ve makro ekonomik bir değişken olarak Türkiye İstatistik Kurumunca açıklanan yıllık enflasyon oranları kullanılmıştır. Buna ek olarak, firmaların hesaplanan finansal oranlarını kesikli hale getirebilmek için bir referans değeri olarak içinde faaliyet gösterdikleri sektöre ilişkin TCMB’nin yayınlamış olduğu sektör bilançolarından faydalanılarak hesaplanan finansal oranlar da modelde referans değer olarak kullanılmıştır. Modelde, bilançolar, gelir tabloları, Merkez Bankası kayıtları, KKB Kayıtları, TCMB sektör bilgileri, TÜİK enflasyon oranı bilgileri, finans kurumuna ait geçmiş yıllara ilişkin sektörel performans bilgileri olmak üzere farklı kaynaklardan yararlanılmıştır. Modelde kullanılan veri kaynaklarının farklı olması, modelin hatalı bilgi içerme olasılığını azaltmaktadır.

Modelde performans deęerleri tahmin edilmeye alıřılan firmaların sektörel ve kredi başvurusu yaptıkları yıllara göre dağılımları izelge 5.2. ve izelge 5.3'teki gibidir.

izelge 5.2 : Firmaların sektörel dağılımları.

Sektör	Ağırlık
Tařımacılık/ara kiralama/lojistik	23%
Otomotiv- ticaret	20%
Özel inřaat	13%
Bina inřaatı	10%
Turizm	10%
Madencilik/enerji/doęal kaynaklar	10%
Gıda- hizmet	5%
Elektrik techizat	3%
Temizlik- hizmet	2%
Elektrik teknik	2%
Ticaret	1%
Emlak	1%
Dięer ulařım aracı imalatı	1%
Tarım/hayvancılık	1%

izelge 5.3 : Firmaların başvuru yıllarına göre dağılımları.

Başvuru Yılı	Ağırlık
2011	14%
2012	32%
2013	44%
2014	10%

5.5 Deęiřkenlerin Kesikli Hale Getirilmesi

5.5.1 Bilano ve gelir tablosundan elde edilen deęiřkenlerin kesikli hale getirilmesi

Modelde kullanılan sürekli deęiřkenler, kesikli hale getirilerek modele dahil edilmiřtir. Firmanın bilano ve gelir tablosundan hareketle elde edilen, finansal oranlar (ilk beř deęiřken), TCMB'nin her yıl için yayınlamıř olduęu sektör bilanolarından elde edilen oranlarla kıyaslanmıř ve sapma deęerleri hesaplanmıřtır. Daha sonra bu deęerler küçükten büyüęe doęru sıralanmıř ve literatürde de sıka kullanılan EP-T (Pearson-Tukey metodu) yöntemi yani, ilgili deęerlerin birikimli olasılıkları için %18.5, %81 ve %100 olacak řekilde kitle 3 gruba ayrılarak “Düşük”,

“Orta” ve “Yüksek” olmak üzere kesikli hale getirilmiştir. Ancak, değişimin %18.5 ve %81 noktalarında belirgin olmadığı aralıklarda, ilk sapmanın gerçekleştiği yerden gruplar kesilmiştir. Örneğin, EBIDTA/Özkaynaklar değişkeni için, TCMB’nin yayınlamış olduğu sektör bilançolarından ilgili sektör için açıklanan bilançodan hareketle aradaki sapmanın yüzde değeri hesaplanmış, sonrasında, tüm verilere ilişkin sapma değerler hesaplanılarak büyükten küçüğe sıralanarak kitle için birikimli olasılık değerinin %18’e geldiği noktanın altında kalanlar için “Düşük”, %18 ve %83’in arasında kalan için “orta” ve üstünde kalanlar için de “yüksek” olarak etiketleme yapılmıştır. Diğer bir örnek olarak, dönen varlıklar/toplam varlıklar değişkeninin koşullu olasılık değerleri için bu kesma %15, %85 ve %100 olarak yapılmıştır. Bazı değişkenler için 3 gruba ayırmak ise mümkün olmamıştır. Örneğin, Ortaklara olan Borçların, Kısa vadeli olan borçlara oranlanması ile elde edilen değişkende borcu olmayan kısmın ağırlığı bir hayli fazladır. Bu nedenle, bu değişken “Borcu yok”, “Düşük”, “Orta” ve “Yüksek” olmak üzere dört gruba ayrılmıştır. Diğer bir örnek olarak, Burada kullanılan değişkenler firmanın başvuru yaptığı yıl için son tamamlanmış yıla ve bir önceki yıla ait bilanço ve gelir tablosu verileri kullanılmış olduğu için, bir önceki yıl, yeni kurulmuş olan firmalar için bu değerlerin boş olması sebebiyle, bu örneklerde bir önceki yıla ait veri, “yeni” olarak etiketlenmiş ve dördüncü bir durum daha ortaya çıkmıştır. Diğer bir oransal değişken olan talep edilen kredi tutarı/ firmanın aktif büyüklüğü değişkeni için, yine elde edilen değerler küçükten büyüğe doğru sıralanmış ve birikimli olasılık değeri %15, %85 ve %100 olmak üzere kitle 3 gruba ayrılarak modelde kullanılmıştır.

5.5.2 Diğer değişkenlerin kesikli hale getirilmesi

Firmaların Memzuç kayıtlarına ilişkin olan değerlerin sınıflandırılması, uzmanların görüşüne başvurularak kaydı olmayanlar için “kayıt yok”, haciz ve icra kaydı bulunan firmalar için “sorunlu”, diğer firmalar için “normal” olarak sınıflandırılmıştır.

Firmanın TCMB’de açık/ödenmemiş çek kayıtlarına ilişkin değişken, kaydı bulunanlar için “var”, olmayanlar için “yok” olarak sınıflandırılmıştır.

Firmanın faaliyet süresini ifade eden değişken için, yine uzmanların görüşlerine başvurulmuş ve bir yıla kadar olan firmalar “yeni”, 2-7 yıldır faaliyet gösteren

firmalar “orta”, 8 yıl ve üzerinde faaliyet süresi bulunan firmalar ise “köklü” olarak belirtilmiştir.

Firmanın talep ettiği kredi tutarının toplam varlıklarına oranını ifade eden değişken için olasılık değerinin sınıflandırılması bilanço verilerindeki değerlerin sınıflandırmasında olduğu gibi küçükten büyüğe sıralanarak, Pearson-Tukey yaklaşımına dayanılarak yapılmıştır. Birikimli olasılık değerinin %15, %84 ve %100 olacak şekilde gruplandırılmışlardır.

Firma ortağının KKB’de yer alan finansal siciline ilişkin değişken, KKB’de kanuni takipte kaydı bulunan ortaklar için “KT Ortak”, gecikmede kaydı bulunanlar için “Gecikmeli”, firma kriterlerine göre KKB skoru 1400’ün üzerinde olan ve gecikmeli kaydı bulunmayan tüketiciler için “Saygın”, diğer KKB’de gecikmesi bulunmayan ortaklar için “Gecikmesiz” olarak sınıflandırılmıştır.

Firma ortağının yaşına ilişkin değişken, uzmanların görüşüne başvurularak 25 yaşın altındaki ortaklar için “Genç”, 70 yaşın üzerindeki tüketiciler için “yaşlı”, diğer yaş grupları için ise “orta” olarak sınıflandırılmıştır.

Firmanın faaliyet gösterdiği sektörün risk durumuna ilişkin değişkenin değeri, finansa kurumunun daha önce kredi verdiği sektörlerin kredi ödeme performanslarına göre, kurum içerisinde belirlenmiş olup “az riskli”, “orta riskli” ve “riskli” olmak üzere üç grupta sınıflandırılmıştır.

Enflasyon oranının sınıflandırılması için, uzmanların görüşüne başvurularak %10’un üzerinde olan yıllar için “yüksek” ve altında olan yıllar için “düşük” olarak sınıflandırılmıştır.

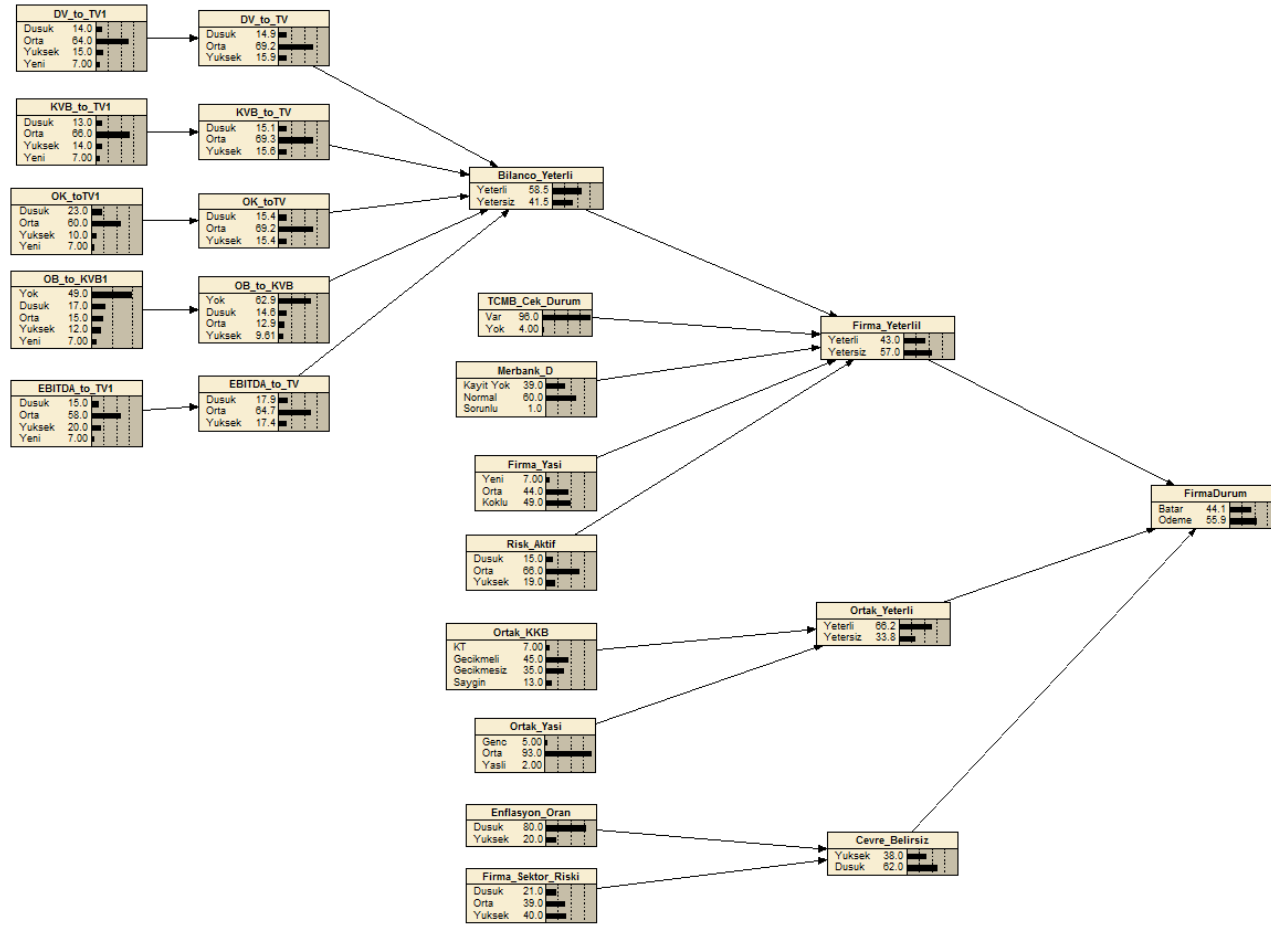
5.6 Modelin Kurulması

Modelin kurulması aşamasında, amaçlanan, kredi kararını veren mali uzmanın, zihnindeki yargı yapısını modele yansıtmak olmuştur. Bunun için uzmanlarla görüşmeler aşamasında, uzmanın kredi kararını verirken ne şekilde düşündüğünün, nelere dikkat ettiğinin bilgisini almak amacıyla uzmana sorular sorulmuş ve uzmanın kredi kararı verirken dikkate aldığı üç ana kavram üzerinde durulmuştur. Bunlardan ilki “Firma Yeterliliği” olup, firmanın krediyi geri ödemeye muktedir olup olmadığı

boyutudur, firmanın beyan ettiği bilgiler ve hem sektör hem de firmanın diğer bankalarla olan ilişkileri dikkate alınarak firmanın krediyi geri ödeme performansına ilişkin bir yargı oluşturulmaktadır. Oluşan ikinci kavram, “Ortak Yeterliliği”dir ve ortağın sicilinin firma performansına olan yansımasıdır. Ortağın yaşı, diğer finansal kurumlarla olan ödeme davranışı, ortağın yeterliliğini ifade etmektedir. Üçüncü bir kavram olarak hem ülke ekonomisinin hem de firmanın içerisinde yer aldığı sektöre ilişkin performans bilgilerinin yer aldığı “Çevre Belirsizliği” kavramıdır. Bütün bunların ışığında kurulan model, Şekil 5.6’daki gibi olmuştur.

Daha sonra, bir katman geriye gidilerek, firma yeterliliği konusunda yargıya varılırken, hangi faktörlerin önemli olduğu üzerinde görüşülerek bilanço, çek durumu, firma büyüklüğü, Merkez Bankasındaki hesap kodları, sektörde kaç yıldır faaliyet gösterdiği gibi değişkenler modele dahil edilmiştir.

Model, Şekil 5.6’da gösterildiği gibi Netica yazılımı üzerinde kurgulanarak sonuç üretilmiştir.



Şekil 5.6 : Firmaların kredilerini geri ödeme durumlarına ilişkin kurulan model.

5.7 Modelde kullanılan olasılık tablolarının oluşturulması

Modelde kullanılacak olan olasılık değerleri, değişkenler kesikli hale getirildikten sonra veriden elde edilebilen değişkenler için kullanılan verideki iç dağılım değerlerinden hareketle belirlenmiştir. Koşullu olasılık değerlerinin nasıl hesaplanmış olduğundan ise ilgili değişkene ait değerlerin ifade edildiği noktada bahsedilecektir.

5.7.1 (t-1) yılına ilişkin veriden öğrenilen olasılık tabloları

(t-1) yılına ait olasılık değerleri, firmaların bilançolarından alınarak doğrudan kullanılan değerlerdir. Bu olasılık değerleri, değişkenin alt durumlarının veri içerisindeki ağırlıklarına göre doğrudan veriden öğrenilmiş değerlerdir. Bitirilen yıla (t) ilişkin veri olmaması durumunda modelin çalışabilmesi ve tamamlan yıla ilişkin değişkenin durumunun tahmin edilebilmesi için modele dahil edilmiş olan değişkenlerdir. Dönen varlıkların toplam varlıklara oranına ilişkin olasılık değerleri Çizelge 5.4'te, firmanın kısa vadeli borçlarının toplam varlıklarına oranının alt durumlarına ilişkin olasılık değerleri Çizelge 5.5'te, firmanın özkaynaklarının toplam varlıklarına oranını ifade eden değişken için olasılık değerleri Çizelge 5.6'da, ortak olan borçların firmanın kısa vadeli borçlarına olan oranına ilişkin değişkenin alt durumlarının olasılık değerleri Çizelge 5.7'de, firmanın vergi öncesindeki karının toplam varlıklarına oranını ifade eden değişken için olasılık değerleri ise Çizelge 5.8'de belirtildiği gibi olmuştur.

Çizelge 5.4 : Dönen varlıklar/toplam varlıklar için olasılık değerleri (dv_to_tv1).

DV_to_TV_1	Olasılık Değeri
Düşük	14%
Orta	64%
Yüksek	15%
Yeni	7%

Çizelge 5.5 : Kısa vadeli borçlar/toplam varlıklar için olasılık değerleri (kvb_to_tv1).

KVB_to_TV_1	Olasılık Değeri
Düşük	13%
Orta	66%
Yüksek	13%
Yeni	7%

Çizelge 5.6 : Özkaynak/ toplam varlıklar için olasılık değerleri (ok_to_tv1).

OK_to_TV_1	Olasılık Değeri
Düşük	23%
Orta	60%
Yüksek	9%
Yeni	7%

Çizelge 5.7 : Ortaklara olan borçlar/ kısa vadeli borçlar (ob_to_kvbl).

OB_to_KVB_1	Olasılık Değeri
Yok	49%
Düşük	17%
Orta	15%
Yüksek	12%
Yeni	7%

Çizelge 5.8 : Vergi ve amortisman öncesi kar/ toplam varlıklar için olasılık değerleri.

EBITDA_to_TV_1	Olasılık Değeri
Düşük	15%
Orta	58%
Yüksek	20%
Yeni	7%

5.7.2 t yılına ilişkin veriden öğrenilen olasılık ve koşullu olasılık tabloları

t yılına ilişkin olasılık değerleri, doğrudan veri setinden öğrenilerek modele dahil edilmiştir. Tamamlanan yıla ait eksik veri olması durumunda, *i* firmasının durumunun tahmin edilmesine ilişkin yapıda *t*-1 yılına ilişkin değer kullanılarak olasılıklar da veriden öğrenilerek modele dahil edilmiştir. Veriden öğrenilerek hesaplanan olasılık değerleri Çizelge 5.9, Çizelge 5.10, Çizelge 5.11, Çizelge 5.12 ve Çizelge 5.13'te belirtildiği gibi ifade edilmiştir.

Firmanın memzuç kayıtlarının durumu, tcmb'deki çek durumu, firmanın faaliyet süresi, firmanın talep ettiği kredi tutarının firma varlıklarına oranı, firma ortağının bankalardaki sicili ve yaşı, çevre belirsizliğini ifade eden firmanın faaliyet gösterdiği sektörün risk seviyesi ve enflasyon oranının ifade edildiği değişkenler için ilk olasılık değerleri yine veriden öğrenilerek modele dahil edilmiştir. Bu değişkenlere ilişkin olasılık değerleri Çizelge 5.14, Çizelge 5.15, Çizelge 5.16, Çizelge 5.17, Çizelge 5.18, Çizelge 5.19, Çizelge 5.20 ve Çizelge 5.21'de ifade edildiği gibi hesaplanmıştır.

Veri setinde olmayıp, sonradan model içerisinde uzmanların görüşlerine dayanarak türetilmiş olan “Bilanço yeterliliği”, “Firma Yeterliliği”, “Ortak yeterliliği”, “Çevre Belirsizliği” ve “Firma_Durum” değişkenleri için koşullu olasılık değerleri, kendilerini oluşturan ve modeldeki ilişkilerin ifade edildiği bölümde listelenen ebeveyn düğümlerin ayırık olaylar oldukları varsayımı ile hesaplanmıştır. Örneğin, bilanço yeterliliği değişkenini oluşturan likidite, borçluluk oranı, ortaklarla olan ilişkiler, karlılık ve firmanın kaynak yapısını temsil eden değişkenlerin ayırık olaylar olduğu varsayımı ile işlemler yapılmıştır.

Firmanın bitirilen yıla ilişkin dönen varlıklarının toplam varlıklarına ilişkin

Çizelge 5.9 : Dönen varlıklar/toplam varlıklar için koşullu olasılık değerleri.

DT_to_TV_1	DV_TV		
	Düşük	Orta	Yüksek
Düşük	52%	43%	5%
Orta	7%	85%	7%
Yüksek	0%	41%	59%
Yeni	45%	36%	18%
Toplam	15%	70%	15%

Çizelge 5.10 : Kısa vadeli borçlar / toplam varlıklar için koşullu olasılık değerleri.

KVB_to_TV_1	KVB_TV		
	Düşük	Orta	Yüksek
Düşük	45%	50%	5%
Orta	9%	85%	6%
Yüksek	10%	25%	65%
Yeni	27%	45%	27%
Toplam	15%	70%	15%

Çizelge 5.11 : Özkaynak/ toplam varlıklar için koşullu olasılık değerleri.

OK_to_TV_1	OK_TV		
	Düşük	Orta	Yüksek
Düşük	46%	43%	11%
Orta	7%	82%	11%
Yüksek	0%	50%	50%
Yeni	9%	73%	18%
Toplam	15%	70%	15%

Çizelge 5.12 : Ortaklara borçlar/kısa vadeli borçlar koşullu olasılık değerleri.

OB_KVB				
OB_to_KVB_1	Yok	Düşük	Orta	Yüksek
Yok	84%	7%	8%	1%
Düşük	35%	42%	8%	15%
Orta	36%	18%	36%	9%
Yüksek	44%	6%	17%	33%
Yeni	73%	9%	0%	18%
Toplam	63%	15%	13%	10%

Çizelge 5.13 : Vergi öncesi kar/toplam varlıklar koşullu olasılıkları.

EBITDA_TV			
EBITDA_to_TV_1	Düşük	Orta	Yüksek
Düşük	45%	50%	5%
Orta	17%	74%	9%
Yüksek	3%	43%	53%
Yeni	10%	81%	9%
Toplam	18%	65%	17%

Çizelge 5.14 : Firmanın merbank/ memzuç kayıtları için olasılık değerleri.

Merbank_D	Olasılık Değeri
Kayıt Yok	39%
Normal	61%
Sorunlu	1%

Çizelge 5.15 : Firmanın TCMB çek kayıtları için olasılık değerleri.

TCMB Çek Durum	Olasılık Değeri
Yok	97%
Var	3%

Çizelge 5.16 : Firma faaliyet süresi için olasılık değerleri.

Firma Yaşı	Olasılık Değeri
Yeni	7%
Orta	44%
Köklü	49%

Çizelge 5.17 : Talep kredi tutarı / toplam varlıklar için olasılık değerleri.

Risk_Aktif	Olasılık Değeri
Düşük	15%
Orta	66%
Yüksek	19%

Çizelge 5.18 : Ortağın bankalardaki sicili için olasılık değerleri.

Ortak_KKB	Olasılık Değeri
KT Ortak	7%
Gecikmeli	45%
Gecikmesiz	35%
Saygın	13%

Çizelge 5.19 : Ortağın yaşı için olasılık değerleri.

Ortak Yasi	Olasılık Değeri
Genç	5%
Orta	93%
Yaşlı	2%

Çizelge 5.20 : Firmanın sektörünün risk durumu için olasılık değerleri.

Firma Sektör Riski	Olasılık Değeri
Az Riskli	21%
Orta Riskli	39%
Riskli	41%

Çizelge 5.21 : Enflasyon oranı için olasılık değerleri (enflasyon_oran).

Enflasyon_Orani	Olasılık Değeri
Düşük	80%
Yüksek	20%

5.7.3 Uzman görüşü ile modele dahil edilen türetilmiş değişkenlerin koşullu olasılık tabloları

Modelin kurulması aşamasında, uzmanların karar alma sürecinde dikkat ettikleri kavramlar oluşturulurken, gerçekte somut olarak var olmayan ancak karar verme sürecinde dikkate alınan yeni kavramlar ortaya çıkmıştır. Bu kavramlar, bilanço yeterliliği, firma yeterliliği, ortak yeterliliği, çevre belirsizliği ve en nihayetinde firmanın borcunu ödeyip ödeyemeyeceğine ilişkin yargıdır.

Bu değişkenlerden ilki bilanço yeterliliğidir. Bilanço yeterliliği, beş farklı ebeveyn düğüm'ün koşullu olasılığından hesaplanan bir çocuk düğüm olduğu için, her bir satırın olasılığının tek tek düşünülmesi halinde, $3*3*3*3*4=324$ farklı ihtimalin hesaplanıyor olması gerekmektedir. Bu nedenle, bilanço ve gelir tablosundan elde t yılına ait oranların durumlarının koşullu olasılıklarından hareketle hesaplanmıştır. Her bir olay diğerinden bağımsız olarak varsayılmış ve bilanço yeterliliği değişkenine ilişkin koşullu olasılıklarının hesaplanabilmesi için Noisy-OR yaklaşımından faydalanılmıştır. Nosi-OR yöntemi, Bayes Ağlarında, çok fazla ebeveyn düğüm olması ve olasılık değerlerine ilişkin çok fazla kombinasyonun olması durumunda başvuru bir yöntemdir. Yönteme göre, değişkenlere ilişkin olasılık değerleri hesaplanırken, koşullu olasılıklarının “değil”lerinin olasılıkları birbiri ile çarpılarak ve en nihayetinde çıkan değer 1’den çıkartılarak çocuk düğüme ilişkin olasılık değeri elde edilmektedir (Onisko, Druzdzel ve Wasyluk, 2001).

Buna göre, koşullu olasılık değerlerinin nasıl hesaplandığı denklem 5.1’de ifade edildiği gibidir (Onisko, Druzdzel ve Wasyluk, 2001). C_j , ebeveyn düğümleri, E_i ise C_j düğümlerinden etkilenen çocuk düğümü ifade ederse,

$$\begin{aligned} P(E_i|ebeveyn(E_i)) &= P(E_i| C_1, C_2, \dots, C_n) \\ &= 1 - \prod_i (1 - P(E_i|C_j)) \end{aligned} \quad (5.1)$$

Bu şekilde bir hesaplamayı yapabilmek için bilanço yeterliliğine etki eden her bir ebeveyn düğümün, alt durumlarının, bilanço yeterliliği üzerindeki olasılık değerlerinin tespit edilmesine ihtiyaç vardır. Bu olasılık değerleri, uzmanların görüşlerine başvurularak elde edilmiş ve bilanço yetersizliği için, elde edilen değerler birbiri ile çarpılarak, her bir satır için koşullu olasılık değeri hesaplanmıştır. Bilanço yeterliliğine ilişkin tüm olasılık tablosu Ek. B’de yer almaktadır. Bilanço yeterliliği kavramını oluşturan ebeveyn olayların koşullu olasılık değerleri ise, Çizelge 5.22’de verildiği gibidir.

Örneğin, DV_to_TV= “Düşük” ve KVB_to_TV= “Düşük” ve OK_to_TV= “Düşük” ve OB_to_KVB=Yok ve EBITDA_to_TV= “Düşük” durumu için, bilanço’nun yetersiz olma olasılığı, $1 - (1 - 0,25) * (1 - 0,12) * (1 - 0,16) * (1 - 0,05) * (1 - 0,25) = 0.605$ yani %60 olarak modele girilmiştir.

Çizelge 5.22 : Bilanço yeterliliği için koşullu olasılık değerleri.

Bilanço Yeterliliği		
DV_TV	Yeterli	Yetersiz
Düşük	75%	25%
Orta	95%	5%
Yüksek	85%	15%

KVB_TV	Yeterli	Yetersiz
Düşük	88%	12%
Orta	95%	5%
Yüksek	80%	20%

OK_TV	Yeterli	Yetersiz
Düşük	84%	16%
Orta	95%	5%
Yüksek	84%	16%

OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Yok	95%	5%
Düşük	85%	15%
Orta	75%	25%
Yüksek	70%	30%

EBITDA_TV	Yeterli	Yetersiz
Düşük	75%	25%
Orta	88%	12%
Yüksek	95%	5%

Uzman görüşüne başvurularak modele dahil edilen ikinci değişken, firma yeterliliğidir. Bilanço yeterliliği için koşullu olasılıkların hesaplanması ile aynı mantıkla, her bir düğümün alt durumları için Firma'nın yeterli olması olasılığı uzmanlarca belirlenmiş daha sonra bu olasılıklar çarpılarak her satır için koşullu olasılık değerine ulaşılmıştır. Tüm olasılık değerleri, Ek C'de yer almaktadır. Firma yeterliliği değişkenini oluşturan ebeveyn olayların koşullu olasılık değerleri ise, Çizelge 5.23'de verildiği gibidir.

Çizelge 5.23 : Firma yeterliliği için koşullu olasılık ayrık değerleri.

Firma Yeterliliği		
Bilanço Yeterli	Yeterli	Yetersiz
Yeterli	95%	5%
Yetersiz	60%	40%
TCMB Çek Durum	Yeterli	Yetersiz
Var	75%	25%
Yok	100%	0%
Merbank_D	Yeterli	Yetersiz
Kayıt_Yok	85%	15%
Normal	90%	10%
Sorunlu	40%	60%
Firma_Yasi	Yeterli	Yetersiz
Yeni	70%	30%
Orta	90%	10%
Koklu	95%	5%
Risk_Aktif	Yeterli	Yetersiz
Düşük	95%	5%
Orta	90%	10%
Yüksek	75%	25%

Uzmanların görüşleri sonrasında ortaya çıkan üçüncü kavram Ortak yeterliliğidir. Ortak yeterliliği, firmanın en büyük ortağının finansal geçmişine ilişkin modeldeği değişke ve ortağın yaşına ilişkin değişkenin aldığı değerlerden etkilenmektedir. Buna göre ortaya çıkan koşullu olasılık değerleri için uzman görüşüne başvurulmuş ve elde edilen sonuçlar Çizelge 5.24'te özetlenmiştir.

Çizelge 5.24 : Ortak yeterliliği için koşullu olasılık ayrık değerleri.

Ortak_KKB	Ortak_Yasi	Ortak Yeterliliği	
		Yeterli	Yetersiz
KT_Ortak	Genç	20%	80%
KT_Ortak	Orta	30%	70%
KT_Ortak	Yaşlı	25%	75%
Gecikmeli	Genç	35%	65%
Gecikmeli	Orta	45%	55%
Gecikmeli	Yaşlı	40%	60%
Gecikmesiz	Genç	75%	25%
Gecikmesiz	Orta	90%	10%
Gecikmesiz	Yaşlı	88%	12%
Saygın	Genç	90%	10%
Saygın	Orta	100%	0%
Saygın	Yaşlı	98%	2%

Uzman görüşüne başvurularak elde edilen son değişken çevre belirsizliğidir. Çevre belirsizliği, modele göre enflasyon seviyesi ve firmanın faaliyet gösterdiği sektörün risk düzeyinden etkilenmektedir. Buna göre her bir değişkenin alt durumları için ortaya çıkan koşullu olasılık değerleri için uzman görüşüne başvurulmuş ve elde edilen sonuçlar Çizelge 5.25'te özetlenmiştir.

Çizelge 5.25 : Çevre yeterliliği için koşullu olasılık ayrık değerleri.

Enflasyon	Firma-Sektör_Riski	Çevre Belirsizliği	
		Yüksek	Düşük
Düşük	Düşük	20%	80%
Düşük	Orta	30%	70%
Düşük	Yüksek	35%	65%
Yüksek	Düşük	45%	55%
Yüksek	Orta	40%	60%
Yüksek	Yüksek	75%	25%

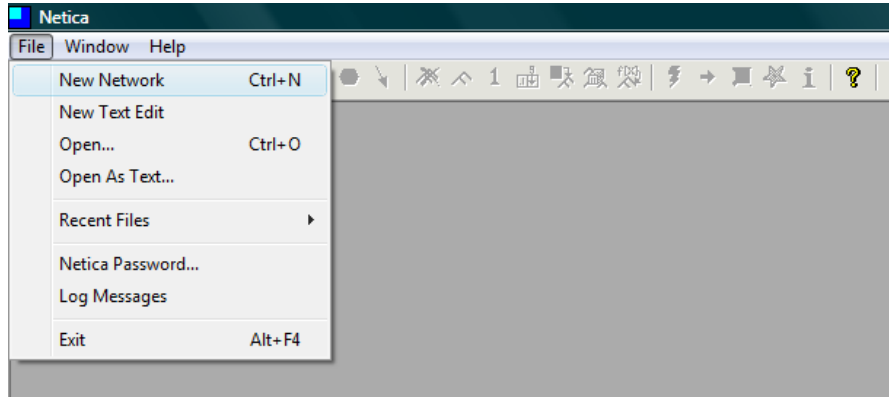
Modelin çalışması ile elde edilecek sonuç değeri, Firma Durumu değişkeni ile ifade edilmiştir. Bu değer doğrudan, firma yeterliliği, ortak yeterliliği ve çevre belirsizliği olmak üzere üç değişkenin değerlerinden hareketle hesaplanmaktadır. Buna göre her bir değişkenin alt durumları için ortaya çıkan koşullu olasılık değerleri için uzman görüşüne başvurulmuş ve elde edilen sonuçlar Çizelge 5.26'da özetlendiği gibi olmuştur.

Çizelge 5.26 : Firma durumu için koşullu olasılık ayrık değerleri.

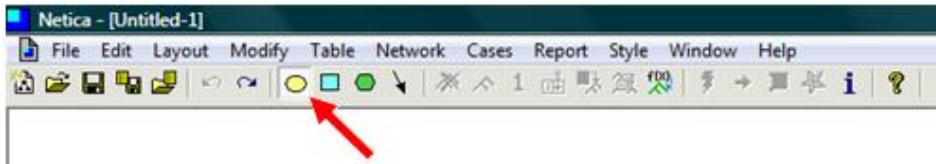
Firma Yeterliliği	Ortak Yeterliliği	Çevre Belirsizliği	Firma Durumu	
			Başarısız	Ödeme
Yeterli	Yeterli	Yüksek	10%	90%
Yeterli	Yeterli	Düşük	5%	95%
Yeterli	Yetersiz	Yüksek	30%	70%
Yeterli	Yetersiz	Düşük	25%	75%
Yetersiz	Yeterli	Yüksek	70%	30%
Yetersiz	Yeterli	Düşük	60%	40%
Yetersiz	Yetersiz	Yüksek	79%	21%
Yetersiz	Yetersiz	Düşük	70%	30%

5.8 Modelin Netica Yazılımı ile Kurulması ve Bir Firma Örnek Sonuç Hesaplanması

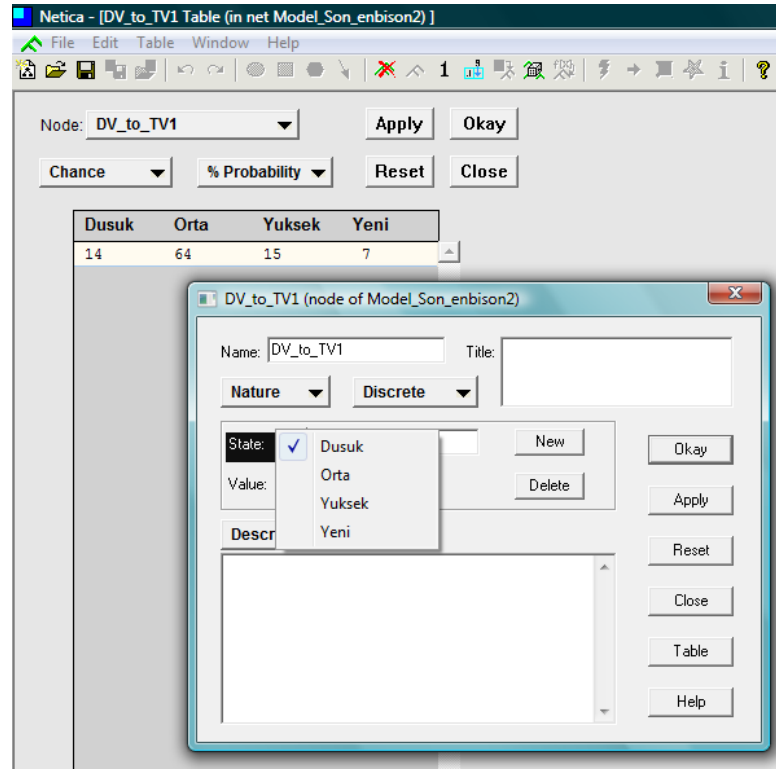
Değişkenlerin, değişkenler arasındaki ilişkilerin ve ilk olasılık değerlerinin belirlenmesinden sonra çalışma sürecinde bir sonraki adım, kurgulanan modelin Netica yazılımı ile kodlanması ve çalıştırılması olmuştur. Buna göre, yazılım içerisinde sırası ile Şekil 5.7, Şekil 5.8, Şekil 5.9, Şekil 5.10 ve Şekil 5.11’de ifade edilen adımlar takip edilerek model Netica yazılımı içerisinde tanımlanmıştır.



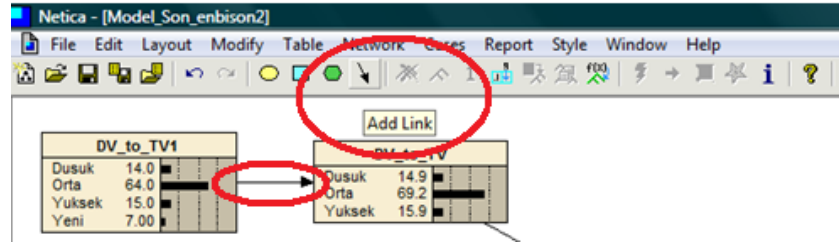
Şekil 5.7 : Yeni Bayes ağ modelinin oluşturulması.



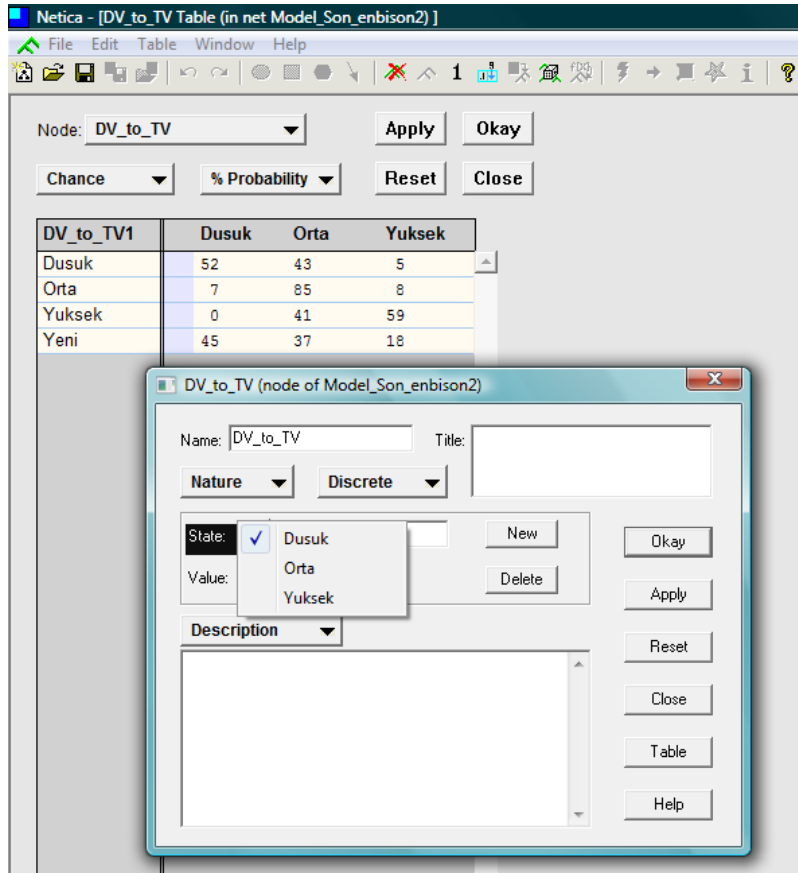
Şekil 5.8 : Düğüm noktalarının (değişkenlerin) modele eklenmesi.



Şekil 5.9 : Değişkenlerin alt durumların ve olasılıkların tanıtılması.



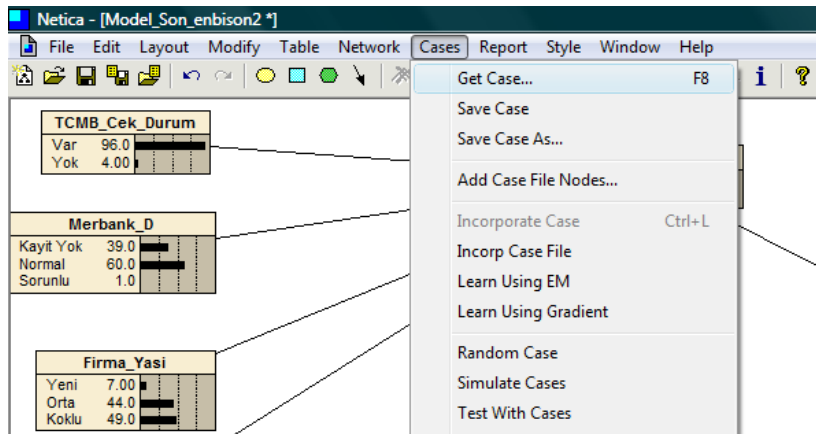
Şekil 5.10 : Değişkenler arasındaki ilişkilerin tanımlanması.



Şekil 5.11 : Değişkenler arasındaki koşullu olasılıkların tanıtılması.

Modelde yer alan tüm değişkenler, ilişkiler ve olasılık değerleri tanımlandıktan sonra model son haline getirilmiştir. Modelin son hali şekil 5.6’da ifade edildiği gibi olmuştur.

Model tanımlandıktan sonra, veri setinde yer alan firmalara ilişkin değerler modele tanıtılarak modelin ürettiği sonuçlar ve firmaların gerçek performansları karşılaştırılmıştır. Modelin firma bazında çalıştırılması şekil 5.12’de ifade edilmiştir.

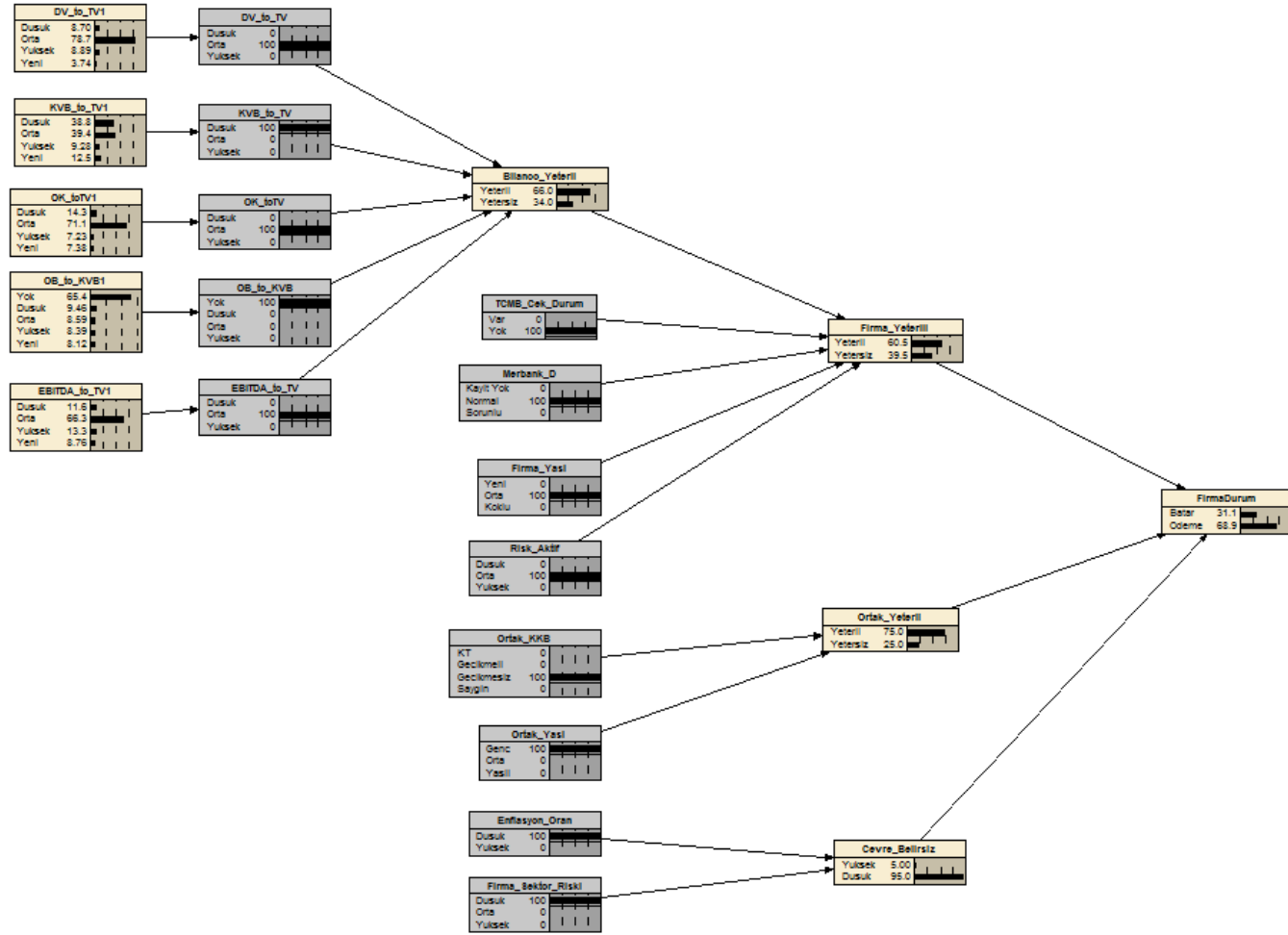


Şekil 5.12 : Firma bazında modelin çalıştırılması.

Veri setinde yer alan 37 numaralı firma için model sonuçları şekil 5.13’te ifade edildiği gibi olmuştur. 37 numaralı firmanın, tamamlanan yıl için bilanço verisi mevcuttur. Bu nedenle modelde, t yılına ait değişkenler kullanılacaktır. Firmanın değişkenlerinin aldığı değerler Çizelge 5.27’de ifade edildiği gibidir. Modele girilen değişkenlerin değerlerine göre, firma için bilanço yeterliliği, %66 ihtimalle “yeterli”, firma yeterliliği için % 60.05 ihtimalle “yeterli”, ortak yeterliliği için %75 ihtimalle “yeterli” ve çevre belirsizliği için %95 ihtimalle düşük olarak hesaplanmıştır. Bu hesaplamaların sonucunda model, 37 numaralı firma için krediyi geri ödeme olasılığını %68.9 olarak hesaplamıştır. 37 numaralı firma için gerçek performansı da olumlu yönde gerçekleşmiş, model doğru sonuç hesaplamıştır.

Çizelge 5.27 : 37. firma için değişkenlerin aldığı değerler.

Değişken	37. Firma için Değeri
DV_to_TV	Orta
KVB_to_TV	Düşük
OK_to_TV	Orta
OB_to_KVB	Yok
EBIDTA_to_TV	Orta
TCMB_Cek_Durum	Yok
Merbank_D	Normal
Firma_Yasi	Orta
Risk_Aktif	Orta
Ortak_KKB	Gecikmesiz
Ortk_Yasi	Genç
Enflasyon	Düşük
Firma_Sektor_Riski	Düşük



Şekil 5.13 : 37 numaralı firma için model sonuçları.

5.9 Model Sonuçlarının Yorumlanması

Uzman görüşleri ve literatür araştırması sonucunda oluşturulan Bayes Ağı Modeli, Netica yazılımı ile modellenmiş ve bütün örnekler için tek tek firma performansına ilişkin sorunsuz ödeme ve kredinin batması olasılıkları hesaplanmıştır. Elde edilen olasılık değerleri için, daha önceki 2.2.2. bölümde yer alan 4.1 eşitliğinden faydalanarak 1. tip ve 2. tip hatayı minimize edecek eşik değeri 62 olarak hesaplanmıştır ve buna göre model için sınıflandırma performansı hesaplanmıştır.

En iyi ve en kötü değerler için de performans hesaplatılarak, modelin mantıklı sonuçlar üretilip üretmediği iki farklı senaryo ile test edilmiştir. Buna göre, tüm değişkenlerin problem açısından olabilecek en kötü değerler ile denendiği durum için; Bilanço yeterliliği %26, Firma Yeterliliği %11, Ortak Yeterliliği %20, Çevre Belirsizliği %85 ve en nihayetinde kredinin batma olasılığı %71, olarak hesaplanmıştır. Aynı şekilde, tüm değişkenlerin problem açısından olabilecek en iyi değerler ile denendiği durum için; Bilanço yeterliliği %77, Firma Yeterliliği %70,6, Ortak Yeterliliği %100, Çevre Belirsizliği %5 ve en nihayetinde kredinin batma olasılığı %21.5, olarak hesaplanmıştır. Buna göre, modelin, en iyi ve en kötü değerler üzerinde tutarlı sonuçlar ürettiği görülmektedir.

Modelde, firma yeterliliği %100, ortak yeterliliği %100 ve çevre belirsizliği %100 düşük olarak modele girilmiş olsa bile firmanın krediyi ödeme olasılığı %95 olarak hesaplanmaktadır. Modelde sonuç hiçbir zaman %100 veya %0 olarak hesaplanmamaktadır. Bunun sebebi, belirsizliğin modellendiği bir çalışmada herhangi bir kesin yargıya varılamayacak olması ve herhangi bir kriterin tek başına ya da başka değişkenlerle birlikte tahmin edilmeye çalışan durumu net sınırlar dahilinde tahmin edemeyecek olmasıdır. Sonuç ancak 0'a ya da 1'e yakınsayabilir.

Yapılan çalışmada, değişkenlerin model sonucu üzerindeki etkileri ölçümlenmeye çalışıldığında, değerler değişkenlerin aldıkları en iyi ve en kötü değerlere göre Çizelge 5.28'deki gibi olmuştur. Buna göre, kredinin ödeme olasılığına en fazla etki eden değişkenin, firmanın yeterli olup olmaması olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.28 : Değişkenlerin kredinin ödeme olasılığına etkisi.

Firma Yeterliliği (%100)	Ortak Yeterliliği (%100)	Çevre Belirsizliği (%0)	Kredinin Ödeme Olasılığı	Fark (%)
Yeterli	Yeterli	Düşük	%95	-
Yeterli	Yeterli	Yüksek	%90	%5
Yeterli	Yetersiz	Düşük	%75	%20
Yetersiz	Yeterli	Düşük	%60	%35

Aynı şekilde, firma yeterliliği üzerinde değişkenlerin etkileri incelendiğinde sonuçlar Çizelge 5.29’da ifade edildiği gibi olmuştur. Yapılan çalışmaya göre, firmanın merbank kayıtlarının durumunun ve bilançosunun yeterlilik durumunun firma yeterliliği üzerinde en etkili değişken olduğu gözlemlenmiştir.

Çizelge 5.29 : Değişkenlerin firma yeterliliği üzerinde etkisi.

Bilanço Yeterliliği (%100)	TCMB Çek Durum (%100)	Merbank Durum (%100)	Firma Yaşı (%100)	Kredi Riski/ Aktifler (%100)	Firma Yeterliliği	Fark (%)
Yeterli	Yok	Normal	Köklü	Düşük	%77	-
Yeterli	Yok	Normal	Köklü	Yüksek	%61	%16
Yeterli	Yok	Normal	Yeni	Düşük	%57	%20
Yeterli	Yok	Sorunlu	Köklü	Düşük	%34	%43
Yeterli	Var	Normal	Köklü	Düşük	%58	%19
Yetersiz	Yok	Normal	Köklü	Düşük	%37	%40

Ortak yeterliliği üzerinde değişkenlerin etki düzeyleri irdelendiğinde elde edilen sonuçlar Çizelge 5.30’da özetlenmiştir. Buna göre, Ortağın yeterlilik durumuna en çok etki eden değişken ortağın finansal geçmişini ifade eden, KKB’deki kayıtlarının durumudur.

Çizelge 5.30 : Değişkenlerin ortağın yeterliliği üzerindeki etkisi.

Ortağın KKB Durumu (%100)	Ortağın Yaşı (%100)	Ortak Yeterliliği	Fark (%)
Saygın	Orta	%95	-
Saygın	Genç	%90	%5
KT	Orta	%30	%65

Değişkenlerin çevre belirsizliğine etkisi incelendiğinde sonuçlar Çizelge 5.31’de belirtildiği gibidir. Sonuçlara göre, firmanın faaliyet gösterdiği sektörün risk düzeyi çevre belirsizliği üzerinde enflasyon oranına nazaran daha etkili olmuştur.

Çizelge 5.31 : Değişkenlerin çevre belirsizliği üzerindeki etkisi.

Enflasyon Oran (%100)	Sektör Riski (%100)	Çevre Belirsizliği	Fark (%)
Düşük	Düşük	%95	-
Düşük	Yüksek	%45	%50
Yüksek	Düşük	%55	%40

Finansal oranlardan oluşan değişkenlerin firmanın bilanço yeterliliği üzerindeki etkileri irdelendiğinde değişkenlerin etkileri Çizelge 5.32’deki gibi olmuştur. Buna göre, bilanço yeterliliği üzerinde etkisi en yüksek olan değişken, firmanın ortağına olan borç düzeyinin ifade edikdiği değişkendir.

Çizelge 5.32 : Değişkenlerin bilanço yeterliliği üzerinde etkisi.

Dönen Varlıklar/ Toplam Varlıklar (%100)	Kısa Vadeli Borçlar/ Toplam Borçlar (%100)	Özkaynak / Toplam Varlıklar (%100)	Ortaklara Borçlar/ Kısa Vadeli Borçlar (%100)	Vergi Öncesi Kar/ Toplam Varlıklar (%100)	Bilanço Yeterliliği	Fark (%)
Orta	Orta	Orta	Yok	Yüksek	%77	-
Orta	Orta	Orta	Yok	Düşük	%61	%16
Orta	Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	%57	%20
Orta	Orta	Düşük	Yok	Yüksek	%68	%9
Orta	Yüksek	Orta	Yok	Yüksek	%65	%12
Düşük	Orta	Orta	Yok	Yüksek	%61	%16

Değişkenlerin etkileri irdelendikten sonra yöntemin problem üzerinde doğru bir yöntem olup olmadığının tespit edilmesi amacıyla model, Inforsense yazılımı ile Binary Lojistik Regresyon yöntemi ile yeniden kurgulanmış ve iki yöntemin sonuçları kıyaslanmıştır.

5.9.1.1 Bayes ağı modelinin sonuçları

Model Netica yazılımı üzerinde tanımlandıktan sonra, veri setini oluşturan 150 firmaya ilişkin bilgiden hareketle, bu firmaların modele göre talep ettikleri krediyi geri ödeme olasılıkları hesaplanmış ve elde edilen sonuçlar, gerçekte firmanın krediyi geri ödeyip ödememe durumlarına ilişkin bilgi ile kıyaslanmış ve modelin doğru tahmin yapabilme oranı hesaplanmıştır. İlgili rakamlar Çizelge 5.33 ve Çizelge 5.34'te özetlenmiştir.

Çizelge 5.33 : Bayes ağı temelli model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: doğru sınıflandırma oranı.

Gerçekleşen	Tahmin		
	Ödeme	Batar	Toplam
Ödeme	49%	15%	63%
Batar	6%	31%	37%
Toplam	55%	45%	100%

Doğru sınıflandırma %= %49 + %31=%80

Çizelge 5.34 : Bayes ağı temelli model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: ortalama doğru sınıflandırma oranı.

Gerçekleşen	Tahmin		
	Ödeme	Batar	Toplam
Ödeme	77%	23%	95
Batar	16%	84%	55
Toplam	82	68	150

Doğru sınıflandırma ortalaması= (%77 +% 84)/2= %80,5

Hatalı sınıflandırma maliyeti, Altman'ın (1968) yapmış olduğu çalışmada, kötü durumda olan bir firmanın iyi olarak tahmin edilmesinin maliyeti, iyi bir firmanın kötü olarak tahmin edilmesinin maliyetinin 35 katı olarak varsayılmıştır. Buna göre, %16 batan firmayı ödeme yapacak olarak tahmin etmenin maliyeti 16*35 ve %23'lük iyi ödeme yapacak firmayı batacak olarak tahmin etme maliyeti olmak üzere toplam hatalı tahmin maliyeti 583 birim olarak hesaplanmıştır.

5.9.1.2 Lojistik regresyon modelinin sonuçları

Aynı şekilde, model Inforsense yazılımı üzerinde tanımlanmış ve veri setini oluşturan 150 firmaya ilişkin bilgiden hareketle, bu firmaların modele göre talep ettikleri krediyi geri ödeme olasılıkları hesaplanmış ve elde edilen sonuçlar, gerçekte

firmanın krediyi geri ödeyip ödememe durumlarına ilişkin bilgi ile kıyaslanmıştır. Modelin doğru tahmin yapabilme oranı hesaplanmış, rakamlar Çizelge 5.35 ve Çizelge 5.36’te özetlenmiştir. Lojistik Regresyon yöntemi ile kurgulanan modelin parametre değerleri, değişkenlerinin ağırlıklarına ilişkin tablolar Ek D’de verilmiştir.

Çizelge 5.35 : Lojistik regresyon model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: doğru sınıflandırma oranı.

Gerçekleşen	Tahmin		
	Ödeme	Batar	Toplam
Ödeme	55%	8%	63%
Batar	11%	26%	37%
Toplam	55%	45%	100%

Doğru tahmin % = (%55+ %26) = %81

Çizelge 5.36 : Lojistik regresyon model sonuçları ile gerçek verinin kıyaslanması: ortalama doğru sınıflandırma oranı

Gerçekleşen	Tahmin		
	Ödeme	Batar	Toplam
Ödeme	87%	13%	95
Batar	29%	71%	55
Toplam	82	68	150

Doğru sınıflandırma ortalaması=(%71 + %87) /2= %79

Yine Altman’ın varsayımına göre, hatalı ölçüm maliyeti, %29’luk batan firmayı ödeme yapacak olarak tahmin etmenin maliyeti 29*35 ve %13’lük sorunsuz ödeme yapacak firmayı da batacak olarak tahmin etme maliyeti olmak üzere toplam hatalı tahmin maliyeti 1028 birim olarak hesaplanmıştır.

5.9.1.3 Sonuçların kıyaslanması

İki yöntemin performans olarak kıyaslaması yapıldığında, Bayes Ağları Modeli ve Lojistik Regresyon yöntemlerinin, doğru tahmin yapma kabiliyetleri birbirine yakınmış gibi görünse de Bayes yaklaşımı ile uygulanan model, daha stabil sonuçlar üretmiştir. Başka bir deyişle, hem iyi hem de kötü olarak tariflenen grubu tahmin etme konusunda başarılı olmuştur. Lojistik regresyon modeli, asıl maliyet unsurunu oluşturan kötü grupların tahmin edilmesi konusunda zayıf kalmıştır. Doğru tahmin yapabilme oranı birbirine çok yakın olsa da maliyet açısından iki yöntemin

oluřturacađı hatalı tahmin maliyeti, biri diđerinin yarısı olacak řekilde Bayes Ađları Yöntemi lehine hesaplanmıřtır.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Çalışma kapsamında, erken uyarı sistemlerinin bir uygulama alanı olarak bir firmanın mali yükümlülüklerini yerine getirememesi olasılığının tahmin edilmesine yönelik Bayes Ağları Yöntemi kullanılarak, kurumsal kredilerin değerlendirilmesinde standart bir bakış açısı getirme yönünde kullanılabilecek bir model önerilmiş ve uygulaması yapılmıştır. Ele alından problemin etki alanı ve önemi düşünüldüğünde firmaların mali performanslarının tahmin edilmesi sadece firma açısından değil, aynı zamanda o firmanın çalışanları, yöneticileri, ortakları, müşterileri, tedarikçileri, kredi veren kurumlar, faaliyet gösterdiği sektördeki diğer kurumlar ve bütün bunların sonucunda da ülke ekonomisi açısından kritik bir öneme sahiptir. Çalışmanın güttüğü amaçlardan biri, kurumsal kredi kararı veren uzmanın zihninde oluşturduğu karar verme sürecini mümkün olduğunca gerçeğe yakın bir şekilde modele aktarmak, var olan neden-sonuç ilişkilerinin tespit edilmesi ve irdelenmesi olmuştur.

Bu nedenle, literatür araştırması sırasında bu alanda kullanılmış olan yöntemler irdelendiğinde, uygulanmasının kolay olması, anlaşılır olması, büyük veri kitlelerine ihtiyaç duymaması, model içerisindeki bütün ilişkilerin tanımlanabilir olması ve gözlemlenebilir olması, çevresel belirsizliği ve zaman boyutunu da hesaba dahil edebilmesi ve eksik veri olması durumunda da sonuç üretebilmesi sebebiyle, Bayes Ağları yöntemi seçilerek problem üzerinde uygulanmıştır.

6.1 Genel Sonuçlar

Çalışma sürecinde, literatür araştırması sırasında daha önce bu alanda yapılmış olan çalışmaların güçlü ve zayıf yönleri irdelenmiş ve bu çalışmalardan hareketle problemin çözümü için uygulanacak modelde gözetilmesi gereken kritik başarı faktörleri belirlenmiştir. Sonrasında bu faktörleri tatmin edecek çözüm önerileri üzerinde durularak bütünsel bir yaklaşım ortaya konulmuştur.

Yapılan çalışmayı literatürdeki diğer çalışmalardan ayıran özelliklerden biri, sadece firma verilerinin değil, aynı zamanda özellikle KOBİ'ler için Ortağa ilişkin

performans göstergelerinin de firma performansına etki ettiği varsayımı ile ortağa ilişkin değerlerin de modele girdi olarak dahil edilmiş olmasıdır.

Modelde, konu edilen değişkenlerin seçimi konusunda literatür araştırmasına ek olarak, alanında uzman, farklı kurumlarda kurumsal kredilerin değerlendirilmesi görevinde çalışan on uzman, bir borsa uzmanı ve bir işletme yöneticisinin görüşüne başvurarak, farklı bakış açıları da modele dahil edilerek literatürde daha önce hiç kullanılmamış olan bazı kriterler de değişken olarak seçilerek modelde kullanılmıştır.

Modeli literatürdeki diğer çalışmalardan ayıran bir diğer özellik, kurgulanan modelin, firmanın tamamlanmış yıla (t) ait bilanço ve gelir tablosu bilgisinin elde bulunmadığı durumda, bir önceki tamamlanmış yıla (t-1) ilişkin veriler kullanılarak da tahmin yapabiliyor olmasıdır. Modelde verinin eksik olması durumunda, bir önceki yılın verisi kullanılarak tamamlanmış yılın değerleri tahmin edilmekte ve modele dahil edilmektedir.

Bir finans kurumuna ait kurumsal müşteri portföyünde yer alan 55'i almış olduğu krediyi geri ödememiş olmak üzere toplam 150 firmaya ait başvuru tarihinden itibaren son iki tamamlanmış yıla ait bilanço ve gelir tabloları, başvuru anındaki firmanın bankalardaki çek durumu ve toplam risk derecesi, firmanın yaşı, ortağın Kredi Kayıt Bürosundaki finansal siciline ilişkin göstergeler, ve çevrenin belirsizlik durumuna işaret eden değişkenlerden oluşan bir veri seti kullanılmıştır. Oluşturulan modelde bir çok kaynağa ilişkin veri birlikte kullanılmış olduğundan, verinin hatalı olması dolayısıyla modelin hatalı tahmin üretme riski azaltılmış ve modelin güvenilirliği artırılmıştır.

Kullanılan değişkenler, finansal oranlar ve diğer niceliksel kriterlerden oluştuğu için, tez sırasında ilgilenilen konulardan biri de değişkenlerin nasıl bir referans değer ile kıyaslanarak kesikli hale getirileceği olmuştur. Bunun için finansal oranlar, TCMB'nin yıllık bazda sektörler için açıklamış olduğu bilanço ve gelir tablolarından hareketle, firmaların örnek bazında faaliyet gösterdikleri sektörün oranından yüzdesel olarak ne kadar saptıkları belirlenmiştir. Böylelikle, verinin farklı sektörler için satandart hale getirilmesi ve her firmanın kendi grubu içerisindeki pozisyonuna göre durumunun modele dahil edilmesi sağlanmıştır. Böylelikle, model, sektörden bağımsız hale gelmiş ve farklı sektörlerde de uygulanabilir hale getirilmiştir.

Çalışma içerisinde ele alınan bir diğer konuda modelin ürettiği olasılık değerlerinin hangi eşik değerinden itibaren “geri ödeme” ya da “batacak” olarak etiketleneceğine karar verme sürecidir. Literatür araştırması sırasında daha önce bu alanda kullanılmış olan 1. tip ve 2. tip hatanın en azlanmasına ilişkin formulasyon kullanılarak belirlenmiştir.

Bayes ağları ile kurgulanan modelde, her bir değişkenin model sonucu üzerindeki etkisi saptanarak daha sonraki çalışmalarda, modelin iyileştirilmesi için yeni bulgular elde edilmiş, dikkat edilmesi gereken kritik değişkenler tespit edilmiştir.

Daha sonra oluşturulan model, uygulanan yöntemin doğruluğuna karar vermek amacıyla lojistik regresyon yöntemi ile de oluşturularak probleme dair sonuçlar elde edilmiş ve iki yöntemin sonuçları kıyaslanmıştır. Kıyaslamalar sonucunda iki yöntemin, performanslarının tahmin doğruluğu bakımından birbirine oldukça yakın olduğu, ancak Bayes ağları ile yapılan çalışmanın “Başarısız” olarak işaretlenmiş olan grubu tahminleme konusunda daha dengeli ve başarılı olması sebebiyle hatalı tahmin yapma maliyeti daha düşük olduğu görülmüştür. Model, aynı zamanda en iyi ve en kötü değerlere sahip örneklerle ait sonuçlar hesaplatılarak, her iki durumda da modelin mantıklı tahmin sonuçları üretip üretmediği sınanmıştır.

6.2 Yönetimsel Çıkarımlar

Yapılan çalışma sonucunda oluşturulan model, finansal kurumlar için kurumsal kredi başvurularını değerlendirme sürecinde, başvuru yapan firmaların mevcut durumlarını irdeleyerek kredi kararı verebilecekleri bir karar destek sistemi yapısındadır. Aynı zamanda kurgulanan model, firmaların yeni bir borçlanma kararı safhasında kendi performanslarını da irdeleyebilecekleri referans bir sistem olarak kullanabilecektir.

Yapılan çalışmada, uzmanların görüşünden yola çıkılarak, sadece firmaya ve firmanın faaliyet gösterdiği çevreye ilişkin performans verileri değil aynı zamanda firmanın ortağına ilişkin verilerin de kullanılmış olması, modeli gerçek hayat uygulamalarına yaklaştırmıştır.

Çalışmada firmanın finansal durumuna ilişkin verilerin, kendi faaliyet gösterdiği sektörün verileri ile kıyaslanarak kullanılmış olması, modeli sektör kısıtından kurtarmış ve tüm sektörler için uygulanabilir hale getirmiştir.

Modelde kullanılan veriler için taamamlanmış olan yıl ve veya bir önceki yıla ilişkin verilerin kullanılabilir olması, modeli eksik verinin olması durumunda da çalışabilir kılacaktır.

Bu bağlamda yapılan çalışma, pratik olarak hem finans kurumlarının kredi başvurusu yapan firmaları değerlendirmelerinde hem de firmalarının yeni bir borçlanma aşamasında karar alırken kendilerinin performanslarını ölçümleyip karar vermeleri açısından bütünsel bir yaklaşım ortaya koymuştur.

6.3 Geliştirme Önerileri

Bir erken uyarı sistemi uygulaması olarak Bayes ağları ile kurgulanan ve uygulaması yapılan model, veri girişindeki kısıtlar ve elde olan verinin bazı örnekler için tam olmaması sebebi ile 150 adet firma verisi ile sınırlı kalmıştır. İlerleyen dönemlerde, veri hacmi büyütülerek daha keskin olasılıklar elde etmek mümkün olabilecektir. Başka bir test metodu olarak, model farklı kurumların verileri üzerinde çalıştırılarak test edilebilir, böylelikle kuruma özel bazı değerler de normal düzeylere çekilmiş olabilir.

Güncel modelde, sadece firmanın kurumsal müşteri portföyüne ilişkin, performans verileri kullanılmıştır. Kullanılan verideki tüketici verisi, hali hazırda kredi yetkilisinin ilk yargı olarak olumlu olarak değerlendirip kredi tahsisinde bulunduğu portföyden oluşmaktadır. Ancak, krediler %100 oranında onaylanmamaktadır ve asıl kitle ne yazık ki portföyün dışında kalan reddedilen kurumsal müşterilerin verileri olacaktır. Bu nedenle skora çalışmaları sıkça kullanılan “reject inference” kavramının bu alana uyarlanması modelin sadece kabul edilmiş bir kredi portföyü üzerinde değil aynı zamanda reddedilen grubun da modele dahil edilmesi ile daha doğru sonuçlar elde edilebilir. Dahası, reddedilen portföyden belki de ödeme performansı olumlu olabilecek bir grup çıkabilecek, firmanın gereksiz yere reddetmiş olduğu başvuruların krediye dönmesi ile firmanın mevcut durumda katlanmak durumunda olduğu fırsat maliyeti düşürülebilir. Böylelikle hem kredi veren finans kurumunun risk düzeyi azaltılmış olup hem de gereksiz reddedilen portföyün krediye dönmesi ile finans kurumunun cirosu arttırılmış olacaktır. Aynı zamanda, model, kaynak kısıtı olması durumunda, aynı anda kredi başvurusu yapmış olan iki firmadan hangisinin kredilendirileceğine ilişkin kararının verilmesinde, bir yatırım analiz aracı olarak kullanılabilir.

Model, sadece bir finans kurumunun bakış açısından değil, aynı zamanda firmaların kendilerinin bir borçlanma aşamasında, borçlanma kararını verirken dikkate alabilecekleri bir risk ölçeği olarak da kullanılabilir. Böylelikle, firma ödeyemeyeceği bir borcun yükümlülüğü altına girmemiş olacak ve bu şekilde belki de farklı finansal kaynakların arayışına girerek başarısız olma riskini en aza indirmiş olacaktır.

KAYNAKLAR

- Açık, H. A.**, (2011) Deprem Erken Uyarı Sistemleri, Jeofizik Bülteni, Sayı 22, www.jeofizik.org.tr
- Aghaie, A. ve Saeedi, A.**, (2009), Using Bayesian Networks for Bankruptcy Prediction: Empirical Evidence From Iranian Companies, International Conference of Information management and Engineering, 3-5 Nisan
- Aktan, S.** (2011). *Early Warning System for Bankruptcy: Bankruptcy Prediction*. Karlsruher Institut für Technologie
- Altman, E.** (1968), Financial ratios, discriminant analysis and the prediction of corporate bankruptcy, *Journal of Finance*, vol. 23, pp. 589-609
- Ansoff, H. I.**, (1975), Managing strategic surprise by response to weak signals, *California Management Review*, vol. 18., pp. 21-33
- Asanovic, Z.** (2013), Early warning models for systemic banking crises in montenegro, *Economic and Business Review*, vol. 15, no. 2, pp. 135-149
- Aydın, Ü. ve Kara, O.** (2008) Krizlerin Türkiye Ekonomisine Etkisi: Geleceğin Öngörüsüne Yönelik Bir Deneme, 2. Ulusal İktisat Kongresi, 20-22 Şubat, İzmir
- Bakar, S. ve Hamid, M. Z.**, (2012) , Validating a bankruptcy prediction by using naïve bayesian network model: a case from malaysian firms, *International Conference on Business Economics, Business Innovation*, vol. 38, pp. 165-169
- Beaver, W.**, (1966), Financial ratios predictors of failure, *Journal of Accounting Research*, vol. 4, pp. 71-111
- Bebecky, J., Havranek, T. , Mateju, J., Rusnak, M. , Katerina, S. ve Vasicek, B.**, (2014), Banking, debt, and currency crises in developed countries: stylized facts and early warning indicators, *Journal of Financial Stability*, vol. 15, pp. 1-17
- Bredart, X.**, (2014), Bankruptcy prediction model using neural networks, *Accounting and Financial Research*, vol.3, no. 2, pp. 124-128
- Caprio, G., Klingebiel, D.** (2003). Episodes of Systemic and Borderline Financial Crises, Worldbank, Washington, DC.
- Chaudhuri A.**, (2013), Bankruptcy prediction using bayesian, hazard, mixed logit and rough bayesian models: A comparative analysis, *Computer and Information Science*, vol. 6, no.2, pp. 103- 125
- Ciarlone, A ve Trebishi, G.**, (2005), Designing an early warning system for debt crises, *Emerging Markets Reviews*, vol. 6 , pp. 376-395
- Cumperayot, P. ve Kouwenberg, R.**, (2013), Early warning systems for currency crises: A multivariate extreme value approach, *Journal of International Money and Finance*, vol. 36, pp. 151-171
- Çilli, H. ve Temel, T.** (1988) Türk bankacılık sistemi için bir erken uyarı modeli, TCMB Araştırma Planlama ve Eğitim Genel Tebliği, No:8814,
- Çinicioğlu, E.N., Atalay, M. ve Yorulmaz, H.** (2013) Trafik Kazaraları için Bayes Ağları Modeli, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, cilt: 6, Sayı. 2, sf. 41-52

- Davis, E. P., Karim, D. ve Liadze, I.** (2011), Should multivariate early warning systems for banking crises pool across regions, *Rev World Economies*, vol. 147, pp. 693-716
- Davis, E. P., ve Karim, D.** (2008). Comparing early warning systems for banking crises, *Journal of Financial Stability*, vol. 4, no. 2, pp. 89–120, doi:10.1016/j.jfs.2007.12.004
- Detragiache, E.ve Spilimbergo, A.** (2001), Crises and liquidity-evidence and interpretation, IMF Working Paper, vol. 1
- Drehman, M. ve Juselius, M.** (2014), Evaluating of early warning indicators of banking crises: satisfying policy, requirements, *International Journal of Forecasting*
- Ecer, F.** (2013), Comparing the Bank Failure Prediction Performance or Neural Networks and Support Vector Machines: The Turkish Case, *Ekonomika Istrazivanja-Economic Research*, vol 26, no. 3, pp. 81-98
- Edison, H. J.,** (2000), Do indicators of financial crises work? An evaluation of an early warning system, *Board of Governors of the Federal Reserve System International Finance Discussion Papers*, no. 675
- Fijorek, K. ve Grotowski, M.,** (2012), Bankruptcy prediction: some results from a large sample of polish companies, *International Business Research*, vol. 5, pp. 70-77
- Fuertes, A.ve Kalotychou, E. ,** (2007), Optimal design of early warning systems for sovereign debt crises, *International Journal of Forecasting*, vol. 23, pp. 85-100
- He, Z.L.ve Trabelsi, S.,** (2013), Using a bayesian model for bankruptcy prediction: a comparative approach, <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2201224>
- Hernandez, M., Wilson, N.** (2013), Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables. *International Review of Financial Analysis*, vol. 30, pp. 394-419
- Holopainen, M. ve Toivonen, M.,** (2012), Weak signals: ansoff today, *Futures*, vol. 44, pp. 198-205
- Kaminsky, G. L.,** (2006), Currency crises: are they the same?, *Journal of International Money and Finance*, vol. 25, pp. 503-527
- Kaminsky, G. L., Reinhart, C. M.** (1999), The twin crises: the causes of banking and balance of payments problems, *The American Economic Review*, vol. 89, no. 3, pp. 473-500
- Kao, H. Y. , Huang, C.H. ve Li, H. H. ,** (2005), Supply chain diagnostics with dynamic Bayesian networks, *Computers & Industrial Engineering*, vol. 49, pp. 339-347
- Leaven, L. , Valencia, F.** (2008), Systemic banking crises: a new database, IMF Working Papers, vol. 08/224, pp. 1-78
- Leaven, L. , Valencia, F.** (2012), Systemic banking database. An update, IMF Working Papers, vol. 12/163
- Lennon, T.M.** (2013), What Early Warning Systems Are There for Environmental Shocks?, *Environmental Science & Policy*, vol. 27, pp. 60-75
- Li, S. ve Wang, S.** (2014), A financial early warning logit model and its efficiency verification, *Knowledge Based Systems*, vol. 70, pp. 78-87
- Lin, C., Khan, H., Chang, R. ve Wang, Y.,** (2008), A new approach to modeling early warning systems for currency crises: Can a machine-learning fuzzy expert system predict the currency crises effectively?, *Journal of International Money and Finance*, vol. 27, pp. 1098-1121

- Mahdi, S. ve Neda, R., (2013),** Bankruptcy prediction by using support vector machines and genetic algorithms, *Studies in Business and Economics*, vol. 8, pp. 104-114
- Martin, A., Gayathri, V., Saranya, G., Gayathri, P., Venkatesan, P., (2011),** A hybrid model for bankruptcy prediction using genetic algorithm, fuzzy c-means and mars, *International Journal on Soft Computing*, vol.2, no:1, pp. 12-24
- Nadkarnia, S. ve Shenoy, P. P., (2004),** A causal mapping approach to constructing Bayesian networks, *Decision Support Systems*, vol. 38, pp. 259-281
- Neapoliten, R.E. ve Jiang, X. (2010)** Probabilistic Methods for Financial and Marketing Intelligence, *Elsevier Science*, Morgan Kaufmann, sf, 357- 370
- Neil, M., Hager, D. ve Andersen, L. B., (2009),** Modeling operational risk in financial institutions using hybrid dynamic bayesian networks, *The Journal of Operational Risk*, vol. 4, pp. 3-33
- Oet, M. V. , Bianco, T., Gramlich, D. ve Ong, S.J., (2013),** Safe: an early warning system for systemic banking risk, *Journal of Banking & Finance*, vol. 37, pp. 4510-4533
- Onisko, A., Druzdel, M. J. ve Wasyluk, H., (2001),** Learning bayesian network parameters from small data sets: application of noisy-or gates, *International Journal of Approximate Reasoning*, vol. 27, pp. 165-182
- Özgulbas, N., ve Koyuncugil, A. S. (2012).** Financial early warning system model and data mining application for risk detection. *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 6, pp. 6238- 6253
- Özdemir, B. K. (2007)** Geismekte Olan Ülkelerde Finansal Krizler ve Erken Uyarı Sistemleri: Markov Geçiş Modellemesi, Doktora Tezi: Anadolu Üniversitesi İktisat Anabilim Dalı
- Pereira, J., Basto, M. ve Ferreira-da-Silva, A., (2014),** Comparative analysis between statistical and artificial intelligence models in business failure prediction, *Journal of Management and Sustainability*, vol. 4. , pp. 114-124
- Pershad, R., (2000),** *A Bayesian Belief Network for Corporate Risk Assessment*, Centre of Management of Technology and Entrepreneurship Faculty of Applied Science and Engineering, University of Toronto
- Reinhart, C. M., Rogoff, K. S., (2009),** The aftermath of financial crises, *American Economic Review*, American Economic Association, vol. 99., no.2, pp. 466-472
- Reinhart, C. M., Rogoff, K. S., (2011),** From financial crash to debt crises, *American Economic Review*, vol. 101, no. 5, pp. 1676-1706
- Sarkar, S. ve Sriram, R. S. (2001),** Bayesian models for early warning bank failures, *Management Science*, vol. 47, no. 11, pp. 1457-1475
- Sevim, C., Öztekin, A., Bali, O., Gümüş, S. Ve Güresen, E., (2014),** Developing an early warning system to predict currency crises, *European Journal of Operational Research*, vol. 237, pp. 1095-1104
- Sun, L. ve Shenoy, P. P., (2007),** Using bayesian networks for bankruptcy prediction: some methodological issues, *European Journal of Operational Research*, vol. 180, pp. 738-753
- Sun, L. (2006).** A re-evaluation of auditors' opinions versus statistical models in bankruptcy prediction, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, vol. 28, sf. 55-78

- Sung, M. & Cho, S.,** (2006), Assessment of effects of predictors on the corporate bankruptcy using hierarchical bayesian dynamic model, *International Journal of Management Science*, vol. 12, pp 65-77
- Tan, C. N. W & Dihardjo, H. ,** (2001). A study on using artificial neural networks to develop an early warning predictor for credit union financial distress with comparison to the probit model, *Managerial Finance*, vol.27, pp. 56-77
- Tanınmış Yücememiş B. ve Sözer, İ. A.** (2011). Bankalarda Takipteki Krediler: Türk Bankacılık Sektöründe Takipteki Kredilerin Tahminine Yönelik Bir Model Uygulaması, *Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi*, Cilt. 3, Sayı.5, sf. 43- 56
- TCMB,** (2012), Sektör Bilançoları 2009-2011, İstatistik Genel Müdürlüğü, Reel Sektör Verileri Müdürlüğü, Ankara
- TCMB,** (2013), Sektör Bilançoları 2010-2012, İstatistik Genel Müdürlüğü, Reel Sektör Verileri Müdürlüğü, Ankara
- TCMB,** (2014), Sektör Bilançoları 2011-2013, İstatistik Genel Müdürlüğü, Reel Sektör Verileri Müdürlüğü, Ankara
- Tinoco, M. H. ve Wilson, N.,** (2013), Financial distress and bankruptcy prediction among listed companies using accounting, market and macroeconomic variables, *International Review of Financial Analysis*, vol. 30, pp. 394-419
- Uyar, A., Bener, A., Çıray, H. N., ve Bahçeci, M.** (2009) Bayes Ağları Yöntemi ile IVF Blastosist Gelişimi Tahmini, TURKIMA'10 Preceedings VII. Ulusal Tıp Bilişim Kongresi, 12-15 Kasım
- Yaman, Ö.** (2010) Finansal Krizler ve Erken Uyarı Sistemleri (yüksek lisans tezi): Kadir Has Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Finans ve Bankacılık Ana Bilim Dalı
- Yeyati, E. L. ve Panizza, A.E.,** (2011), The elusive cost of sovereign defaults, *The Journal of Development Economics*, vol. 94, no. 1, pp. 95-105

EKLER

- EK A:** Literatürde Firma Başarısızlıklarına İlişkin Oluşturulan Modellerde Kullanılan Değişkenler
- EK B:** Bilanço Yeterliliği Düşümü İçin Koşullu Olasılık Tablosu
- EK C:** Firma Yeterliliği Düşümü İçin Koşullu Olasılık Tablosu
- EK D:** Lojistik Regresyon Yöntemi ile Kurgulanan Modele İlişkin Parametre Değerleri

EK A: Literatürde firma başarısızlıklarına ilişkin oluşturulan modellerde kullanılan değişkenler.

Oran	Beaver (1966)	Altman (1968)	Edmister (1972)	Deakan (1972)	Blum (1974)	Altman, Haldeman & Narayana n (1977)	Ohlson (1980)	Zavgren (1983)	El Henaway & Morris (1983)	Frydman, Altman, Kao (1985)	IBS Analysis	Aghaie & Saedi (2009)	Aktan (2011)	Koyuncu il & Özgülbaş (2012)	Sun & Shenoy (2006)	Basto & Silva (2013)	Fijorek, Grotowski (2012)	Tinoco & Wilson (2013)	He & Trabelsi (2013)	Li & Wang (2014)	Sun (2006)	Chaudhur i (2013)	Bakar & Hamid (2012)	Sung & Cho (2006)	Ecer (2013)	Kullanıldı ğı Kaynak Sayısı
Firmanın Likidite Durumuna İlişkin Göstergeler																										
Dönen Varlıklar / Kısa vadeli borçlar	*			*		*	*			*		*			*	*	*			*	*		*			11
Dönen varlıklar / Toplam Varlıklar				*					*	*		*	*		*	*	*				*		*			10
Dönen Varlıklar/ Toplam Borç															*											1
(Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Borçlar) / 1 günlük işletme gideri																		*								1
(Dönen Varlıklar- Kısa Vadeli Borçlar)/ Toplam Varlıklar															*								*			2
(Dönen Varlıklar- Stoklar)/ Kısa vadeli Borçlar				*								*		*		*	*			*						6
(Dönen Varlıklar- Stoklar)/ Toplam Varlıklar												*	*													2
(Nakit Varlıklar + Kısa Vadeli Alacaklar)/ Kısa Vadeli Borçlar																*										1
Likit varlıklar / Toplam Varlıklar			*	*					*	*																4
Likit varlıklar / Toplam Satışlar				*					*																	2
Nakit Akışı/ Kısa Vadeli Borçlar			*													*										2
Nakit Akışı/ Toplam Borç	*			*	*		*			*		*				*							*			7
Nakit Akışı/ Toplam Varlıklar				*				*		*		*	*		*											6
Nakit Akışı/ Toplam Varlıklar									*																	1
Nakit/ Toplam Borçlar																	*			*						1
Nakit / Kısa Vadeli Borçlar			*	*													*			*						4
Net Gelir/ Kısa Vadeli Alacaklar											*															1
Net İşletme Sermayesi / Toplam Varlıklar	*	*		*			*			*						*							*	*		7
Duran Varlıklar/ Dönen Varlıklar																*										1
Duran Varlıklar/ Toplam Varlıklar																*	*									2
Toplam Varlıklar/ Toplam Borçlar																*										1
Firmanın Borçluluk Durumuna İlişkin Göstergeler (Kaldıraç)																										
Kısa Vadeli Borçlar / Özkaynaklar			*																							1
Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar											*		*	*									*			4
Kısa Vadeli Borçlar / Toplam Borçlar											*			*												2
Kısa Vadeli Banka Borçları/ Toplam Varlıklar											*		*													2
Uzun Vadeli Borçlar / Toplam Varlıklar											*				*						*		*			4
Uzun Vadeli Borçlar / Özkaynaklar									*								*									2
Uzun Vadeli Borçlar/ Toplam Borçlar														*			*									1
Toplam Borçlar / Özkaynaklar											*			*		*	*									4
Toplam Borç / Toplam Varlıklar	*			*						*		*	*	*	*		*	*	*			*	*			11

EK A (Devam): Literatürde firma başarısızlıklarına ilişkin oluşturulan modellerde kullanılan değişkenler.

Oran	Beaver (1966)	Altman (1968)	Edmiste r (1972)	Deakan (1972)	Blum (1974)	Altman, Haldeman& Narayanan (1977)	Ohlson (1980)	Zavgren (1983)	El Henaway & Morris (1983)	Frydman, Altman, Kao (1985)	IBS Analysi s	Aghaie & Saedi (2009)	Aktan (2011)	Koyuncugil & Özgülbaş (2012)	Sun & Shenoy (2006)	Basto & Silva (2013)	Fijorek, Grotowski (2012)	Tinoco & Wilson (2013)	He & Trabelsi (2013)	Li & Wang (2014)	Sun (2006)	Chaudh uri (2013)	Bakar & Hamid (2012)	Sung & Cho (2006)	Ecer (2013)	Kullanıl dığı Kaynak Sayısı		
Firmanın Finansal Yapısına İlişkin Göstergeler																	*										1	
Duran Varlıklar/ Sermaye											*						*									*	3	
Duran Varlıklar/ Uzun Vadeli Borçlar											*						*									*	3	
Duran Varlıklar/ (Sermaye + Uzun Vadeli Borçlar)																	*										1	
(Sermaye + Uzun Vadeli Borçlar) / Duran Varlıklar																	*										1	
Sermaye/ Toplam Borçlar																*											1	
İşletme Sermayesi/ Hissedarların Payları											*																1	
Toplam varlıklar/ Sermaye																	*										1	
Hissedarların Payları / Toplam Varlıklar												*		*	*	*	*								*		4	
Dağıtılmış Karlar/ Toplam Varlıklar		*				*				*		*	*	*	*	*	*										7	
Özkaynaklar/ Duran Varlıklar											*			*		*	*										3	
Stok/ Toplam Varlıklar																*	*										1	
Stok/ Dönen Varlıklar					*												*										1	
Firmanın Karlılık Durumuna İlişkin Göstergeler																												
Net Kar / Toplam varlıklar	*			*			*			*		*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		14
Vergi öncesi Kar+ amortisman / Toplam varlıklar (EBİDTA)		*								*	*	*		*	*	*	*			*	*	*	*	*	*		5	
Vergi Öncesi Kar																	*		*	*	*	*	*	*	*		3	
Net Gelir/ Dönen Varlıklar														*		*	*		*	*	*	*	*	*	*		3	
Net Gelir/ Duran Varlıklar											*			*		*	*		*	*	*	*	*	*	*		3	
Net Gelir/ Stoklar														*		*	*		*	*	*	*	*	*	*		3	
Net Gelir/ Satışlar																*	*						*	*	*		3	
Net Gelir/ Hissedarların Payları														*	*	*	*		*	*	*	*	*	*	*		3	
Operasyonel gelir/Toplam Varlıklar														*	*	*	*		*	*	*	*	*	*	*		3	
Net Gelir/ Toplam Borçlar																*	*	*	*	*	*	*	*	*	*		2	
Operasyonel Kar/ Net Satışlar														*	*	*	*		*	*	*	*	*	*	*		2	
Operasyonel gelir/ Operasyonel Giderler															*	*	*		*	*	*	*	*	*	*	*	2	
Vergi öncesi kar/ Toplam Finansman Giderleri																		*	*	*	*	*	*	*	*		1	
Son 2 yıl kar mı zarar mı? Kar ise 1, değilse 0															*	*	*		*	*	*	*	*	*	*		1	
Karlılık Büyümesi (t yılının net kan- t-1 yılının net kan / (t yılının kesin net kan - t-1 yılının kesin net kan)															*	*	*		*	*	*	*	*	*	*		1	
Makro Ekonomin Göstergeleri																												
Enflasyon Oranı																		*	*	*	*	*	*	*	*		1	
Hazine Bonosu Faiz Oranı (Son 3 aylık)																		*	*	*	*	*	*	*	*		1	

EK A (Devam): Literatürde firma başarısızlıklarına ilişkin oluşturulan modellerde kullanılan değişkenler.

Oran	Beaver (1966)	Altman (1968)	Edmister (1972)	Deakin (1972)	Blum (1974)	Altman, Haldeman & Narayanan (1977)	Ohlson (1980)	Zavgren (1983)	El Henaway & Morris (1983)	Frydman, Altman, Kao (1985)	IBS Analisis (2009)	Aghaie & Saedi (2009)	Aktan (2011)	Koyuncu & Özgülbaş (2012)	Sun & Shenoy (2006)	Basto & Silva (2013)	Fijorek, Grotowski (2012)	Tinoco & Wilson (2013)	He & Trabelsi (2013)	Li & Wang (2014)	Sun (2006)	Chaudh uri (2013)	Bakar & Hamid (2012)	Sung & Cho (2006)	Ecer (2013)	Kullanıl dığı Kaynak Sayısı
Firma Büyüklüğüne İlişkin Göstergeler																										
Hisse piyasa değeri / Toplam borç		*				*												*					*			4
Pazar Kapitalizasyon İndeksi															*			*					*			2
ln(Toplam varlıklar/ GSMH)															*								*			2
ln(Firma Pazar Değeri / Toplam Pazar Büyüklüğü)																		*	*							2
Hisse piyasa değeri / Toplam işletme sermayesi										*																1
Pazar Değeri/ Defter Değeri											*															1
Toplam varlıkların doğal logaritması										*		*											*			3
Sektöre İlişkin Göstergeler																										
Endüstri Sektörel Batık Ortalaması															*						*					2
Firmanın Faaliyet Durumuna İlişkin Göstergeler																										
Nakit/ Toplam satışlar				*				*		*		*	*							*						6
Dönen varlıklar / Toplam Satışlar				*						*		*			*								*			5
Toplam Satışlar / Toplam Varlıklar		*								*		*			*	*										5
Stok / Satışlar			*										*			*										3
Net İşletme Sermayesi / Satışlar			*	*						*				*												3
(Toplam dönen varlıklar- Stoklar)/ Toplam Satışlar				*								*														2
Net satışlar / Kısa vadeli alacaklar																	*			*						2
Net satışlar / Toplam varlıklar												*			*											2
(Toplam varlıklar / Net satışlar) / (İşletme sermayesi / Toplam varlıklar)												*														1
İşletme Sermayesi / net satışlar												*														1
Nakit/ Net Satışlar				*																						1
Personel Giderleri / Toplam ciro																								*		1
Dönen Varlıklar/ Net satışlar				*																						1
Öz kaynaklar / Satışlar			*																							1
Gelir / toplam işletme sermayesi								*																		1
ln(sales)																					*					1
Net Gelir/ Uzun Vadeli Borçlar											*															1
Net Gelir/ Operasyonel Gelirler																*										1
Net satışlar / (dönen varlıklar- kısa vadeli borçlar)																*	*									1
Operasyonel gelir/ Dönen Varlıklar																*										1
Operasyonel gelir/Duran Varlıklar																*										1
Operasyonel Nakit Akışı/ Toplam Borçlar															*											1
Operasyonel Giderler/ Operasyonel Gelirler																*										1
Operasyonel Giderler/ Operasyonel Kar																*										1
Operasyonel Gelir/ Sermaye																	*									1
Operasyonel Gelir/ Satışlar																	*									1
Personel Giderleri / Duran Varlıklar																*										1
Satışlar/ Nakit																*										1
Satışlar/ Dönen Varlıklar																*										1
Satışlar/ Duran Varlıklar																	*	*								1
Satışlar/ Stok																*										1
Satışlar/ Toplam Varlıklar																						*				1

EK B Bilanço yeterliliği düğümü için koşullu olasılık tablosu.

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	Yok	40%	60%
Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	35%	65%
Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	Orta	31%	69%
Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	Yüksek	29%	71%
Düşük	Düşük	Düşük	Orta	Yok	50%	50%
Düşük	Düşük	Düşük	Orta	Düşük	45%	55%
Düşük	Düşük	Düşük	Orta	Orta	40%	60%
Düşük	Düşük	Düşük	Orta	Yüksek	37%	63%
Düşük	Düşük	Düşük	Yüksek	Yok	45%	55%
Düşük	Düşük	Düşük	Yüksek	Düşük	40%	60%
Düşük	Düşük	Düşük	Yüksek	Orta	35%	65%
Düşük	Düşük	Düşük	Yüksek	Yüksek	33%	67%
Düşük	Düşük	Orta	Düşük	Yok	46%	54%
Düşük	Düşük	Orta	Düşük	Düşük	41%	59%
Düşük	Düşük	Orta	Düşük	Orta	37%	63%
Düşük	Düşük	Orta	Düşük	Yüksek	34%	66%
Düşük	Düşük	Orta	Orta	Yok	59%	41%
Düşük	Düşük	Orta	Orta	Düşük	53%	47%
Düşük	Düşük	Orta	Orta	Orta	46%	54%
Düşük	Düşük	Orta	Orta	Yüksek	43%	57%
Düşük	Düşük	Orta	Yüksek	Yok	53%	47%
Düşük	Düşük	Orta	Yüksek	Düşük	47%	53%
Düşük	Düşük	Orta	Yüksek	Orta	41%	59%
Düşük	Düşük	Orta	Yüksek	Yüksek	39%	61%
Düşük	Düşük	Yüksek	Düşük	Yok	50%	50%
Düşük	Düşük	Yüksek	Düşük	Düşük	45%	55%
Düşük	Düşük	Yüksek	Düşük	Orta	40%	60%
Düşük	Düşük	Yüksek	Düşük	Yüksek	37%	63%
Düşük	Düşük	Yüksek	Orta	Yok	63%	37%
Düşük	Düşük	Yüksek	Orta	Düşük	57%	43%
Düşük	Düşük	Yüksek	Orta	Orta	50%	50%
Düşük	Düşük	Yüksek	Orta	Yüksek	47%	53%
Düşük	Düşük	Yüksek	Yüksek	Yok	57%	43%
Düşük	Düşük	Yüksek	Yüksek	Düşük	51%	49%
Düşük	Düşük	Yüksek	Yüksek	Orta	45%	55%
Düşük	Düşük	Yüksek	Yüksek	Yüksek	42%	58%
Düşük	Orta	Düşük	Düşük	Yok	45%	55%
Düşük	Orta	Düşük	Düşük	Düşük	40%	60%
Düşük	Orta	Düşük	Düşük	Orta	35%	65%
Düşük	Orta	Düşük	Düşük	Yüksek	33%	67%
Düşük	Orta	Düşük	Orta	Yok	57%	43%
Düşük	Orta	Düşük	Orta	Düşük	51%	49%
Düşük	Orta	Düşük	Orta	Orta	45%	55%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Düşük	Orta	Düşük	Orta	Yüksek	42%	58%
Düşük	Orta	Düşük	Yüksek	Yok	51%	49%
Düşük	Orta	Düşük	Yüksek	Düşük	45%	55%
Düşük	Orta	Düşük	Yüksek	Orta	40%	60%
Düşük	Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	37%	63%
Düşük	Orta	Orta	Düşük	Yok	52%	48%
Düşük	Orta	Orta	Düşük	Düşük	47%	53%
Düşük	Orta	Orta	Düşük	Orta	41%	59%
Düşük	Orta	Orta	Düşük	Yüksek	39%	61%
Düşük	Orta	Orta	Orta	Yok	66%	34%
Düşük	Orta	Orta	Orta	Düşük	59%	41%
Düşük	Orta	Orta	Orta	Orta	52%	48%
Düşük	Orta	Orta	Orta	Yüksek	49%	51%
Düşük	Orta	Orta	Yüksek	Yok	59%	41%
Düşük	Orta	Orta	Yüksek	Düşük	53%	47%
Düşük	Orta	Orta	Yüksek	Orta	47%	53%
Düşük	Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	44%	56%
Düşük	Orta	Yüksek	Düşük	Yok	57%	43%
Düşük	Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	51%	49%
Düşük	Orta	Yüksek	Düşük	Orta	45%	55%
Düşük	Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	42%	58%
Düşük	Orta	Yüksek	Orta	Yok	72%	28%
Düşük	Orta	Yüksek	Orta	Düşük	64%	36%
Düşük	Orta	Yüksek	Orta	Orta	57%	43%
Düşük	Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	53%	47%
Düşük	Orta	Yüksek	Yüksek	Yok	64%	36%
Düşük	Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	57%	43%
Düşük	Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	51%	49%
Düşük	Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	47%	53%
Düşük	Yüksek	Düşük	Düşük	Yok	40%	60%
Düşük	Yüksek	Düşük	Düşük	Düşük	35%	65%
Düşük	Yüksek	Düşük	Düşük	Orta	31%	69%
Düşük	Yüksek	Düşük	Düşük	Yüksek	29%	71%
Düşük	Yüksek	Düşük	Orta	Yok	50%	50%
Düşük	Yüksek	Düşük	Orta	Düşük	45%	55%
Düşük	Yüksek	Düşük	Orta	Orta	40%	60%
Düşük	Yüksek	Düşük	Orta	Yüksek	37%	63%
Düşük	Yüksek	Düşük	Yüksek	Yok	45%	55%
Düşük	Yüksek	Düşük	Yüksek	Düşük	40%	60%
Düşük	Yüksek	Düşük	Yüksek	Orta	35%	65%
Düşük	Yüksek	Düşük	Yüksek	Yüksek	33%	67%
Düşük	Yüksek	Orta	Düşük	Yok	46%	54%
Düşük	Yüksek	Orta	Düşük	Düşük	41%	59%
Düşük	Yüksek	Orta	Düşük	Orta	37%	63%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Düşük	Yüksek	Orta	Düşük	Yüksek	34%	66%
Düşük	Yüksek	Orta	Orta	Yok	59%	41%
Düşük	Yüksek	Orta	Orta	Düşük	53%	47%
Düşük	Yüksek	Orta	Orta	Orta	46%	54%
Düşük	Yüksek	Orta	Orta	Yüksek	43%	57%
Düşük	Yüksek	Orta	Yüksek	Yok	53%	47%
Düşük	Yüksek	Orta	Yüksek	Düşük	47%	53%
Düşük	Yüksek	Orta	Yüksek	Orta	41%	59%
Düşük	Yüksek	Orta	Yüksek	Yüksek	39%	61%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Düşük	Yok	50%	50%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Düşük	Düşük	45%	55%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Düşük	Orta	40%	60%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	37%	63%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Orta	Yok	63%	37%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Orta	Düşük	57%	43%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Orta	Orta	50%	50%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Orta	Yüksek	47%	53%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yok	57%	43%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	51%	49%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Orta	45%	55%
Düşük	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	42%	58%
Orta	Düşük	Düşük	Düşük	Yok	43%	57%
Orta	Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	38%	62%
Orta	Düşük	Düşük	Düşük	Orta	34%	66%
Orta	Düşük	Düşük	Düşük	Yüksek	31%	69%
Orta	Düşük	Düşük	Orta	Yok	54%	46%
Orta	Düşük	Düşük	Orta	Düşük	48%	52%
Orta	Düşük	Düşük	Orta	Orta	43%	57%
Orta	Düşük	Düşük	Orta	Yüksek	40%	60%
Orta	Düşük	Düşük	Yüksek	Yok	48%	52%
Orta	Düşük	Düşük	Yüksek	Düşük	43%	57%
Orta	Düşük	Düşük	Yüksek	Orta	38%	62%
Orta	Düşük	Düşük	Yüksek	Yüksek	36%	64%
Orta	Düşük	Orta	Düşük	Yok	50%	50%
Orta	Düşük	Orta	Düşük	Düşük	45%	55%
Orta	Düşük	Orta	Düşük	Orta	40%	60%
Orta	Düşük	Orta	Düşük	Yüksek	37%	63%
Orta	Düşük	Orta	Orta	Yok	63%	37%
Orta	Düşük	Orta	Orta	Düşük	57%	43%
Orta	Düşük	Orta	Orta	Orta	50%	50%
Orta	Düşük	Orta	Orta	Yüksek	47%	53%
Orta	Düşük	Orta	Yüksek	Yok	57%	43%
Orta	Düşük	Orta	Yüksek	Düşük	51%	49%
Orta	Düşük	Orta	Yüksek	Orta	45%	55%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Orta	Düşük	Orta	Yüksek	Yüksek	42%	58%
Orta	Düşük	Yüksek	Düşük	Yok	54%	46%
Orta	Düşük	Yüksek	Düşük	Düşük	48%	52%
Orta	Düşük	Yüksek	Düşük	Orta	43%	57%
Orta	Düşük	Yüksek	Düşük	Yüksek	40%	60%
Orta	Düşük	Yüksek	Orta	Yok	68%	32%
Orta	Düşük	Yüksek	Orta	Düşük	61%	39%
Orta	Düşük	Yüksek	Orta	Orta	54%	46%
Orta	Düşük	Yüksek	Orta	Yüksek	50%	50%
Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	Yok	61%	39%
Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	Düşük	55%	45%
Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	Orta	48%	52%
Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	Yüksek	45%	55%
Orta	Orta	Düşük	Düşük	Yok	48%	52%
Orta	Orta	Düşük	Düşük	Düşük	43%	57%
Orta	Orta	Düşük	Düşük	Orta	38%	62%
Orta	Orta	Düşük	Düşük	Yüksek	36%	64%
Orta	Orta	Düşük	Orta	Yok	61%	39%
Orta	Orta	Düşük	Orta	Düşük	55%	45%
Orta	Orta	Düşük	Orta	Orta	48%	52%
Orta	Orta	Düşük	Orta	Yüksek	45%	55%
Orta	Orta	Düşük	Yüksek	Yok	55%	45%
Orta	Orta	Düşük	Yüksek	Düşük	49%	51%
Orta	Orta	Düşük	Yüksek	Orta	43%	57%
Orta	Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	40%	60%
Orta	Orta	Orta	Düşük	Yok	57%	43%
Orta	Orta	Orta	Düşük	Düşük	51%	49%
Orta	Orta	Orta	Düşük	Orta	45%	55%
Orta	Orta	Orta	Düşük	Yüksek	42%	58%
Orta	Orta	Orta	Orta	Yok	72%	28%
Orta	Orta	Orta	Orta	Düşük	64%	36%
Orta	Orta	Orta	Orta	Orta	57%	43%
Orta	Orta	Orta	Orta	Yüksek	53%	47%
Orta	Orta	Orta	Yüksek	Yok	64%	36%
Orta	Orta	Orta	Yüksek	Düşük	57%	43%
Orta	Orta	Orta	Yüksek	Orta	51%	49%
Orta	Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	47%	53%
Orta	Orta	Yüksek	Düşük	Yok	61%	39%
Orta	Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	55%	45%
Orta	Orta	Yüksek	Düşük	Orta	48%	52%
Orta	Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	45%	55%
Orta	Orta	Yüksek	Orta	Yok	77%	23%
Orta	Orta	Yüksek	Orta	Düşük	69%	31%
Orta	Orta	Yüksek	Orta	Orta	61%	39%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Orta	Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	57%	43%
Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	Yok	69%	31%
Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	62%	38%
Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	55%	45%
Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	51%	49%
Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	Yok	43%	57%
Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	Düşük	38%	62%
Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	Orta	34%	66%
Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	Yüksek	31%	69%
Orta	Yüksek	Düşük	Orta	Yok	54%	46%
Orta	Yüksek	Düşük	Orta	Düşük	48%	52%
Orta	Yüksek	Düşük	Orta	Orta	43%	57%
Orta	Yüksek	Düşük	Orta	Yüksek	40%	60%
Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	Yok	48%	52%
Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	Düşük	43%	57%
Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	Orta	38%	62%
Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	Yüksek	36%	64%
Orta	Yüksek	Orta	Düşük	Yok	50%	50%
Orta	Yüksek	Orta	Düşük	Düşük	45%	55%
Orta	Yüksek	Orta	Düşük	Orta	40%	60%
Orta	Yüksek	Orta	Düşük	Yüksek	37%	63%
Orta	Yüksek	Orta	Orta	Yok	63%	37%
Orta	Yüksek	Orta	Orta	Düşük	57%	43%
Orta	Yüksek	Orta	Orta	Orta	50%	50%
Orta	Yüksek	Orta	Orta	Yüksek	47%	53%
Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	Yok	57%	43%
Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	Düşük	51%	49%
Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	Orta	45%	55%
Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	Yüksek	42%	58%
Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	Yok	54%	46%
Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	Düşük	48%	52%
Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	Orta	43%	57%
Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	40%	60%
Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	Yok	68%	32%
Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	Düşük	61%	39%
Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	Orta	54%	46%
Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	Yüksek	50%	50%
Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yok	61%	39%
Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	55%	45%
Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Orta	48%	52%
Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	45%	55%
Yuksek	Düşük	Düşük	Düşük	Yok	36%	64%
Yuksek	Düşük	Düşük	Düşük	Düşük	32%	68%
Yuksek	Düşük	Düşük	Düşük	Orta	28%	72%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Yuksek	Düşük	Düşük	Düşük	Yuksek	26%	74%
Yuksek	Düşük	Düşük	Orta	Yok	45%	55%
Yuksek	Düşük	Düşük	Orta	Düşük	41%	59%
Yuksek	Düşük	Düşük	Orta	Orta	36%	64%
Yuksek	Düşük	Düşük	Orta	Yuksek	34%	66%
Yuksek	Düşük	Düşük	Yuksek	Yok	41%	59%
Yuksek	Düşük	Düşük	Yuksek	Düşük	36%	64%
Yuksek	Düşük	Düşük	Yuksek	Orta	32%	68%
Yuksek	Düşük	Düşük	Yuksek	Yuksek	30%	70%
Yuksek	Düşük	Orta	Düşük	Yok	42%	58%
Yuksek	Düşük	Orta	Düşük	Düşük	38%	62%
Yuksek	Düşük	Orta	Düşük	Orta	33%	67%
Yuksek	Düşük	Orta	Düşük	Yuksek	31%	69%
Yuksek	Düşük	Orta	Orta	Yok	53%	47%
Yuksek	Düşük	Orta	Orta	Düşük	48%	52%
Yuksek	Düşük	Orta	Orta	Orta	42%	58%
Yuksek	Düşük	Orta	Orta	Yuksek	39%	61%
Yuksek	Düşük	Orta	Yuksek	Yok	48%	52%
Yuksek	Düşük	Orta	Yuksek	Düşük	43%	57%
Yuksek	Düşük	Orta	Yuksek	Orta	38%	62%
Yuksek	Düşük	Orta	Yuksek	Yuksek	35%	65%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Düşük	Yok	45%	55%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Düşük	Düşük	41%	59%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Düşük	Orta	36%	64%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Düşük	Yuksek	34%	66%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Orta	Yok	58%	42%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Orta	Düşük	52%	48%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Orta	Orta	45%	55%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Orta	Yuksek	42%	58%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Yuksek	Yok	52%	48%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Yuksek	Düşük	46%	54%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Yuksek	Orta	41%	59%
Yuksek	Düşük	Yuksek	Yuksek	Yuksek	38%	62%
Yuksek	Orta	Düşük	Düşük	Yok	41%	59%
Yuksek	Orta	Düşük	Düşük	Düşük	36%	64%
Yuksek	Orta	Düşük	Düşük	Orta	32%	68%
Yuksek	Orta	Düşük	Düşük	Yuksek	30%	70%
Yuksek	Orta	Düşük	Orta	Yok	51%	49%
Yuksek	Orta	Düşük	Orta	Düşük	46%	54%
Yuksek	Orta	Düşük	Orta	Orta	41%	59%
Yuksek	Orta	Düşük	Orta	Yuksek	38%	62%
Yuksek	Orta	Düşük	Yuksek	Yok	46%	54%
Yuksek	Orta	Düşük	Yuksek	Düşük	41%	59%
Yuksek	Orta	Düşük	Yuksek	Orta	36%	64%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Yuksek	Orta	Düşük	Yüksek	Yüksek	34%	66%
Yuksek	Orta	Orta	Düşük	Yok	48%	52%
Yuksek	Orta	Orta	Düşük	Düşük	43%	57%
Yuksek	Orta	Orta	Düşük	Orta	38%	62%
Yuksek	Orta	Orta	Düşük	Yüksek	35%	65%
Yuksek	Orta	Orta	Orta	Yok	60%	40%
Yuksek	Orta	Orta	Orta	Düşük	54%	46%
Yuksek	Orta	Orta	Orta	Orta	48%	52%
Yuksek	Orta	Orta	Orta	Yüksek	44%	56%
Yuksek	Orta	Orta	Yüksek	Yok	54%	46%
Yuksek	Orta	Orta	Yüksek	Düşük	48%	52%
Yuksek	Orta	Orta	Yüksek	Orta	43%	57%
Yuksek	Orta	Orta	Yüksek	Yüksek	40%	60%
Yuksek	Orta	Yüksek	Düşük	Yok	51%	49%
Yuksek	Orta	Yüksek	Düşük	Düşük	46%	54%
Yuksek	Orta	Yüksek	Düşük	Orta	41%	59%
Yuksek	Orta	Yüksek	Düşük	Yüksek	38%	62%
Yuksek	Orta	Yüksek	Orta	Yok	65%	35%
Yuksek	Orta	Yüksek	Orta	Düşük	58%	42%
Yuksek	Orta	Yüksek	Orta	Orta	51%	49%
Yuksek	Orta	Yüksek	Orta	Yüksek	48%	52%
Yuksek	Orta	Yüksek	Yüksek	Yok	58%	42%
Yuksek	Orta	Yüksek	Yüksek	Düşük	52%	48%
Yuksek	Orta	Yüksek	Yüksek	Orta	46%	54%
Yuksek	Orta	Yüksek	Yüksek	Yüksek	43%	57%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Düşük	Yok	36%	64%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Düşük	Düşük	32%	68%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Düşük	Orta	28%	72%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Düşük	Yüksek	26%	74%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Orta	Yok	45%	55%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Orta	Düşük	41%	59%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Orta	Orta	36%	64%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Orta	Yüksek	34%	66%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	Yok	41%	59%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	Düşük	36%	64%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	Orta	32%	68%
Yuksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	Yüksek	30%	70%
Yuksek	Yüksek	Orta	Düşük	Yok	42%	58%
Yuksek	Yüksek	Orta	Düşük	Düşük	38%	62%
Yuksek	Yüksek	Orta	Düşük	Orta	33%	67%
Yuksek	Yüksek	Orta	Düşük	Yüksek	31%	69%
Yuksek	Yüksek	Orta	Orta	Yok	53%	47%
Yuksek	Yüksek	Orta	Orta	Düşük	48%	52%
Yuksek	Yüksek	Orta	Orta	Orta	42%	58%

Finansal Oranlar					Bilanço Yeterliliği	
KVB_TV	OK_TV	EBITDA_TV	DV_TV	OB_KVB	Yeterli	Yetersiz
Yuksek	Yüksek	Orta	Orta	Yüksek	39%	61%
Yuksek	Yüksek	Orta	Yüksek	Yok	48%	52%
Yuksek	Yüksek	Orta	Yüksek	Düşük	43%	57%
Yuksek	Yüksek	Orta	Yüksek	Orta	38%	62%
Yuksek	Yüksek	Orta	Yüksek	Yüksek	35%	65%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	Yok	45%	55%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	Düşük	41%	59%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	Orta	36%	64%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	Yüksek	34%	66%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Orta	Yok	58%	42%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Orta	Düşük	52%	48%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Orta	Orta	45%	55%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Orta	Yüksek	42%	58%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yok	52%	48%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Düşük	46%	54%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Orta	41%	59%
Yuksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	Yüksek	38%	62%

EK C: Firma yeterliliği düğümü için koşullu olasılık tablosu.

Bilanço Yeterli	Firmaya İlişkin Düğümler				Firma Yeterliliği	
	Çek Durum	Merbank Durum	Firma Yaşı	Risk/ Aktif	Yeterli	Yetersiz
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Yeni	Düşük	40%	60%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Yeni	Orta	38%	62%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Yeni	Yüksek	32%	68%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Orta	Düşük	52%	48%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Orta	Orta	49%	51%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Orta	Yüksek	41%	59%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Koklu	Düşük	55%	45%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Koklu	Orta	52%	48%
Yeterli	Var	Kayıt Yok	Koklu	Yüksek	43%	57%
Yeterli	Var	Normal	Yeni	Düşük	43%	57%
Yeterli	Var	Normal	Yeni	Orta	40%	60%
Yeterli	Var	Normal	Yeni	Yüksek	34%	66%
Yeterli	Var	Normal	Orta	Düşük	55%	45%
Yeterli	Var	Normal	Orta	Orta	52%	48%
Yeterli	Var	Normal	Orta	Yüksek	43%	57%
Yeterli	Var	Normal	Koklu	Düşük	58%	42%
Yeterli	Var	Normal	Koklu	Orta	55%	45%
Yeterli	Var	Normal	Koklu	Yüksek	46%	54%
Yeterli	Var	Sorunlu	Yeni	Düşük	19%	81%
Yeterli	Var	Sorunlu	Yeni	Orta	18%	82%
Yeterli	Var	Sorunlu	Yeni	Yüksek	15%	85%
Yeterli	Var	Sorunlu	Orta	Düşük	24%	76%
Yeterli	Var	Sorunlu	Orta	Orta	23%	77%
Yeterli	Var	Sorunlu	Orta	Yüksek	19%	81%
Yeterli	Var	Sorunlu	Koklu	Düşük	26%	74%
Yeterli	Var	Sorunlu	Koklu	Orta	24%	76%
Yeterli	Var	Sorunlu	Koklu	Yüksek	20%	80%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Yeni	Düşük	54%	46%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Yeni	Orta	51%	49%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Yeni	Yüksek	42%	58%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Orta	Düşük	69%	31%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Orta	Orta	65%	35%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Orta	Yüksek	55%	45%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Koklu	Düşük	73%	27%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Koklu	Orta	69%	31%
Yeterli	Yok	Kayıt Yok	Koklu	Yüksek	58%	42%
Yeterli	Yok	Normal	Yeni	Düşük	57%	43%
Yeterli	Yok	Normal	Yeni	Orta	54%	46%
Yeterli	Yok	Normal	Yeni	Yüksek	45%	55%

Yeterli	Yok	Normal	Orta	Düşük	73%	27%
Yeterli	Yok	Normal	Orta	Orta	69%	31%
Yeterli	Yok	Normal	Orta	Yüksek	58%	42%
Yeterli	Yok	Normal	Koklu	Düşük	77%	23%
Yeterli	Yok	Normal	Koklu	Orta	73%	27%
Yeterli	Yok	Normal	Koklu	Yüksek	61%	39%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Yeni	Düşük	25%	75%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Yeni	Orta	24%	76%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Yeni	Yüksek	20%	80%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Orta	Düşük	32%	68%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Orta	Orta	31%	69%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Orta	Yüksek	26%	74%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Koklu	Düşük	34%	66%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Koklu	Orta	32%	68%
Yeterli	Yok	Sorunlu	Koklu	Yüksek	27%	73%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Yeni	Düşük	25%	75%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Yeni	Orta	24%	76%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Yeni	Yüksek	20%	80%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Orta	Düşük	33%	67%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Orta	Orta	31%	69%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Orta	Yüksek	26%	74%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Koklu	Düşük	35%	65%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Koklu	Orta	33%	67%
Yetersiz	Var	Kayıt Yok	Koklu	Yüksek	27%	73%
Yetersiz	Var	Normal	Yeni	Düşük	27%	73%
Yetersiz	Var	Normal	Yeni	Orta	26%	74%
Yetersiz	Var	Normal	Yeni	Yüksek	21%	79%
Yetersiz	Var	Normal	Orta	Düşük	35%	65%
Yetersiz	Var	Normal	Orta	Orta	33%	67%
Yetersiz	Var	Normal	Orta	Yüksek	27%	73%
Yetersiz	Var	Normal	Koklu	Düşük	37%	63%
Yetersiz	Var	Normal	Koklu	Orta	35%	65%
Yetersiz	Var	Normal	Koklu	Yüksek	29%	71%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Yeni	Düşük	12%	88%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Yeni	Orta	11%	89%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Yeni	Yüksek	9%	91%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Orta	Düşük	15%	85%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Orta	Orta	15%	85%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Orta	Yüksek	12%	88%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Koklu	Düşük	16%	84%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Koklu	Orta	15%	85%
Yetersiz	Var	Sorunlu	Koklu	Yüksek	13%	87%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Yeni	Düşük	34%	66%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Yeni	Orta	32%	68%

Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Yeni	Yüksek	27%	73%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Orta	Düşük	44%	56%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Orta	Orta	41%	59%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Orta	Yüksek	34%	66%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Koklu	Düşük	46%	54%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Koklu	Orta	44%	56%
Yetersiz	Yok	Kayıt Yok	Koklu	Yüksek	36%	64%
Yetersiz	Yok	Normal	Yeni	Düşük	36%	64%
Yetersiz	Yok	Normal	Yeni	Orta	34%	66%
Yetersiz	Yok	Normal	Yeni	Yüksek	28%	72%
Yetersiz	Yok	Normal	Orta	Düşük	46%	54%
Yetersiz	Yok	Normal	Orta	Orta	44%	56%
Yetersiz	Yok	Normal	Orta	Yüksek	36%	64%
Yetersiz	Yok	Normal	Koklu	Düşük	49%	51%
Yetersiz	Yok	Normal	Koklu	Orta	46%	54%
Yetersiz	Yok	Normal	Koklu	Yüksek	38%	62%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Yeni	Düşük	16%	84%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Yeni	Orta	15%	85%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Yeni	Yüksek	13%	87%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Orta	Düşük	21%	79%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Orta	Orta	19%	81%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Orta	Yüksek	16%	84%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Koklu	Düşük	22%	78%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Koklu	Orta	21%	79%
Yetersiz	Yok	Sorunlu	Koklu	Yüksek	17%	83%

EK D: Lojistik regresyon ile hesaplanan modelin sonuçları.

Özet	
Positive Class	Ödeme
Fisher Scoring Iterations	9
AUC	0.89
Error	28 / 150 = 0.187

Ölçek	Ödeme	Ödememe
Correct Classification Rate	0.81	0.81
Misclassification Rate	0.19	0.19
AUC	0.89	0.89
Sensitivity	0.87	0.71
Specificity	0.71	0.87
False Positive Rate	0.29	0.13
False Negative Rate	0.13	0.29
Positive Predictive Power	0.84	0.76
Negative Predictive Power	0.76	0.84
Prevalence	0.63	0.37
Overall Diagnostic Power	0.37	0.63
Odds Ratio	16,859,375	16,859,375
Kappa	0.59	0.59

EK D (Devam): Lojistik regresyon ile hesaplanan modelin sonuçları.

Parameter	Estimate	StandardError	Wald Chi- Square	Pr>Chi- Square
Intercept	2.32	0.50	0.21	0.64
DV_to_TV_Dusuk	0.81	0.39	0.42	0.04
DV_to_TV_Orta	0.06	0.34	0.03	0.86
KVB_to_TV_Orta	-0.06	0.38	0.03	0.87
KVB_to_TV_Dusuk	-0.14	0.38	0.14	0.71
OK_toTV_Orta	0.69	0.40	0.31	0.07
OK_toTV_Dusuk	0.21	0.38	0.31	0.58
OB_to_KVB_Yok	0.39	0.39	0.10	0.32
OB_to_KVB_Orta	0.79	0.40	0.39	0.05
OB_to_KVB_Dusuk	-0.05	0.35	0.02	0.89
EBITDA_to_TV_Yuksek	0.09	0.27	0.11	0.74
EBITDA_to_TV_Dusuk	-0.31	0.26	0.15	0.22
Firma_Yasi_Koklu	0.16	0.69	0.59	0.01
Firma_Yasi_Orta	0.12	0.66	0.34	0.06
Risk_Aktif_Orta	0.09	0.36	0.06	0.81
Risk_Aktif_Yuksek	-0.73	0.36	0.41	0.04
TCMB_Cek_Durum_Yok	0.13	0.45	0.09	0.77
Ortak_Yasi_Orta	-0.22	0.23	0.01	0.92
Ortak_Yasi_Genc	-0.16	0.19	0.01	0.93
Ortak_KKB_Gecikmesiz	0.77	0.45	0.29	0.09
Ortak_KKB_Saygin	0.47	0.13	0.13	0.72
Ortak_KKB_Gecikmeli	-0.11	0.45	0.06	0.81
Merbank_D_Kayit_Yok	0.49	0.86	0.00	0.96
Merbank_D_Normal	0.49	0.86	0.00	0.96
Firma_Sektor_Riski_Orta	-0.10	0.44	0.55	0.02
Firma_Sektor_Riski_Yuksek	-0.74	0.41	0.33	0.07
Enflasyon_Oran_Dusuk	-0.07	0.23	0.08	0.77

7. ÖZGEÇMİŞ



Ad Soyad : Yasemin BAŞ
Doğum Tarihi : 28/12/1984
Doğum Yeri : Üsküdar

Adres : İcadiye Mah. Hacıbakkal sok. No:17/4 Üsküdar İSTANBUL
E-posta : yaseminbas@gmail.com

Eğitim Bilgileri:

2003 - 2008 **İstanbul Teknik Üniversitesi**
İşletme Fakültesi- Endüstri Mühendisliği Lisans Eğitimi
1996 – 2003 **Adnan Menderes Anadolu Lisesi**
Ortaokul ve Lise Öğrenimi

Yabancı Diller : İngilizce - Çok iyi

Deneyimler :

2008 - **Koç Tüketici Finansmanı A.Ş.**
(Krediler Risk Yönetimi ve Değerlendirme Teknolojileri)
Tüketici Kredileri Risk Yönetimi- Yönetmen

2007- 2008 **Tema Mağazacılık A.Ş. (LCWaikiki)- Yarı Zamanlı**
Merchandise Planlama Departmanı Stajyeri

2006 **Teknorot Otomotiv**
Yaz Dönemi Üretim Stajı

2005 **Özteks Kumaşçılık**
E-ticaret elemanı

2004 **İdeal Tekstil**
Kalite Kontrol Elemanı