

KADIR HAS ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
YÖNETİM BİLİŞİM SİSTEMLERİ ANABİLİM DALI

**LOJİSTİK REGRESYON YÖNTEMİ İLE KREDİ
SKORLAMA UYGULAMASI**

SİBEL KOÇ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

İSTANBUL, EYLÜL, 2018

Sibel KOÇ

Yüksek Lisans Tezi

2018



LOJİSTİK REGRESYON YÖNTEMİ İLE KREDİ SKORLAMA UYGULAMASI

SİBEL KOÇ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı Finans Mühendisliği Programı'nda Yüksek Lisans derecesi için gerekli kısmi şartların yerine getirilmesi amacıyla Kadir Has Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'ne teslim edilmiştir.

İSTANBUL, EYLÜL, 2018

ARAŐTIRMA ETİĐİ VE YAYIN YÖNTEMLERİ BİLDİRİMİ

Ben, SİBEL KOÇ;

- hazırladığım bu Yüksek Lisans Tezinin tamamen kendi çalışmam olduğunu ve başka çalışmalardan yaptığım alıntıların kaynaklarını kurallara uygun biçimde tez içerisinde belirttiğimi;
- bu Yüksek Lisans Tezinin başka bir eğitim kurumunda bir derece veya diplomaya sunulan veya kabul edilen herhangi bir materyal içermediğini;
- "Yükseköğretim Kurulu Etik Davranış İlkeleri" uyarınca hazırlanan "Kadir Has Üniversitesi Akademik Etik İlkeleri"ni takip ettiğimi onaylıyorum.

Buna ek olarak, bu çalışma ile ilgili ortaya çıkabilecek herhangi bir haksız iddianın, üniversite mevzuatına uygun olarak disiplin işlemi ile sonuçlanacağını kabul ediyorum.

Ayrıca, çalışmalarımın hem basılı hem de elektronik kopyaları, aşağıda belirtilen şartlar çerçevesinde Kadir Has Bilgi Merkezi'nde saklanacaktır.

Tezimin/projemimin tamamı sadece Kadir Has Üniversitesi yerleşkelerinde erişime açılabilir.

SİBEL KOÇ

KADİR HAS ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

KABUL VE ONAY

SİBEL KOÇ tarafından hazırlanan **LOJİSTİK REGRESYON YÖNTEMİ İLE KREDİ SKORLAMA UYGULAMASI** başlıklı bu çalışma/2018 tarihinde yapılan savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak jürimiz tarafından **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

ONAYLAYANLAR:

Doç.Dr.Ayşe Belma ÖZTÜRKKAL (Danışman)	Kadir Has Üniversitesi
Prof.Dr.Ömer GEBİZLİOĞLU	Kadir Has Üniversitesi
Doç.Dr.Ceylan ONAY	Boğaziçi Üniversitesi

Yukarıdaki imzaların adı geçen öğretim üyelerine ait olduğunu onaylım.

Doç.Dr.Ebru Demet AKDOĞAN
Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü
ONAY TARİHİ:

İÇİNDEKİLER

ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TABLolar LİSTESİ	iii
1. GİRİŞ	1
2. KREDİ SKORLAMA MODELLERİ	3
2.1 Kredi Skorlama Modelleri Üzerine Yapılan Literatür Çalışmaları	4
2.2 Kredi Skorlama Çeşitleri	6
2.2.1 Doğrusal olasılık modelleri	6
2.2.2 Lineer diskiriminant modelleri.....	7
2.2.3 Logit modeller	8
2.3 Yeni Nesil Modelleme Yöntemleri	9
2.3.1 Merton tabanlı modeller	10
2.3.2 Sermayenin risk ayarlı getirisi modeli (RAROC).....	11
2.3.3 Kredi matrisi.....	11
2.3.4 Tarihsel temerrüt oranı yaklaşımı	13
2.4 Modellerin Değerlendirilmesi	13
2.4.1 Diverjans istatistiği	13
2.4.2 Sınıflandırma matrisi.....	14
2.4.3 ROC eğrisi.....	15
2.4.4 GİNİ katsayısı	16
3. UYGULAMA	18
3.1 Kullanılan Veri Setinin Analiz Edilmesi ve Türkiye Karşılaştırması	18
3.2 Tarım Kredilerinin Sektörel Gelişimi ve Türkiye Verileri	23
3.3 Model İçin Kullanılacak Veri Setinin Oluşturulması ve Değişkenlerin Tanımlanması	26
3.4 Modelin Kurulması ve Katsayıların Yorumlanması	40
3.4.1 Lojistik regresyon analizi	43
3.4.2 Diskiriminant analizi	48
3.5 Lojistik Regresyon Modelinin Anlamlılık Testi	50

3.6 Analiz Sonuçlarının Literatür Çalışmaları İle Karşılaştırılması	52
3.7 Analizde Kullanılan Verilerin Dönemler İtibariyle Takibe İntikal Oranları ...	54
3.8 Tarım Kredilerinin Takibe İntikalinde Etkili Olan Ekonomik ve Yapısal Sorunlar	55
4. SONUÇ.....	56
KAYNAKÇA	59
ÖZGEÇMİŞ.....	65



LOJİSTİK REGRESYON YÖNTEMİ İLE KREDİ SKORLAMA UYGULAMASI

ÖZET

Bankaların aktiflerinin büyük bölümünü krediler oluşturduğu için, maruz kalına riskler arasında kredi riski özellikle ön plana çıkmaktadır. Yapılan çalışmada kredi talep eden müşterilere kullanılacak kredilerin ödenmeme riskini hesaplamak için lojistik regresyon ve diskiriminant analizi ile bir skorkart modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan skorkart modelinin Hosmer - Lemeshow testi, Gini Katsayısı ve ROC Eğrisi gibi metotlar yardımıyla anlamlılık testleri yapılmıştır. Lojistik regresyon ve diskiriminant analizi kullanılarak hazırlanan istatistiksel çalışmada bankacılık sektöründe faaliyet gösteren bir finansal kuruluşun Ocak 2014- Haziran 2014 tarihleri arasında zirai segmentte yer alan müşterilerine kullandığı krediler esas alınmıştır. Kredilerin seyyal veya takip hesaplarına intikal etmiş olması analizde bağımlı değişken olarak, kredili müşteriye ait bilgiler ise bağımsız değişken olarak dikkate alınmıştır. Yapılan analiz sonucuna göre; medeni durumu evli, eğitim düzeyi lise/yüksek okul/üniversite olan, ikamet edilen evi kendisine ait, tarım/hayvancılık sigortası bulunan, son 12 aylık dönemde karşılıksız çek, protestolu senet, haciz ve KKB’de negatif nitelikli kredi kaydı olmayanlar, kredili çalışma süresi ve KKB skor notu fazla, bakmakla yükümlü olduğu kişi sayısı az olanlar ile 26-59 yaş aralığında yer alanların ödeme performansları daha iyi olmakta, temerrüt riski düşmektedir. Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde; Abdou (2009), Desai, Uddin(2013), Kinda, Achonu(2012) ve Liberati, Saport(2017) tarafından hazırlanan benzer çalışmalarda da analizde kullanılan bağımsız değişkenlerden paralel sonuçlar elde edildiği görülmüştür. Çalışmanın sonucu olarak; geçmişte kredi ilişkisine girilmiş müşteriler ile benzer özellikler taşıyan yeni müşterilerin de benzer bir performans göstereceği varsayımı ile hazırlanmış olan skorkart modelinin, kredi taleplerinin değerlendirilmesinde etkin bir rol üstlendiği kanaatine varılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Scoring, kredi riski, kredi skora, lojistik regresyon, diskiriminant analizi

APPLICATION OF CREDIT SCORING WITH LOGISTICS REGRESSION METHOD

ABSTRACT

Since credits constitute major part of Banks' assets, especially credit risk is coming into prominence among the other exposed risks. In this study, a scorecard model with logistic regression and discriminant analysis was used to calculate the default risk of the credits to be granted to the customers. Significance test of the scorecard model was done by using Hosmer-Lemeshow test, Gini coefficient and ROC Curve methods. The credits granted to a bank's customers in agricultural segment between January 2014 and June 2014 were used in the statistical study that was prepared by using logistic regression and discriminant analysis. The information about the customer, to which the credit is granted, is used as the independent variable in the analysis; and whether the credits are liquid or transferred to the legal follow-up accounts is used as the dependent variable. According to the analysis results; the payment performance is better and the default risk is lesser for those who are married, who have agricultural/husbandry insurance, whose educational level is high school/college/university, whose house is his/her own, who doesn't have any bad check, protested bill, distraint or negative records on KKB (Credit Reference System), who has loan relationship with a bank for a long time, who has high KKB (Credit Reference System) score, who has few dependents and who are between 26-59 years old. When other studies are reviewed; similar results are obtained in the studies of Abdou (2009), Desai, Uddin(2013), Kinda, Achonu(2012) and Liberati, Saport(2017). In conclusion, the scorecard model, which is prepared with the presumption that the new customers will perform similarly compared to the customers, which had used credits before and has similar features, play an active role when evaluating the credit requests.

Keywords: Scoring, credit risk, credit scoring, logistic regression, discriminant analysis

TABLolar LİSTESİ

Tablo 2.1 Sınıflandırma Tablosu	15
Tablo 2.2 ROC Eğrisi.....	16
Tablo 3.1 Seyyal Kredi ve TOA Bakiyesi Dağılımı	20
Tablo 3.2 Bankacılık Sistemindeki Kredilerin Bölgesel Dağılımı.....	21
Tablo 3.3 Tarım Sektörüne Ait Kredilerin Bölgesel Dağılımı	21
Tablo 3.4 Tarım Sektörü Verileri	24
Tablo 3.5 Tarım Sektörü GSYH	25
Tablo 3.6 Tarım Nüfusu Değişimi	26
Tablo 3.7 Veri Setinde Yer Alan Takip/Seyyal Kredi Dağılımı	27
Tablo 3.8 Kategorik Değişkenlerin Değişken Düzeyi Ve Kodları.....	28
Tablo 3.9 Medeni Durum Frekans Tablosu.....	29
Tablo 3.10 Medeni Durum İçin Anlamlılık Testi.....	29
Tablo 3.11 Eğitim Durumu Frekans Tablosu.....	30
Tablo 3.12 Eğitim Durumu İçin Anlamlılık Testi.....	30
Tablo 3.13 İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu Frekans Tablosu.....	31
Tablo 3.14 İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu İçin Anlamlılık Testi.....	31
Tablo 3.15 Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı Frekans Tablosu.....	31
Tablo 3.16 Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı İçin Anlamlılık Testi.....	32
Tablo 3.17 Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi Frekans Tablosu.....	32
Tablo 3.18 Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi İçin Anlamlılık Testi.....	32
Tablo 3.19 Tarım/Hayvan Sigortası Durumu Frekans Tablosu.....	33
Tablo 3.20 Tarım/Hayvan Sigortası Durumu İçin Anlamlılık Testi.....	33
Tablo 3.21 İşlt.Krd.Kartı Mev.Borç Tpl. Yıllık Ciroya Oranına Ait Frekans Tbls.....	34
Tablo 3.22 İşlt.Krd.Kartı Mev.Borç Tpl. Yıllık Ciroya Oranı İçin Anlamlılık Testi.....	34
Tablo 3.23 Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydına Ait Frekans Tbl.....	34
Tablo 3.24 Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı İçin Anlamlılık Testi.....	35
Tablo 3.25 Son 12 Aylık Döneme Ait Prt.Sen.Kaydına Ait Frekans Tablosu.....	35
Tablo 3.26 Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı İçin Anlamlılık Testi...35	
Tablo 3.27 E-haciz Kaydına Ait Frekans Tablosu.....	36

Tablo 3.28 E-Haciz Kaydı İçin Anlamlılık Testi.....	36
Tablo 3.29 Negatif Bireysel Kredi Kaydına Ait Frekans Tablosu.....	37
Tablo 3.30 Negatif Bireysel Kredi Kaydı İçin Anlamlılık Testi.....	37
Tablo 3.31 KKB Skor Notuna Ait Frekans Tablosu.....	37
Tablo 3.32 KKB Skoru İçin Anlamlılık Testi.....	38
Tablo 3.33 Yaş Bilgisine Ait Frekans Tablosu.....	38
Tablo 3.34 Yaş Bilgisi İçin Anlamlılık Testi.....	39
Tablo 3.35 Eğitim Düzeyi- Medeni Durum Tablosu.....	39
Tablo 3.36 Karşılıksız Çek- Protestolu Senet Tablosu.....	39
Tablo 3.37 E-Haciz- Negatif Bireysel Kredi Tablosu.....	40
Tablo 3.38 Korelasyon Tablosu.....	42
Tablo 3.39 Değişkenlerin Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları.....	44
Tablo 3.40 Lojistik Regresyon Modelin Tahmin Sonuçları.....	48
Tablo 3.41 Değişkenlerin Diskirminant Analizi Sonuçları	48
Tablo 3.42 Box's M Testi Sonuçları.....	49
Tablo 3.43 Wilks' Lambda Testi Sonuçları.....	49
Tablo 3.44 Diskirminant Analizi Modelin Tahmin Sonuçları.....	50
Tablo 3.45 Hosmer ve Lemeshow Testi.....	50
Tablo 3.46 ROC Eğrisi.....	51
Tablo 3.47 Literatür Karşılaştırması.....	52
Tablo 3.48 Kredilerin Tahsil ve Takip Adetleri....	54

1. GİRİŞ

Ülkemizde finans sistemi içerisinde en büyük pay bankalara ait olup, ekonomik sistem içerisindeki işlevleri büyük önem arz etmektedir. Fon ihtiyaçlarını ağırlıklı olarak yurt dışından temin eden bankalar, finansal yapı içerisindeki güven kurumları olarak algılanmakta, bu doğrultuda da finansal etkinliklerin bir parçası olarak risk ve risk yönetimi kavramı ön plana çıkmaktadır. Finansal piyasalarda faaliyet gösteren tüm kuruluşların, özellikle de bankaların karşılaştıkları tüm risklerin tanımlanması, ölçülmesi, izlenmesi ve kontrol altında tutulması sektördeki önemli konulardan biridir ve zamanla bu önemini artırmaktadır. Bu kapsamda, gerek verimlilik, hız, doğru karar verme ihtiyacı, gerekse de insan kaynaklı zafiyetlerin önlebilmesi için finans kuruluşlarının ihtiyaçlarını karşılayacak birçok sayısal yöntem geliştirilmiştir. Kredi kararlarının sağlıklı alınmasını desteklemek için istatistiksel yöntemler, parametrik olmayan istatistiksel yöntemler, yapay zekaya dayanan teknikler üretilmiştir (Altman,2005; Chiu, 2006; Desai,2006; Abdou, 2008; Samreen, 2012; Çinko,2006). Geliştirilen bu modellerde amaçlanan, kredi talep edenlerden borcunu geri ödeyebilecek veya ödemelerinde sorun yaşanacak olanları ayırtabilmektir.

Konu ile ilgili literatür incelendiğinde; kredi riskinin minimize edilerek yönetilebilmesi için şirketlerin veya bireylerin kredi değerliliğinin hesaplanmasında ilk olarak diskriminat analizi tekniğinin çok sık kullanıldığı görülmüştür (Vincent, 1974). Ancak diskriminant analizinde bağımsız değişkenlerin kategorik olarak ele alınması nedeniyle eleştirilmiştir (Eisenbeis, 1977). Ancak, Eisenbeis'in diskriminant analizine getirdiği eleştirilerin kredi değerliliğinin ölçülmesinde iddia edildiği problemlere yol açmadığı gösterilmiştir (Reichert vd, 1983). Diskriminat analizine alternatif olarak lojistik regresyon metodu kullanılmaya başlanmış olup, diskriminat analizinde söz konusu olan varsayımların olmaması, tahmin yönteminin daha iyi sonuçlar vermesi nedeniyle daha çok tercih edilmeye başlanmıştır (Ferreira vd., 2015; Yıldız, 2014; Grunet,2008).

Lojistik regresyonda bağımsız değişkenlerin herhangi bir dağılıma uymaları ile ilgili bir ön kabul bulunmamaktadır. Ancak genellikle lojistik regresyon yönteminde kullanılan değişkenler arasında doğrusal bir bağlantı bulunması, modellerin bu şekilde oluşturulması eleştiri konusu olmuştur.(Liberati,2017; Desai,1996; Aktaş, 2005) Bu metotlara ilave olarak karar ağaçları da kullanılmakta olan istatistiksel modellerden biridir.

Yapılan tez çalışmasında, giriş bölümünden sonra 2. bölümde kredi skorlama modelleri ile ilgili yapılan literatür çalışmasına, kullanılmakta olan geleneksel ve yeni nesil skorlama yöntemlerine, bu skorlama yöntemlerinin nasıl test edileceğine yer verilmiştir. 3.bölümde ise özel bir bankadan temin edilen veriler kullanılarak lojistik regresyon ile bir skor modeli uygulaması yapılmıştır. Son bölümde ise sonuçlar ve çalışmanın genel bir değerlendirmesine yer verilmiştir.

2. KREDİ SKORLAMA MODELLERİ

Derecelendirme, bir kuruluşun veya bir bireyin finansal yükümlülüklerini zamanında yerine getirip getiremeyeceğini tahmin etmek üzere kullanılan, firmanın veya bireyin geçmiş ve bugünkü nitel ve nicel verilerine dayanarak yapılan bir sınıflandırma sistemidir. Derecelendirme, borçlunun kredibilitesini, borcunu zamanında ve düzenli geri ödeme kapasitesini ölçmeye yarayan, buna bağlı olarak para ve sermaye piyasalarındaki rolünü değerlendiren, etkileyen; profesyoneller tarafından oluşturulmuş standart ve objektif görüştür.(Yazıcı, 2009) Derecelendirme süreci kapsamında kredi analizi ise, kredi talebinde bulunan kişi veya kuruluşun kredi değerliliği konusunda bir karara ulaşabilmek için gerekli ve ilgili görülen çeşitli bilgi ve etkenlerin değerlendirilmesini, sonucunda müşterinin hangi şartlar ve tutarlarda kredilendirilmesi gerektiğini saptayan bir çalışmadır.(Bodur, Teker, 2005) Derecelendirme işleminin başlıca amacı, firmanın sağladığı krediyi ve o krediden doğan faiz borcunu geri ödeyebilme yeteneğinin belirlenmesidir. Firmanın borçlarını geri ödeyebilme yeteneği, kapasitesi ve sözkonusu kapasitenin firmanın maliyetlerini ne derecede düşürdüğü ile ilgilidir.(Yurdakul, İç; 2004)

Kredili müşterilerinin temerrüde düşme olasılığını hesaplamak için kullanılan modellerden en yaygını kredi skorlama modeli olarak adlandırılan istatistiksel modellerdir. Skorkart uygulamalarının ilk örneklerinde diskriminant analizi kullanılmış, bu alandaki gelişmeler sonrasında önce doğrusal regresyon analizi, akabinde de lojistik regresyon analizi kullanılarak modellenme yapılmıştır. Kredi skorlama modellerinde, kredi talep eden müşterinin temerrüde düşme olasılığının hesaplanmasında kullanılan değişkenlerin ne derece etkili olduğu sayısal olarak tespit edilebilmektedir. Bu modeller kurulurken geçmişte kullanılmış olan kredilere ilişkin veriler analiz edilerek hangilerinin temerrüde düşme olasılığını açıklamada ne derece

etkili olduđu belirlenir ve bu deęişkenler aęırlıklandırılarak bir skor puan hesaplaması yapılır.

2.1 Kredi Skorlama Modelleri Üzerine Yapılan Literatür Çalışmaları

Kredi skorlama ile ilgili modelleme çalışmaları birçok çalışmaya konu olmuştur. Kullanılan skorlama modellerini hizmet ettiği amaç dikkate alındığında temel olarak ikiye ayırmak söz konusu olabilir. İlk grup skorlama modelleri kredi talebi ile başvuran müşterilere kredi verilip verilemeyeceği konusunda karar almak amacıyla kullanılan modellerdir. İkinci grup skorlama modelleri ise hali hazırda kredi kullanılmış olan müşterilerin mevcut durumlarını değerlendirmek için kullanılan modellerdir. Literatür çalışmaları üzerinde yapılan incelemelerde, özellikle uzman sistemler kullanılarak üretilen skorlama modellerinin aęırlık kazandığı görülmüştür. Yapay sinir aęları ile kredi skorlama modelleri üretme konusu, ikibinli yıllardan bu yana yoğun bir şekilde ele alınmıştır. Yapay sinir aęlarını daha sonra karar aęaçları, çok deęişkenli uyarlanabilir regresyon analizleri takip etmiştir.

Kredi değerliliğinin belirlenebilmesi konusunda finans sektöründe farklı metotların denenmesi hala devam etmektedir. 2.010 adet KOBİ'nin 1994-2002 yıllarına ait verileri kullanılarak lojistik regresyon ve Z-Scor modeli ile analiz yapılmış, lojistik regresyon modelinin tahmin gücü %75,43 olurken, Z-Skor modelinin tahmin gücü %68,79 olarak gerçekleşmiştir (Altman, Sabato,2005). Yine Altman tarafından Z-Scor modeli kullanılarak yapılan başka bir çalışmada 33 adet iyi şirketin 30'u, 33 adet kötü şirketin ise 32'si doğru tahmin edilmiştir (Altman, 2000). İtalya'da yapılan bir çalışmada demografik veriler ile finansal rasyolar kullanılarak 3 ayrı metot ile analiz yapılmıştır. Yapılan analiz sonucunda lojistik regresyon modelinin tahmin gücü %79,70, diskiriminant analizinin tahmin gücü %58,08, kernel diskiriminant analizinin tahmin gücü ise %74,30 olarak belirlenmiştir (Liberati, Camillo, Saporta.,2017). Diskiriminant analizi ile kurulan başka bir modelde 835 adet gözlem ile analiz yapılmıştır ve tahmin gücü %73,7 olarak belirlenmiştir.(Vincent,Warner, Dauten, 1974) Brezilya'dan elde edilen bireysel müşterilere ait 5.912 adet gözlem içeren verilerle yapılan lojistik regresyon analizinde, modelin tahmin gücü %78,63 olarak gerçekleşmiştir.(Ferreira, Louzado, Diniz,2015) Almanya'nın önde gelen bir bankasınının 160 ticari müşterisine

ait 1992-1996 yılları arasındaki verileri ile finansal olmayan değişkenlerin tahmin gücüne nasıl etki ettiğini tespit etmek amacıyla bir model oluşturulmuş, yalnızca finansal verilerle yapılan analizin tahmin gücü %88,24 olurken, finansal olmayan veriler de dahil edildiğinde modelin tahmin gücü %91,42'ye yükselmiştir.(Grunet, Norden,2008) Ohlson tarafından hazırlanmış olan çalışmada 9 ayrı finansal rasyo bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Söz konusu rasyolar sanayi sektöründe faaliyet gösteren firmaların 1970 ve 1976 yıllarına ait finansal verilerinden elde edilmiştir. Lojistik regresyon ile kurulan modelin ödeme gücünü çeken firmaları tahmin etmede 1 yıl içerisinde %96,12 oranında, iki yıl içerisinde %95,55 oranında başarılı olduğu görülmüştür.(Ohlson,1980) Samreen ve Zahidi'nin çalışmasında müşterilerin kredi değerliliğini tahmin etmek için 16 ayrı bağımsız değişken kullanılmıştır. 250 ayrı müşteriye ait veriler ile lojistik regresyon ve diskriminant analizi metodu kullanılarak model oluşturulmuştur. Lojistik regresyon ile kurulan modelin tahmin yüzdesi %98,8, diskriminant analizi ile kurulan modelin tahmin yüzdesi ise %95,2 olarak belirlenmiştir. (Samreen, Zahidi, 2012) Yapay sinir ağları ve genetik algoritma ile yapılan tahminlerin geleneksel yöntemler olarak değerlendirilen diskriminant analizi ve lojistik regresyon metotları ile karşılaştırması yapılmış, lojistik regresyon modeli en iyi sonucu vermiştir.(Desai,Convay, Crook, Overstreet, 1996) 2006-2011 yılları arasındaki kayıtlar esas alınarak 497 adet gözlem seçilmiş, 18 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Yapay sinir ağı ile kurulan modelin tahmin gücü %87,9 gibi iyi bir seviyededir.(Nazari, Alidadi, 2013) Mısır'da bulunan yerel bir bankanın 1.262 adet müşterisine ait veriler kullanılmıştır. Bunlardan 851 adedi iyi, 411 adedi kötü kredi niteliğindedir. Modelde 19 ayrı bağımsız değişken mevcuttur. Çoklu diskriminant analizi, lojistik regresyon, ve yapay sinir ağı metotları ile analiz yapılarak sonuçlar karşılaştırılmıştır. En iyi sonucu yapay sinir ağı vermiştir, onu lojistik regresyon modeli takip etmektedir.(Abdou, Pointon,2008) 298 bankaya ait veriler kullanılarak, bankaların ödeme gücüne düşüp düşmeyeceği tahmin edilmiştir. t-1 dönemindeki verilerle, t dönemindeki durum tahmin edilmeye çalışılmıştır. Modelin kurulmasında lojistik ve probit yöntem kullanılmıştır. Lojistik regresyonun tahmin gücü %98,47, probit yöntemin tahmin gücü %98,27 olarak belirlenmiştir.(Gurny,2010) Çalışmada lojistik regresyon ve diskriminant analizi ile model oluşturularak, modellerin tahmin gücü karşılaştırılmıştır. 236 adet şirkete ait 2014 yılı verileri kullanılmış olup, bu şirketlerin

118'i iyi, 118'I ise kötü olarak sınıflandırılmış şirketlerdir. Analizde 5 adet rasyo bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Diskriminat analizi ile oluşturulan modelin tahmin gücü %64,41, lojistik regresyon ile oluşturulan modelin tahmin gücü ise %68,64 olarak belirlenmiştir. Modelin tahmin güçüne katkı yapan en anlamlı değişkenler net gelir/toplam varlıklar, cari oran, yükümlülükler/toplam varlıklar olmuştur.(Mihalovic, 2016) Bir başka çalışmada mali başarısızlığın tespitinde sıkça kullanılan çok boyutlu istatistiksel yöntemlerden çoklu regresyon modeli, diskriminant analizi ve logit modeli ile testler yapılmıştır. Deney grubu üzerinde çoklu regresyon modelinin tahmin gücü %89, diskriminant modelinin tahmin gücü %85,7, Lojistik regresyon modelinin tahmin gücü %91,4 olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağının örneklem verileri üzerinde doğru sınıflandırma oranı ise %95,71 olarak gerçekleşmiştir.(Aktaş, Doğanay, Yıldız, 2005)

2.2 Kredi Skorlama Çeşitleri

2.2.1 Doğrusal olasılık modelleri

Doğrusal Olasılık Modeli, esas olarak bağımlı değişkenin 0 ile 1 aralığında bir değer aldığı, hipotezin kabul edilip edilmeyeceğinin bu değere göre sorgulandığı bir regresyon modelidir. Doğrusal olasılık modeli, temerrüde düşme olasılığı ile bunu etkileyen unsurlar arasında lineer bir ilişki olduğu varsayımına dayanmaktadır.(DeLong, Saunders, 2003)

Doğrusal olasılık modelinde, bankaların kredi kullandırdığı müşterilere ait geçmiş yıllardaki veriler modelin kurulması için bağımsız değişkenler olarak kullanılır. Kredilendirilen müşterilerin ödemelerinde temerrüde düşmesini açıklamaya yardımcı olan bağımsız değişkenler ve onların ağırlıkları doğrusal regresyon ile belirlenmeye çalışılarak temerrüde düşüp düşmeyeceği tahmin edilir. Doğrusal olasılık modeli oluşturulurken ilk olarak çalışma yapılacak veri seti belirlenmektedir. Veri seti içerisinde yer alan Bankalar tarafından geçmiş yıllarda kullandırılan kredilere ait bilgiler esas alınarak, müşteriler iki gruba ayrılır. İlk müşteri grubu kredilerin geri dönüşünde problem yaşanmayan, ödemeleri düzenli müşterilerden oluşur. İkinci müşteri grubu ise banka borcunu düzenli ödemeyen, temerrüde düşmüş müşterilerden oluşmaktadır. Modelin açıklaması yapılırken temerrüde düşmüş olan müşteriler $Y_i=1$, temerrüde

düşmeyen müşteriler ise $Y_i = 0$ olarak ifade edilir. Modelde kullanılan Y , temerrüde düşme ihtimalini temsil etmekte olup, 0 ile 1 aralığında bir değer almaktadır. Modelin kurulması için bağımlı değişkeni açıklayacak olan n tane bağımsız değişken tespit edilir. Bu bağımsız değişkenler modelde ($x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}$) olarak gösterilir. Bu bağımsız değişkenler müşterinin demografik bilgilerini, gelir düzeyini, borçluluk durumunu, piyasa istihbarat verilerini, karlılık, likidite, cari oran, stok devir hızı, nakit dönüş süresi gibi birçok finansal rasyoyu ihtiva edebilir. Bağımsız değişkenler de belirlendikten sonra doğrusal regresyon yardımıyla ve en küçük kareler (EKK) tekniğiyle aşağıdaki (1) numaralı formül kullanılarak model tahmini yapılmaktadır.(Korkmaz, 2004)

$$Y_i = \beta_0 + \sum \beta_j x_{ij} + e_i \quad (1)$$

Yukarıda yer alan formülde; β_j regresyon katsayılarını, e_i ise hata terimini ifade etmektedir. Söz konusu formül ile müşteriye ait X_{ij} verileri elde edilebildiği sürece temerrüde düşme olasılığı kolaylıkla hesaplanabilmektedir. Ancak doğrusal olasılık modelinin en olumsuz yanı tahmin edilen temerrüde düşme olasılığının 0-1 aralığı dışında da bir değer alabilmesidir. Eğer temerrüde düşme oranı negatif veya %100'den büyük bir değer alırsa bu durumda daha gelişmiş olan logit modelin kullanılması önerilmektedir. Genel olarak benzer bir mantığa dayanan logit modelde temerrüde düşme olasılığı %0 ile %100 arasında bir değer olarak hesaplanır.

2.2.2 Lineer diskiriminant modelleri

Diskiriminant analizi modellerinde kredisini düzenli ödeyen ve ödeme düzensizlikleri yaşayarak temerrüde düşen iki farklı müşteri grubu arasında temerrüt olasılığı farkını belirleyecek oranlar tespit edilir. Banka kredi müşterileri elde edilen bu oranlara göre yüksek ve düşük temerrüt riski sınıflarına ayrılır.

Diskiriminant analiz modelleri arasında en yaygın olarak kullanılan model Edward I. Altman tarafından geliştirilen Z-skor modelleridir. Altman yaptığı çalışmada beş adet finansal rasyoyu kullanarak çok değişkenli diskiriminat analiz modeli ile bir diskiriminant fonksiyonu oluşturmuştur. Bu molde uzun bir süre kredi risklerinin hesaplanmasında ve müşterilerin temerrüde düşme olasılıklarının tahmin edilmesinde kullanılmıştır. Kredi risklerinin hesaplanması amacıyla Altman tarafından 1968'de

sunulan ilk Z-skor modeli ařağıdaki (2) numaralı formüldeki gibidir. (Hayes, Hodge, Hughes, 2010)

$$Z = 1,2X_1 + 1,4X_2 + 3,3X_3 + 0,6X_4 + 1,0X_5 \quad (2)$$

Formülasyon kullanılarak hesaplanan puan, Altman tarafından oluşturulmuş olan bir ölçekle karşılaştırılmış ve alınan puan durumuna göre “çok iyi”, “iyi”, “orta”, “düşük”, “zayıf” şeklindeki bir sınıflandırma yapılmıştır. Bağımlı deęişken olan Z, müşterinin hangi sınıfa dahil olduğunu deęerlendirmede en önemli ölçüttür. Bağımlı deęişken, kredili müşterilerin geçmiş döneme ait verileri kullanılarak elde edilen bağımsız deęişkenlerin deęerine ve bu deęişkenlerin geçmişteki temerrüde düşme veya düzenli ödeme durumlarına ne derece etki ettiklerine göre ağırlıklandırılmış önemine baęlıdır. Bu modele göre; $Z > 1,81$ ise, düşük temerrüt riski ve $Z < 1,81$ ise, yüksek temerrüt riski söz konusudur. (Kutman, 2001)

2.2.3 Logit modeller

Bankacılık alanındaki gelişmelere paralel olarak kredi taleplerinin artması ve bu taleplerin kısa sürede karşılanması müşterilerle ait verilen hızlı ve sağlıklı bir şekilde analiz edilmesini gerektirmektedir. Verilerin analiz edilerek aralarındaki ilişkinin tespit edilmesi, bu verilerin doğru bir bilgiye dönüştürülmesi aşamasında logit modellerin kullanımı büyük ağırlık kazanmıştır. Bu nedenle skorkart modelleri geliştirilirken ağırlıklı olarak kullanılan metod lojistik regresyon olmuştur. Logit modeller, lojistik regresyon kullanılarak çoğunlukla ikili bağımlı deęişkenler için oluşturulan doğrusal olmayan ancak gerekli dönüşümler yapılarak doğrusal hale getirilebilen regresyon modelleridir. Logit modeller ile ilgili literatürde, logit model ifadesi yerine lojistik regresyon ifadesi daha çok kullanılmaktadır. Lojistik regresyon modelinin amacı, bir ya da birden çok bağımsız deęişken ile bağımlı deęişken arasındaki ilişkiyi modellemektir.(Ege, Bayraktaroęlu, 2009) Lojistik regresyon modelini bir önceki kısımda açıklanan doğrusal olasılık modelinden ayıran en temel fark, lojistik regresyon modelinde yer alan bağımlı deęişkenin 0 ve 1 gibi ikili ya da ikiden çok düzey içeren kesikli bir deęişken olması karşılık, doğrusal olasılık modelinde yer alan bağımlı deęişkenlerin sürekli bir deęişken olmasıdır.(Boyacıoęlu, 2003) Lojistik regresyon daha

çok durum kontrollü olarak adlandırılan (başarılı başarısız, hasta-sağlıklı, var-yok gibi), çalışmalarda kullanılmaktadır.(Cebeci, 2010)

Lojistik regresyon metodu, normal dağılım ve müşterek bir varyansa sahip olma gibi varsayımların sağlanamadığı koşullarda diğer yöntemlere iyi bir alternatif olmaktadır. Varsayımların oldukça az olması, bağımlı değişkenin kategorik olması durumunda diskriminat analizinin kullanılamıyor olması, analiz neticesinde elde edilen sonuçların kolay yorumlanabilir olması lojistik regresyonun tercih edilir bir yöntem olmasını sağlamaktadır. Lojistik regresyon, bağımlı değişkeninin kategorik olduğu (ikili, üçlü veya çok kategorili) durumlarda bağımsız değişkenlerle bağımlı değişkenin arasındaki bağlantının, neden sonuç ilişkisinin ortaya konulmasında kullanılmaktadır. Bağımsız değişkenler kullanılarak, bağımlı değişkenin beklenen değeri hesaplanır. Hesaplanan bu beklenen değer bir olasılık olarak elde edilmektedir. Söz konusu bu denklemler (3) ve (4) numaralı formüldeki gibi ifade edilmektedir.(Cebeci, 2010)

$$\ln(p/(1-p)) = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_n * X_n \quad (3)$$

$$P = \exp(\sum \beta_n * X_n) / (1 + \exp(\sum \beta_n * X_n)) \quad (4)$$

P: İncelenen olayın gözlenme olasılığını ifade eder.

β_0 : Bağımsız değişkenler sıfır değerini aldığı zaman bağımlı değişkenin değerinin ne olacağını, yani sabit katsayısı ifade eder.

$\beta_1, \beta_2, \beta_3, \dots, \beta_n$: Bağımsız değişkenlerin regresyon katsayılarını ifade eder.

X_1, X_2, \dots, X_n : Bağımsız değişkenleri ifade eder.

n : Bağımsız değişken sayısını ifade eder.

$p/(1-p)$: İncelenen olayın odds'unu ifade eder.

Lojistik regresyonu ifade eden denklemde incelenen olayın gözlenme olasılığını ifade eden P'nin kendi dışındaki diğer olayların olasılığına oranına Odds Değeri denilmektedir. Lojistik regresyon denkleminde Odds Oranı, $\exp(\beta)$ olarak ifade edilir.

2.3 Yeni Nesil Modelleme Yöntemleri

Son dönemlerde finans sektöründe kredi riski ölçüm metotlarında yaşanan gelişmelerle yeni ve güncel yaklaşımlar kullanılmaya başlanmıştır. Özellikle maruz kalınan riskler

için ayrılacak sermaye düzeyinin belirlenmesi, yaşanacak kötü senaryo durumunda kurumun ödeme güçlüğüne düşmemesi için söz konusu bu modeller büyük katma değer yaratmıştır. Merton tabanlı modeller, Sermayenin Risk Ayarlı Getirisi Modeli (RAROC), Credit Metrics ve Tarihsel Temerrüt Oranı Yaklaşımı gibi modeller yeni nesil modeller arasında öne çıkan, uluslararası alanda yaygın bir şekilde kullanılan ve kabul görmüş kredi riski ölçüm modelleridir.

2.3.1 Merton tabanlı modeller

Merton tabanlı modeller, kullanılan kredilerin sorun yaşayarak temerrüde düşmesi ile piyasalar arasındaki korelasyonu ortaya koymak için kullanılmaktadır. Kredilerin temerrüde düşme olasılıkları hesaplanırken şirketlerin sermaye yapısı ve varlık fiyatlarında yaşanan değişimlerden yararlanır. Vade sonu geldiğinde şirketin varlıklarının piyasa değeri, yükümlülüklerini karşılamıyorsa temerrüde düşme olasılığı bulunmaktadır.(Lopez, 2011)

Merton tabanlı modellerde firmanın temerrüt olasılığının belirleyicisi finansal rasyoları değil, varlık fiyatlarıdır. Söz konusu bu modeller, Merton'un opsiyon fiyatlandırma ilkerleri çerçevesinde oluşturulmuş olup; bir firmanın temerrüde düşüp düşmemesi firmanın varlıklarının piyasa değerine göre belirlenmektedir.(Tudela,Young, 2011). Modelde yer alan bu varsayımlar nedeniyle kredi riski, varlık fiyatlarında meydana gelen değişimlerden etkilenmektedir. Merton tabanlı modellerde, şirket varlıklarının piyasa değeri, hisse senedi fiyatları, bu fiyatlardaki değişiklikler ile hisse senetlerindeki opsiyon karakteristiklerini kullanarak hesaplanan yükümlülüklerin defter değerleri aracılığıyla tespit edilebilmektedir.(Anbar, 2005).

Merton modeli kullanılarak hazırlanmış olan uygulamalı çalışmalar literatürde yer almaktadır. Bunlardan Eric Falkenstein ve Andrew Boral tarafından hazırlanmış olan "Some empirical results on the merton model" adlı çalışmada 14.000 adet şirket örneklem olarak seçilmiş olup, bu şirketlerin 1450 adedi kredi ödemelerinde sorun yaşayarak temerrüde düşmüştür. Örneklemde yer alan şirketlerin 1980 ve 2000 yılları arasındaki mali tablo verileri bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. Yapılan analizin sonucunda merton tabanlı model ile yapılan tahminlerin doğruluk düzeyi %79,9 olarak

belirlenmiştir.(Falkenstein, Boral;2000) 2006 yılında Rıza Çabukel'in hazırlamış olduğu çalışmada ise borsada işlem gören şirketlere ait 3 aylık dönemi kapsayan 300.000 adet gözlem kullanılmıştır. Merton modeli ile temerrüde düşme olasılıkları tahmin edilmiş, toplam tahmin hatası %3,31 olarak hesaplanmıştır.(Çabukel, 2006)

2.3.2 Sermayenin risk ayarlı getirisi modeli (RAROC)

Bankers Trust tarafından oluşturulmuş olan RAROC modeli (Sermayenin Risk Ağırlıklı Getirisi) piyasa verileri kullanılarak oluşturulmuş bir modeldir. Modelin uygulanmasında bazı farklılıklar olmasına rağmen birçok büyük banka tarafından kullanılmaktadır. RAROC'ta temel hareket noktası, verilen bir kredinin riskine karşılık olarak beklenen getirisinin dengelenmeye çalışılmasıdır. RAROC, kullanılan kredinin bir yıl içerisinde sağlayacağı getirinin kredi riskine bölünmesi ile hesap edilmektedir. Formülde kredi riski yerine sermaye riski de dikkate alınabilmektedir. Verilmek istenilen bir kredi için hesaplanan RAROC, ilgili finansal kuruluşun kaynak maliyetine göre yüksek olması durumunda krediyi kullandırma kararı alınabilir. Kredinin RAROC'unun, bankanın gösterge maliyetinin altında kalması durumunda kullanılacak krediden kar elde edebilmek için vade yapısında değişiklik yapmak gerekecektir. RAROC'a ilişkin (5) ve (6) numaralı formül aşağıdaki gibidir.(Saunders, Cornett, 2005)

$$\text{RAROC} = \text{Krediden Elde Edilen Yıllık Getiri} / \text{Kredi Riski} \quad (5)$$

$$\Delta \text{LN} = - \text{DLN} \times \text{LN} \times (\Delta R / (1 + R)) \quad (6)$$

Formülde yer alan ΔLN , sermaye riski ya da kayıp miktarını, $-\text{DLN}$, kredinin vadesini, LN kredi tutarını, $(\Delta R / (1 + R))$ ise kredi risk priminin değişimi durumunda kredi faiz oranında gerçekleşmesi beklenen maksimum değişimi yani faiz oranı şokunun büyüklüğünü ifade etmektedir.

2.3.3 Kredi matrisi

Kredi matrisi modeli, alım-satıma konu olmayan kredi varlıklarının ve portföyde bulunan tahvillerin risklerini ölçmek amacıyla geliştirilmiş bir modeldir.(JP Morgan,

1997) Kredi matrisi ile yapılan hesaplamalarla kredilerin ödenmeyerek temerrüde düşmesi halinde maruz kalınacak zarar tahmin edilmektedir. Söz konusu bu model 1997 yılında JP Morgan bünyesinde riske maruz değer hesaplamaları ile birlikte ele alınarak geliştirilmiştir. Modelin çözmek istediği sorun, alternatif kötü senaryolarla karşılaşılması durumunda kredilerden ve/veya tahvil portföyünden dolayı ne kadarlık bir kayıpla karşılaşılacağını hesaplamaktır. Kredi matrisi modeli ile gelecek yıllarda olası bir başarısızlık durumunda kredilerde yaşanabilecek kaybı ve kredilerde meydana gelecek yükseliş, düşüş ve temerrüt verileri ile birlikte riske maruz değerleri hesaplanmaktadır (Dayan, Kargın; 2013) Bu modelde esas olarak ele alınan belli bir zaman içerisinde kredi derecelerinde yaşanan değişimler ve temerrüde düşme olasılıklarıdır.(Öker, 2007) Modelin oluşturulması üç aşamalıdır. İlk aşamada, yaşanacak bir olumsuzluk durumunda bankaların ve aktiflerinde yer alan kredilerin kalitelerinin durumu değerlendirilir. İkinci aşamada, kredi kullanılmış olan müşterilerin kredi geçiş matrislerinin birbiriyle olan etkileşimleri ve bağımlılık düzeyleri incelenmektedir. Son aşamada ise, meydana gelebilecek bir temerrüt, ödeme düzensizliği durumunda kredi veren kurumun karşı karşıya kalabileceği zarar hesaplanmaktadır.

Kredi matrisi modelinin birinci aşamasında oluşturulan kredi geçiş matrisi ile kredi portföyünde yer alan tüm müşterilerin kredi değerliliği yani rating değişimi takip edilmektedir. Kredi derecelendirme kuruluşları tarafından belirlenmekte olan kredi geçiş matrisleri kredili şirketlerin temerrüde düşme olasılıklarını tahmin etme sürecini kolaylaştırmaktadır. (JP Morgan, 1999). Modelin ikinci aşamasında, kredili işletmelerin kredi notunda yaşanan değişikliklerin işletmeyi nasıl etkileyeceği ölçülmeye çalışılmaktadır. Muhtemel rating değişimleri nedeniyle uyranılacak olası zararların etkilerini azaltmak için matris değerlerindeki değişimlerin bilinmesi büyük önem arz etmektedir. Söz konusu zararın hesaplanabilmesi için de işletmeye kredi derecelendirme kuruluşu tarafından verilmiş olan kredi notunun, devlet tahvili ve hazine bonusu değerinin, işletmenin tahvilinin piyasa değerinin biliniyor olması gerekmektedir.(Nickel, Perraudin, Varotto ; 1999) Üçüncü aşamada ise belirli bir ölçüm süresi esas alınarak belirli bir güven aralığında portföyde yer alan kredilerin riske maruz değeri hesaplanmaktadır. Hesaplama kullanılan güven aralıkları genellikle

%95 ile %99 arasında seçilmekte olup, güven aralığı yükseldikçe hesaplanan riske maruz değer rakamları da daha yüksek olmaktadır. (Dayan,Kargın; 2013: 5441)

2.3.4 Tarihsel temerrüt oranı yaklaşımı

Tarihsel Temerrüt Oranı Yaklaşımı ile oluşturulan modeller, kredi skorlama modellerine benzer bir yapı göstermekte olup, kredinin temerrüde düşüp düşmeyeceğini tahmin etmek için geçmiş veri setini kullanmaktadır. Model oluşturulurken benzer nitelikteki krediler derecelendirme notlarına göre sınıflandırılarak bunların temerrüt oranı ve vadeye kalan süreleri kullanılarak hesaplama yapılmaktadır. Modelde kredi riskini hesaplamak için ilk önce P1 ve P2 olarak adlandırılan iki olasılık hesaplanır. P1: Belli bir derecedeki kredinin ilk yılın sonunda hala seyyal olma ihtimalini, (1-P1): Marjinal temerrüt oranını, P2: İlk yılda seyyal olan kredinin ikinci yılın sonunda da hala seyyal olma ihtimalini ve (1-P2): İkinci yılın marjinal temerrüt oranını ifade etmektedir. (Saunders, Cornett, 2005)

Tarihsel Temerrüt Oranı ile yapılan modellemelere, kredi skorlama modellerinde olduğu gibi bazı eleştiriler getirilmektedir. Yapılan bu eleştirilerin en başında modelin geçmiş verilere ve tahmin yapılan döneme oldukça duyarlı olması gelmektedir.

2.4 Modellerin Değerlendirilmesi

Skorkart modeli oluşturulduktan sonra modelin tahmin gücünün, güvenilirliğinin test edilmesi gerekmektedir. Skorkartın tahmin gücünün test edilmesi, modeli kullanıp kullanmama kararının verilmesinde etkili olup, tahmin gücünü artırmak için yapılacak güncellemeler konusunda da yol göstermektedir.

2.4.1 Diverjans istatistiği

Kredi skorlama modelinin test edilmesi için kullanılan diverjans istatistiği iki grubun normal dağılıma sahip olduğu varsayımına sahiptir. Söz konusu bu iki grup temerrüde düşerek takibe intikal eden kredilerle, ödeme düzensizliği yaşamayan sorunsuz seyyal kredilerden oluşmaktadır. Seyyal kredilerin aritmetik ortalamasının takip niteliğindeki

kredilerin aritmetik ortalamasından ne kadar sapma gösterdiğini belirlemek amacıyla kullanılır. Yapılan hesaplama ile elde edilen sonuç, oluşturulan skorkart modelinin seyyal kredileri, takip niteliğindeki kredilerden ayırt etme konusundaki başarısını gösterir. Aşağıda formülde yer verilen σ^2 değeri, dağılımın ortalama varyansını ifade etmekte olup, seyyal kredilerin varyansı ile takip niteliğindeki kredilerin varyansının ortalaması alınarak hesaplanır. Diverjans İstatistiği (7.) formülde gösterildiği üzere seyyal kredilerin aritmetik ortalaması ile takip niteliğindeki kredilerin aritmetik ortalamasının farkı alınarak, dağılımın ortalama varyansına bölünüp, sonrasında hesaplanan değerlerin karesi alınarak hesaplanır.(Mays, 2004)

$$D^2 = (\text{Seyyal Kredilerin Aritmetik Ortalaması} - \text{Takiplerin Aritmetik Ortalaması})^2 / \sigma^2 \quad (7)$$

$$\sigma^2 = (\sigma_s^2 + \sigma_t^2) / 2 \quad (8)$$

Diverjans istatistiğinde her iki grubun da normal dağılıma sahip olduğu varsayılmaktadır. Bu test istatistiği sürekli karakteristiğe sahip sonuçlara uygulanır. Yapılan çalışmalarda Diverjans İstatistiği ile yapılmış değerlendirmelere çok fazla rastlanmamıştır. Diverjans istatistiği tüm modeller için kullanılabilir değildir ancak lojit modellerden elde edilen skor dağılımları için kullanılması uygundur. (Anderson, 2007)

2.4.2 Sınıflandırma matrisi

Modelin tahmin gücünü göstermek için, tahmin edilen sonuçlar ile mevcut durumu karşılaştıran bir matristir. Doğru tahmin edilmiş kredilerin yüzdelere göstermektedir. Sınıflama matrisi, model kurulduktan sonra belirlenen bir eşik değere göre tahmin edilen seyyal – takip kredi dağılımlarını ve halihazırda mevcut seyyal – takip kredi sayıları kullanılarak oluşturulur. Analiz için kullanılan kredilerden % kaçının doğru veya yanlış tahmin edildiği matriste görülmektedir.

Modelin uygun olup olmadığı konusunda yanlış sınıflandırmanın maliyetinin hesaplanması gerekecektir. Yalnızca doğru ve yanlış tahmin yüzdeleri bu uygunluk kararı için yeterli olmamaktadır. Bu nedenle sınıflandırma matrisi skorkart modelleri arasında karşılaştırma yapmak için uygun bir metot olarak kullanılabilmektedir

2.4.3 ROC eğrisi

Skorlama modeli ile yapılan tahminlerin doğru sınıflandırılıp sınıflandırılmadığını gösteren bir başka gösterge de ROC eğrisi altında kalan alandır. ROC eğrisi ilk olarak 1940'lı yıllarda kullanılmaya başlanmıştır. Orijinal teoride radar operatörleri tarafından gürültülü durumlarda doğru ve yanlış sinyalleri fark edebilmek ve doğru sinyal yakalama olasılığını hesaplamak için kullanılmıştır. Daha sonraları ise psikoloji, tıp, mühendislik ve nihayetinde kredi skorlama alanında da kullanılmaya başlanmıştır. Bu teori duyarlılık (doğruyu bulma olasılığı) ve özgüllük (yanlış bulma olasılığı) kavramlarına dayanmaktadır. (Anderson,2007)

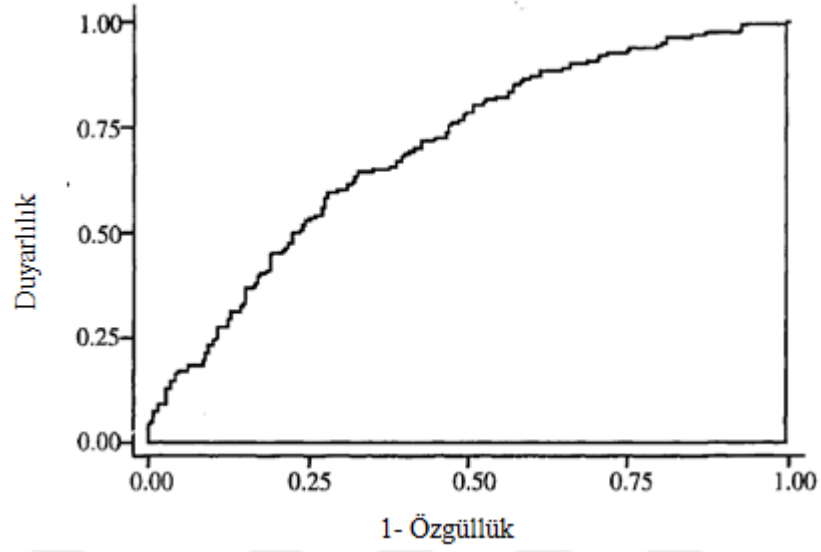
ROC eğrisi altında kalan alan 0 ile 1 arasında bir değer almaktadır. Eğri altında kalan alan arttıkça, modelin tahmin gücü artmakta, hedef değişkenleri sağlıklı bir şekilde sınıflandırabilmektedir. Kredi skorlama çalışması sonucunda yapılan tahminlerle hedef değişken değerleri ve gözlenen değerlerle aşağıdaki gib bir sınıflandırma tablosu oluşturulmuştur.

Tablo 2.1: Sınıflandırma Tablosu

	Tahmin Edilen		
	Y= 0	Y= 1	
Gözlenenen	Y= 0	A	B
	Y= 1	C	D
	Toplam	A+C	B+D

Sınıfla tablosundaki verilerle hesaplanan duyarlılık $A/A+C$, özgüllük ise $D/(B+D)$ şeklinde formülize edilir. Belirlenecek olan kesim noktasına göre bu değerler farklılık göstermekle birlikte genellikle 0.50 olarak tercih edilmektedir. Hesaplanan özgüllük ve duyarlılık ile ROC eğrisi çizilirken y eksenine duyarlılık, x eksenine ise (1-özgüllük) yer alır. ROC eğrisi için örnek bir gösterim aşağıda yer almaktadır.

Tablo 2.2: ROC Eğrisi



Yapılan tahminlerle hesaplanan duyarlılık, Y olayının gerçekleşme olasılığını ifade eder. Müşterilere kullandırılan kredilerin seyyal veya takip niteliğinde olmasının bağımlı değişken olarak kullanıldığı bir lojistik regresyon modelinde müşterilerin takibe intikal etme olasılıkları hesaplanır. Böyle bir modelde Duyarlılık lojistik regresyon sonucunda tahmin edilen örneklem içinde Y'nin doğru tahmin edilme oranını temsil eder. Özgüllük ise lojistik regresyon modeli neticesinde yapılan tahminlerden gerçekte gözlenmeyenlerin oranını temsil etmektedir. (Altman;2002).

Duyarlılık ve 1-Özgüllük oranları kullanılarak oluşturulan eğri ile x eksenini arasında kalan alan ROC eğrisi altında kalan alanı verir. Bu alanın nasıl yorumlanacağı ile ilgili genel kural ifade edilmiştir. ROC = 0.50 ise bir ayırım olmadığı, modelin başarısının düşük olduğu yorumu yapılır (Anderson;2007).

$0.70 \leq \text{ROC} \leq 0.80$ ise kabul edilebilir bir ayırım söz konusudur.

$0.80 \leq \text{ROC} \leq 0.90$ ise iyi seviyede bir ayırım söz konusudur.

$\text{ROC} \geq 0.90$ ise mükemmel bir ayırım söz konusudur.

2.4.4 GİNİ katsayısı

Gini katsayısı, İtalyan ekonomist Corrado Gini tarafından geliştirilmiş bir katsayıdır. Bu katsayı ile gelir dağılımının ne derece eşitsiz dağıldığı tespit edilmek istenmiştir. Gini

katsayı 0 ile 1 arasında deęişen deęerler almaktadır. Bu katsayı deęeri, mutlak eřitlik doęrusu ile Lorenz eęrisi altında kalan alanın, mutlak eřitlik doęrusu altındaki üçgenin alanına bölünmesi ile bulunur.

Gini katsayısı ilk olarak gelir daęılımı adaletsizlięini hesaplamak için kullanılmasına raęmen skorkart modellerinde, modelin tahmin gücünü deęerlendirmek için de kullanılan yaygın ve güvenilir bir yöntem olmuřtur. Gini katsayısı (9.) formülde ařaęıda verilmiřtir. D deęeri Gini katsayısını ifade etmektedir.(Thomas, Edelman, Crook;2002).

$$D= 1 - \sum_{i=1}^n ((c_p Y_i + c_p Y_{i-1}) (c_p X_i - c_p X_{i-1})) \quad (9)$$

Yukarıdaki formülde $c_p Y_i$ iyilerin kümülatif yüzdelerini, $c_p X_i$ de kötülerin kümülatif yüzdelerini ifade etmektedir. Gini katsayısının %50 den büyük bir deęer alması yapılan tahminlerin tatmin edici olduęunu, %30 dan az olması ise sonuçların yeterince iyi olmadıęını gösterir. Gini katsayısı, ROC eęrisi altında kalan alan ile benzer řekilde hesaplanır. Hatta aralarında yaklaşık bir iliřki söz konusudur. Bu iliřki ařaęıda yer alan (10.) formül ile ifade edilebilir. (Thomas, Edelman, Crook;2002).

$$ROC \approx (D + 1)/2 \quad (10)$$

3. UYGULAMA

Finansal piyasaların en büyük aktörü olan bankaların denetimleri, yaşanan ekonomik krizler nedeniyle daha sıkı kuralara bağlanmıştır. Özellikle BASEL düzenlemelerine uyum sağlamak için yapılan mevzuat değişiklikleri ile “risk yönetimi” kavramına ağırlık verilmeye başlanmıştır. Artan kredi ihtiyaçları, gelişen piyasalar, bankalar arasındaki rekabetin artması, kredi taleplerinin daha etkin ve hızlı bir şekilde değerlendirilmesini sağlayacak yeni araçlara yönelmiştir. Kredi verme sürecinde özellikle bankalar, kredi verme kararını etkileyen değişkenler arası ilişkileri ortaya koyan bir model oluşturmaktadırlar. Kredi değerlendirme süreci modellerinin amaçları, modelin sonuçlarını kabul ederek kredi verme kararını bu sonuçlara göre sürdürmek ve önceden müdahale ile batık kredi verme riskini azaltmaya çalışmak şeklinde ifade edilebilir (Atan vd., 2004, s 2).

Kredilendirilen müşterinin risk derecesine bağlı olarak mevzuat gereği ayırmak zorunda olduğu karşılık ve kredi maliyetleri değişmektedir. Bu nedenle yapılan derecelendirme neticesinde düşük not almış, riski yüksek müşterilere daha yüksek faizlerle kredi verilmektedir. Karar alma sürecinden kredi fiyatlamasına, kullandırım sonrası kredi izleme sürecinden, teminat yapısına kadar bir çok konuda yol gösterici olan derecelendirme modelleri bankalar için büyük önem taşımaktadır. Bu bölümde bir finans kuruluşuna ait veriler kullanılarak, bir skorlama modeli kurulacak ve kurulan modelin karar verme sürecindeki etkinliği ve anlamlılığı test edilecektir.

3.1 Kullanılan Veri Setinin Analiz Edilmesi ve Türkiye Karşılaştırması

Kredili müşteriler için yapılacak olan skorkart çalışmasında, yabancı sermayeli özel bir bankanın 2014 yılının ilk 6 ayında zirai segmentte yer alan müşterilerine kullandırılmış olan krediler veri seti olarak kullanılacaktır. Söz konusu bu kredilerin 2017/Eylül ayı

itibariyle olan performansı dikkate alınarak, ilgili tarih itibariyle “Bankalarca Kredilerin ve Diğer Alacakların Niteliklerinin Belirlenmesi ve Bunlar İçin Ayrılacak Karşılıklara İlişkin Usul ve Esaslar Hakkında Yönetmelik” çerçevesinde 90 gün ve üzeri temerrüde düşmüş olan krediler “takip”, 90 gün ve üzerinde temerrüt kaydı olmayan, 01 ve 02 risk kodunda yer alan krediler “seyyal” kredi olarak değerlendirilmektedir.

2014 yılında bankacılık sektöründe gerçekleşmiş olan kredi rakamları esas alınarak, toplam kredi hacmi ile tarım sektörüne ait kredi büyüklüklerine, bu kredilerin bölgesel dağılımlarına karşılaştırmalı olarak tablolarda yer verilmiştir. Tablolarda yer alan kredi verilerinde yabancı para krediler TL karşılığı ile yer almaktadır.



Tablo 3.1: Seyyal Kredi ve TOA Bakiyesi Dağılımı

Tüm Sektörlere Ait Kredilerin Dağılımı				Tarım Sektörüne Ait Kredilerin Dağılımı						Tarım Sektörünün Tüm Sektörler Toplamı İçerisindeki Payı		
Tüm Bankacılık Sistemi		Veri Setinin Temin Edildiği Kuruluş		Tüm Bankacılık Sistemi		Veri Setinin Temin Edildiği Kuruluş		Analizde Kullanılan Veri Seti		Tüm Bankacılık Sistemi	Veri Setinin Temin Edildiği Kuruluş	
Tüm Sektörler Toplamı (Bin TL)	Pay (%)	Tüm Sektörler Toplamı (Bin TL)	Pay (%)	Tarım Sektörü Toplamı (Bin TL)	Pay (%)	Tarım Sektörü Toplamı (Bin TL)	Pay (%)	Tarım Sektörü Toplamı (Bin TL)	Pay (%)	Pay (%)	Pay (%)	
Tasfiye Olunacak Krediler	36.195.014	3	838.130	6	1.379.563	3	64.458	6	19.357	16	4	8
Seyyal Nakdi Krediler	1.366.786.749	97	14.312.460	94	44.486.849	97	947.835	94	104.571	84	3	7
Toplam Krediler	1.402.981.763	100	15.150.590	100	45.866.412	100	1.012.293	100	123.928	100	3	7

Kaynak: www.bddk.org.tr, www.riskmerkezi.org

Tablo 3.2: Bankacılık sistemindeki kredilerin bölgesel dağılımı

	Tüm Bankacılık Sistemi					Veri Setinin Temin Edildiği Kuruluş				
	Toplam Krediler (Bin TL)	Pay (%)	T.O.A	Pay (%)	Takip Oranı	Toplam Krediler (Bin TL)	Pay (%)	T.O.A	Pay (%)	Takip Oranı
Akdeniz Bölgesi	140.282.060	10	4.811.877	13	3,4	1.415.065	9	91.943	11	6,5
Doğu Anadolu Bölgesi	21.624.771	2	738.337	2	3,4	404.521	3	31.095	4	7,7
Ege Bölgesi	128.029.654	9	5.077.529	14	4,0	2.460.456	16	133.514	16	5,4
Güneydoğu A.B.	75.043.341	5	1.891.081	5	2,5	2.040.784	13	129.072	15	6,3
İç Anadolu Bölgesi	278.610.010	20	6.872.584	19	2,5	3.392.217	22	172.822	21	5,1%
Karadeniz Bölgesi	49.953.263	4	1.925.563	5	3,9	637.840	4	58.921	7	9,2%
Marmara Bölgesi	709.438.663	51	14.878.042	41	2,1	4.799.707	32	220.763	26	4,6%
TOPLAM	1.402.981.763	100	36.195.014	100	2,6	15.150.590	100	838.130	100	5,5%

Kaynak: www.bddk.org.tr**Tablo 3.3:** Tarım sektörüne ait kredilerin bölgesel dağılımı

	Tüm Bankacılık Sistemi					Veri Setinin Temin Edildiği Kuruluş					Analizde Kullanılan Veri Seti				
	Toplam Krediler (Bin TL)	Pay (%)	T.O.A	Pay (%)	Takip Oranı	Toplam Krediler (Bin TL)	Pay (%)	T.O.A	Pay (%)	Takip Oranı	Toplam Krediler (Bin TL)	Pay (%)	T.O.A	Pay (%)	Takip Oranı
Akdeniz Bölgesi	7.921.913	17	278.541	20	3,5	160.323	16	12.812	20	8,0	21.068	17	3.678	19	17,5
Doğu Anadolu Bölgesi	2.646.848	6	80.852	6	3,1	47.244	5	3.719	6	7,9	3.718	3	968	5	26,0
Ege Bölgesi	8.976.448	20	254.361	18	2,8	186.527	18	11.700	18	6,3	19.828	16	3.484	18	17,6
Güneydoğu A.B.	4.032.320	9	178.842	13	4,4	102.731	10	8.226	13	8,0	9.914	8	2.129	11	21,5
İç Anadolu Bölgesi	8.609.663	19	200.791	15	2,3	207.456	20	9.236	15	4,5	27.264	22	3.291	17	12,1
Karadeniz Bölgesi	4.041.062	9	117.071	8	2,9	75.924	8	5.385	8	7,1	11.154	9	1.549	8	13,9
Marmara Bölgesi	9.638.158	21	269.106	20	2,8	232.088	23	12.378	20	5,3	30.982	25	4.259	22	13,7
TOPLAM	45.866.412	100	1.379.563	100	3,0	1.012.293	100	63.458	100	6,3	123.928	100	19.357	100	15,6

Kaynak: www.bddk.org.tr

Tüm bankacılık sektörüne ait kredi hacmi 2014 yıl sonu itibariyle 1.402.981.762.800.-TL olarak gerçekleşmiş, TOA Bakiyesi ise toplam kredi hacmi içerisinde %3 oranında paya sahip olmuştur. Veri setinin temin edildiği kuruluşda ise 15.150.590.000.-TL toplam kredilerin %6'lık kısmı TOA niteliğindeki kredilerden oluşmuştur. Tüm tarım sektörüne ait kredi hacmi 2014 yıl sonu itibariyle 45.866.412.124.-TL olarak gerçekleşmiş, TOA Bakiyesi ise toplam kredi hacmi içerisinde %3,01 oranında paya sahip olmuştur. Veri setinin temin edildiği kuruluşda ise tarım sektöründe TOA bakiyesinin toplam krediler içerisindeki payı %6,27 olarak gerçekleşmiştir. Tarım sektöründeki toplam kredi hacmi ise 1.012.293.156.-TL olarak gerçekleşmiştir. Tarım sektörünün nakdi seyyal krediler ve Tasfiye Olunacak Alacaklar içerisindeki payı da sırası ile %3 ve %4 olarak gerçekleşmiştir. Tarım sektörünün Tasfiye Olunacak Alacaklar içerisindeki payı seyyal nakdi krediler içerisindeki payı ile yakın olmakla birlikte bir miktar daha yüksek olduğu görülmektedir.

Veri setinin temin edildiği finansal kuruluşun verileri incelendiğinde, tarım sektörünün Tasfiye Olunacak Alacaklar içerisindeki payının seyyal krediler içindeki payından bir miktar daha yüksek olmasına rağmen ciddi bir fark bulunmadığı görülmektedir. Tarım sektörünün nakdi seyyal krediler ve Tasfiye Olunacak Alacaklar içerisindeki payı da sırası ile %7 ve %8 olarak gerçekleşmiştir. Bu bağlamda hem tüm bankacılık sektöründe hem de ilgili finansal kuruluşta ait kredilerde, tarım sektörünün takipteki krediler içindeki payının seyyal krediler içindeki payına göre daha büyük olmakla birlikte aralarında ciddi bir fark bulunmadığı, takibe intikal oranlarında ciddi bir sapma yaşanmadığı anlaşılmaktadır.

Analizde kullanılacak veri setinde yer alan 3.126 adet müşteriye toplam 123.928.200.-TL'lik kredi kullanılmıştır. Riskleri takibe intikal eden 797 adet müşteriye kullanılan kredi tutarı ise 19.356.800.-TL'dir. Söz konusu bu krediler, toplam kullandırım tutarının %16'sına tekabül etmektedir. Bankanın yıl sonu takibe intikal tutarının %6'lık bir paya sahip olduğu düşünüldüğünde veri setinde yer alan takibe intikal etmiş kredilerin payının %16 olması yüksek bir oran gibi görülmekle birlikte, söz konusu oranın kullandırım tutarları ile hesaplandığı, takibe intikal eden bakiyelerin daha düşük olduğu göz ardı edilmemelidir.

Tarım sektörüne ait kredilerin bölgesel dağılımı incelendiğinde toplam kredi hacmi içerisinde en büyük paya sırasıyla Marmara, Ege, İç Anadolu ve Akdeniz Bölgelerinin sahip olduğu görülmektedir. Kredi hacmi en düşük olan bölge ise Doğu Anadolu Bölgesi'dir. TOA bakiyesi ien büyük paya Akdeniz Bölgesi sahiptir. Onu Marmara ve Ege Bölgesi takip etmektedir. Veri temin edilen finansal kuruluşun tarım sektörüne kullandığı kredilerin bölgesel dağılımı incelendiğinde toplam kredi büyüklüğü içerisinde ise yine Marmara, İç Anadolu, Ege ve Akdeniz Bölgeleri'nin öne çıktığı, toplam kredi hacmi içerisindeki paylarının oldukça yüksek olduğu anlaşılmaktadır. Tasfiye Olunacak Krediler içerisinde de yine aynı bölgeler öne çıkmaktadır. Takibe intikal oranlarına bakıldığında da, tüm bankacılık söktörü verilerinde olduğu gibi Güneydoğu Anadolu Bölgesi en yüksek paya sahiptir. Analizde kullanılacak verilerin bölgesel dağılımı incelendiğinde; kullanılan kredi tutarları açısından en yüksek payın Marmara ve İç Anadolu Bölgesi'ne ait olduğu, tkibe intikal eden kredilerde ise Marmara, Akdeniz ve Ege Bölgeleri'nin ön plana çıktığı görülmektedir.

3.2 Tarım Kredilerinin Sektörel Gelişimi ve Türkiye Verileri

Tarımsal üretime ait ekonomik verilere Tablo 3.4'de yer verilmiştir. İlgili tablo incelendiğinde; 2010 yılından bu yana tarım sektörüne ait GSYH'nin artmasına rağmen, bu artış hızının toplam GSYH artışının gerisinde kaldığı, bu nedenle tarım sektörünün GSYH içindeki payının yıllar itibariyle tedricen düştüğü, 2010 yılında %9,03 olan bu payın 2016 yılı itibariyle %6,18' düştüğü görülmüştür. Tarımsal istihdam verileri de tarımın GSYH içindeki payı ile paralellik göstermektedir. Toplam istihdam içinde tarımsal istihdamın payı 2010 yılında %23,26 iken azalış trendi içerisinde 2017 yılında %19,38'e düşmüştür. Tarım sektörünün toplam krediler içerisindeki payı ise yıllar içinde önemli bir değişiklik göstermemiştir. 2010 yılında % 3,97 olan payı, 2017 yılında ise %3,99 olarak gerçekleşmiştir. TOA oranları incelendiğinde 2010 yılında görece yüksek bir TOA oranı gerçekleşmesine rağmen sonraki yıllarda önemli bir sapma yaşanmadığı görülmektedir. Tarım sektörünün krediler içerisindeki payı yatay bir seyir göstermesine rağmen, sektörün ulusal ekonomi içerisindeki payı yıllar itibariyle küçülmekte, tarım sektöründe istihdam da azalmaktadır. Bu durum tarım sektörünün her geçen gün finansman ihtiyacının arttığını, borçlanma oranlarının yükseliş trendi içerisinde olduğunu göstermektedir.

Tablo 3.4: Tarım sektörü verileri

Bin TL, Bin Kişi	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017
GSYH	1.160.013.978	1.394.477.166	1.569.672.115	1.809.713.087	2.044.465.876	2.338.647.494	2.608.525.749	
Tarım Sektörü GSYH	104.703.635	114.838.169	121.692.893	121.709.079	134.724.745	161.447.917	161.304.618	
Tarım Sektörünün GSYH İçindeki Payı%	9,03	8,24	7,75	6,73	6,59	6,90	6,18	
Toplam İstihdam	21.858	23.266	23.937	24.601	25.933	26.621	27.205	28.189
Tarımsal İstihdam	5.084	5.412	5.301	5.204	5.470	5.483	5.305	5.464
Tarımsal İstihdamın Payı%	23,26	23,26	22,15	21,15	21,09	20,60	19,50	19,38
Bankacılık Sistemi Nakdi Seyyal Kredi Toplamı	543.597.071	702.060.836	813.863.837	1.071.589.298	1.366.786.749	1.484.255.977	1.733.578.420	2.097.310.121
Tarım Sektörü Nakdi Seyyal Kredi Toplamı	21.606.012	29.390.819	30.876.648	34.320.146	44.486.849	58.731.602	70.010.321	83.786.731
Tarım Sektörünün Toplam Krediler İçindeki Payı%	3,97	4,19	3,79	3,20	3,25	3,96	4,04	3,99
Tarım Sektörü Seyyal Krediler Artış Oranı%		36,03	5,06	11,15	29,62	32,02	19,20	19,68
Tarım Sektörü TOA Toplamı	943.522	865.571	957.483	1.244.048	1.379.563	1.567.413	1.963.383	2.410.258
Tarım Sektörü TOA Artış Oranı%		-8,26	10,62	29,93	10,89	13,62	25,26	22,76
Tarım Sektörü TOA Oranı%	4,37	2,95	3,10	3,62	3,10%	2,67	2,80	2,88

Kaynak: www.tuik.gov.tr, www.bddk.org.tr

Cumhuriyet döneminden bu yana gerçekleşmiş olan ekonomik gelişmeye tarımın ve diğer sektörlerin katkısı farklı dönemlerde farklı düzeyde olmuştur. 1930'lu yılların başından itibaren sanayiye daha fazla ağırlık verilmesi nedeniyle GSMH'da tarımın payı 1930 yılında % 46 olarak gerçekleşmiştir. Sanayinin ülkemizde öncelikli sektör olması ve gelişmenin bu yönde gerçekleşmesiyle, 1970'li yıllarda tarımın GSYH içindeki payı % 37'lere, 1980'de % 25'e, 1990'da % 17'ye, 2000'de % 10'a, 2010 yılında ise %8'e kadar düşmüştür. Ülkemizde sanayi ve hizmet sektörlerinde yaratılan değer artışı tarımdan daha fazla olmuştur.

Tablo 3.5: Tarım sektörü GSYH

Yıl	Tarım Sektörü GSYH	Pay(%)
1930	2.886,80	46,5
1940	3.890,60	44,7
1950	15.761,00	40,9
1950	15.761,00	40,9
1960	26.591,00	37,5
1970	76.277,70	37,1
1980	1.350.134,80	25,8
1990	66.725.078,50	17,0
2000	16.816.164.093,40	10,1
2010	92.732.631.224,31	8,4

Kaynak: www.tuik.gov.tr

Tablo 3.6'da Türkiye'nin toplam nüfusu ile tarımsal nüfusun gelişimi gösterilmiştir. Görüldüğü üzere 1927 yılında 13.6 milyon olan Türkiye nüfusu 2010 yılında 73.7 milyona çıkmıştır. Yani 80 yıllık bir zaman periyodunda nüfus sayısı yaklaşık olarak 5 kat artış göstermiştir. Yaşanan nüfus artışıyla birlikte, nüfusun kırsal alan ve kentlerdeki yoğunluğu da önemli değişikliklere uğramıştır. Türkiye'de sanayileşme, tarımda teknolojik gelişmeler ve kırsal kesimde hızlı nüfus artışı gibi faktörlerin etkisiyle kırsal kesimden kentlere göç yaşanmıştır. 1927 yılında toplam nüfusun % 75.8'ini oluşturan kırsal nüfus, 2010 yılında % 23.7'ye düşmüştür. Kent nüfusu olarak nitelenen il ve ilçe merkezleri nüfusu ise aynı dönemde % 24.2'den % 76.3'e yükselmiştir. Genel olarak sayım yıllarında kırsal nüfusun oransal olarak azaldığı, kent nüfusunun ise arttığı görülmektedir. Nüfus sayımı yapılan yıllardan 1935 yılında kırsal nüfus % 76.5 ile en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Türkiye'de kırsal kesimden kentlere olan hızlı göçle birlikte ilk kez 1980- 1985 döneminde kırsal nüfus mutlak olarak azalmaya başlamıştır.

Tablo 3.6: Tarım nüfusu değişimi

Yıl	Toplam Nüfus	Tarım Nüfusu	Pay(%)
1927	13.648.270	10.342.391	75.8
1935	16.158.018	12.355.376	76.5
1940	17.820.950	13.474.701	75.6
1945	18.790.174	14.103.701	75.1
1950	20.947.188	15.702.851	75.0
1955	24.064.763	17.137.420	71.2
1960	27.754.820	18.895.089	68.1
1965	31.391.421	20.585.604	65.6
1970	35.605.176	21.914.075	61.6
1975	40.347.719	23.478.651	58.2
1980	44.736.957	25.091.950	56.1
1985	50.664.458	23.798.701	47.0
1990	56.473.035	23.146.684	41.0
2000	67.803.927	23.797.653	35.1
2010	73.722.988	17.500.632	23.7

Kaynak: www.tuik.gov.tr

3.3 Model İçin Kullanılacak Veri Setinin Oluşturulması ve Değişkenlerin Tanımlanması

Modelin kurulmasında kullanılacak olan veriler ilgili finansal kuruluşun 2014 yılının ilk 6 ayında zirai segmentte yer alan çiftçi müşterilere kullandırmış olduğu zirai kredileri kapsamaktadır. Söz konusu bu kredilerin 2017/Eylül ayı itibariyle olan performansları dikkate alınmış ve ilgili tarih itibarı ile temerrüde düşme ya da düşmeme durumlarına bakılarak takip ve seyyal kredi sınıflandırması yapılmıştır.

Temerrüt tanımı, BDDK tarafından yayımlanmış olan “Bankalarca Kredilerin ve Diğer Alacakların Niteliklerinin Belirlenmesi ve Bunlar İçin Ayrılacak Karşılıklara İlişkin Usul ve Esaslar Hakkında Yönetmelik” çerçevesinde yapılmış olup, anapara ve faiz ödemeleri 90 günden fazla süredir ödenmediği için yasal takip hesaplarına intikal ettirilmiş krediler “takip” niteliğindeki krediler olarak adlandırılmıştır. 90 gün üzerinde gecikmesi olmayan, standart nitelikli krediler ise “seyyal” olarak değerlendirilmiştir. Analizde 3.126 adet müşteriye ait kredi verisi kullanılacak olup, ilgili verilerin 2.329 adedi seyyal, 797 adedi takip niteliğindeki kredilerden oluşmaktadır. Kredi riski takip hesaplarına intikal eden müşteriler toplam müşteri adedinin %25,50’sini oluşturmaktadır.

Tablo 3.7: Veri setinde yer alan takip/seyyal kredi dağılımı

Kredi Durumu	Adet	%
Seyyal	2.329	74,50
Takip	797	25,50
TOPLAM	3.126	100,00

Modelin kurulmasında 1 adet bağımlı değişken, 15 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Bağımlı değişken müşterinin kredi durumu, yani seyyal veya takip kodunda olmasıdır. Kullanılacak toplam 15 adet bağımsız değişkenin ise 13 adedi kategorik, 2 adedi ise sürekli değişkendir. Kategorik değişkenler; medeni durum, eğitim düzeyi, ikamet edilen evin mülkiyet durumu, bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı, müşteri ile kredili çalışma süresi, tarım / hayvancılık sigortası durumu, işletme kredi kartının mevcut borç toplamının yıllık ciroya oranı, son 12 aylık döneme ait karşılıksız çek kaydı, son 12 aylık döneme ait protestolu senet kaydı, E-haciz kaydı durumu, KKB kayıtlarında yer alan negatif bireysel kredi kaydı durumu, KKB skoru ve yaş verisidir. Kategorik olmayan sürekli değişkenler ise gecikme geçmişi kayıt sayısı ve tarım/ hayvancılık faaliyet süresine ilişkin verilerdir. Bu iki veri kategorize edilmemiş, gruplandırılmamış ve sürekli değişken olarak analize dahil edilmiştir. Gecikme geçmişi kayıt sayısı, kredili müşterinin vadesinde ödemediği her bir ödeme yükümlülüğü, taksit için bir kayıt oluşturulması ile meydana gelmiş olan değişkendir. Tarım/ hayvancılık faaliyet süresi ise kredili müşterinin kaç yıldır zirai faaliyetini sürdürdüğünü gösteren bir değişken olarak analizde yer almaktadır.

Skorlama modelleri, kullanılan modeldeki değişken sayısı bakımından tek ya da çok boyutlu model özelliği taşıyabilir. Sadece bir verinin bağımsız değişken olarak kullanıldığı tek boyutlu modeller, çok boyutlu modellere kıyasla uygulama kolaylığı açısından daha üstün olmakla beraber tahmin gücü bakımından eleştirilmektedir.(Aktaş,2005) Çok boyutlu modellerde önemli bulunabilen bir oran tek boyutlu modelde önemsiz çıkabilir (Altman, 2000). Literatürde yapılmış olan modeller incelendiğinde de, tek boyutlu modellerin tahmin gücü çok boyutlu modellere göre daha zayıf olarak belirlenmiştir.

Modelin tahmin gücünü artırmak için finansal verilerin yanı sıra finansal olmayan veriler de değişken olarak modele dahil edilmiştir. Yapılan çalışmalar yalnızca finansal

veriler ile yapılan tahminlerin daha zayıf olduğunu, finansal olmayan veriler dahil edildiğinde modelin tahmin gücünün arttığını göstermektedir. (Grunet vd., 2008)

Kategorik bağımsız değişkenlerin, değişken düzeyleri ve kodları Tablo 3.8’de belirtilmiştir.

Tablo 3.8: Kategorik değişkenlerin değişken düzeyi ve kodları

Değişkenler	Değişken Düzeyleri
Medeni Durum	Kukla Değişken; Bekar/ Dul/ Boşanmış ise 0, Evli ise 1 değerini alır.
Eğitim Düzeyi	Kukla Değişken; Eğitimsiz/ İlkokul/ Ortaokul ise 0, Lise/ Yüksekokul/ Üniversite ise 1 değerini alır.
İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu	Kukla Değişken; Kendisine/ Aile Bireyelerine Ait ise 0, Kira ise 1 değerini alır.
Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı	Kukla Değişken; 0 – 2 ise 0, 3+ ise 1 değerini alır.
Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi	Kukla Değişken; 0-12 ay ise 0, 13+ ise 1 değerini alır.
Tarım/Hayvan Sigortası Var mı?	Kukla Değişken; Evet ise 0, Hayır ise 1 değerini alır.
İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı	Kukla Değişken; %11 ve fazlası ise 0, %0 - %10 arası ise 1 değerini alır.
Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı	Kukla Değişken; Yok ise 0, Var ise 1 değerini alır.
Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı	Kukla Değişken; Yok ise 0, Var ise 1 değerini alır.
E-haciz Kaydı Var mı?	Kukla Değişken; Hayır ise 0, Evet ise 1 değerini alır.
KKB Kayıtlarında Negatif Bireysel Kredi Kaydı Var mı?	Kukla Değişken; Hayır ise 0, Evet ise 1 değerini alır.
KKB Skor Notu	Kukla Değişken; 0 -1158 ise 0, 1159< ise 1 değerini alır.
Yaş	Kukla Değişken; 25 yaş altı ise 0, 26-40 ise 1, 41-59 ise 2, 60 yaş üstü 3 değerini alır.

Literatürde yer alan çalışmalar incelendiğinde; modelde kullanılan bağımsız değişkenlerden, medeni durum, eğitim düzeyi, ikamet edilen evin mülkiyet durumu, bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı, müşteri ile kredili çalışma süresi, KKB skor notu, KKB’deki negatif kredi kaydı bilgisi ve yaş verilerinin ilgili birçok çalışmada da

bağımsız değişken olarak kullanıldığı, söz konusu bu bağımsız değişkenlerin anlamlı olduğu ve bağımlı değişkeni açıklamaya katkı sağladığı görülmüştür.

İşletme kredi kartı mevcut borç toplamının yıllık ciroya oranı, son 12 aylık döneme ait karşılıksız çek/senet kaydı, e-haciz kaydı, tarım/hayvan sigortası bulunup bulunmadığı verileri ise daha önce yapılan çalışmalarda kullanılmamıştır.

Medeni Durum

Örnekleme içerisinde yer alan müşterilerin medeni durumu iki ayrı kategoriye ayrılmıştır. Medeni durumu bekar, dul ve boşanmış olanlar aynı kategori içerisinde yer almaktadır. Aşağıda yer alan tablo incelendiğinde evli olanların, bekar/ dul/ boşanmış olanlara göre takibe intikal etme oranlarının daha düşük olduğu görülmektedir.

Tablo 3.9: Medeni durum frekans tablosu

Medeni Durum	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Bekar/ Dul/Boşanmış	1.748	55,92	1.226	52,64	522	65,50	29,86
Evli	1.378	44,08	1.103	47,36	275	34,50	19,96
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Medeni durum bilgisi ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için medeni durum bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.10: Medeni Durum İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Medeni_Durum	,817	3.126	,001

Eđitim Düzeyi

Müşterilerin eğitim durumunu gösteren bağımsız deęişkendir. Eğitim düzeyi “Eđitimsiz”, “İlkokul”, ve “Ortaokul” olanlar aynı kategoride, “Lise” ve “Yüksekokul/ Üniversite” olanlar aynı kategoride sınıflandırılmıştır. Eğitim düzeyi daha iyi olan müşterilerin temerrüde düşme oranlarının daha düşük olması beklendięi için analize dahil edilmiştir. Eğitim düzeyi ayırımına göre takibe intikal oranları incelendiğinde lise/ yüksek okul ve üniversite mezunlarının daha düşük bir temerrüt oranına sahip olduęu görülmektedir.

Tablo 3.11: Eğitim durumu frekans tablosu

Eđitim Düzeyi	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Eđitimsiz/İlkokul/Ortaokul	2.375	75,98	1689	72,52	686	86,07	28,88
Lise/ Yüksekokul/ Üniversite	751	24,02	640	27,42	111	13,93	14,78
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Eđitim durumu bilgisi ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduęu için eğitim durumu bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduęu söylenebilir.

H_0 = Deęişken anlamsızdır. H_1 = Deęişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduęu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Deęişken anlamlıdır.

Tablo 3.12: Eğitim Durumu İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Eđitim_Duzeyi	,701	3.126	,000

İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu

Müşterinin ikamet durumunu gösteren bağımsız deęişkendir. İkamet ettięi evi “kendisine/ aile bireylerine ait” ve “kira” şeklinde iki kategori oluşturulmuştur. İkamet ettięi ev kendisine veya aile bireylerine ait olanlar daha düşük bir oranda temerrüt yaşamakta ve riskleri takibe intikal ettirilmektedir.

Tablo 3.13: İkamet edilen evin mülkiyet durumu frekans tablosu

İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Kendisine/ Aile Bireyelerine Ait	2.584	82,66	2.091	89,78	493	61,86	19,08
Kira	542	17,34	238	10,22	304	38,14	56,09
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

İkamet edilen evin mülkiyet durumu bilgisi ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için ikamet edilen evin mülkiyet durum bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.14: İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
İkamet Edilen_Ev	,195	3.126	,008

Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı

Kredi müşterilerinin bakmakla yükümlü oldukları kişi adedini gösteren bir değişkendir. Tablo incelendiğinde, bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı arttıkça kredilerin temerrüt oranlarının da arttığı görülebilmektedir. Bu nedenle bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı modele değişken olarak dâhil edilmiştir.

Tablo 3.15: Bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı frekans tablosu

Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
0 - 2	1132	36,21	943	40,49	189	23,71	16,70
3+	1994	63,79	1386	59,51	608	76,29	30,49
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı bilgisi ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için

bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H₀= Değişken anlamsızdır. H₁= Değişken anlamlıdır.

Burada H₀ hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H₀ reddedilir, H₁ kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.16: Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Bakmakla Yük. Oln Kişi	,842	3.126	,004

Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi

Kredili çalışma süresi, müşterinin ne zamandan beri bankanın müşterisi olduğunu gösteren bir veridir. Kredi müşterilerinin banka ile kredili olarak çalışma süresi arttıkça takibe intikal oranının düştüğü, ilk defa kredi kullanılmış, yeni kazandırılan müşterilerin daha riskli olduğu aşağıda yer alan frekans dağılımında görülmektedir.

Tablo 3.17: Müşteri ile kredili çalışma süresi frekans tablosu

Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
0 - 12 ay	1265	40,47	822	35,29	443	55,58	35,02
13+	1.861	59,54	1.507	64,71	354	44,42	19,02
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Müşteri ile kredili çalışma süresi bilgisi ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık < 0,05 olduğu için kredili çalışma süresi bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H₀= Değişken anlamsızdır. H₁= Değişken anlamlıdır.

Burada H₀ hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H₀ reddedilir, H₁ kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.18: Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Kredili Çalışma Süresi	,403	3.126	,011

Tarım/ Hayvan Sigortası Durumu

Kredi müşterilerinin tarım ve/ veya hayvan sigortası yaptırıp yaptırmadığı ile ilgili bilgi içeren değişkendir. Sigorta yaptıranların daha az riskli olduğu, takibe intikal oranının düştüğü, sigorta yaptırmayan müşterilerin takibe gitme olasılığının daha yüksek olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 3.19: Tarım/Hayvan sigortası durumu frekans tablosu

Tarım/Hayvan Sigortası Durumu	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Evet	1.895	60,62	1.472	63,20	423	53,07	22,32
Hayır	1.231	39,38	857	36,80	374	46,93	30,38
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Tarım/Hayvan sigortası durumu ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için sigorta durum bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.20: Tarım/Hayvan Sigortası Durumu İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Sigorta_Durumu	,189	3.126	,037

İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı

İşletme kredi kartı, zirai müşteriler için geliştirilmiş bir ürün olup, genel özellikleri kredi kartları ile benzerlik göstermektedir. Ancak ödeme dönemleri aylık değil, hasat dönemine göre yıllık veya 6 aylık olabilmektedir. Çiftçilerin gübre, tohum, yem, mazot vs. ihtiyaçları finanse edilerek, dönem sonunda anapara ve faiz ödemesi tahakkuk ettirilmektedir. İşletme kredi kartı borcunun yıllık ciroya oranı zirai müşterinin borçluluk düzeyini gösteren bir veri olduğu için analize dahil edilmiştir. Kart borcunun yıllık ciroya oranı arttıkça, müşterilerin borçluluk oranı artmış olduğu için ödeme performansları olumsuz etkilenmekte, bu nedenle takibe intikal riski artmaktadır.

Tablo 3.21: İşletme kredi kartı mevcut borç toplamının yıllık ciroya oranına ait frekans tablosu

İşletme kredi kartı mevcut borç toplamının yıllık ciroya oranı	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
%11 ve fazlası	1.694	54,19	1.218	52,30	476	59,72	28,10
%0 - %10 arası	1432	45,81	1111	47,70	321	40,28	22,42
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

İşletme kredi kartı mevcut borç toplamının yıllık ciroya oranı ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için işletme kredi kartı borç bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir,

H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.22: İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Borç/Ciro_Oranı	,356	3.126	,041

Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı

Zirai müşteriler arasında çek kullanımının çok yaygın olmaması nedeniyle düzeltilmiş veya düzeltilmemiş karşılıksız çek kaydı olan müşteri sayısı ana kütle içerisinde küçük bir paya sahiptir. Ancak ana kütle içerisinde küçük bir paya sahip olmasına rağmen karşılıksız çek kaydı olan müşterilerin daha riskli bir profil oluşturduğu, takibe intikal oranlarının dikkat çekici bir şekilde yükseldiği görülmüştür.

Tablo 3.23: Son 12 aylık döneme ait karşılıksız çek kaydına ait frekans tablosu

Son 12 aylık döneme ait karşılıksız çek kaydı	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Yok	2.664	85,22	2.065	88,66	599	75,16	22,48
Var	462	14,78	264	11,34	198	24,84	42,86
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Son 12 aylık döneme ait karşılıksız çek kaydı ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için karşılıksız çek kaydı bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.24: Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Karşılıksız_Çek	,601	3.126	,000

Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı

Karşılıksız çek kaydı olan müşterilerde olduğu gibi protestolu senet kaydı olan müşterilerin de protestolu senet kayıt sayısı arttıkça takibe intikal oranlarının yükseldiği görülmüştür.

Tablo 3.25: Son 12 aylık döneme ait protestolu senet kaydına ait frekans tablosu

Son 12 aylık döneme ait protestolu senet kaydı	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Yok	1.818	58,16	1.417	60,84	401	50,31	22,06
Var	1308	41,84	912	39,16	396	49,69	30,28
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Son 12 aylık döneme ait protestolu senet kaydı ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için protestolu senet kaydı bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.26: Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Protestolu_Senet	,241	3.126	,013

E-Haciz Kaydı Var mı?

E-haciz kaydı, kredili müşterilerin geçmişte hacze uğrayan borçlarının olup olmadığına dair bilgi veren bir değişkendir. Müşterilerin ödeme düzenliliği hakkında fikir sahibi olmaya yardımcı olduğu için analize dahil edilmiştir. E-haciz kaydı olan müşterilerin takibe intikal etme olasılığının, kaydı olmayan müşterilere göre daha yüksek olduğu görülmüştür.

Tablo 3.27: E-haciz kaydına ait frekans tablosu

E-haciz kaydı var mı?	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Hayır	2.171	69,45	1.692	72,65	479	60,10	22,06
Evet	955	30,55	637	27,35	318	39,90	33,30
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

E-Haciz kaydı ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için e-haciz kaydı bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.28: E-Haciz Kaydı İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
E_Haciz	,496	3.126	,038

KKB Kayıtlarında Negatif Bireysel Kredi Kaydı Var mı?

Kredi Kayıt Bürosu nezdinde kişilere ait bireysel nitelikli kredilerin (ihtiyaç, konut, taşıt, kredi kartı, kredili mevduat hesabı) kayıtları tutulmaktadır. Bu kayıtlar arasında yasal takibe uğramış negatif nitelikli kredilerin olması müşterinin kötü ödeme performansını gösteren bir değişkendir. KKB kayıtlarında negatif bireysel kredi kaydı olan müşterilerin takibe intikal oranının, kaydı olmayan müşterilere göre belirgin bir şekilde yüksek olduğu görülmüştür. Bu nedenle ilgili değişken analize dahil edilmiştir.

Tablo 3.29: KKB kayıtlarındaki negatif bireysel kredi kaydına ait frekans tablosu

KKB kayıtlarında negatif bireysel kredi kaydı var mı?	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
Hayır	2.357	75,40	1.874	80,46	483	60,60	20,49
Evet	769	24,60	455	19,54	314	39,40	40,83
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

KKB kaydındaki negatif bireysel kredi kaydı ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için negatif bireysel kredi kaydı bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.30: Negatif Bireysel Kredi Kaydı İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
KKB_Kaydı	,907	3.126	,002

KKB Skor Notu

KKB skor notu 0 ile 1900 puan aralığında değişmekte olup, skor puanının yükselmesi müşterinin daha iyi bir kredibiliteye sahip olduğunu göstermektedir. Kredili müşterilerin KKB skor notu düştükçe takibe intikal oranı artmaktadır. Bu nedenle KKB skor notu bağımsız değişken olarak analize dahil edilmiştir.

Tablo 3.31: KKB skor notuna ait frekans tablosu

KKB Skoru	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
0 -1158,9	1.591	50,89	1110	47,66	481	60,35	30,23
1159<	1.535	49,11	1219	52,34	316	39,65	20,59
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

KKB skoru ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için KKB skor bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.32: KKB Skoru İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
KKB_Skoru	,745	3.126	,001

Yaş

Yaş, esasında sürekli bir değişken olmasına rağmen kategorik hale getirildiğinde anlamlılık düzeyinin arttığı görülmüştür. Bu nedenle her bir yaş için seyyal ve takip oranları hesaplanmış, bu oranlar ile en riskli yaş grubu belirlenmiştir. 25 yaş altı ile 60 yaş üstü müşterilerde takibe intikal oranları çok yüksek çıkmıştır.

Tablo 3.33: Yaş bilgisine ait frekans tablosu

Yaş	Toplam Kredi Adedi	Toplam İçindeki Payı%	Seyyal	Seyyal İçindeki Payı%	Takip	Takip İçindeki Payı%	Takibe İntikal Oranı%
25 yaş altı	243	7,77	157	6,74	86	10,79	35,39
26-40	1.373	43,92	1.093	46,93	280	35,13	20,39
41-59	1049	33,56	777	33,36	272	34,13	25,93
60 yaş üstü	461	14,75	302	12,97	159	19,95	34,49
TOPLAM	3.126	100,00	2.329	100,00	797	100,00	25,50

Yaş bilgisi ile kredi durumu(seyyal/takip) arasında lojistik regresyon sonucuna göre 0,05 anlamlılık seviyesinde olasılık $< 0,05$ olduğu için yaş bilgisinin kredi durumunu açıklama konusunda yeterli olduğu söylenebilir.

H_0 = Değişken anlamsızdır. H_1 = Değişken anlamlıdır.

Burada H_0 hipotezini reddederek yapılacak hata daha küçük olduğu için H_0 reddedilir, H_1 kabul edilir. Değişken anlamlıdır.

Tablo 3.34: Yaş Bilgisi İçin Anlamlılık Testi

	Kolmogorov-Smirnov		
	Statistic	df	Sig.
Yaş	,531	3.126	,012

Bir müşteride belli özelliklerin bir arada olması durumunda takip veya seyyal kredi dağılımlarında yığılma yaşanıp yaşanmadığını görmek için analizde kullanılan bazı bağımsız değişkenlerin ikili gösterimleri aşağıdaki tablolarda yer almaktadır.

Tablo 3.35: Eğitim Düzeyi- Medeni Durum Tablosu

Medeni Hal			Eğitim Düzeyi		
			Eğitimsiz/ İlkokul/ Ortaokul	Lise/ Yüksekokul/ Üniversite	Toplam
Bekar Dul Boşanmış	Seyyal	Adet	1.100	126	1.226
		Pay%	89,72	10,28	100,00
	Takip	Adet	454	68	522
		Pay%	86,97	13,03	100,00
	Toplam	Adet	1.554	194	1.748
		Pay%	88,90	11,10	100,00
Evli	Seyyal	Adet	589	514	1.103
		Pay%	53,40	46,60	100,00
	Takip	Adet	232	43	275
		Pay%	84,36	15,64	100,00
	Toplam	Adet	821	557	1.378
		Pay%	59,58	40,42	100,00

Tablo 3.36: Karşılıksız Çek- Protestolu Senet Tablosu

Protestolu Senet Kaydı			Karşılıksız Çek Kaydı		
			Yok	Var	Toplam
Yok	Seyyal	Adet	1361	56	1417
		Pay%	96,05	3,95	100,00
	Takip	Adet	350	51	401
		Pay%	87,28	12,72	100,00
	Toplam	Adet	1711	107	1818
		Pay%	94,11	5,89	100,00
Var	Seyyal	Adet	704	208	912
		Pay%	77,19	22,81	100,00
	Takip	Adet	249	147	396
		Pay%	62,88	37,12	100,00
	Toplam	Adet	953	355	1308
		Pay%	72,86	27,14	100,00

Tablo 3.37: E-Haciz- Negatif Bireysel Kredi Tablosu

E-Haciz Kaydı			Negatif Nitelikli Bireysel Kredi		
			Yok	Var	Toplam
Yok	Seyyal	Adet	1.395	297	1.692
		Pay%	82,45	17,55	100,00
	Takip	Adet	427	52	479
		Pay%	89,14	10,86	100,00
	Toplam	Adet	1.822	349	2.171
		Pay%	83,92	16,08	100,00
Var	Seyyal	Adet	479	158	637
		Pay%	75,20	24,80	100,00
	Takip	Adet	56	262	318
		Pay%	17,61	82,39%	100,00
	Toplam	Adet	535	420	955
		Pay%	56,02	43,98	100,00

3.4 Modelin Kurulması ve Katsayıların Yorumlanması

Tasarlanan kredi skorum modelinde 15 adet bağımsız değişken veri olarak kullanılmıştır. Bu değişkenlerinden 13 adedi kategorik, 2 adedi ise sürekli değerler alan değişkenlerden oluşmaktadır. Model lojistik regresyon metodu ile kurulmuştur. Literatürde yapılan skorum modelleri incelendiğinde, istatistiksel modellerle yapılmış çalışmalarda lojistik regresyon metodunun daha iyi sonuç verdiği, doğrusal olasılık ve diskriminat analizi ile kurulmuş modellerin tahmin gücünün daha zayıf olduğu görülmüştür. (Altman,2005, Liberati,2017, Desai,1996, Abdou,2008) Yapılan çalışmada da lojistik regresyon ve diskriminat analizi metodu kullanılarak sonuçları karşılaştırılmıştır.

Modelde kullanılan bağımlı değişken, 2017/Eylül ayı itibariyle kredinin takip hesaplarına intikal edip etmediğidir. Bağımlı değişken seyyal ve takip olmak üzere iki kategorili olduğu için İkili Lojistik Regresyon Analizi kullanılmıştır. Kredinin takibe intikal edip etmemesi ile ilgili bağımlı değişken (Y) değer olarak sadece 0 ile 1 değerini alabilmektedir. Kredinin takibe intikal etmesi durumunda (Y) bağımlı değişkeni 1 değerini, seyyal hesaplarda izlenmesi durumunda 0 değerini almaktadır. BDDK tarafından yayımlanmış olan Kredilerin Sınıflandırılması ve Bunlar İçin Ayrılacak

Karşılıklara İlişkin Usul ve Esaslar Hakkında Yönetmelik içeriğinde seyyal nitelikli krediler Standart Nitelikli Krediler ve Yakın İzlemedeki Krediler olmak üzere 2 alt gruba, takip niteliğindeki krediler ise; Tahsil İmkanı Sınırlı Krediler, Tahsili Şüpheli Krediler ve Zarar Niteliğindeki Krediler olmak üzere 3 alt gruba ayrılmaktadır. Bu alt grupların oluşturulmasında; seyyal nitelikli kredilerde gecikme geçmişi gün sayısı, takip niteliğindeki kredilerde ise takibe intikalden sonra geçen gün sayısı etki etmektedir. Kredilerin sınıflandırılmasında toplamda 5 ayrı alt kategori söz konusu olmaktadır.

Yapılan tez çalışması kapsamında “seyyal” ve “takip” olmak üzere iki kategorili ana sınıflandırma esas alınarak İkili Lojistik Regresyon Analizi kullanılmış olmakla birlikte, bağımlı değişkenin 5 kategorik düzey içerdiği alt sınıflandırma dikkate alınarak Çok Terimli Lojistik Regresyon Analizi ile de çalışma yapmak mümkündür. Skor modellerinde çoklu doğrusal bağlantı bir sorun olarak ortaya çıkmakta olup, lojistik regresyon analizinde bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı olmadığı yönündeki varsayım bu sorunu bertaraf etmektedir. (Çinko,2006, Kinda,2012, Samreen,2012) Bu nedenle söz konusu bu olumsuzluklara sebebiyet vermemek ve modelin tahmin gücünü artırmak için çoklu doğrusallık sorununu tespit etmek amacıyla bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon katsayıları incelenmiştir. Bağımsız değişkenler arasında %70 ve üzerinde bir korelasyon olması durumunda çoklu doğrusallığın söz konusu olduğu varsayılmıştır. Bağımsız değişkenler arasındaki korelasyonlar Tablo 3.38’de yer almakta olup, modeldeki değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı mevcut değildir. Bağımsız değişkenler arasında en yüksek korelasyon %45,6 ile KKB skoru ile KKB’deki negatif bireysel kredi kayıtları arasında yer almaktadır.

Korelasyon katsayısının gücü ile ilgili olarak aşağıdaki tanımlamalar yapılmıştır.

%0 - %25 Çok zayıf ilişki

%26 - %49 Zayıf ilişki

%50 - %69 Orta ilişki

%70 - %89 Yüksek ilişki

%90 - %100 Çok yüksek ilişki

Tablo 3.38: Korelasyon tablosu

		Medeni Durum	Eğitim Düzeyi	İkamet E. Evin Mülkiyeti	Bak.Yük. Oln. Kişi S.	Kredili Çalışma Süresi	Tarım/hay. y. Sig.D.	İşlt.K. Kartı B.Ciroya Oranı	Karşılıksız Çek Kaydı	Protestolu Senet Kaydı	E-haciz Kaydı	KKB Neg Bir.Kr d. Kaydı	KKB skoru	Yaş	Gecikme Geç. Kay.Say.	Tarım/hay. Faal. Süresi
Medeni Durum	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	1 3126	0,168* 0,000 3126	0,001 0,044 3126	0,178* 0,712 3126	0,085 0,013 3126	0,071 0,003 3126	0,064 0,014 3126	0,058* 0,043 3126	0,019 0,813 3126	0,016* 0,034 3126	0,006 0,045 3126	0,014* 0,324 3126	0,359 0,005 3126	0,145 0,015 3126	0,197 0,158 3126
Eğitim Düzeyi	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,168* 0,000 3126	1 3126	0,272 0,230 3126	-0,063 0,130 3126	0,026 0,040 3126	0,287 0,432 3126	0,079 0,000 3126	-0,019* 0,000 3126	-0,009 0,823 3126	-0,052 0,732 3126	-0,017 0,000 3126	0,371 0,039 3126	-0,086 0,845 3126	-0,053* 0,549 3126	0,013 0,340 3126
İkamet E. Evin Mülkiyeti	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,001 0,044 3126	0,272 0,230 3126	1 3126	0,018 0,000 3126	0,065 0,230 3126	0,187* 0,450 3126	0,145 0,085 3126	-0,007 0,094 3126	-0,048 0,047 3126	-0,057* 0,565 3126	-0,017 0,450 3126	0,074 0,560 3126	0,001* 0,004 3126	-0,075 0,059 3126	0,378 0,957 3126
Bak.Yük.Oln. Kişi S.	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,178* 0,712 3126	-0,063 0,130 3126	0,018 0,000 3126	1 3126	0,015 0,043 3126	0,006 0,000 3126	0,086 0,075 3126	0,027* 0,086 3126	0,231 0,050 3126	0,036 0,742 3126	0,043 0,560 3126	-0,029 0,295 3126	0,233 0,843 3126	0,042 0,380 3126	0,027 0,006 3126
Kredili Çalışma Süresi	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,085 0,013 3126	0,026 0,040 3126	0,065 0,230 3126	0,015 0,043 3126	1 3126	0,008 0,000 3126	0,187 0,016 3126	-0,053 0,346 3126	-0,268 0,230 3126	0,019 0,018 3126	-0,091 0,036 3126	0,356 0,097 3126	0,012 0,345 3126	-0,095 0,753 3126	0,039 0,050 3126
Tarım/hay. Sig.D.	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,071 0,003 3126	0,287 0,432 3126	0,187* 0,450 3126	0,006 0,000 3126	0,008 0,000 3126	1 3126	-0,064 0,098 3126	-0,019* 0,130 3126	-0,013 0,410 3126	-0,027 0,002 3126	0,026* 0,005 3126	0,396 0,073 3126	0,211 0,080 3126	0,031* 0,303 3126	0,097 0,800 3126
İşlt.K.Kartı B.Ciroya Oranı	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,064 0,014 3126	0,079 0,000 3126	0,145 0,085 3126	0,086 0,075 3126	0,187 0,016 3126	-0,064 0,098 3126	1 3126	0,058 0,080 3126	0,099 0,095 3126	0,074 0,130 3126	0,237 0,460 3126	-0,029 0,007 3126	0,002 0,014 3126	0,131 0,085 3126	0,087 0,045 3126
Karşılıksız Çek Kaydı	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,058* 0,043 3126	-0,019* 0,000 3126	-0,007 0,094 3126	0,027* 0,086 3126	-0,053 0,346 3126	-0,019* 0,130 3126	0,058 0,080 3126	1 3126	0,245 0,094 3126	0,227 0,054 3126	0,289 0,570 3126	-0,001 0,009 3126	0,013 0,045 3126	0,124 0,008 3126	0,069 0,820 3126
Protestolu Senet Kaydı	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,019 0,813 3126	-0,009 0,823 3126	-0,048 0,047 3126	0,231* 0,050 3126	-0,268 0,230 3126	-0,013 0,410 3126	0,099 0,095 3126	0,245 0,094 3126	1 3126	0,319 0,001 3126	0,309 0,078 3126	-0,027 0,088 3126	0,026 0,062 3126	0,307* 0,490 3126	0,064 0,006 3126
E-haciz Kaydı	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,016* 0,034 3126	-0,052 0,732 3126	-0,057* 0,565 3126	0,036 0,742 3126	0,019 0,018 3126	-0,027 0,002 3126	0,074 0,130 3126	0,227 0,054 3126	0,319 0,001 3126	1 3126	0,195 0,032 3126	-0,047 0,056 3126	-0,047 0,056 3126	0,145 0,830 3126	0,017 0,065 3126
KKB Neg Bir.Kd. Kaydı	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,006 0,045 3126	-0,017 0,000 3126	-0,017 0,450 3126	0,043 0,560 3126	-0,091 0,036 3126	0,026* 0,005 3126	0,237 0,460 3126	0,289 0,570 3126	0,309 0,078 3126	0,195 0,032 3126	1 3126	-0,456 0,560 3126	0,001 0,004 3126	0,213 0,347 3126	0,057 0,008 3126
KKB skoru	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,014* 0,324 3126	0,371 0,039 3126	0,074 0,560 3126	-0,029 0,295 3126	0,356 0,097 3126	0,396 0,073 3126	-0,029 0,007 3126	-0,001 0,009 3126	-0,027 0,088 3126	-0,047 0,056 3126	-0,456 0,560 3126	1 3126	0,027 0,204 3126	-0,022 0,019 3126	0,033* 0,450 3126
Yaş	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,359 0,005 3126	-0,086 0,845 3126	0,001* 0,004 3126	0,233 0,843 3126	0,012 0,345 3126	0,211 0,080 3126	0,002 0,014 3126	0,013 0,045 3126	0,026 0,062 3126	-0,047 0,056 3126	0,001 0,004 3126	0,027 0,204 3126	1 3126	0,097 0,312 3126	0,341 0,305 3126
Gecikme Geç. Kay.Say.	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,145 0,015 3126	-0,053* 0,549 3126	-0,075 0,059 3126	0,042 0,380 3126	-0,095 0,753 3126	0,031* 0,303 3126	0,131 0,085 3126	0,124 0,008 3126	0,307* 0,490 3126	0,145 0,830 3126	0,213 0,347 3126	-0,022 0,019 3126	0,097 0,312 3126	1 3126	0,039 0,039 3126
Tarım/hay. Faal. Süresi	Pearson Correlation Sig. (2-tailed) N	0,197 0,158 3126	0,013 0,340 3126	0,378 0,957 3126	0,027 0,006 3126	0,039 0,050 3126	0,097 0,800 3126	0,087 0,045 3126	0,069 0,820 3126	0,064 0,006 3126	0,017 0,065 3126	0,057 0,008 3126	0,033* 0,450 3126	0,341 0,305 3126	0,039 0,039 3126	1 3126

*Korelasyonun anlamlılık seviyesi 0.95 (2-kuyruklu)

3.4.1 Lojistik regresyon analizi

Lojistik regresyon analizinin sonuçlarına bakıldığında %5 anlamlılık düzeyinde değişkenlerin anlamlı olduğu, modelden atılması gereken değişken olmadığı görülmektedir. Analiz sonucunda elde edilen veriler, modelde kullanılan bağımsız değişkenlerin modelin tahmin gücüne olumlu katkıda bulunduğunu ifade etmektedir. Lojistik regresyon analizi yapılırken kategorik değişkenlerde referans olarak kabul edilen bilgiler söz konusudur. Medeni Durum verisinde “Bekar/ Dul /Boşanmış”, Eğitim Düzeyi verisinde “Eğitimsiz/ İlkokul/ Ortaokul”, İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu verisinde “Kendisine Ait/ Aile Bireylerine Ait”, Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı verisinde “0-2”, Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi verisinde “0-12 ay”, Tarım/Hayvan Sigortası ile ilgili veride “Evet”, İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı verisinde “%11 ve fazlası”, Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı ve Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı verisinde “Yok” , E-haciz Kaydı ve KKB Kayıtlarında Negatif Bireysel Kredi Kaydı verisinde “Hayır”, KKB Skoru verisinde “1-1158”, Yaş verisinde “25 yaş altı” nitelermeleri referans değer olarak kabul edildiği için bunlara ait katsayılar ve anlamlılık değerlerine ilgili Tabloda yer verilmemiştir. Bu verilerin referans değer olarak kabul edilmesinin nedeni; lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen sonuçların daha kolay ve anlaşılır bir şekilde yorumlanmasını sağlamak, referans değerler ile diğer nitelermelere ait değerlerin karşılaştırmasını yapabilmektir.

Tabloda yer verilen Wald İstatistiği değerleri lojistik regresyon analizine dahil edilen her bağımsız değişkenin modele katkısını göstermektedir. Wald istatistiği değeri ne kadar büyük olursa bağımsız değişkenin modele olan katkısı ve önemi artmaktadır. Modelde kullanılan değişkenlere ait sonuçlara bakıldığında kategorik olmayan sürekli değişkenler arasında en çok etki eden değişkenin Gecikme Geçmiş Kayıt Sayısı olduğu görülmektedir. Kategorik değişkenler arasında ise KKB Skoru kredinin temerrüde düşerek takip hesaplarına intikal etme olasılığını en fazla etkileyen kategorik değişken olduğu görülmektedir.

Modelde kullanılan tüm değişkenlere ait lojistik regresyon sonuçları, elde edilen katsayılar ve bunların anlamlılık düzeyleri Tablo 3.39'da yer almaktadır.

Tablo 3.39: Değişkenlerin Lojistik Regresyon Analizi Sonuçları

Değişkenler	B Katsayısı	Standart Hata	Wald İstatistiği	Serbestlik Derecesi	Anlamlılık Düzeyi	Exp(B)
Medeni Durum			17,492	2	0,013	
Evli(1)	-0,912**	0,178	12,154	1	0,008	0,164
Eğitim Düzeyi			13,252	2	0,025	
Lise/ Yüksekokul/ Üniversite (1)	-1,653*	0,473	8,327	1	0,012	0,863
İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu			7,099	2	0,011	
Kira(1)	0,753**	0,165	7,219	1	0,017	1,453
Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı			10,812	2	0,031	
3+(1)	0,963*	0,563	7,762	1	0,001	1,631
Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi			14,314	2	0,024	
13 +(1)	-1,472*	0,298	9,281	1	0,007	0,346
Tarım/Hayvan Sigortası Var mı?			9,351	2	0,019	
Hayır(1)	0,725**	0,701	7,111	1	0,017	2,397
İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı			17,082	2	0,005	
%0 - %10 arası (1)	-2,106**	0,422	11,467	1	0,011	0,082
Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı			13,322	2	0,013	
Var(1)	1,036*	0,215	9,142	1	0,001	2,113

Değişkenler	B Katsayısı	Standart Hata	Wald İstatistiği	Serbestlik Derecesi	Anlamlılık Düzeyi	Exp(B)
Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı			18,303	2	0,019	
Var(1)	0,952*	0,648	10,202	1	0,027	1,914
E-haciz Kaydı Var mı?			17,563	2	0,011	
Evet(1)	0,573*	0,317	3,391	1	0,015	1,781
KKB Kayıtlarında Negatif Bireysel Kredi Kaydı Var mı?			22,755	2	0,029	
Evet(1)	1,683***	0,328	18,213	1	0,021	1,175
KKB Skoru			28,571	2	0,024	
1159< (1)	-2,658*	0,143	24,265	1	0,013	0,187
Yaş			6,143	4	0,009	
26-40 (1)	-1,919**	0,039	2,418	1	0,017	0,443
41-59 (2)	-0,951*	0,378	4,251	1	0,019	0,548
60 yaş üstü(3)	1,453**	0,186	5,936	1	0,006	1,347
Gecikme Geçmiş Kayıt Sayısı	0,911*	0,375	12,723	1	0,014	1,385
Tarım/Hayvancılık Faaliyet Süresi	-1,328**	0,246	12,354	1	0,011	0,451
Sabit Katsayı	-0,982**	0,294	4,248	1	0,007	0,635

*Güven aralığı 0.99, ** Güven aralığı 0.95, ***Güven aralığı 0.90

Yapılan analiz neticesinde elde edilen sonuçlar literatürde yapılan benzer çalışmalar ile karşılıklı olarak değerlendirildiğinde;

- Medeni durumu evli olanların temerrüde düşme olasılığı bekar/dul/boşanmış olanlara göre daha düşük olarak belirlenmiştir. Literatürde Kinda, Achonu (2012) ile Vincent, Dauten(1974) tarafından yapılan çalışmalar da benzer şekilde evli olanların ödemelerinin daha düzenli olduğunu, onu dul/boşanmış olanların takip ettiğini, en kötü ödeme performansına ise bekarların sahip olduğunu göstermektedir.

- Eğitim düzeyi arttıkça müşteriler daha iyi bir ödeme performansına sahip olmaktadır. Literatürde Abdou (2009), Samreen, Zahidi(2012) ve Roszbach (2004)) tarafından yapılan çalışmalar da bunu desteklemektedir.
- İkamet edilen evin müşterinin kendisine veya aile bireylerine ait olması durumunda hem yapılan çalışmada hem de literatürde yer alan Desai, Uddin(2013) ve Liberati, Saport (2017) tarafından hazırlanmış olan çalışmalarda temerrüt olasılığı düşmektedir.
- Bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı arttıkça ödeme performansı olumsuz etkilenecek şekilde intikal riski artmaktadır. Literatürde Abdou, Pointon(2008) ve Wang, Ma, Huang, Xu (2011) tarafından yapılan çalışmalar da benzer sonuçlar içermektedir.
- Müşteriler ile kredili çalışma süresi arttıkça ters yönlü olarak temerrüde düşme olasılığı azalmaktadır. Literatürde Nazari, Alidadi (2013) ve İnce, Aktan, (2010) tarafından yapılan çalışmalar kredi çalışma süresi arttıkça takibe intikal riskinin azaldığını göstermektedir.
- Tarım/hayvancılık sigortasının olmaması, son 12 aylık dönemde protestolu senet, karşılıksız çek, haciz ve KKB kayıtlarında negatif nitelikli kredi kaydının bulunması müşteriyi daha riskli hale getirmekte, kredisinin ödenmeme olasılığını artırmaktadır.
- KKB skor notunun artması müşterinin kredi değerliliğini artırmakta ve takip riskini düşürmektedir. Literatürde Overstreet(1996), Nazari, Alidadi(2013) tarafından yapılan çalışmalarda da KKB ile benzer nitelikte skor puanların yüksek olması takibe intikal olasılığını düşüren bir etken olmuştur.
- Yapılan çalışmada 26-60 yaş aralığında olan müşterilerin temerrüt riskleri daha düşüktür. 26 yaş altı ve 60 yaş üstü müşterilerde temerrüt riskinin arttığı gözlemlenmiştir. Literatürde Abdou (2009), Liberati, Saport(2017), Wang, Ma, Huang, Xu(2011) ve Overstreet (1996) tarafından yapılan çalışmalarda da paralel sonuçlar elde edilmiştir.
- Müşterilerin ödeme geçmişinde, gecikmeli ödeme sayısı arttıkça mevcut kredilerini ödememe, temerrüde düşme ihtimali artmaktadır. Literatürde Abdou (2009), Kinda, Achonu(2012) tarafında yapılan analizlerde de gecikme geçmişi kayıt sayısının takibe intikal olasılığını artıran bir değişken olduğu sonucuna varılmıştır.
- Yapılan analizde müşterinin faaliyet gösterdiği alandaki çalışma yılı arttıkça temerrüt riski azalmaktadır. Literatürde Nazari, Alidadi(2013) ve Abdou, Pointon(2008)

tarafından yapılan benzer çalışmalarda da çalışma yılının artmasının temerrüt riskini azaltan bir etken olduğu ortaya konulmuştur.

Yapılan analiz sonucunda oluşturulan model doğrultusunda lojistik regresyon fonksiyonu (11) numaralı formül ile aşağıdaki gibi ifade edilmiştir;

$$Y = -0,982 + \text{Medeni} * -0,912 + \text{Eğitim} * -1,653 + \text{Ev Durumu} * 0,753 + \text{Bakılan Kişi} * 0,963 + \text{Çalışma S} * -1,472 + \text{Sigorta} * 0,425 + \text{Borç/Ciro} * -2,106 + \text{K.Çek} * 1,036 + \text{P.Senet} * 0,952 + \text{E-haciz} * 0,573 + \text{Negatif Kredi} * 1,683 + \text{KKB Skoru} * -2,658 + \text{Yaş} * -1,919 + \text{Yaş} * -0,951 + \text{Yaş} * 1,453 + \text{Gecikme} * 0,911 + \text{Faaliyet Süresi} * -1,328 \quad (11)$$

Yukarıda ifade edilen lojistik regresyon formülü ile müşteriye ait skor puanı elde edildikten sonra aşağıda yer alan formül ile de kredinin takibe intikal etme olasılığı hesaplanabilecektir. (12) numaralı formül ile hesaplanan P(Y) değerinin 0,5'den büyük olması durumunda kredinin temerrüt ederek takibe intikal ettiği, 0,5'den küçük olması durumunda ise kredinin seyyal olduğu sonucuna ulaşılabacaktır.

$$P(Y) = \frac{1}{1 + e^{-(a+bX_1+cX_2+\dots+nX_n+u)}} \quad (12)$$

SPSS uygulaması ile modelde kullanılan 3.126 adet gözlem için olasılık değerleri hesaplanmıştır. Lojistik Regresyon ile elde edilen katsayılar ve yukarıda ifade edilen olasılık formülü kullanılarak hesaplanan olasılık değerleri 0,5'den küçük ise seyyal kredi, 0,5'den büyük ise takip olarak değerlendirilmiştir. Ana kütle içerisinde yer alan 2.329 adet seyyal kredinin 2.305 adedi oluşturulan model ile doğru tahmin edilmiştir. Seyyal kredilerin doğru tahmin yüzdesi %98,97 olarak gerçekleşmiştir. Gözlem içerisindeki 797 adet takip durumundaki kredinin ise 744 adedi doğru tahmin edilmiş, tahmin yüzdesi %93,35 olmuştur. Genel tahmin başarısına bakıldığında ise 3.126 adet gözlemin 3.049 adedi doğru tahmin edilmiştir. %97,54 olarak gerçekleşen genel tahmin yüzdesi oldukça iyi bir orandır.

Tablo 3.40: Modelin Tahmin Sonuçları

		Tahmin Edilen		
Gözlemlenen		Seyyal	Takip	Doğru Tahmin %'si
	Seyyal	2.305	24	98,97
	Takip	53	744	93,35
	Genel Doğru Tahmin %'si			97,54

3.4.2 Diskriminant analizi

Diskriminant analizi için yapılan tahminler aşağıda Tablo 3.41’de yer almaktadır. Tabloda yer alan Wilks’ λ değeri 0 ile 1 aralığında bir değer almakta olup, diskriminant analizinde diskriminant fonksiyonunun kalitesini ölçmek için kullanılır. 0,95 ve altındaki değerler kabul edilebilir seviyelerdir. Anlamlılık düzeylerine bakıldığında da değişkenlerin anlamlı olduğu görülmektedir.

Tablo 3.41: Değişkenlerin Diskriminant Analizi Sonuçları

Değişkenler	Katsayı	Wilks’ λ	F	Sig.
Medeni Durum	0,034*	0,627	6,482	0,019
Eğitim Düzeyi	0,326**	0,803	7,552	0,009
İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu	-0,165**	0,432	8,099	0,017
Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı	0,432*	0,763	10,282	0,011
Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi	0,874**	0,872	6,143	0,021
Tarım/Hayvan Sigortası Var mı?	-0,142***	0,543	2,418	0,012
İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı	0,798**	0,711	4,251	0,001
Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı	0,643*	0,823	5,936	0,007
Son 12 Aylık Döneme Ait	-0,978**	0,872	11,738	0,006

Değişkenler	Katsayı	Wilks' λ	F	Sig.
Protestolu Senet Kaydı				
E-haciz Kaydı Var mı?	0,754*	0,439	12,534	0,014
KKB Kayıtlarında Negatif Bireysel Kredi Kaydı Var mı?	-0,865**	0,622	4,248	0,009
KKB Skoru	0,964**	0,717	5,397	0,021
Yaş	0,672*	0,543	3,399	0,006
Gecikme Geçmiş Kayıt Sayısı	-0,598**	0,832	6,419	0,014
Tarım/Hayvancılık Faaliyet Süresi	0,359**	0,654	5,431	0,001

*Güven aralığı 0.99, ** Güven aralığı 0.95, ***Güven aralığı 0.90

Box's M test sonuçları incelendiğinde; anlamlılık düzeyi 0,05'den büyük olduğu için varyans covaryans matrislerinin eşit olduğu anlaşılmaktadır.

Tablo 3.42: Box's M Testi Sonuçları

Box's M	Approx F	df1	df2	Sig.
59,256	8,543	91	2865,65	0,125

Wilks Lambda değerine bakılarak anlamlılık testi yapıldığında, anlamlılık düzeyinin 0,001 olması nedeniyle, oluşturulacak olan diskriminant fonksiyonunun ayırt etme gücünün istatistiksel olarak anlamlı olduğu sonucuna varılmıştır.

Tablo 3.43: Wilks' Lambda Testi

Fonksiyon Testi	Wilks' Lambda	Chi-square	S.D.	Sig.
1	0,017	46,490	15	0,001

SPSS uygulaması ile modelde kullanılan 3.126 adet gözlem için yapılan tahminlere aşağıdaki tabloda yer verilmiştir. Ana kütle içerisinde yer alan 2.329 adet seyyal kredinin 2.103 adedi oluşturulan model ile doğru tahmin edilmiştir. Seyyal kredilerin doğru tahmin yüzdesi %90,30 olarak gerçekleşmiştir. Gözlem içerisindeki 797 adet takip durumundaki kredinin ise 701 adedi doğru tahmin edilmiş, tahmin yüzdesi %87,95 olmuştur. Genel tahmin başarısına bakıldığında ise 3.126 adet gözlemin 2.804 adedi doğru tahmin edilmiştir. %89,70 olarak gerçekleşen genel tahmin yüzdesi oldukça iyi bir orandır.

Tablo 3.44: Modelin Tahmin Sonuçları

		Tahmin Edilen		
Gözlemlenen		Seyyal	Takip	Doğru Tahmin %'si
	Seyyal	2.103	226	90,30%
	Takip	96	701	87,95%
	Genel Doğru Tahmin %'si			89,70%

3.5 Lojistik Regresyon Modelinin Anlamlılık Testi

Modelin anlamlılığını test etmek için kullanılan yöntemlerden biri Hosmer & Lemeshow istatistiğidir. Bu istatistik sekiz serbestlik dereceli ki kare dağılımını gösterir. Kurulmuş olan modelin kullanılan verilere ne derece uyum sağladığı konusunda karar vermek amacıyla kullanılır. Hosmer & Lemeshow istatistiğinin anlamlılık seviyesi 0,05 altında ise modelin verilerle uyumu zayıftır. 0,05'in üstünde bir anlamlılık seviyesinde ise model ile veriler arasında kabul edilebilir bir uyum var demektir. Kurulan modelde anlamlılık seviyesi 0,251 olarak çıkmıştır. Bu durum modelin tatmin edici şekilde verilere uyum gösterdiğini ifade etmektedir.

Tablo 3.45: Hosmer ve Lemeshow Testi

Hosmer ve Lemeshow Test		
Chi Square	Serbestlik Derecesi	Anlamlılık Düzeyi
3,861	8	0,283

Modelin değerlendirilmesi için kullanılacak bir diğer alternatif ROC eğrisidir. Kurulmuş olan modelin duyarlılığı (sensitivity) , kredisi seyyal hesaplarda olan müşterilerin, regresyon analizi sonucunda da seyyal kredi olarak tespit edilebilmesidir. Yani bir anlamda modelin doğru müşteriye bulma kabiliyetidir. Modelin özgüllüğü (specificity) ise gerçekte kredisi takibe intikal etmiş olan müşterilerin regresyon analizi sonucunda da takip müşterisi olarak belirlenebilmesidir. Tablo 3.40'de görüldüğü üzere oluşturulan modelin duyarlılığı %97,75 (2.305/2.358), özgüllüğü ise %96,87 (744/768) olarak hesaplanmıştır. İlgili sonuçlar için hesaplanan Yanlış Pozitif Oran (YP) aslında

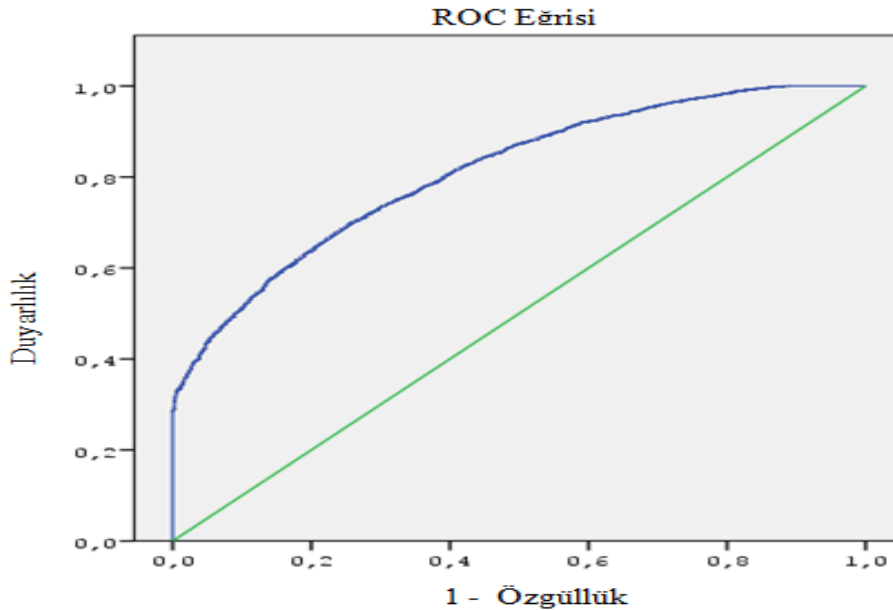
kredisi seyyal hesaplarda olan müşterilerin takibe intikal etmiş kredi olarak tahmin edilmesini, Yanlış Negatif Oran ise (YN) ise yanlış pozitif oranın tersine aslında takip hesaplarına intikal etmiş olmasına rağmen seyyal kredi olarak tahmin edilmesini ifade etmektedir. Duyarlılık değerleri ve YP (1-özgüllük) oranları ile oluşturulan ROC eğrisinin altında kalan alan, yapılan lojistik regresyon analizi sonucunda her bir gözlem için elde edilen takibe intikal etme olasılığı değerinin gerçekleşen takibe intikal durumunu ne ölçüde açıklayabildiğini gösterir. İlgili ROC eğrisi Şekil 3.1’de yer almakta olup, eğrinin altında kalan alan %97 çıktığı için modelin tahmin gücünün iyi bir seviyede olduğu söylenebilir.

ROC eğrisi altında kalan alan kullanılarak modeli test etmemize yarayacak başka bir oran ise Gini katsayısıdır. Bu katsayı ile kurulan modelin ayırt etme gücü hakkında değerlendirme yapılabilir. Gini katsayısı $|2 * ROC| - 1$ şeklinde hesaplanabilmektedir. Bu formül ile Gini Katsayısı aşağıdaki gibi hesaplanır;

$$\text{Gini Katsayısı} = |2 * 0,97| - 1 = 0,94$$

Hesaplanan katsayı 0 ise modelin ayırt etme gücü yoktur. Gini katsayısı 0,4 – 0,6 aralığında kabul edilebilir, 0,6 – 0,8 aralığında iyi, 0,8’den büyük ise çok iyi bir ayırt etme gücü olduğu ifade edilir. Hesapladığımız 0,94 olan Gini katsayısının çok iyi bir ayırt etme gücü olduğunu söyleyebiliriz.

Tablo 3.46: ROC Eğrisi



3.6 Analiz Sonuçlarının Literatür Çalışmaları İle Karşılaştırılması

Analizde kullanılan 15 ayrı bağımsız değişkenin bağımlı değişkeni ne yönde etkilediğine literatürde yapılan benzer çalışmalarla karşılaştırmalı olarak aşağıda yer alan tabloda yer verilmiştir.

Tablo 3.47: Literatür Karşılaştırması

Değişkenler	İlgili Makaleler	Açıklama
Medeni Durum	Kinda- Achonu (2012) Liberati,Saport(2017), Vincent , Dauten(1974), Ferreira, Louzado, Diniz(2015), Desai, Conway,Crook, Overstreet (1996) Wang, Ma, Huang ve Xu (2011) Desai, Uddin(2013) Nazari, Alidadi (2013) Awh, Waters.(1974) Abdou, Pointon(2008) Abdou(2009) Samreen, Zahidi(2012) İnce,e Aktan(2010) Roszbach(2004)	Medeni durumu evli olanlar, medeni durumu bekar ve dul/boşanmış olanlara göre kredilerini daha düzenli ödemektedir. Yapılan çalışmada bekar, dul ve boşanmış olanlar aynı kategori içerisinde değerlendirilmiştir. Literatürde yapılan çalışmalarda da ödeme durumu en iyi olanlar yine evli olan müşteriler olarak belirlenmiştir. Dul ve boşanmış olanların bekar müşterilerden ayrı olarak sınıflandırıldığı çalışmalarda ise dul ve boşanmış olanların bekarlara göre ödeme performansının daha iyi olduğu gözlemlenmiştir.
Eğitim Düzeyi	Desai, Conway, Crook, Overstreet(1996) Desai., Uddin(2013) Nazari,Alidadi (2013) Awh, Waters(1974) Wang, Ma, Huang, Xu (2011) Abdou,Pointon(2008) Abdou (2009) Samreen, Zahidi(2012) Kinda, Achonu(2012) İnce, Aktan (2010) Roszbach(2004)	Eğitim düzeyi arttıkça müşterilerin takibe intikal oranları azalmakta, ödeme performansları iyileşmektedir. Literatürde yer alan çalışmalarda da paralel sonuçlar elde edilmiştir.
İkamet Edilen Evin Mülkiyet Durumu	Liberati, Saport(2017), Vincent, Dauten(1974), Ferreira, Louzado, Diniz(2015) Desai, Conway, Crook, Overstreet(1996) Desai., Uddin(2013) Abdou, Pointon(2008) Abdou (2009) Wang, Ma, Huang, Xu (2011) Samreen, Zahidi(2012) Kinda, Achonu(2012) İnce, Aktan, (2010) Roszbach(2004)	Kendisine veya aile bireylerine ait evde ikamet eden müşteriler hem yapılan tez çalışmasında hem de literatürde yapılan benzer çalışmalarda takibe intikal oranları düşük olan iyi müşteriler olarak belirlenmiştir. Kiralık evde ikamet eden müşterilerin ise ödeme performansları daha kötü, takibe intikal oranları daha yüksektir.
Bakmakla Yükümlü Olunan Kişi Sayısı	Vincent, Dauten(1974), Desai., Uddin(2013) Awh., Waters, (1974) Abdou, Pointon(2008) Hussein(2009) Samreen, Zahidi(2012) Kinda, Achonu(2012) İnce, Aktan, (2010) Roszbach (2004) Wang, Ma, Huang, Xu (2011)	Bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı arttıkça ödeme performansı olumsuz etkilenmekte ve takibe intikal oranları artmaktadır. Literatürde yapılan çalışmalar da benzer sonuçlar içermektedir.
Müşteri İle Kredili Çalışma Süresi	Liberati ,Saport (2017), Nazari, Alidadi (2013) Abdou, Pointon(2008) Hussein(2009) Samreen, Zahidi(2012) Kinda, Achonu(2012) İnce, Aktan(2010) RoszbachK(2004)	Ödemeleri düzenli olan müşteriler Banka nezdinde kredi ilişkisi sürdürülmek istenilen bir kitleyi oluşturmaktadır. Banka ile çalışma süresi arttıkça daha sadık bir müşteri profili oluşmakta, ödemeler düzenli olarak gerçekleştirilmekte ve takibe intikal oranları daha düşük seviyelerde seyretmektedir. Yapılan çalışmalar kredi çalışma süresi arttıkça takibe intikal riskinin azaldığını göstermektedir.
Tarım/Hayvan Sigortası Var mı?	Söz konusu veri daha önce yapılan çalışmalarda kullanılmamıştır.	Tarım/hayvan sigortası yaptıran müşteriler beklenmedik durumlara daha hazırlıklı olduğu için sigorta yaptırmayanlara göre daha düşük bir takibe intikal oranına sahiptir.

Değişkenler	İlgili Makaleler	Açıklama
İşletme Kredi Kartı Mevcut Borç Toplamının Yıllık Ciroya Oranı	Söz konusu veri daha önce yapılan çalışmalarda kullanılmamıştır.	Yıllık ciroya göre işletme kredi kartı borcunun oranı bir anlamda müşterilerin borçluluk oranını göstermektedir. Borçluluk oranı yüksek olan müşterilerin aylık ödeme tutarları da yüksek olduğu için bu durum takibe intikal oranlarını artırmaktadır. İşletme kredi kartı mevcut borç toplamının yıllık ciroya oranı arttıkça seyyal müşteri oranı azalmaktadır.
Son 12 Aylık Döneme Ait Karşılıksız Çek Kaydı	Söz konusu veri daha önce yapılan çalışmalarda kullanılmamıştır.	Son 12 aylık döneme ait karşılıksız çek kaydı olan müşteriler hali hazırda kötü ödeme geçmişi olan müşteriler olduğu için takibe intikal oranları daha yüksektir.
Son 12 Aylık Döneme Ait Protestolu Senet Kaydı	Söz konusu veri daha önce yapılan çalışmalarda kullanılmamıştır.	Son 12 aylık döneme ait protestolu senet kaydı olan müşteriler hali hazırda kötü ödeme geçmişi olan müşteriler olduğu için takibe intikal oranları daha yüksektir.
E-haciz Kaydı Var mı?	Söz konusu veri daha önce yapılan çalışmalarda kullanılmamıştır.	Kara liste kayıtlarında e-haciz kaydı olan müşteriler hali hazırda kötü ödeme geçmişi olan müşteriler olduğu için takibe intikal oranları daha yüksektir.
KKB Kayıtlarında Negatif Bireysel Kredi Kaydı Var mı?	Liberati ,Saport (2017) Nazari, Alidadi (2013) Hussein(2009) Kinda, Achonu(2012)	Daha önce aldığı kredisi takibe intikal etmiş ve KKB kayıtlarında negatif kredi kaydı oluşmuş müşteriler daha sonra alacağı kredilerde de diğer müşterilere göre kötü bir ödeme performansı göstermektedir. Yapılan analizde ve literatür çalışmalarında bu grupta yer alan müşterilerin takibe intikal oranları daha yüksektir.
KKB Skor Notu	Samreen, Zahidi(2012) Liberati ,Saport(2017), Desai, Conway, Crook, Overstreet(1996) Nazari, Alidadi (2013) Abdou, Pointon(2008) Kinda, Achonu(2012)	KKB skor notu müşterilerin geçmiş ödeme performanslarına göre oluştuğu için yüksek bir KKB skoru doğrudan müşteri kalitesini temsil eden bir değerdir. Bu nedenle yapılan literatür çalışmalarında KKB ile aynı nitelikte çeşitli skor puanlarını yüksek olması takibe intikal olasılığını düşüren bir etken olarak belirlenmiştir.
Yaş	Abdou (2009) Liberati, Saport (2017), Vincent, Joel, Dauten(1974) Ferreira, Louzado, Diniz(2015) Desai, Conway, Crook(2012) Wang, Ma, Huang, Xu(2011) Overstreet (1996) Desai, Uddin(2013) Nazari, Alidadi (2013) Awh, Waters(1974) Abdou, Pointon(2008)) Samreen, Zahidi(2012) Kinda, Achonu(2012) İnce, Aktan, (2010) Roszbach(2004)	Yapılan çalışmada en iyi ödeme performansına sahip yaş grubu 26-60 yaş aralığı olarak belirlenmiştir. 26 yaş altında ve 60 yaş üstünde ödeme performansının olumsuz etkilendiği görülmüştür. Literatürde yapılan çalışmalarda ise yaş aralıkları daha farklı kategorilere ayrılmış veya analiz yapılırken kategorik değil sürekli değişken olarak ele alınmıştır. Yapılan çalışmalar dikkate alındığında bunların ortak paydası; ödeme performansı en iyi olan grup olarak 30-50 yaş aralığının öne çıkmasıdır.
Gecikme Geçmiş Kayıt Sayısı	Liberati, Saport (2017), Desai, Uddin(2013) Conway, Crook, Overstreet(1996) Abdou (2009) Kinda, Achonu(2012)	Gecikme geçmişi kayıt sayısının artması müşterinin ödeme düzensizliğini göstermekte olup, yapılan çalışmada ve literatürde yapılan analizlerde beklendiği üzere takibe intikal olasılığını artıran bir değişken olduğu sonucuna varılmıştır.
Tarım/ Hayvancılık Faaliyet Süresi	Vincent, Dauten(1974), Desai, Conway, Crook, Overstreet (1996), Nazari, Alidadi (2013), Abdou, Pointon(2008) Kinda, Achonu(2012)	Literatürde yapılan çalışmalarda tarım/hayvancılık faaliyet süresi verisi ile paralel olarak müşterilerin çalışma süresi değerlendirmeye alınmıştır. Söz konusu bu çalışmalarda ve yapılan analizde çalışma süresinin artmasının müşterilerin takibe intikal olasılığını düşüren bir etken olduğu gözlemlenmiştir.

3.7 Analizde Kullanılan Verilerin Dönemler İtibariyle Takibe İntikal Oranları

Analizde; 2014 yılının ilk 6 ayında zirai segmentte yer alan çiftçi müşterilere kullandırılmış 3.126 adet kredi veri olarak esas alınmıştır. Söz konusu bu kredilerin 2017/Eylül ayı itibariyle 797 adedi takibe intikal etmiştir. Yapılan analiz çalışmasında da 2017/Eylül ayı sonu itibariyle geçerli olan risk kodu durumuna göre “seyyal” veya “takip” olarak sınıflandırılmıştır.. Modelin tahmin gücü de bu tarih itibariyle geçerli olan seyyal veya takip olma durumunu ne derece doğru tahmin edip etmediğine göre değerlendirilmiştir. Ancak incelenen tarih itibariyle halen açık olan, vadesi gelmemiş ödemeleri bulunan krediler söz konusudur. Bu kredilerin sonraki tarihlerdeki seyri aşağıda tabloda yer almaktadır. 31.12.2017 tarihinde 2.306 adet kredinin tahsil edilerek kapandığı, 799 adet kredinin ise takip hesaplarına intikal ettirildiği, 30.06.2018 tarihinde ise takibe intikal eden toplam kredi adedinin değişmediği, tahsil edilerek kapanan kredilerin 2.313’e yükseldiği, vadesi gelmemiş kredi adedinin ise 14’e düştüğü görülmüştür. Analizde 2017/Eylül ayı verilerine göre seyyal kredi olarak değerlendirilen kredilerden yalnızca 2 adedi takibe intikal etmiştir. Söz konusu 2 adet kredinin toplam içerisindeki payı ihmal edilebilir seviyede küçük olduğu için modelin tahmin gücünü etkileyecek önemli bir sapma yaratmayacaktır.

Tablo 3.48: Kredilerin Tahsil ve Takip Adetleri

Tarih	Seyyal Vadesi Dolmamış Krd.	Takibe İntikal Eden Krd.	Tahsil Edilen Krd.
30.06.2014	3.123	3	-
31.12.2014	2.984	79	63
30.06.2015	1.867	312	947
31.12.2015	1.691	426	1.009
30.06.2016	849	641	1.636
31.12.2016	476	752	1.898
30.06.2017	142	793	2.191
31.12.2017	21	799	2.306
30.06.2018	14	799	2.313

3.8 Tarım Kredilerinin Takibe İntikalinde Etkili Olan Ekonomik ve Yapısal Sorunlar

Türkiye’de tarımsal finansmanın kaynağı, yapısı incelendiğinde devlet tarafından tarımsal işletmelere verilen desteklemeler büyük önem arz etmektedir. Ancak verilen tarımsal desteklemelerin son yıllarda iyice yetersiz kalması, girdi fiyatlarda yaşanan artış, mazot fiyatlarının artması, kurdaki yükseliş nedeniyle ithal tohum ve gübre fiyatlarının yükseliş göstermesi, üretilen ürünlerin satış fiyatlarının maliyetine göre düşük kalması tarımsal işletme sahiplerinin finansman açığına neden olmaktadır.

Bankacılık sektöründeki zirai krediler her yıl giderek artmakla birlikte, bu kredilerin takibe intikal oranlarında da artış gözlenmektedir. Söz konusu bu durum hem ekonomik hem de çeşitli yapısal sorunlardan ileri gelmektedir. Başlıca sorunlar ise;

- Tohum, gübre, ilaç ve teknolojik tarım aletlerinin yurt dışından ithal edilmesinden dolayı kurlarda meydana gelen artışlar üretim maliyetlerini artırmaktadır.
- Üretim planlaması yapılmaması nedeniyle arz-talep dengesizliğinde yaşanan fiyat oynaklıkları ve oluşan fiyat artışları söz konusudur. Öte yandan nohut, kuru fasulye ve mercimekte arz yetersizliğini gidermek için ithalata başvurulmuş ve bu ürünlerde gümrük vergisi sıfırlanmıştır. Bu durum yerli üreticinin ithal ürünlerle rekabet edememesine neden olmaktadır.
- Üreticilerin dağınık yapıda olması, ülkede işlevsiz birlik ve kooperatiflerin olması üreticilerin girdi fiyatlarını ve ürünlerin satış fiyatlarını belirleme gücünü olumsuz etkilemektedir.
- Son dönemde artan jeopolitik riskler nedeniyle, tarımsal ihracat pazarının daha da çeşitlendirilmesi büyük önem arz etmektedir. Rusya, Suriye ve Irak’la yaşanan sorunlardan anlaşıldığı üzere üretim odaklı bir sistemle sınırlı kalmayıp, pazarlama ve satış konusuna da önem verilmesi gerekmektedir.

4. SONUÇ

Finansal piyasalarda yaşanan küreselleşme süreci ile birlikte bankacılık sektöründe de önemli gelişmeler söz konusu olmuş, bankaların maruz kaldığı risk türleri artmıştır. Nitelik ve nicelik olarak farklılaşmaya başlayan risklerin yönetimi ve denetimi önemli bir konu haline gelmiştir.

Bankacılık sektörünün sağlıklı bir şekilde işleyebilmesi için olması gereken temel özelliklerden biri etkin bir risk yönetimi kültürünün oluşturularak uygulamaya konulmasıdır. Bankaların ana faaliyeti olan kredi işlemleri nedeniyle maruz kaldıkları en büyük risk, kredi riskidir. Bu nedenle maruz kalınan kredi riskini minimize etmek ve kontrol altında tutmak için çeşitli yöntemler kullanılmıştır. Etkin bir risk yönetimi için bankalar kredi skorlama yöntemlerine başvurmaktadır. Skorlama modelleri ile amaçlanan şey kredi başvurusu yapan kişi veya şirketlerin temerrüde düşme olasılığının hesaplanmasıdır.

Yapılan tez çalışması kapsamında kredi skorlama modeli üzerinde durulmuştur. Kredi başvuru esnasında müşterinin beyan ettiği yaş, medeni durum, eğitim düzeyi, ikamet edilen evin mülkiyet durumu, bakmakla yükümlü olunan kişi sayısı bilgileri ile KKB ve Kara Liste kayıtlarından elde edilen skor, borçluluk durumu, karşılıksız çek, protestolu senet, haciz/icra kayıt bilgileri ile bir model oluşturulmuş olup, başvuru sahiplerinin bilgileri doğrultusunda kredisinin sorunlu hale gelerek takibe intikal etme riski hesaplanmıştır. Söz konusu hesaplamalar, SPSS uygulamasında lojistik regresyon ve diskriminant analizi yöntemi ile yapılmıştır. Modelde kullanılan değişkenler %5 anlamlılık düzeyinde anlamlı olarak değerlendirilmiştir.

Yapılan analiz sonucuna göre; medeni durumu evli, eğitim düzeyi lise/yüksek okul/üniversite olan, ikamet edilen evi kendisine ait, tarım/hayvancılık sigortası bulunan, son 12 aylık dönemde karşılıksız çek, protestolu senet, haciz ve KKB'de

negatif nitelikli kredi kaydı olmayanlar daha az riskli bir profil oluşturmakta, takibe intikal olasılıkları düşmektedir. Müşterilerle kredili çalışma süresinin ve KKB skor notunun artması ödemelerin daha düzenli gerçekleştirilmesine ve müşterilerin seyyal olma olasılığına olumlu katkı sağlamaktadır. Bakmakla yükümlü olunan kişi sayısının artması ise tam tersi bir etki ile müşterilerin seyyal olma olasılığını düşürmektedir. Müşterilerin yaş aralıkları dikkate alındığında 26-59 yaş aralığında yer alanların ödeme performansları daha iyi olmakta, temerrüt riski düşmektedir. Literatürde yapılan çalışmalar incelendiğinde; Abdou(2009), Desai, Uddin(2013), Kinda, Achonu(2012) ve Liberati, Saport(2017) tarafından hazırlanan benzer çalışmalarda da analizde kullanılan bağımsız değişkenlerin paralel sonuçlar elde edildiği görülmüştür.

Gerçekleştirilen analiz çalışmasında kullanılan 3.126 adet veriden lojistik regresyon ile 3.049 adedinin takip veya seyyal olma durumu doğru olarak tahmin edilmiştir. Diskiriminant analizi ile yapılan tahminde ise 2.804 müşteri için doğru tahmin yapılmıştır. Lojistik regresyon ile kurulan modelin %97,54 olan tahmin gücünün, diskiriminant analizinin %89,70 olan tahmin gücünden daha iyi olduğu anlaşılmaktadır. Oluşturulan modeller için yapılan anlamlılık testlerinde modellerin tahmin gücünün oldukça iyi olduğu görülmüştür.

Hazırlanmış olan bu tez çalışması kapsamında “seyyal” ve “takip” olmak üzere iki kategorili ana sınıflandırma esas alınarak İkili Lojistik Regresyon Analizi kullanılmış olmakla birlikte, bağımlı değişkenin ikiden fazla kategorik düzey içerdiği alt sınıflandırmalar dikkate alınarak Çok Terimli Lojistik Regresyon Analizi ile de çalışma yapmak mümkündür. Bu sayede çeşitli sorunlar nedeniyle takip hesaplarına intikal etmemekle birlikte yakın izlemeye alınmış olan sorunlu müşteriler ayrıca değerlendirilebilecektir.

Skorlama çalışmalarının özellikle ağırlık kazandığı 2000 sonrası dönemde lineer diskiriminant analizi ve lojistik regresyon büyük önem kazanmıştır. Kredili müşterilerin sınıflandırılmasında son dönemlerde çok sık kullanılan yöntemlerden bir diğeri ise yapay sinir ağlarıdır. Yapay sinir ağlarının yanı sıra karar ağaçları ve çeşitli uzman modeller de ilgi görmektedir. Çalışmada diskiriminant analizi ve lojistik regresyon yöntemleri kullanılarak sonuçları kıyaslanmış olmakla birlikte, bunlarla sınırlı

kalmayarak yapay sinir ađı, karar ađacı, çok deđiřkenli uyarlanabilinir regresyon analizleri ve diđer uzman modeller de kullanılarak farklı metotlarla model kurulması ve tahmin g¼c¼lerinin karřılařtırılması m¼mk¼nd¼r.

Zirai kredili m¼řteriler iin yapılan alıřmada 6 aylık bir s¼reye ait veriler analize dahil edilmiřtir. S¼re kısa bir d¼nemi kapsadıđından dolayı zirai m¼řteriler iin b¼y¼k ¼nem arz eden hava durumu ve ¼r¼n taban fiyat deđiřimleri gibi eřitli deđiřkenler analize dahil edilememiř, 15 bađımsız deđiřken ile analiz gerekleřtirilmiřtir. Daha uzun bir zaman dilimine ait, tek bir bankanın m¼řteri portf¼y¼ ile sınırlı kalmayan, T¼rkiye genelini kapsayan veriler kullanıldıđında ve bađımsız deđiřken sayısı artırıldıđında tahmin g¼c¼ daha y¼ksek bir model kurmak m¼mk¼n olacaktır. Bundan sonraki alıřmalar iin arařtırmacılara ¼nerilebilecek konu daha uzun bir zaman dilimine ait, tek bir bankanın m¼řteri portf¼y¼ ile sınırlı kalmayan, T¼rkiye genelini kapsayan veriler kullanılarak, hem m¼řterinin beyan ettiđi, hem de belgeler ¼zerinden elde edilen bilgilerle bađımsız deđiřken sayısı artırılıp tahmin g¼c¼ daha y¼ksek bir model kurmak olacaktır.

KAYNAKÇA

- Abdou, H., Pointon, J., (2008). *Credit Scoring And Decision Making In Egyptian Public Sector Banks*, International Journal of Finance, Volume 5, Issue 4.
- Abdou, H., Pointon, J., El-Masry, A., (2008). *Neural Nets Versus Conventional Techniques In Credit Scoring In Egyptian Banking*, Expert Systems with Applications.
- Abdou, H., (2009). *An Evaluation Of Alternative Scoring Models İn Private Banking*, The Journal of Risk Finance, 10 (1) , pp. 38-53.
- Abdou, HAH, Pointon, J (2011). *Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review Of The Literature*, Intelligent Systems in Accounting, Finance & Management, 18 (2-3) , pp. 59-88.
- Aktaş R., Doğanay M., Yıldız B., (2005). *Mali Başarısızlığın Öngörülmesi: İstatistiksel Yöntemler ve Yapay Sinir Ağı Karşılaştırması*, Ankara Üniversitesi SBF Dergisi, 58-4.
- Allen, Linda, Gayle L.DeLong ve Anthony Saunders, (2003). *“Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets”*, NYU Stern School of Business Working Paper.
- Altıntaş M.A., (2006). *Bankacılıkta Risk Yönetimi ve Sermaye Yeterliliği*, Turhan Kitabevi Yayınları, Ankara.
- Altman, E.I., (1968). *Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy*, The Journal of Finance, Vol.23, No:4.
- Altman, E.I., (2000). *Predicting Financial Distress Of Companies: Revisiting The Z Score And Zeta Models*, Journal of Banking & Finance, Vol:1.
- Altman, E.I., (2002). *Revisiting Credit Scoring Models in a BASEL 2 Environment*, London Risk Books, London.
- Altman, E.I., (2005). *An Emerging Market Credit Scoring System For Corporate Bonds*, Emerging Markets Review Volume 6, Issue 4,Pages 311-323.
- Altman, E.I, Sabato, G., (2005). *Modeling Credit Risk For Smes: Evidence From The US Market*, Journal of Credit Risk 6(2), 95-127.
- Anbar, A., (2005). *“Merton Modeli Kullanılarak Temerrüde Düşme Olasılığının Hesaplanması”*, Finans-Politik ve Ekonomik Yorumlar. Sayı.42, No.498, s.48-57.
- Anderson, R., (2007). *The Credit Scoring Toolkit*, Oxford University Press.

Apilado, V.P., Warner, C., Dauten, J.J., (1974). *Evaluative Techniques in Consumer Finance--Experimental Results and Policy Implications for Financial Institutions*, The Journal of Finance Vol. 9, No. 2 , pp. 275-283.

Atan, M., Maden, U., Akyıldız, E., (2004). *Analitik Hiyerarşi Süreci (AHS) Kullanımı ile Bir Bankada Kredi Taleplerinin Değerlendirilmesi*”, VIII. Ulusal Finans Sempozyumu, 26 – 28 Ekim, İstanbul Teknik Üniversitesi, İTÜ Maçka Kampüsü İşletme Fakültesi.

Awh, R. Y., Waters, D. (1974). *A Discriminant Analysis Of Economic, Demographic And Attitudinal Characteristics Of Bank Charge-Card Holders: A Case Study*, The Journal of Finance, 29(3), 973-980.

Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurulu, www.bddk.org.tr, veri temin tarihi 26.02.2018'dir.

Barry, P.J., Ellinger, P.N., (1989). *Credit Scoring, Loan Pricing, And Farm Business Performance*, Journal of Agricultural Economics, Vol. 14(01).

Bellotti, T., Crook J., (2009). *Support Vector Machines For Credit Scoring And Discovery Of Significant Features*, Experts Systems with Applications.

Bhandari, S., Iyer, R., (2013). *Predicting Business Failure Using Cash Flow Statement Based Measures*, Managerial Finance, Vol. 39 Issue:7, pp.667-676.

Bodur Ç., Teker, S., (2005). *Ticari Firmaların Kredi Derecelendirmesi: İMKB Firmalarına Uygulanması*, İTÜ Sosyal Bilimler Dergisi Cilt:1, Sayı:1.

Boyacıoğlu, M., (2003). *Bankalarda Derecelendirme (Rating) Ve Türk Bankacılık Sektörü Üzerine Ampirik Bir Çalışma, Yayımlanmış Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Konya.*

Cebeci, İ., (2010). *Krizleri incelemede kullanılan nitel tercih modelleri: Türkiye için bir probit model uygulaması: (1988-2009)*, Giresun Üniversitesi, Bankacılık ve Finans Bölümü.

Cenk, A.K., (2005). *Uluslararası Bankacılık Denetim İkeleri ve Denetim Süreçleri*, Active, Mart-Nisan, s.3.

Chen, M.C., Huang S.H., (2003). *Credit Scoring And Reject Instances Reassigning Through Evolutionary Computation Techniques*, Expert Systems with Applications.

Chen, S., James Goo, Y., Shen Z., (2014). *A Hybrid Approach of Stepwise Regression, Logistic Regression, Support Vector Machine, and Decision Tree for Forecasting Fraudulent Financial Statements*, The Scientific World Journal Volume 2014, P 9 .

Chijoriga, M.M., (2013). *Application Of Multiple Discriminant Analysis (MDA) As A Credit Scoring And Risk Assessment Model*, International Journal of Emerging Markets, Volume 6, Issue 2.

Çabukel, R., (2006). *Bankaların kurumsal kredileri açısından kredi riski yönetimi ve BASEL uygulamaları*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara, 136.

Çinko, M., (2006). *Kredi Kartı Değerlendirme Tekniklerinin Karşılaştırılması*, İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi.

Dayan, V., Karğın, S., (2013). *Basel II düzenlemeleri çerçevesinde kullanılan kredi riski modelleri: Karşılaştırmalı bir çalışma*, Yaşar Üniversitesi Dergisi, 5438.

Desai, V.S., Conway D.G., Crook J.N., Overstreet G.A.,(1996). *Credit-Scoring Models In The Credit-Union Environment Using Neural Networks And Genetic Algorithms*, Journal of Business and Industry, 8 (4); 323-246.

Dong, G., Lai, K.K., Yen, J., (2010). *Credit Scorecars Based On Logistic Regression With Random Coefficients*, Procedia Computer Science, Vol. 1, No. 1, pp. 2463-2468.

Ege, İ., Bayrakdaroğlu, A., (2009). *İMKB Şirketlerinin hisse senedi getiri başarılarının lojistik regresyon tekniği ile analizi*. Zonguldak Karaelmas Üniversitesi, Sosyal Bilimler Dergisi, 5(10), 139–158.

Eisenbeis, R.A., (1977). “*Pitfalls In The Application Of Discriminant Analysis In Business, Finance And Economics*”, Journal of Finance, 32, 875-900.

Falkenstein, E., Boral, A., (2000). *Some Empirical Results On The Merton Model*, [http://www.efalken.com/papers/Merton model.htm](http://www.efalken.com/papers/Merton%20model.htm).

Fernandes, R.A., Barreto, G.,(2016). *Spatial Dependence In Credit Risk And Its Improvement In Credit Scoring*, European Journal of Operational Research, Vol.249, pp 517-524

Ferreira P., Louzado F., Diniz C., (2015). *Credit Scoring Modeling With State-Dependent Sample Selection: A Comparison Study With The Usual Logistic Modeling*, Journal of Banking and Finance, vol.35, n.1, pp.39-56.

Gan, C., Lee, M., (2005). *An Analysis Of Credit Scoring For Agricultural Loans In Thailand*, American Journal of Applied Sciences, Vol.2:1.198-1.205.

Greene, W.H., (2010). *A Statistical Model for Credit Scoring*, Cambridge University Press, Department of Economics, pp 14-43.

Grunet, J., Norden, L., MW (2008). *The Role Of Non-Financial Factors In Internal Credit Ratings* , Journal of Banking and Finance 2:509-531.

Gurny, P., Gurny, M., (2010). *Comparison Of Credit Scoring Models On Probability Of Default Estimation For Us Banks*, *Economic and Business Review*, Vol.14,No.4, pp.299-320.

Hosmer, W.D., Lemeshow, S., (2000). *Applied Logistic Regression*, John Wiley & Sons, New York.

İnce, H., Aktan, B., (2010). *Kredi Kartı Taleplerin Değerlendirmesinde Grup Ve Bireysel Kredi Puanlama Modellerinin Karşılaştırılmalı Bir Analizi*, *BDDK Dergisi Cilt:4 Sayı:1*.

Kinda, O., Achonu, A., (2012). *Building A Credit Scoring Model For The Savings And Credit Mutual Of The Potou Zone*, *The Journal of Sustainable Development*, Vol.7:17-32.

Korkmaz, T.K., (2004). *Bankalarda Kredi Riski Ölçümünde Alternatif Yöntemler*, *Active Bankacılık ve Finans Dergisi*.

Kutman, Ö., (2001). *Türkiye'deki Şirketlerde Erken Uyarı Göstergelerinin Araştırılması*, *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, Sayı.4, İstanbul, s.59-70.

Lee T.S., Chiu, C.C., Lu, C.J., (2002). *Credit Scoing Using The Hybrid Neural Discriminant Technique*, *Expert Systems with Applications*.

Lee, T.S., Chiu, C.C., Chou, Y.C., Lu C.J., (2006). *Mining The Customer Credit Using Classification And Regression Tree And Multivariate Adaptive Regression Splines*, *Computational Statistics & Data Analysis*.

Liberati, C., Camillo, F., Saporta, G., (2017). *Advances İn Credit Scoring: Combining Performance And Interpretation In Kernel Discriminant Analysis*, *The Journal of Finance* Vol.11, (1), pp. 121-138.

Lopez, J., Lopez A., (1999), *Evaluating Credit Risk Models*, <http://www.frbsf.org/econsrch/workingp/wp99-06.pdf>.

Malhotra, R., Malhotra, D.K., (2002). *Differentiating Between Good Credits and Bad Credits Using Neuro-Fuzzy Systems*. *European Journal of Operational Research*, 136(1): 190–211.

Malhotra, R., Malhotra, D.K., (2002). *Differentiating Between Good Credits And Bad Credits Using Neuro-Fuzzy Systems*, *European Journal of Operational Research*.

Mays, E., (2004). *Credit scoring for risk managers : the Handbook for Lenders*, Thomson/South-Western, Ohio, pp.3,4,19-31, 66-69,73,79,89,91,107-113.

Mihalovic, M., (2016). *Performance Comparison of Multiple Discriminant Analysis and Logit Models in Bankruptcy Prediction*, *Economics and Sociology*, Vol. 9, No 4, pp. 101-118.

Morgan, J.P., (1997). *CreditMetrics - Technical document*, New York, 5,
<http://www.macs.hw.ac.uk/~mcneil/F79CR/CMTD1.pdf>.

Morgan, J.P., (1999). *Guide To Credit Derivatives With Contributions From The Risk Metrics Group*, Published by Risk, 46.
<http://www.investinginbonds.com/assets/files/IntrotoCreditDerivatives.pdf>.

Nazari, M., Alidadi, M., (2013). *Measuring Credit Risk of Bank Customers Using Artificial Neural Network*, Journal of Management Research.

Nickell, P., Perraudin, W., Varotto, S., (1999). *Ratings-versus Equity-based credit risk modeling: An empirical analysis* Bank of England working papers, 132.

Ohlson, J.A. (1980). *Financial Ratios And The Probabilistic Prediction Bankruptcy*, Journal of Accounting Research, Vol.18/1:109-131.

Ong, C.S., Huang, J.J., Tzeng, G.H., (2005). *Building Credit Scoring Models Using Genetic Programming*, Expert Systems with Applications.

Öker, A., (2007). *Ticari bankalarda kredi ve kredi riski yönetimi-bir uygulama*, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.

Petrisor, M.B., Lupu, D., (2013). *The Forecast Of Bankruptcy Risk Using Altman Model*, Economics and Public Administration, Volume 13, Issue 2(18).

Pritchard, C.L., (2005). *Risk Management Concept and Guidance*, (Third Edition) Arlington: ESI International.

Reichert A.K., Cho C.C., Wagner G.M., (1983). *An Examination Of The Conceptual Issues Involved In Developing Credit Scoring Models*, Journal of Business and Economic Statistics, 1, 101-114.

Roszbach, K.,(2004). *Bank Lending Policy, Credit Scoring and the Survival of Loans*, The Review of Economics and Statistics, Vol. 86, No. 4, pp. 946-958

Samreen, A., Zahidi, F.B., Sarwar, A., (2013). *Design And Development Of Credit Scoring Model For The Commercial Banks In Pakistan: Forecasting Creditworthiness Of Corporate Borrowers*, International Journal of Business and Commerce, Vol.2 No.5:01-26.

Saunders, A., Cornett, M.M., (2005). *Financial Institutions Management: A Risk Management Approach*. 5. Basım. McGraw-Hill Education.

Selimoğlu S., Orhan A., (2015). *Finansal Başarısızlığın Oran Analizi ve Diskriminant Analizi Kullanılarak Ölçülenmesi: BİST’de İşlem Gören Dokuma, Giyim Eşyası ve Deri İşletmeleri Üzerine Bir Araştırma*, Muhasebe ve Finansman Dergisi.

Sustersic, M., Mramor, D., Zupan J., (2009). *Consumer Credit Scoring Models With Limited Data*, Experts Sysems with Applications.

TBB, (1999). *Kredi Riski Yönetimine İlişkin Temel İlkeler* Temmuz 1999, s.2.

TBB Risk Merkezi, www.riskmerkezi.org.tr, veri temin tarihi 26.02.2018'dir.

Thomas, L.C., Edelman, D.B., Crook, J.N., (2002). *Credit Scoring and Its Applications, Society For Industrial and Applied Mathematics*, Philedelphia.

Tsai, C.F., Wu, J.W., (2008). *Using Neural Network Ensembles For Bankruptcy Prediction And Credit Scoring*, Expert Systems with Applications.

Tudela, M., Young, G.,(2003). *A Merton Model Approach to Assessing the Default Risk of UK Public Companies*, <http://www.warwick.ac.uk/res2003/papers/Tudela.pdf>

Türkiye İstatistik Kurumu, www.tuik.gov.tr, veri temin tarihi 26.02.2018'dir.

Uddin, N., (2013). *Consumer Credit Customers' Financial Distress Prediction By Using Two-Group Discriminant Analysis: A Case Study*, International Journal of Economics and Finance; Vol. 5, No. 6

Unvan, Y.A., Tatlıdil, H., (2001). *Türk Bankacılık Sektörünün Çok Değişkenli İstatistiksel Yöntemler ile İncelenmesi*, Ege Akademik Bakış Dergisi, Cilt: 11, s. 29-40.

Wang, G., Ma, J., Huang, L., Xu, K., (2011). *Two Credit Scoring Models Based on Dual Stratgy Ensemble Trees*, Knowledge Based Systems.

West, D., (2000). *Neural Network Credit Scoring Models*, Computers&Operations Research.

Yazıcı, M., (2009). *Kredi Derecelendirme Kuruluşlarının Önemi ve Denetimi*, Maliye Finans Yazıları, Yıl 22 Sayı 82.

Yıldız, A., (2014). *Kurumsal Yönetim Endeksi Ve Altman Z Skoruna Dayalı Lojistik Regresyon Yöntemiyle Şirketlerin Kredi Derecelendirmesi*, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi Y.2014, C.19, S.3, s.71-89.

Yurdakul M., İç Y.T., (2004). *AHS Approach in the Credit Evaluation of the Manufacturing Firms in Turkey*, International Journal of Production Economics, 88, 269-28

ÖZGEÇMİŞ

Ad Soyad: Sibel KOÇ

Doğum Yeri ve Tarihi: Ankara, 02.01.1982

Lisans Öğrenimi: Ankara Üniversitesi, Siyasal Bilgiler Fakültesi, İktisat
Marmara Üniversitesi, Hukuk Fakültesi

Yüksek Lisans Öğrenimi: Kadir Has Üniversitesi, Finans Mühendisliği