

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

KREDİ RİSKİNİN HESAPLANMASINDA SKORLAMA YAKLAŞIMI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Begüm KASAPOĞLU

Anabilim Dalı: İKTİSAT

Programı: İKTİSAT

OCAK 2009

KREDİ RİSKİNİN HESAPLANMASINDA SKORLAMA YAKLAŞIMI

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Begüm KASAPOĞLU
(412061005)

Tezin Enstitüye Verildiği Tarih: 29 Aralık 2008
Tezin Savunulduğu Tarih: 26 Ocak 2009

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Burç ÜLENGİN (İTÜ)
Diğer Jüri Üyeleri: Prof. Dr. Y. Mehmet BOLAK (GSÜ)
Doç. Dr. Oktay TAŞ (İTÜ)

OCAK 2009

ÖNSÖZ

Bankacılık sektöründe hızlı ve etkin karar vermeyi sağlayan ekonometrik bir yöntem olan skorlama tekniğini anlatan bu tez çalışmasında, finansal riskler arasında yer alan kredi riski ve kredi riskini ölçmekte kullanılan modeller incelenmiş, skorlama yöntemi istatistiksel yöntemler aracılığı ile anlatılarak nihai bir sonuca varılmıştır.

Tez Çalışmamın hazırlık dönemi boyunca desteğini benden esirgemeyen kişilerden biri olan Sayın Prof. Dr. Burç ÜLENGİN'e teşekkürlerimi sunarım.

Aralık, 2008

Begüm KASAPOĞLU

Kredi Riski Yetkilisi

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖZET.....	xi
SUMMARY	xiii
1.GİRİŞ	1
2. KREDİ RİSKİ.....	3
2.1. Finansal Riskler	3
2.1.1. Risk kavramı	3
2.1.2 Bankaların karşılaştıkları riskler	4
2.1.2.1. Operasyonel risk	4
2.1.2.2. İtibar riski	5
2.1.2.3. Likidite riski	5
2.1.2.4. Piyasa riski	7
2.1.2.5. Faaliyet riski	8
2.1.2.6. Faiz riski	8
2.1.2.7. Döviz Kuru riski	10
2.1.2.8. Ülke riski	11
2.2. Kredi Riski Skorlamasında Ekonometrik Yaklaşım.....	14
2.2.1. Ekspertiz modelleri:.....	15
2.2.2. Kredi skorlama modelleri:	16
2.2.2.1. Lineer olasılık modeli:	17
2.2.2.2. Logit model	17
2.2.2.3. Lineer diskriminant modelleri	18
2.2.2.4. Kredi skorlama modellerinin eksik yanları:	18
2.2.3. Yeni modeller:.....	19
2.2.3.1. Tarihsel temerrüt oranı yaklaşımı (Mortality rate derivation of credit risk).....	19
2.2.3.2. Sermayenin risk ayarlı getirisi (RAROC)	20
2.2.3.3. Creditmetrics	22
3.KREDİ SKORLAMA MODELİ	27
3.1. Kredi Skorlamanın Genel Tanımı	27
3.2. Kredi Skorlamanın Tarihsel Gelişimi ve Finans Sektöründeki Rolü	28
3.3. Kredi Skorlama Yönteminin Diğer Yöntemlere Göre Üstünlükleri.....	30
3.4. Karşılaşılan Zorluklar ve Eleştiriler	31
3.5. Kredi Skorlama Sistemi (Skorkart) ve Aşamaları	33
3.5.1. Skorkart.....	33
3.5.1.1. Veri kaynaklarına göre skorkart çeşitleri	33
3.5.1.2. Kullanım alanlarına göre skorkart çeşitleri	34

3.5.2. Skor kavramı.....	34
3.5.3. Karar ezme.....	34
3.5.5. Veri.....	35
3.5.5. Veri altyapısı ve otomasyon	36
3.5.6. Başvuru formu	36
3.5.7. Odds kavramı.....	37
3.6. Modelin Oluşturulması	38
3.6.1. Örnek kütle oluşturma.....	38
3.6.3. İyi ve kötü kredi tanımlaması	39
3.6.5. Reddedilen kredi başvuruları.....	40
3.6.6. Karakteristiklerin saptanması	40
3.6.7. Nitelemelerin belirlenmesi	40
3.6.8. Lojistik regresyon	42
3.6.9. Eşik skoru	43
3.6.10. Skorkartın geçerliliği ve etkinliğinin ölçümü	44
3.6.10.1. Diverjans istatistiği.....	44
3.6.10.2. Kolmogorov-Smirnov (KS İstatistiği)	45
3.6.10.3. ROC eğrisi	47
3.6.11. Skorlamanın izlenmesi	49
3.6.11.1. Popülasyon istikrar raporu	49
3.6.11.2. Karakteristik analiz raporu.....	50
4. KREDİ SKORLAMA YÖNTEMİNİN KREDİ BAŞVURU SÜRECİNDE UYGULANMASI	53
4.1. Örneklem Setinin Oluşturulması ve Değişkenlerin Seçilmesi	54
4.2. Modelin Kurulması	56
4.3. Sonuç Modelinin Belirlenmesi ve Katsayıların Yorumlanması.....	59
4.4. Modelin Anlamlılığının Test Edilmesi.....	65
4.5. Modelin K-S İstatistiğinin Hesaplanması.....	65
4.6. ROC Eğrisi	67
4.8. Modelin Test Edilmesi.....	68
5. SONUÇ.....	71
KAYNAKLAR.....	75
EKLER	77

ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa No

Çizelge 2.1: 1 yıl içersinde bir kredinin derecesinin diğerine geçme olasılığı	23
Çizelge 2.2: Ortalama toplam temerrüt oranları (%).....	24
Çizelge 2.3: Kredi dereceleri için 1 yıllık forward iskonto eğrileri	24
Çizelge 2.4: BB notlu kredi için riske maruz değer hesaplaması	25
Çizelge 2.5: Normal ve gerçek dağılımla riske maruz değer hesaplaması	26
Çizelge 3.1: Skorkart için gerekli veriler	36
Çizelge 3.2: Ev durumu karakteristiğinin Değişkenlerinin Odds oranları	37
Çizelge 3.3: Medeni hal karakteristiğinin oddsları	39
Çizelge 3.4: Yaş karakteristiğinin oddsları.....	39
Çizelge 3.5: Çalışma şekli karakteristiğinin iyi ve kötü kredi sayıları.....	41
Çizelge 3.6: Ev mülkiyeti karakteristiğinin nitelemeleri ve oddsları.....	41
Çizelge 3.7: Ev mülkiyeti karakteristiğinin nitelemeleri ve oddsları.....	42
Çizelge 3.8: Nitelemelere ait skorların hesaplanması	43
Çizelge 3.9: Kolmogorov-Smirnov istatistiği	45
Çizelge 3.10: Popülasyon istikrar raporu.....	50
Çizelge 3.11: Karakteristik analiz raporu	51
Çizelge 4.1: Örneklem setinde yer alan iyi/kötü kredi dağılımı	54
Çizelge 4.2: Örneklem setinde yer alan karakteristikler.....	55
Çizelge 4.3: Örneklem setinde yer alan nitelemeler.....	55
Çizelge 4.4: Telefon bilgisi frekans tablosu	56
Çizelge 4.5: Medeni durum frekans tablosu	56
Çizelge 4.6: Çalışma sektörü frekans tablosu	56
Çizelge 4.7: Korelasyon matrisi	58
Çizelge 4.8: Lojistik regresyon sonucu	59
Çizelge 4.9: Model ayrışım çizelgesi	64
Çizelge 4.10: Determinasyon katsayıları	65
Çizelge 4.11: Hosmer ve Lemeshow istatistiği.....	65
Çizelge 4.12: K-S istatistiği	66
Çizelge 4.13: Validasyon setinde yer alan krediler	69
Çizelge 4.14: Validasyon setinin k-s istatistiği.....	69

ŞEKİL LİSTESİ

	<u>Sayfa No</u>
Şekil 3.1: Örnek kütle oluşturma	39
Şekil 3.2: Gri alan.....	44
Şekil 3.3: Kolmogorov Smirnov uzaklığı.....	46
Şekil 3.4: ROC eğrisi.....	48
Şekil 3.5: Gini katsayısı ve K-S ilişkisi.....	48
Şekil 4. 1: Telefon bilgisi karakteristiği temerrüt olasılığı	60
Şekil 4. 2: Doğum yılı karakteristiği temerrüt olasılığı	60
Şekil 4. 3: Çocuk sayısı karakteristiği temerrüt olasılığı.....	61
Şekil 4. 4: Bağlı insan sayısı karakteristiği temerrüt olasılığı	61
Şekil 4. 5: Başvuranın geliri karakteristiği temerrüt olasılığı	62
Şekil 4. 6: Eşin geliri karakteristiği temerrüt olasılığı.....	62
Şekil 4. 7: Kredilere ödenen tutar karakteristiği temerrüt olasılığı	62
Şekil 4. 8: Kredi kartı karakteristiği temerrüt olasılığı.....	62
Şekil 4. 9: Çalışma statüsü karakteristiği temerrüt olasılığı	63
Şekil 4. 10: Medeni durum karakteristiği temerrüt olasılığı.....	63
Şekil 4. 11: Evin değeri karakteristiği temerrüt olasılığı.....	63
Şekil 4. 12: ROC eğrisi.....	68
Şekil 4. 13: ROC eğrisi.....	70

KREDİ RİSKİNİN HESAPLANMASINDA SKORLAMA YAKLAŞIMI

ÖZET

Bu çalışmada, bankacılık sektöründe yaşanan temel risklere yer verilmiştir. Son yıllarda, bankanın aktifinin önemli bir kısmını oluşturduğundan dolayı, ön plana çıkan kredi riskinin tanımı yapılmış ve hesaplama yöntemlerine değinilmiştir. Kredi riskinin ölçümünde kullanılan geleneksel yöntemlerin yanı sıra yeni modellerinde anlatıldığı çalışmada bankaların kullandıkları kredilerin ödenmeme olasılıklarını hesaplamak için lojistik regresyon yöntemi ile hazırlanan skorkart kullanılmıştır. Modelin arka planı ve aşamaları üzerinde durulmuştur. Hazırlanan skorkartın güvenilirliğini Kolmogorov-Smirnov istatistiği, ROC eğrisi ve Gini Katsayısı gibi istatistiksel yöntemler yardımı ile test edilmiştir. Yapılan istatistiksel analizlerde Türk Bankacılık Sektöründe faaliyet gösteren bir kuruluşun veritabanından elde edilen veriler kullanılmıştır. Veri seti Ocak 2007-Ocak 2008 tarihleri arasında ilgili kuruluşa kredi talebinde bulunan başvuru sahiplerine ait başvuru formunda yer alan bilgilerden, başvuru sahibi hakkındaki istihbarat bilgilerinden ve kredilerin iyi ya da kötü kredi olma karakteristiğinden meydana gelmektedir. Ocak 2007 ile Haziran 2007 arasındaki veriler lojistik regresyon modelinin kurulmasında kullanılır iken, Temmuz 2007-Eylül 2007 tarihleri arasındaki veriler modelin güvenilirliğini test etmede kullanılmıştır. Kredilerin iyi/kötü kredi olma karakteristiği regresyonda bağıli değişken olarak, başvuru sahibine ait bilgiler ise bağımsız değişkenler olarak analizlerde yer almıştır. Sonuç olarak, geçmişte benzer performans sergilemiş kişiler ile benzer özelliklere sahip yeni başvuruların da aynı performansı sergileyeceği varsayımından yola çıkarak hazırlanan skorkartın bankanın kredi portföyünün performansını belirlemede etkin olduğu bulunmuştur.

SCORING APPROACHE IN CREDIT RISK CALCULATION

SUMMARY

In this study, basic financial risks are examined. Especially, due to the increasing importance in bank assets, the definition and the calculation methods of credit risk are explained. Besides classical analysis, people's probability of default is calculated using an application scorecard prepared by logistic regression. To make a better definition, the background and steps of the model are explained. The reliability of the prepared scorecard has been tested by the help of statistical methods such as Kolmogorov-Smirnov Statistics, The Receiver Operating Characteristic Curve and Gini Coefficient. The data set is obtained from the database of a company that has activities in Turkish Banking System. This data set consists of information that is found in application forms, credit report about applicants and credits' characteristic such as it is a good credit or not. This data set is composed of data from January 2007 to January 2008. While data between January 2007 and June 2007 is used in the establishment of logistic regression; the data between July 2007 and September 2007 is used to test the reliability of the model. In the analysis, credits' good/bad characteristic is used as dependent binary variable; data about the applicants is used as the independent variables in the regression. As a result, by assuming the new loan applicants which had similar characteristics to old applicants, who acted similarly in the past, would show the same performance in the future and it is found that the prepared scorecard plays an important role in the prediction of the bank's loan portfolio's performance.

1.GİRİŞ

Finansal kuruluşlar uzun yıllardan beri çeşitli nedenlerden dolayı güçlüklerle karşılaşmaktadırlar. Finansal sistemlerin temel aktörleri olarak görülen bankalar, yapılan işin doğası gereği birçok riski karşılamak durumunda kalmışlardır. Ekonomide lokomotif görevini gören bu sektörde yaşanan sorunların belli başlı nedeni ise zayıf risk yönetimi ya da fon ihtiyacı olan kişilerin kredibilitesinde çeşitli nedenlerden dolayı yaşanan azalmanın önceden tahmin edilememesidir. Bu yüzden ekonomik döngüde tasarruf fazlası olanlar ile fon ihtiyacı olanları bir araya getiren bankaların uygun parametreler yardımı ile maruz kalınabilecek riskleri belirlemeleri ve risk ayarlı getirisini maksimize etmeleri gerekmektedir.

Bankalar açısından kredi riskinin en temel kaynağı, kullandıkları krediler olsa da bankalar faaliyetleri doğrultusunda oluşturdukları diğer enstrümanlarda da kredi riski ile karşı karşıya kalmaktadırlar. Geleneksel yaklaşımda bankalar ilk aşamada iyi kredi, ileride ödenmeme olasılığı düşük olan kredi, verme üzerine yoğunlaşmışlardır. Bu aşamada bankalar bünyelerinde barındırdıkları istihbarat elemanlarının görüşleri doğrultusunda kredi talebinde bulunan firmaları ya da kişileri değerlendirmiş ve buna bağlı olarak piyasada iyi itibara sahip olanların kredileri onaylanır iken diğer başvuruların bilgi eksikliğinden dolayı risk değerlendirmesi doğru yapılamadığından kredi tahsisi gerçekleşmemiştir. Geleneksel yaklaşımda müşterinin krediyi ödeyememe olasılığı rastlantısal bir olay olarak algılandığından bu konu üzerinde istatistiksel bir yaklaşım yapılmamıştır. Fakat ekonomik düzende yaşanan iflaslardaki artış, kredi faiz marjlarındaki rekabet ortamı doğrultusundaki oynaklık, kredinin güvencesi olarak alınan teminatlardaki değer kaybı ve faaliyet yapısı gereği kredinin yanı sıra türev ürünlerde yaşanan artış kredi riskinin ölçümünün önemini artırmıştır.

Bu tez çalışmasında, kredi değerlendirmesinde subjektifliği ortadan kaldıran ve çok sayıda başvuruyu kısa zamanda değerlendirmeyi sağlayan yöntemlerden biri olan kredi skorlaması üzerinde durulmuştur. Değişik tipteki kredi borçlularının ortak

özelliklerinden ve seçilen faktörlere verilen ağırlıklardan yola çıkarak kredi kullandırılan bireylerin kredilerini ödeyememe olasılığı hesaplanmış ve kredilerin ödenmemesinde hangi faktörlerin etkili olduğu nümerik olarak hesaplanmıştır. Başvuru sahiplerinin özellikleri ile kredi ödeme performansları arasındaki ilişkinin yönünü belirlemek amacıyla örnek veri seti incelenmiş ve istatistiksel analizler yapılmıştır. Yapılan istatistiksel analizlerde, bir finans kurumuna ait kredi başvuru verileri kullanılmıştır. Ocak 2007-Haziran 2007 arasındaki veri seti modelin kurulumu için kullanılır iken Temmuz 2007-Eylül 2007 tarihleri arasındaki veriler modelin güvenilirliğini test etmede kullanılmıştır. Kredilerin zaman içerisinde ödenmesi ya da ödenmemesi iki değerli bağlı değişken olarak, başvuru sahiplerine ait karakteristikler ise bağımsız değişkenler olarak analizlerde yer almıştır. Bu doğrultuda hazırlanan tez çalışması, beş bölümden oluşmaktadır.

Çalışmanın birinci bölümünde, çalışmanın genel içeriği ve amacına değinilecektir.

İkinci bölümde, finansal piyasalarda yaşanan temel risk türlerine ve bu risk türlerini ölçmekte kullanılan geleneksel ve yeni modellere değinilecektir.

Üçüncü bölümde ise, tezin konusu olan kredi skorlama yaklaşımına odaklanılacaktır. Kredi skorlama modelinin kurulumu ve aşamaları anlatılacak ve modelin arka planı üzerinde durulacaktır.

Tezin dördüncü bölümünde, kredi skorlama süreci bu konuda çalışmaları bulunan bir finans kurumuna ait veriler kurularak incelenecek ve teorinin yanı sıra uygulama şekline yer verilecektir.

Çalışmanın son bölümünde olan beşinci bölümde ise tezin bütünü genel olarak değerlendirilip bir sonuca varılacaktır.

2. KREDİ RİSKİ

2.1. Finansal Riskler

Finansal piyasalarda yaşanan hızlı gelişim ve değişim, bankaları yapısal ve işlevsel yapılanmaya yöneltmiştir. Diğer taraftan sektörde yaşanan rekabet ve faaliyet alanlarındaki genişleme ve bunun akabinde bankaların kullandıkları enstrümanlardaki artış, üstlenilen riskleri hem niteliksel hem de niceliksel olarak daha önemli hale getirmiştir.

2.1.1. Risk Kavramı

Risk ile belirsizlik kavramları çok yakın kavramlar gibi görünse de farklı kavramlardır. Risk durumunda gelecekte ortaya çıkabilecek alternatif sonuçlar bilinir belirsizlikte ise bu sonuçların bilinmesi söz konusu değildir. Risk, belirsizliğin aksine geleceğe yönelik objektif olasılık dağılımı verir. Risk, beklenen bir sonucun belirsizlik skoru olarak tanımlanır. Diğer bir deyişle risk belirsizliğe maruz kalmadır. Riskin bağlı olduğu iki temel faktör belirsizlik ve belirsizliğe maruz kalmadır.

Risk sözcüğü, genel olarak negatif veya istenmeyen bir duruma karşılık gelmektedir (Karacan, 1996). Mali piyasalarda ise risk sözcüğü yerine “exposure” terimi kullanılır. Bu kavram, mevcut durum sonucu ortaya çıkabilecek zarar ve karları ifade eder, riski hem negatif hem pozitif olarak tanımlar (Gültekin, 2001).

Finansal piyasalarda risk kavramı, bankaların vizyonu ve misyonu doğrultusunda stratejilerini başarıyla yönetmelerini olumsuz etkileyecek herhangi bir olay olarak tanımlanır. BDDK tarafından 8.2.2001 tarihinde çıkarılan “Bankaların İç Denetim ve Risk Yönetimi Sistemleri Hakkındaki Yönetmelik” ve 10.2.2001 tarihinde çıkarılan “Bankaların Sermaye Yeterliliğinin Ölçülmesine ve Değerlendirilmesine İlişkin Yönetmelik” ile bankalarda risk yönetimi sistemi yasal bir zorunluluk haline getirilmiş, sermayenin üstlenilen riski karşılar bir yapı arz etmesinin önemi vurgulanmıştır. Yönetmelikte adı geçen risk kavramı “bir işleme ilişkin parasal

kaybın ortaya çıkması veya bir giderin ya da zararın meydana gelmesi sebebi ile, ekonomik faydanın azalması ihtimali” olarak tanımlanır.

Türk finans piyasalarında, son yıllarda özellikle yaşanan krizlerin ardından risk kavramı üzerinde durulmaktadır. Finansal piyasaların küreselleşmesi, döviz kuru, faiz oranlarının volatilitesi, yaşanan teknolojik gelişmeler, Basel gibi bankacılık sektörünü yakından ilgilendiren düzenlemeler ve artan rekabet, risk kavramını ortaya çıkaran faktörler olarak gösterilebilir.

2.1.2 Bankaların karşılaştıkları riskler

Riskler kaynaklarına göre farklı şekilde sınıflandırılır. Yönetim şekline göre kontrol edilebilir ve edilemez şeklinde iki gruba ayrılır. Kontrol edilebilenler, risk azaltıcı tekniklerin kullanılması yoluyla bankanın uğrama ihtimali olan zararın azaltılmasını mümkün kılan risklerdir. Kontrol edilemeyenler ise, kontrol edilebilir risklerin zaman içinde değişebilirliğine bağlı olarak, risk ölçme tekniklerini kullanılarak gerçekleşme olasılığı önceden tahmin edilemeyen ve ortaya çıktığı anda gerçekleşen zarar riski olarak tanımlanmaktadır (BBDK, 2001).

Riskler ortaya çıkış nedenlerine göre sınıflandırıldığında sistemik ve sistemik olmayan riskler olarak iki gruba ayrılır. Sistemik riskler, piyasanın iç dinamiklerine bağlı olarak ortaya çıkan risklerdir. Sistemik olmayanlar ise dış faktörlere bağlı olarak, bankanın içinde bulunduğu sektörün özelliklerinden dolayı karşılaştığı risklerdir.

Risk beklenen getirilerden sapma olarak tanımlandığında ise üç ana başlık altında toplanır:kredi riski, piyasa riski ve operasyonel risk. Detaylı ayırmaya tabi tutulduğunda risk kategorilerinin sayısı artmaktadır fakat birbirleri ile olan ilişkilerinden dolayı bazı riskleri bağımsız bir tür olarak düşünmek zorlaşır.

2.1.2.1. Operasyonel risk

Operasyonel risk, banka içi kontrollerdeki aksamalar sonucu hata ve usulsüzlüklerin gözden kaçmasından, banka yönetimi ve personeli tarafından zaman ve koşullara uygun hareket edilmemesinden, banka yönetimindeki hatalardan, bilgi teknolojisi sistemlerindeki hata ve aksamalar ile deprem, yangın, sel gibi felaketlerden kaynaklanabilecek kayıplara ya da zarara uğrama ihtimali olarak tanımlanmaktadır

(BBDK, 2001). Operasyonel risk; suistimal riski, teknolojik risk, organizasyon riski ve yasal riskten oluşmaktadır.

Suistimal riski, banka yönetiminin, personelinin, müşterilerinin ya da üçüncü şahısların ahlaki kurallara aykırı olarak bankaları zarara uğratmalarından kaynaklanan operasyonel risk türüdür. Bankaların faaliyet alanlarını artırması ve elektronik bankacılığın gelişmesi suistimal riski oranını artırmaktadır.

Teknolojik riskler, bilgisayar ve iletişim sistemlerindeki teknik sorunlar ve aksamalar, virüs problemleri, yetersiz ya da eskimiş sistemlerden kaynaklanan risklerdir (Keck ve Jovic, 1999).

Organizasyon riski ise bankanın yapılanması ve işleyişinde yaşanan sorunlardan doğan risk türüdür. Örnek olarak birimler arasındaki bilgi akışında yaşanan eksiklikler, yetki sınırlarının belirlenmemesi ve yapısal değişikliklerden doğan belirsizlikler gösterilebilir.

Operasyonel riskin bir kolu olan yasal riskler ise düzenlemelerin sıklıkla değiştirilmesinden doğar. Temelde yatan sorun düzenlemelerin değiştirilmesiyle birlikte belirsizlik ortamının doğması ve bankaların mevcut düzenlemelere göre oluşturdukları portföylerinin ve finansman dengelerinin bozulmasıyla bankanın risklere maruz kalmasıdır.

2.1.2.2. İtibar riski

İtibar riski bir bankanın faaliyetlerindeki başarısızlıklar ya da mevcut yasal düzenlemelere uygun davranılmaması neticesinde bankaya duyulan güvenin azalması veya itibarının zedelenmesi ile uğranılacak kaybı ifade eder.

2.1.2.3. Likidite riski

Likiditenin genel tanımı, bir bankanın oluşan nakit fazlasını ya da müşterilerin taleplerini makul maliyetlerle karşılama gücüdür. Likidite riski ise, bankanın nakit akışındaki düzensizliklerden dolayı bugün ve gelecekte yükümlülüklerini karşılayamamasını ve bu yüzden gelirinde ve sermaye düzeyinde ortaya çıkması olası kayıplarını ifade eder. Risk ile getiri arasında çok yakın bir korelasyon vardır. Riskin artması getiriyi de beraberinde getirir fakat bankanın çok fazla risk aldığı durumlar ödeme güçlüğü çekmesine, temerrüde düşmesine hatta iflasına bile yol

açabilmektedir (Ünsal, 2001). Likidite riski, piyasaya ilişkin likidite riski ve fonlamaya ilişkin likidite riski olarak iki ana başlık altında toplanır.

Piyasaya ilişkin likidite riski, bankanın piyasaya gerektiği gibi girememesi bazı ürünlerdeki sıkı piyasa koşulları ve piyasalardaki engeller nedeniyle pozisyonlarını uygun bir fiyatta, yeterli tutarlarda ve hızlı olarak kapatamaması veya pozisyonlardan çıkamaması durumunda uğraması muhtemel zarardır.

Fonlamaya ilişkin likidite riski ise nakit giriş ve çıkışlarındaki düzensizlikler ve vadeye bağlı nakit akımı uyumsuzlukları nedeniyle fonlama yükümlülüğünü makul maliyet ve potansiyel olarak yerine getirememe ihtimalini ifade eder.

Bankalar kendi içsel koşulları ya da makro ekonomik koşullarda yaşanan ani değişimden dolayı yükümlülüklerini yerine getiremez duruma gelebilirler. Likidite sıkıntısı çeken banka kısa sürede yükümlülüklerini artırarak ya da aktiflerini makul maliyetlerde nakde çevirerek ihtiyacı olan fonu sağlayamayabilir. Bu yüzden fon kaynakları çeşitli vade dağılımına sahip olmalı ve banka yeterli likiditeyi bulundurmalıdır. Likidite riskine, bankadaki mevduat sahiplerinin mevduatlarını ani çekmelerinden dolayı bankanın ani nakit çıkışlarını telafi edememesi ya da fonlayamaması da neden olabilir. Banka, mevduat sahiplerinin ve bankaya borç veren diğer kişilerin ani ve yoğun bir biçimde fonlarını bankadan çekmesini engellemek için bu kişilere yüksek faiz sunmakta bu durumda bankanın yüksek maliyetlerle karşı karşıya kalmasına neden olmaktadır. Likidite riski yaşayan banka bu durumda likiditeyi fonlayacak fon ödünç alır ya da aktiflerindeki varlıkları elinden çıkarır. Bankanın aktifinde yeterli varlığın kalmaması ve likidite riskinin büyük boyutlara ulaşması bankanın diğer risklerle karşılaşma olasılığını artırır.

Bankanın likidite riski dinamikleri fon temin ettiği piyasalara, bilançosuna ve mali yapısına göre farklılık gösterse de muhtemel likidite problemlerinin işaretler arasında fon maliyetlerinin yükselmesi, rating notundaki düşüş, limitlerin veya uygun koşullarda uzun vadeli fon temin etme imkânlarının daralması vardır.

Bankaların karşılaştığı likidite riskinin iki önemli sebebi vardır. Bu sebeplerden ilki bankanın bilançosunda aktif pasif arasındaki uyumsuzluktur. Bu uyumsuzluğun başlıca faktörü pasif yapısında meydana gelen olumsuz değişimler gösterilirken aktif kalemlerde yaşanan ani değişimler de önemli rol oynar. Likidite riskinin diğer nedeni ise bankanın, piyasa değişimlerini doğru takip edememesidir (Ünsal, 2001).

Bankanın ne kadar likit kaynağa ihtiyaç duyduğu da önemli bir husustur çünkü aşırı likit belli bir maliyeti de beraberinde getirip gelir azaltıcı etki yaratırken, az likit ise riski artırıcı etki yaratır. Bankalar likidite riskini ölçebilmek açısından dört önemli enstrüman kullanır. Bunlardan ilki Likidite Rasyolarıdır, banka farklı dönem rasyolarını takip ederek bankanın likiditesinin ne yönde hareket ettiğini tespit eder. İkinci enstrüman ise Nakit Akım Tablolarıdır. Bu tablolar bankanın finansal kırılganlık yapısı hakkında önemli ipuçları vermektedir. Diğer enstrüman ise Alternatif Finansman Senaryolarıdır. Bu senaryolar mali kriz anında ortaya çıkabilecek bilanço değişikliklerine ilişkin en iyi tahminlerin yapılmasını sağlar. Son likidite riski ölçme enstrümanı ise Nakit Akışı Tahminleridir. Banka yönetimi bu enstrümanı bankanın nakit akışı karakteristiğini anladıktan sonra, makul likidite seviyesini tahmin etmek için kullanır.

2.1.2.4. Piyasa riski

Piyasa riski, bankanın bilanço içi ve bilanço dışı hesaplarda bankalarca tutulan pozisyonlarda finansal piyasalardaki dalgalanmalardan kaynaklanan faiz, kur ve hisse senedi fiyat değişimlerine bağlı olarak faiz oranı riski, hisse senedi pozisyon riski ve döviz kuru riskinden dolayı zarar etme ihtimali olarak tanımlanır. Piyasa riski aynı zamanda piyasa fiyatlarındaki değişimler, aralarındaki korelasyonlar ve standart sapma belirsizliğinden kaynaklanan riskler olarak da tanımlanabilir. Döviz kuru riski, hisse senedi pozisyon riski, faiz riski ve emtia fiyatları riskini de kapsadığından dolayı piyasa riski finansal riskler arasında en geniş kapsamlıdır.

Piyasa riskinin hesaplanmasına yönelik çeşitli piyasa riski modelleri geliştirilmiştir. Bu modeller ticari bankalar, yatırım bankaları ve sigorta şirketleri tarafından geliştirilen içsel modellerdir. Bu modeller üç genel yaklaşıma dayanır. Bunlar Riskmetrics Modeli, Tarihi Simulasyon ve Monte Carlo Simülasyonudur (Saunders, 1999a).

Riskmetrics modeli piyasanın mevcut koşullarının değişmesi sonucunda finansal kuruluşun ya da bankanın potansiyel kayıplarını tahmin etmek amacıyla kullanılır. Bu yöntem ile olumsuz piyasa koşullarında potansiyel kayıpların hesaplanması hedeflenmektedir.

Tarihi Simülasyon Yöntemi getirilerin normal dağılması varsayımını içermemekte, volatilite, korelasyon ya da başka parametrelerin hesaplanmasını yapmamaktadır.,

Riske maruz kalındığında portföyün en kötü durumlarını 500 günlük verileri kullanarak gösterir. Bu modele getirilen iki eleştiri bulunmaktadır ilki modelin %5 olasılıkla Riske Maruz Değerini (Value at Risk) hesaplarken 500 günün verilerini kullanması ve daha eski verileri kullanmayı mümkün kılmaması, diğeri ise geçmiş dönemlerde yaşanan ekonomik yapıdaki değişiklikleri modele yansıtamamasıdır. Modelin olumsuz yönlerinden etkilenmemek için ağırlıklandırma kullanılarak yakın verilere daha yüksek ağırlık verilir.

Monte Carlo Simülasyon yöntemi ile Tarihi Simülasyon Yöntemi arasında benzerlikler bulunmasına karşın iki yöntem arasındaki temel farklılık vardır. Tarihi Simülasyon Yönteminde varsayımsal portföy kar ve zararlarını hesaplamak için geçmiş veriler kullanılmasına karşın, Monte Carlo Simülasyon Yönteminde piyasa etkenlerindeki olası değişimleri yeterli düzeyde temsil edebileceği düşünülen bir istatistiki dağılım seçilerek, gerçek olmayan rassal piyasa fiyat ve oranlarının üretilmesidir. Bu yaklaşım piyasa riskinin hesaplanmasında kullanılan en kapsamlı yöntemdir. Sınırlı gözlem sorununu gidermek amacıyla geliştirilmiştir.

2.1.2.5. Faaliyet riski

Faaliyet riski, bankaların yöneticilerinin hatalarından, yetersizliklerinden ve iç kontrollerdeki aksaklıklardan dolayı zarara maruz kalma riskidir. Bu risk bankanın faaliyetlerini yeterli bir şekilde yerine getirememesi sonucu ortaya çıkar. Faaliyet riskine örnek verilmesi gerekirse banka teknolojik gelişmelerden uzak kalması, hizmet sunmada rekabet gücünü kaybetmesi aynı şekilde gereksiz şube açması ya da bilgi sahibi olmadıkları alanlara girmesi, siyasal etkilere karşı önlem almaması ya da maliyet analizlerini yapmadıkları ürünleri sunmaları gösterilebilir.

2.1.2.6. Faiz riski

Faiz riski, faiz oranlarındaki hareketler nedeniyle bankanın pozisyon durumuna bağlı olarak maruz kalabileceği zarar ihtimalidir (BDDK, 2001). Faiz riski, faiz oranlarının iki yönlü hareketinin yani artma ve azalmasının bankanın mali yapısında yarattığı etki olarak da tanımlanmaktadır.

Bankanın gelirleri açısından bakıldığında ise faiz riski, faiz oranlarındaki hareketlilik nedeni ile gelirlerdeki azalama riskidir. Bu risk sadece faiz oranlarındaki hareketlilikten değil aynı zamanda bankanın aktif ve pasif kalemlerinin vade

uyumsuzluklarından da kaynaklanabilir. Örnek olarak bir bankanın pasiflerinin (yükümlülüklerinin) vadesinin 1 yıl ve fonlama maliyetinin %9 olduğunu, aktiflerinin (varlıklarının) ise vadesinin 2 yıl ve fonlama maliyetinin ise %10 olduğu durumda eğer bankanın faizi değişmez ise banka 2.yıl sonunda %1 kar elde eder. Eğer faiz oranları artarsa örneğin %11'e çıkar ise banka negatif kar elde eder. Sonuç olarak banka yükümlülüklerine göre daha fazla varlık elinde bulunduruyorsa yeniden fonlama riskiyle tam tersi varlıklarına oranla daha fazla yükümlülük elinde bulunduruyorsa ve faiz oranları düşüyorsa yeniden yatırım yapma riskiyle karşılaşabilir.

Faiz riskinin nedenleri çeşitli olmakla beraber dört tane temel nedeni vardır. Bunlar yeniden fiyatlandırma riski, gelir eğrisi riski, temel risk ve opsiyon riskleridir.

Yeniden fiyatlandırma riski bankanın aktif pasif yapısının ve bilanço dışı pozisyonlarının yeniden fiyatlandırılmasından kaynaklanan risk türüdür. Uzun dönemli sabit oranlı bir krediyi kısa dönemli bir mevduatla fonlayan bankanın faiz oranları yükseldiği takdirde hem gelecekteki gelirinde hem de kendi değerinde azalma meydana gelecektir. Bunun nedeni kredinin vadesi boyunca nakit çıkışlarının sabit olmasına karşın mevduata ödenen faizin değişken olması ve kısa dönemin sonunda yükselmesidir.

Gelir eğrisi riski, fiyatlandırmadaki uyumsuzluklar sonucunda bankanın gelir eğrisinin eğiminin ve şeklinin değişmesidir. Bu risk bankanın gelirlerinde ve ekonomik değerinde ters yönde etkiler oluşmasıyla ortaya çıkar.

Temel risk, benzer fiyatlandırma şekilleriyle farklı araçlara uygulanan oranlar üzerinden kazanılan ve geri ödemeler arasındaki negatif korelasyondan kaynaklanan risktir.

Opsiyon, sahibine herhangi bir tarihten itibaren belli süre içinde, belirli bir faiz üzerinden borçlanma ya da borç verme hakkıdır. Sabit faiz düzeninin, yerini değişken faize bırakmasıyla faiz riski ortaya çıkmıştır. Faiz opsiyonları ise bu riski ortadan kaldırmak amacıyla üretilmiş türev ürünlerdendir. Faiz opsiyonları ile ileriye yönelik faiz riski ortadan kaldırılarak kar potansiyeli korunabilmektedir.

Bankalar faiz riskini yeniden fiyatlandırma riski, vade modeli ve süre (duration) modelleri ile belirlerler.

Yeniden fiyatlandırma modeli bankanın aktiflerinden kaynaklanan faiz gelirleri ile pasiflerinden kaynaklanan faiz giderleri arasındaki yeniden fiyatlandırma aralığının (gapının) defter geliri olan nakit akımları analizleri olarak tanımlanır.

Vade modelinde üç koşul geçerlidir. Bunlardan ilki faiz oranlarında değişim olduğunda, aktif ve pasiflerin piyasa fiyatlarında ters yönde değişim olacaktır. İkincisi sabit faizli aktif ve pasiflerin vade süresi uzadıkça faiz oranındaki artış daha büyük azalışa neden olur. Son olarak faiz oranları arttıkça daha uzun vadeli menkul kıymetlerin piyasa değerleri azalan oranda artacaktır.

Süre (duration) analizi vade modeline göre daha etkin bir modeldir. Bu model aktif ve pasiflerin vadeleri dahil vade boyunca tüm nakit akımlarını hesaplamakta ve faiz oranı riskini ona göre belirlemektedir. Bu modelin sonuçlarına göre süre azaldıkça gelir artar, faiz ödemeli bir menkul kıymetin faiz oranı ne kadar yüksekse süresi o kadar düşüktür.

2.1.2.7. Döviz kuru riski

Döviz kuru riski dalgalı kur sistemine geçiş ve uluslararası sermaye hareketlerinin serbestleşmesi sonucu bankalar açısından önem kazanan finansal risklerden biridir. Bankalar uluslararası faaliyetlerini artırınca yabancı para cinsinden faaliyetleri de artmıştır.

Kur riski, bankanın taşıdıkları pozisyonlara bağlı olarak yerli paranın yabancı paralar karşısından değer kazanması ya da kaybetmesi durumunda ortaya çıkan bir piyasa riski türüdür. Döviz kuru riskinin çıkış nedeni bankalar ve finansal kuruluşlar tarafından, yabancı portföy yatırımlarının kar getirmesi nedeniyle, bu yatırımlara yoğunlaşılmasıdır. Döviz kuru riskinin bir diğer nedeni ise bankaların portföylerinde bulunan yabancı para cinsinden varlık ve yükümlülüklerini çeşitli enstrümanlara dağıtmasıdır. Aynı şekilde bankanın aktif ve pasifinde farklı miktarda yabancı para taşımaları kur riskine neden olmaktadır.

Döviz kuru riski, Tarihi Simülasyon ve VAR yöntemleri ile hesaplanmaktadır. Dolar kurunda her iki yöndeki aşırı hareketliliğin risk unsuru olarak algılanmasından dolayı iki yönlü VAR kullanılır iken, faiz riski ve hisse senedi riski gibi riskler için tek yönlü VAR kullanılmaktadır. Bu enstrümanlar bankanın uzun pozisyonu olarak düşünülmekte ve faizdeki düşüşün ya da hisse senedi değerinin düşmesinin banka açısından risk yaratacağı varsayılmaktadır. Yabancı paranın YTL karşısından değer

kazanması ya da kaybetmesi bankanın taşıdığı yabancı para pozisyonuna göre bir risk unsuru olarak ortaya çıkabilir. Tarihi Simülasyon yöntemi de yine aynı mantıkla geçmiş verileri kullanarak bugünün ve yarının değerlerini tahmin etmekte kullanılır.

Döviz kuru riski ölçüm yöntemlerinden bir diğer yöntem de bankanın portföyündeki döviz pozisyonlarını hesaplayan yöntemdir.

$$\begin{aligned} \text{Net Risk} = & \text{(Döviz cinsinden Aktifler - Döviz cinsinden Pasifler)} \\ & + \\ & \text{(Döviz Satışı - Döviz Alış)} \end{aligned}$$

Ülke parası cinsinden net kur riski döviz kurundaki hareketliliğin artmasıyla artar. Kurda yaşanan bu oynaklık dövizde olan arz ve talebi etkiler. Dövizde olan talebin artması ya da arzın azalması o ülke parası aleyhine işler ve ülke parası döviz karşısında değer kaybeder. Aynı şekilde dövizde olan talebin azalması ya da arzın artması o ülke parasının lehine sonuç doğurur ve ülke parası döviz karşısında değer kazanır.

2.1.2.8. Ülke riski

Ülke riskinin genel tanımı uluslararası kredi piyasalarında kredi alan kişi ya da kuruluşun bulunduğu ülkenin sosyal, ekonomik ve politik koşullarından dolayı kredi yükümlülüğünü tamamen ya da kısmen yerine getirememesi ihtimalidir. Ülke riski aynı zamanda bir ülkenin ekonomik ve politik açıdan taşıdığı risklerin sermaye maliyetine ve dolayısıyla karlılığa olan etkisidir. Ülke riskinin sermaye maliyetine etkisi ise ülke risk primi üzerinden olur.

Ülke riskinin ortaya çıkmasına neden olabilecek etkenler, siyasi koşullar (savaş, işgal, iç barışın tehdit altında olması, yönetim sorunları), sosyal koşullar (dinsel ve etnik kutuplaşmalar, sosyal dengesizlikler) ve ekonomik koşullardır (enflasyon, durgunluk, kriz, ödemeler dengesi açıkları). Moody's ve S&P's gibi derecelendirme kuruluşlarının yanında dış yatırımcılar arasında yer alan bankalar da ülkenin sosyal, ekonomik ve siyasi koşullarını inceleyerek ülke riski derecelendirmesi yapmaktadırlar. Bu analizde siyasal rejim, yasal düzenlemeler, büyüme, döviz rezervi, ödemeler dengesi, enflasyon oranı, dış borçlar, nüfus, istihdam, gelir dağılımı gibi siyasi, ekonomik ve sosyal değişkenler göz önünde bulundurulmaktadır.

Ülke riskini ölçmede kantitatif ve kalitatif modeller kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin bir kısmı içsel iken bir kısmı da dışsal değerlendirmelerdir. İçsel hesaplama modelleri istatistiksel modeller, borç servis oranı, ithalat oranı, yerli para arzı büyüme oranı, yatırım oranı ve ihracat getiri varyansdır. Dışsal hesaplama modelleri ise Euromoney hesaplama endeksi ve kurumsal yatırım endeksidir.

İçsel hesaplama yöntemlerinden olan istatistiksel modeller içsel kredi risk skortlama modellerinde olduğu gibi her ülke için belirlenen anahtar ekonomik değişkenlere dayanır. Ülke riskini inceleyen analistler ülkenin yeniden yapılanma olasılığını açıklayacak mikro ve makro veri setleri belirlerler. Bu veriler borçlarını yeniden yapılandırmış ve yapılandırmamış ülkelerin geçmiş dönem verilerinden yola çıkılarak belirlenir. Bu analiz yapılandırmayı açıklamada kullanılacak verilerin ve göreceli ağırlıklarının belirlenmesinde yardımcı olur.

İçsel hesaplama yöntemlerinden biri olan borç servis oranı ise faiz ve amortisman tutarlarının ihracata bölünmesiyle elde edilir. Bu oran ile ülkenin borçlarının yeniden yapılandırılması arasında pozitif ilişki vardır. Ülkenin ihracat gelirleriyle kuvvetli dövizlerden olan borçları arasındaki ilişki artıkça borçların yeniden yapılandırma olasılığı artar.

Dışsal hesaplama modellerinden Kurumsal Yatırım Endeksi iki yılda bir çıkartılır. Bu endeks çokuluslu bankaların kredi yetkililerinin notlandırması esasına dayanır. Her yetkili tarafsız olarak ülkelerin verdikleri kredilerin kalitelerine yargısal notlar vermektedirler. Bir ülkenin sıfır not alması temerrüde düştüğünü gösterirken tam not alması temerrüde düşme olasılığının olmadığını gösterir.

Euromoney Endeksi ise ülke risk problemlerini belirtmedeki göreceli önemini anlamalarına göre tarafsız olarak ağırlıklandırılan ekonomik ve politik faktörlerden oluşan büyük miktardaki sayılara göre oluşturulan bir endekstir.

2.1.2.9. Kredi riski

Bankaların en önemli ve en temel faaliyetlerinden biri kredi vermektir. Verilen krediler bankaların aktiflerinin önemli bir kısmını oluşturur. Bu nedenle kredi verirken ödünç alan kişinin kredibilitesinin incelenmesi hem bankanın bilanço yapısının bozulmaması hem de bankanın geleceğinin tehlikeye düşmemesi açısından oldukça önemlidir. Kredi riski, bir bankanın kredi müşterisinin ya da kendisiyle bir anlaşmaya taraf olanın anlaşma koşullarına uygun bir biçimde yükümlülüklerinin

tamamını ya da belli bir bölümünü yerine getirememe olasılığıdır. Bankacılık Düzenleme ve Denetleme Kurumunun tanımına göre kredi riski, kredi müşterisinin yapılan sözleşme gereklerine uymayarak yükümlülüğünü kısmen ya da tamamen zamanında yerine getirememesinden dolayı bankanın maruz kalabileceği zarar olasılığıdır.

Kredilerin, kredi riskinin en geniş ve en görünür kaynağını oluşturması ile beraber bankanın faaliyetleri doğrultusunda bu riski doğuran başka etmenler de söz konusudur. Bankanın hem bilançosunda hem de bilanço dışı hesaplarda yani nazım hesaplarda takip edilen başlıca işlemler, interbank işlemleri, kabuller, ticaret finansmanı, döviz işlemleri, swap işlemleri, bonolar, opsiyonlar, vadeli işlemler, garanti ve kefaletler kredi riskini doğuran başlıca işlemlerdir (TBB, 1999).

Bankaların bünyesinde yer alan ve düzenleyici otorite tarafından var olması mecburi kılınan risk yönetimi biriminin amacı uygun parametreler doğrultusunda bankanın maruz kalabileceği riskleri yöneterek bankanın risk ayarlı getirisini maksimize etmektir. Ülkelerin Merkez Bankalarının bir araya gelerek oluşturdukları bir kuruluş olan BIS “Bank for International Settlements” 1974 yılında Basel komitesini oluşturmuştur. Finansal sistemde güven ve sağlamlığı sağlamak, rekabet eşitliğini artırmak ve riskin ele alınmasında daha kapsamlı çalışmaların yapılmasını sağlamak komitenin başlıca amaçları arasında yer almaktadır. Basel Komitesi risk kavramını piyasa riski, kredi riski, yapısal faiz oranı riski ve operasyonel risk olarak geniş bir çerçevede ele almıştır. Kredi riskinin temel unsurları komiteye göre üst düzey yönetim kalitesinin ve banka karar alma süreçlerinin doğru bir şekilde yönetilmesi olarak belirlenmiştir. Bunlara ilave olarak, kredi borçlusu tarafından hangi amaçlar ve planlar doğrultusunda kredi talep edildiğinin incelenmesi, kredi borçlusunun talep ettiği kredinin geri ödenmesinde kullanılacak fon kaynaklarının analiz edilmesi, kredi alanın çeşitli senaryolar altında bu kredileri geri ödeme performansının ölçülerek, kredinin tahsil edilebilirliğinin tespit edilmesi, kredi alan firmanın gelecekteki nakit akımlarında değişimler görülmesi olasılığı esas alınarak, kredinin risk/getiri analizi yapılması öngörülmüştür (Cenk, 2005).

Bankalar kredi riskini azaltma konusunda çeşitli hususlara dikkat etmelidirler. Örneğin bankanın kredi portföyünü belirli sektörler ya da kişilerle yoğunlaşması engellenmeli, kredi kullandırılan kişilerin detaylı incelenmesi yapılmalı, bir kişi ya

da gruba kullandırılan kredilere limit konmalı ve kredi özellikleri doğrultusunda kararların banka yönetiminin tespit ettiği birimler tarafından verilmesi sağlanmalıdır.

2.2. Kredi Riski Skorlamasında Ekonometrik Yaklaşım

Finansal piyasalarda uzun yıllardır karşılaşılan güçlüklerin başlıca nedeni yetersiz kredi standartları, zayıf portföy risk yönetimi ya da banka müşterilerinin kredibilitelerinde bozulmaya yol açabilecek türden ekonomik gelişmelerin ve diğer koşullardaki gelişmelerin doğru şekilde takip edilmemesi gibi etmenlerdir.

Kredi riski, en basit tanımıyla, bir bankanın kredi müşterisinin ya da kendisiyle bir anlaşmaya taraf olanın, anlaşma koşullarına uygun biçimde yükümlülüklerini karşılayamama olasılığıdır (Korkmaz, 2004). Kredi riski yönetiminin amacı, kötü durum senaryoları karşısında, bankanın muhtemel kayıplarını ölçümlemek ve öngörmek, buna bağlı risk ayarlı getiriyi maksimize etmektir. Bankalar hem tüm kredi portföylerinin kredi riskini hem de tek tek her kredinin taşıdığı riskleri takip etmek zorundadır. Diğer yandan kredi riskinin diğer piyasa riskleri ile olan ilişkileri de kontrol altında tutmalıdır.

Son yıllarda kredi riski ölçüm yöntemlerinde önemli derecede ilerleme sağlanmıştır. Ekonomik düzende ortaya çıkan çeşitli değişimler, kredi riskinin ölçümünü öncesinde olmadığı kadar önemli bir konuma sokmuştur. Bütün dünyada yaşanan iflaslarda yapısal artış, kredi faiz marjlarının oldukça rekabetçi hale gelmesi, birçok piyasada gayrimenkullerin değerlerinde düşüş yaşanması, bilanço dışı işlemlerin ağırlık kazanması sonucu birlikte temerrüt risk düzeyinin artması bunlara örnek olarak verilebilir (Altman ve diğerleri, 1998).

Bankalar, yapacakları kredi ve kredi türevi işlemlerinden önce borçlunun temerrüde düşme olasılığını bilmek isterler. Bu olasılığın da tespiti bankanın birey hakkında sahip olduğu bilginin miktarı ve kalitesiyle doğrudan ilişkilidir. Bireysel kredilerin verilmesi sırasında bu bilgiler doğrudan banka tarafından toplanabildiği gibi bazı bankalar skorlama kuruluşlarından da yardım almaktadır. Kurumsal ya da şirket kredilerinde ise bilgiler kamuya açılan finansal tablolardan, hisse ve tahvil fiyatlarından elde edilebilir. Büyük şirketler hakkında toplanılacak bilgilerin daha kolay ve az maliyetli olması bu şirketlerin temerrüde düşme (kreditinin geri

ödenmemesi) olasılığının hesaplanmasında bankaya daha teknik ve nicel yöntemler kullanma şansı doğurmuştur.

Kredilerin temerrüde düşme olasılığının hesaplanmasında ve kredilerin fiyat ve miktarını belirlenmesinde nicel ve nitel yöntemler bir arada kullanılmaktadır. Kredi riski ölçüm yöntemleri: niteliksel (qualitative) modeller, kredi skrolama (credit scoring) modelleri ve yeni modeller olarak üç ana başlık altında toplanabilir. Yeni modellerin çıkış noktası olarak geleneksel yöntemler gösterebileceğinden geleneksel modeller ve yeni modeller arasında kopukluk yaşanmamaktadır.

2.2.1. Ekspertiz modelleri:

Kredi riskinin hesaplanmasında kullanılan niteliksel yöntemlere “ekspertiz modelleri” adı verilmektedir. Bu yöntemde kredi kararını bankalardaki krediden sorumlu kişi, daha önceki deneyimlerini, öznel değerlendirmesini ve ağırlıklandırılmış bazı temel unsurları göz önünde bulundurarak verir. Bu konuda kredi eksperinin göz önünde bulunduracağı birden çok faktör olmasına karşın genel kabul görmüş ekspertiz sistemlerinden bir tanesi “Beş C” modelidir. Bu modelde eksper beş ana faktörü analiz eder, bu faktörleri öznel bir biçimde ağırlıklandırılır ve bir kredi kararına varır (Altman ve diğerleri, 1998). Bu başlıca beş özellik karakter(character), sermaye(capital), kapasite(capacity), teminat(collateral) ve ekonomik koşullar(cycle-economic conditions) dır.

Karakter firmanın repütasyonu hakkında bir göstergedir, firmanın kredi tarihçesini içerir. Örneğin yapılan araştırmalara göre firmanın yaşı kredilerin geri ödemesine olumlu yönde etki yapmaktadır. Sermaye hakkında veriler özsermayenin toplam borçlara oranı olan kaldıraç oranını hesaplamada kullanılır. Kaldıraç oranı firmanın iflas olasılığının öncü göstergelerindendir. Bu oranın artması iflas olasılığının yüksek olduğunu gösterir. Kapasite, firmanın kazancının değişkenliği ile ilgilidir. Firma ödemelerini zamanında gerçekleştirmesine rağmen kazancındaki oynamalar, firmanın ödemelerde zorlanabileceği zamanların da olabileceğinin göstergesidir. Teminat, kredinin ödenmeme durumunda bankanın el koyması için borçlu tarafından rehin edilen garantidir. Borçlu tarafından gösterilen teminatın piyasa değerinin artması ise kredi riskinin azalmasını sağlar. Ekonomik koşullardaki dalgalanmalar, özellikle bu dalgalanmalara duyarlı endüstrilerde etkili olacaktır. Örneğin uluslararası rekabet koşullarına duyarlı olan firmalar yaşanan ekonomik

gelişmelerden diğer firmalara göre daha çabuk etkilenecek, bu durumda kredi riskinin artmasına neden olacaktır.

Bu beş faktörün yanı sıra ele alınması gereken diğer bir husus da faiz haddi seviyesini dikkate almaktır. Ekonomik teoriden bilindiği üzere faiz oranları ile kredi karlılığı arasında ilişki doğrusal değildir. Faiz oranları arttıkça borçlu daha fazla risk alır hale gelecek ya da banka portföyü risk sever müşterilere verilen kredilerden oluşacaktır. Bunun sonucunda banka kredi arzını temerrüt riskinin artmasından dolayı kısıacaktır.

Birçok banka kredi yetkisinin şubeye ait olduğu durumda ekspertiz yöntemini kullanmaktadır. Bu yöntemin ise iki önemli problemi vardır. Problemlerden ilki tutarlılıktır. Sorun değişik tipteki müşterilerin değerlendirmede ele alınacak ortak özelliklerinin bilinmemesinden dolayı kaynaklanır. İkinci problem ise ele alınan faktörlerin hangi oranlarda ağırlıklandırılacağına tam olarak tespit edilmesinin zor olmasıdır. Bu zorlukların aşılması amacıyla nicel yöntemler kullanılmaya başlanmıştır.

2.2.2. Kredi skortlama modelleri:

Kredi skortlama modelleri borçluların gözlemlenebilen özellikleri hakkında bilgi edindikten sonra temerrüde düşme olasılıklarını hesaplamak ve borçluları olasılıklarına göre temerrüt gruplarına ayırmakta kullanılır. Bu yöntemle, temerrüt riskinin açıklanmasında hangi karakteristiklerin etkili olduğu nümerik değerlerle elde edildiği gibi bu karakteristiklerin ne derece etkili oldukları da elde edilir. Yapılan analizler sonucu iyi ve kötü kredi talepleri ayrıştırılır. Bu şekilde beklenen kredi kayıpları minimize edilmiş olunur. Bireysel krediler için kredi skortlama modellerinin ilgilendiği özellikler arasında gelir seviyesi, sahip olunan varlıklar, medeni hal ve öğrenim durumu olabilir. Kurumsal kredilerde ise kaldıraç oranı gibi finansal rasyolar önem kazanmaktadır. Kullanılacak bilgi tespit edildikten sonra istatistiki model oluşturulur ve borçlunun temerrüt olasılığı ve ait olduğu temerrüt riski grubu belirlenir. Kredi skortlama modelleri dört ana başlık altında toplanır: Lineer Olasılık Modeli, Logit Modeli, Probit Modeli ve Diskriminant Analizi Modeli (Altman, ve diğerleri, 1998).

2.2.2.1. Lineer olasılık modeli:

Lineer olasılık modelinde, şirketlerin ya da kredi başvurusu yapan bireylerin geçmiş verileri girdi olarak kullanılır ve krediyi geri ödeme durumları ile ilgili bir sonuca varılır. Geçmişte verilmiş olan krediler, temerrüde düşenler ($Y_i = 1$) ve geri dönen krediler ($Y_i = 0$) olarak iki gruba ayrılır. Sadece 0 ve 1 değerini alan Y bağımlı değişkeni ile geçmiş kredi verileri (X_{ij}) lineer regresyon yardımıyla ilişkilendirilir. Aşağıda formu verilen biçimde model tahmini yapılır.

$$Y_i = \sum b_j * X_{ij} + \text{hata} \quad (2.1)$$

Modelde b_j , j değişkenin geçmiş geri ödeme alışkanlığının tahmin edilen önem skorunu göstermektedir. Şirket kredileri açısından örnek verilirse, borçluların geri ödeme durumlarını etkileyen iki faktörün olduğu varsayalım: Kaldıraç Oranı (D/E) ve satışların toplam varlıklara oranı (S/A). Geçmişteki iyi ve kötü krediler dikkate alınarak, belirlenen iki faktöründe yardımıyla lineer olasılık modeli aşağıdaki şekilde tahmin edilebilir.

$$Y_i = 0,5 * (D / E_i) + 0,1 * (S / A_i) \quad (2.2)$$

Kredi talep eden müşterinin ilgili oranlarının $D / E = 0,3$ ve $S / A = 2$ şeklinde olduğu varsayılırsa, müşterinin beklenen temerrüt olasılığı denklem (2.3)'den hesaplanır (Saunders, 1999b). Elde edilen 0,35'in anlamı müşterinin temerrüt olasılığının %35 olduğudur.

$$Y_i = 0,5 * 0,3 + 0,1 * 2,0 = 0,35 \quad (2.3)$$

Lineer olasılık modeli borçlu hakkında bilgiler elde edilebildiği sürece kolaylıkla uygulanır ancak bu modelin en büyük eksikliği tahmin edilen temerrüde düşme olasılığının her zaman 0 ile 1 aralığında çıkmamasıdır.

2.2.2.2. Logit model

Temel mantığı lineer olasılık modeliyle aynı olan logit modeli istatistiksel yöntemler kullanarak temerrüde düşme olasılığının 0 ile 1 arasında olmasını sağlar. Bu model ilk defa ikili (binary) değişkenlerin sürekli değişkenlere bağımlılığını ölçmekte Cox tarafından kullanılmıştır. Bu modelle ilgili detaylı anlatım tezin ilerleyen bölümlerinde yer almaktadır.

2.2.2.3. Lineer diskriminant modelleri

Lineer diskriminant modeli kredi müşterilerini gözlemlenen özelliklerine göre düşük ve yüksek temerrüt riski sınıflarına ayırmak için kullanılan istatistiksel yöntemdir. Geçmiş 1930'lara dayanan yöntem skorlama alanında Edward Altman tarafından geliştirilen model ile geniş bir kullanım alanına sahip olmuştur. Lineer diskriminant analizi tüm bağımsız değişkenlerden, bağımlı değişkendeki çeşitliliği en iyi yansıtabilen tek bir bağımsız değişken üretir. Örnek olarak Altman'a ait olan borsada işlem gören imalat sanayi şirketleri için uygulanmış diskriminant analizi incelenebilir. Bağımlı değişken olan Y temerrüt riski sınıflandırmasının temel ölçüsüdür. Bu değişken, kredi müşterisinin geçmiş verilerinden elde edilen bağımsız değişkenlerin değerine ve bu değişkenlerin geçmişteki temerrüde düşme ve düşmeme durumlarına etkilerine göre ağırlıklandırılmış önemine bağlıdır.

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

X_1 = Net Çalışma Sermayesi / Toplam Varlıklar

X_2 = Dağıtılmamış Karlar / Toplam Varlıklar

X_3 = Faiz ve Vergi Öncesi Kar / Toplam Varlıklar

X_4 = Öz sermayeni Piyasa Değeri / Uzun Vadeli Borçlar Defter Değeri

X_5 = Satışlar / Toplam Varlıklar

Bağımlı değişken olan Y'nin değeri yükseldikçe firmanın temerrüde düşme olasılığı azalmaktadır. X değişkenlerine sayılar atayarak örnek verilirse; $X_1=0,2$, $X_2=0$, $X_3=-0,2$, $X_4=0,1$, $X_5=2,0$ alındığında $Y=1,64$ olarak elde edilir. $Y > 2,99$ düşük risk grubunu, $2,99 > Y > 1,81$ ortalama risk grubunu ve $1,81 > Y$ yüksek risk grubunu ifade ettiğinden ve elde edilen Y değeri 1,81'den düşük olduğundan dolayı firma yüksek temerrüt riski bölgesinde bulunmaktadır. Bu nedenle firma karlılığını arttırana kadar kredi verilmemeli kararı elde edilir.

2.2.2.4. Kredi skorlama modellerinin eksik yanları:

Kredi riskinin ölçülmesinde kredi skorlama modeli yoğun bir şekilde kullanılsa da bu sistemin de eksik yanları bulunmaktadır. İlk problem logit ya da diskriminant modeli uygulanırken kısa dönemde tahmin edilen ağırlıkların, b katsayılarının, sabit kalacağının varsayılmasıdır. Aynı şekilde bağımsız değişkenler (X_j) de sabit olduğu

kabul edilmektedir oysaki bunun herhangi bir ekonomik gerekçesi yoktur. Zaman içinde modelde yer almayan ve değişen finansal oranlar temerrüt riskinin açıklanmasında etkili olabilir. Ayrıca diskriminant ve logit model, (X_j) değişkenleri arasındaki korelasyon sayısını sıfır olduğu varsayımı üzerine kurulmuştur, bunun gerçek hayatta gerçekleşmesine imkan yoktur.

İkinci problem, kredi skortlama modelleri, borçlu davranışının uç noktalarıyla yani temerrüde düşme ya da düşmemesiyle ilgilidir. Oysaki temerrüdün de birçok skoru vardır, anaparanın ödenmemesi, faizin ödenmemesi ya da her ikisinin de ödenmemesi gibi. Bu sorunu ortadan kaldırmak için diskriminant modelinde kredi borçluları arasında daha fazla sınıflandırma yapılması gerekmektedir.

Üçüncü problem, bankaların veri setleri konusunda yaşanmaktadır. Özellikle kurumsal krediler açısından modelin uygulanmasında geçmiş temerrüt durumları hakkında veri setine ulaşım zorluğu bu modelin kullanımı önünde önemli bir engel olarak bulunmaktadır.

Son problem ise temerrüde düşme ya da düşmeme kararında önemli etken oluşturabilecek bazı değişkenlerin modele yansıtılamaması ve ihmal edilmesidir. Örneğin bireysel kredilerin skortlamasında bankanın bireyle olan geçmişe dayalı ilişkisi, borçlu hakkındaki izleniminin modele yansıtılması söz konusu değildir. Aynı şekilde makro ekonomik faktörler modellerde genelde göz önünde bulundurulmaz.

2.2.3. Yeni modeller:

Son yıllarda bankalar, kredi riskini ölçmek ve risk düzeyine uygun şekilde fiyatlama yaparak riske ayarlı getiri oranını en üst düzeye çıkarmak amacıyla yeni kredi riski modellerine yönelmişlerdir. Kurulan yeni modellerin de amacı bankanın kredi portföyünün ne kadarının geri dönmeyecek kredilerden oluştuğunu öngörüp, yeterli sermayeyi ayırmaktır. Bu şekilde kötü durum senaryoları karşısında banka ödeme güçlüğü çekmeyecektir.

2.2.3.1. Tarihsel temerrüt oranı yaklaşımı (Mortality rate derivation of credit risk)

Tarihsel temerrüt oranı yaklaşımı, kredi skortlama modelleri gibi geçmiş veri setini kullanarak tahminde bulunmaktadır. Bankalar benzer niteliklere sahip olan kredilerin

tarihsel temerrüt oranını hesaplayabilirler. Örnek olarak BB derecesine sahip krediler incelenebilir. Modelde öncelikle p_1 ve p_2 olmak üzere iki olasılık belirlenir.

p_1 : BB dereceli kredinin birinci yıl sonunda hala canlı olma olasılığı

$(1-p_1)$: Aynı kredinin marjinal temerrüt oranı

p_2 : Birinci yılda kredinin temerrüde düşmemesi durumunda ikinci yılda hala canlı olma olasılığı

$(1-p_2)$: İkinci yılın marjinal temerrüt oranıdır.

Marjinal temerrüt oranı (Marginal Mortality Rate-MMR) eğrisi aynı kredi notuna sahip kurumsal kredilerin tarihsel temerrüt oranı yardımıyla çizilir. MMR_1 ihraçlarının birinci yılında olan BB dereceli tahvillerin toplam temerrüde düşme miktarının ihraçlarının birinci yılında olan BB dereceli tahvillerin toplam tutarına oranı, MMR_2 ise ihraçlarının 2.yılında olan BB dereceli tahvillerin toplam temerrüde düşme miktarının ihraçlarının ikinci yılında olan BB dereceli tahvillerin toplam tutarına oranıdır.

Tarihsel Temerrüt yaklaşımına, kredi skorlama modelinde olduğu gibi bazı itirazlar vardır. Bunların da başlıca nedeni modelin geçmiş verilere ve tahmin yapılan döneme çok duyarlı olmasıdır. Ayrıca tahminler bir risk grubuna yapılan tahvil ihraçlarının sayısına da duyarlıdır.

2.2.3.2. Sermayenin risk ayarlı getirisi (RAROC)

Sermayenin Risk Ayarlı Getirisi (RAROC) piyasa verilerine dayalı bir modeldir. İlk olarak Bankers Trust tarafından kullanılmıştır. Günümüzde Avrupa ve Amerika’da birçok kurum bu sistemi adapte etmiştir.

RAROC modeli, bankanın krediden beklenen varlık getirisi yerine beklenen faiz ve ücretlerin kredi riskine oranını dikkate alır. Yani kredi gelirini kredi tutarına bölmek yerine, kredi riskini temsil eden bir göstergeye bölmenin doğru olduğunu savunur. Kredi onayı ise ancak elde edilen RAROC katsayısının fonlama maliyetine göre yeterince yüksek olduğu durumda verilir. Aksi takdirde, bankanın krediyi karlı hale getirecek ayarlamalar yapması gerekecektir.

$$RAROC = \text{Krediden elde edilen yıllık gelir} / \text{kredi riski}$$

$$\Delta L / L = -D_L * (\Delta R / (1 + R)) \Delta L \quad (2.5)$$

ΔL : Sermaye riski ya da kayıp miktarı

L: Risk miktarı ya da kredi büyüklüğü

$\Delta L / L$: Kredideki Değişim

D_L : Kredi Süresi

$(\Delta R / (1+R))$: Faiz oranı şokunun büyüklüğü

Aynı model kredi faiz oranı şoku büyüklüğü ile kredi kalitesinde yaşanacak şokla da kurulabilir. Kredi süresi ve miktarı kolayca hesaplanabilir ancak kredi riski priminde meydana gelebilecek maksimum değişimi hesaplamak için şirketlerin tahvillerinin işlem gördüğü tahvil piyasasına bakmak gerekmektedir. Öncelikle şirketin derecelendirme kuruluşları tarafından hesaplanan sınıflardan (AAA, AA, A, vb...) hangisine ait olduğu bulunur. En kötü durum senaryosunu göz önünde bulundurmak gerektiğinden bir önceki yıla göre risk primi en çok değişen tahvilin risk primi değişimi alınır.

$$\Delta R = \text{Max} [\Delta(R_i - R_G) > 0] \quad (2.6)$$

Örnek olarak AAA derecesine sahip olan borçlunun kredi riski değerlendirilebilir. Kredinin süresi 3 yıl, cari faiz oranı %10 ve kredi miktarı da 1 milyon USD olsun. Aynı kredi derecesine sahip tahvillerin bir önceki yıla göre risk primlerindeki maksimum değişim de % 1,1 olduğu varsayılın. Denkleme göre; sermayedeki kayıp miktarı 30.000USD olarak bulunur.

$$\begin{aligned} \Delta L &= -D_L * L * (\Delta R / (1+R)) \\ &= -3 * (1 \text{ milyon USD}) * (0,011 / 1,1) \\ &= -30.000 \text{ USD} \end{aligned}$$

Sonuç olarak, değeri 1 milyon USD olan kredinin kalitesindeki bir değişim kredinin piyasa değerinin 30.000 USD düşmesine sebep olacaktır. Kredi kararı alınmadan önce kredinin tahmin edilen riskiyle gelirlerinin kıyaslanması gerekmektedir. Hesaplanan RAROC katsayısı, bankanın içsel RAROC seviyesini aşıyor ise kredinin verilmesi kararı alınır, aksi takdirde RAROC katsayısının istenilen düzeye gelmesi için faizin ya da alınan ücretlerin artırılması gerekecektir.

2.2.3.3. Creditmetrics

CreditMetrics J.P Morgan tarafından 1997 yılında, “riske maruz değer” metodundan yola çıkarak, krediler gibi alım-satımı olmayan tahvillerin risklerinin ölçülmesi amacıyla geliştirilmiştir (JP Morgan, 1997). Genelde bir yıllık zaman aralığında, kredi portföy değerindeki değişime ilişkin geleceğe yönelik oluşabilecek dağılımın tahmin edilmesi temeline dayalıdır. Cevaplanmak istenen soru, gelecek yıl kötü durum senaryoları yaşanırsa kredilerden dolayı ne kadar zarara uğranılacağıdır.

Riske maruz değer

Riske maruz değer modelleri, bir varlığın belli bir zaman dilimi için, belirlenen güven aralığında, maksimum değer kaybını ölçmek için kullanılır. Günlük alım-satımı yapılan menkul kıymetin piyasa değeri (P) ve o piyasa değerinin standart sapması bilindiğinde, seçilen güven aralığında, o kıymetin riske maruz değeri hesaplanabilir. Seçilen menkul kıymetin bugünkü piyasa değeri (P) ve bu piyasa değerinin günlük standart sapması σ olsun. İstatistiksel olarak, gözlemlerin %68’i ortalamadan +1 ya da -1 standart sapma kadar, %95’i ise +2 ya da -2 standart sapma ve %98’i +2,33 ve -2,33 standart sapma uzaklıktadır. Risk yöneticisi, ortalama olarak 100 gün içinde kötü olacak bir günün riske maruz değeri ile ilgileniyor olsun. Ertesi günün kötü bir gün olma olasılığı istatistiksel olarak %1’dir. Sonuç olarak menkul kıymetin ertesi günkü değeri %1 ihtimalle $P+2,33\sigma$ ’ya yükselecek ya da $P-2,33\sigma$ ’ya düşecektir. Bu miktar %99 güven aralığında hesaplanan menkul kıymetin riske maruz değeridir.

Bu metodun alım-satımı yapılamayan kredilere uygulanmasında bazı engeller bulunmaktadır. Öncelikle kredileri cari değeri (P) direkt olarak gözlemlenemez, bu yüzden standart sapması da hesaplanamaz. Diğer yandan, riske maruz değerde varsayıldığı üzere, kredi değerlerinin de normal dağılıma sahip olduğunu varsaymak oldukça güçtür. Ancak mevcut verilerden kredi borçlusunun kredi notu, bu kredi skora notunun bir sonraki yıl değişme olasılığı, temerrüde düşen kredilerin geri ödenme oranları ve tahvil piyasalarındaki getiri gibi göstergeler kullanılarak kredinin ve kredi portföyünün riske maruz değeri hesaplanabilir.

Kredi skora notunun değişmesi

Örnek olarak beş yıl vadeli sabit faizli 100 milyon USD değerindeki kredinin, %6 yıllık faiz ile BB skora notlu bir kredi borçlusuna tahsis edildiği varsayalım.

S&P tahvil analistlerinin, 1 yıl boyunca bir kredi derecesinden diğerine geçmesine ait geçmiş 20 yıllık veriler temel alınarak hazırladıkları geçiş matrislerine göre, BB ratingli borçlunun bir sonraki yıl aynı rating düzeyinde kalması ihtimali %80,53'dür. Diğer yandan, borçlunun rating notunu yükseltmesi (BBB) ya da düşürmesi (B) de söz konusudur. Bir yıl içerisinde bir kredi derecesinden diğerine geçme olasılıkları aşağıdaki çizelgede verilmiştir. S&P's sistemine göre 7 tane rating kategorisi vardır, en yükseği AAA, en düşüğü ise CCC ve en son sırada, ise temerrüt durumu vardır (bkz. Çizelge 2.1).

Çizelge 2.1: 1 Yıl içerisinde bir kredinin derecesinin diğerine geçme olasılığı

Başlangıç Derecesi	Yılsonu Derecesi (%)								
		AAA	AA	A	BBB	BB	B	CCC	Temerrüt
	AAA	90,81	8,33	0,68	0,06	0,12	0,00	0,00	0,00
	AAA	0,70	90,65	7,79	0,64	0,60	0,14	0,02	0,00
	AAA	0,09	2,27	91,05	5,52	0,74	0,26	0,01	0,06
	BBB	0,02	0,33	5,95	86,93	5,30	1,17	1,12	0,18
	BB	0,03	0,14	0,67	7,73	80,53	8,84	1,00	1,06
	B	0,00	0,11	0,24	0,43	6,48	83,46	4,08	5,20
	CCC	0,22	0,00	0,22	1,30	2,38	11,24	64,85	19,79

Kaynak: Credit Week, Standart&Poor's

Kredinin değerlendirilmesi

Kredinin derecelendirme notunun değişmesi, kredinin beklenen getirisini dolayısı ile kredinin piyasa değerini etkileyecektir (Korkmaz, 2004). Kredi notunun düşmesi durumunda risk primi artacak kredinin banka açısından değeri düşecektir, kredi notunun yükselmesi durumunda ise tam tersi gerçekleşecektir. Ayrıca çapraz etkileşimden dolayı herhangi bir ödemesinde temerrüde düşen kişi teknik olarak bütün borç yükümlülüklerinde temerrüde düşmüş sayılacaktır.

Temerrüt için süreci, Markovian ve durağan kabul ederek, 1 yıllık geçiş matrisini n ile çarparsak n-yıllık geçiş matrisi üretilebilir. Moody's ve S&P's gibi derecelendirme şirketleri uzun dönemli toplam temerrüt oranlarını bu şekilde üretirler. Bu geçiş matrislerine göre BB dereceli bir kredinin bir yıl içerisinde temerrüde düşme olasılığı %1,06 iken, 2 yıl içerisinde temerrüde düşme olasılığı %3,48, 10 yıl içinde ise %17,73'tür (bkz.Çizelge 2.2).

Çizelge 2.2: Ortalama toplam temerrüt oranları(%)

Ortalama Toplam Temerrüt Oranları(%)								
Dönem	1	2	3	4	5	7	10	15
AAA	0,00	0,00	0,07	0,15	0,24	0,66	1,40	1,40
AA	0,00	0,02	0,12	0,25	0,43	0,89	1,29	1,48
A	0,60	0,16	0,27	0,44	0,67	1,12	2,17	3,00
BBB	0,18	0,44	0,72	1,27	1,78	2,99	4,34	4,70
BB	1,06	3,48	6,12	8,68	10,97	14,46	17,73	19,91
B	5,20	11,00	15,95	19,40	21,88	25,14	29,02	30,65
CCC	19,79	26,92	31,63	35,97	40,15	42,64	45,10	45,10

Kaynak: Credit Week, Standart&Poor's

Risk periyodu genellikle 1 yıldır. Bunun tamamen isteğe bağlı olmasına karşın muhasebe verilerine ulaşmadaki zorluklardan ötürü derelencedirme kuruluşları tarafından bir yıl zorunlu kılınmıştır.

Birinci yılın sonunda 100 milyon USD, beş yıllık ve %6 sabit faizle tahsis edilmiş olan kredinin bugünkü değeri aşağıdaki denklemde gösterildiği şekilde hesaplanabilir.

$$P = 6 + 6 / (1 + r_1 + s_1) + 6 / (1 + r_2 + s_2)^2 + 6 / (1 + r_3 + s_3)^3 + 106 / (1 + r_4 + s_4)^4$$

Burada r_i devlet tahvilinin i. yıl sonrası taşıdığı risksiz oranı, s_i ise belirli bir skorum grubuna dahil kredinin i. yıl için risk primlerini göstermektedir. Kredi borçlusunun kredi notunun, kredinin değerlendirilmesi sonucu, BB'den BBB'ye yükseldiği varsayıldığında, kredinin bugünkü değeri çizelge2.3'deki değerler yardımı ile aşağıdaki şekilde hesaplanır.

$$P = 6 + 6 / (1,041) + 6 / (1,0467)^2 + 6 / (1,0525)^3 + 106 / (1,0563)^4 = 107,53$$

Çizelge 2.3: Kredi dereceleri için 1 yıllık forward iskonto eğrileri

Ortalama Toplam Temerrüt				
Kategori	Yıl 1	Yıl 2	Yıl 3	Yıl 4
AAA	3,60	4,17	4,73	5,12
AA	3,65	4,22	4,78	5,17
A	3,72	4,32	4,93	5,32
BBB	4,10	4,67	5,25	5,63
BB	5,55	6,02	6,78	7,27
B	6,05	7,02	8,03	8,52
CCC	15,05	15,02	14,03	13,52

Kaynak: J.P.Morgan

Birinci yılın sonunda, kredi notu BB'den BBB'ye yükseltilen kredi borçlusunun 100 milyon USD değerli kredisinin yeni değeri 107,53 milyon USD olacaktır. Bu değer bankanın tahsil ettiği 6 milyon USD dâhil olmak üzere, birinci yılsonunda bu kredinin piyasada satıldığında teorik piyasa değeridir. Bu analiz her bir risk derecesi için aynı hesaplamalarla hesaplandığında BBB bonolarının bir yıllık yeni değerleri elde edilir. Kredi notunun değişmesi halinde gelecek yılki muhtemel piyasa değerleri maksimum 109,35 ile minimum 51,11 arasında değişecektir (bkz. Çizelge 2.4). Burada verilen minimum tutar, kredinin temerrüde düşmesi durumunda kredinin banka tarafından tahsil edileceği tutardır.

Çizelge 2.4: BB notlu kredi için riske maruz değer hesaplaması

Skorlama	Değişme Olasılığı	Kredinin Yeni Değeri	Olasılıkla Ağırlıklandırılmış Değer	Kredinin Ortalamadan Farkı	Olasılıkla Ağırlıklandırılmış Farkın karesi
AAA	0,03	109,35	0,03	7,96	0,0190
AAA	0,14	109,17	0,15	7,78	0,0847
AAA	0,67	108,64	0,72	7,25	0,3522
BBB	7,73	107,53	8,31	6,14	29,142
BB	80,53	102,00	82,14	0,61	0,2997
B	8,84	98,08	8,67	-3,31	0,9685
CCC	1,00	83,62	0,83	-17,77	31,577
D-Temerrüt	1,06	51,11	0,54	-50,28	267,976
	Ortalama=	101,39		Varyans=	34,59

Riske maruz değer hesabı

BB dereceli kredinin derece değişimi sonucu ortaya çıkan piyasa değerinin olasılık dağılımının simetrik olmadığı yani normal dağılıma sahip olmadığı elde edilen değerlerden dolayı söylenebilir. Bu yüzden Creditmetrics iki farklı yöntemle hesaplanır. İlki kredinin normal dağıldığı varsayımı diğeri ise kredi değerinin gerçek dağıldığı varsayımına dayanır.

Riske maruz değer hesaplanmasında ilk aşama, kredinin birinci yılsonunda alacağı ortalama değer hesaplanmasıdır. Yapılan hesaplamalar sonucu kredilerin ortalama değeri 101,39 milyon USD olarak bulunmuştur. Banka ise kredinin değişkenliğiyle yani olası kayıpla ilgilenir. Kötü yıl istatistiksel olarak yirmi yılda bir gelecekse %5 riske maruz değer ya da yüzyılda bir gelecekse %1 riske maruz değer şeklinde tanımlanır.

Kredi değerlerinin normal dağıldığı varsayarak, kredi değerinin ortalaması 101,39 milyon USD, varyansı 34,59 milyon USD ve standart sapması 5,88 milyon USD

olarak bulunmuştur. Bu durumda kredi değeri için %5 riske maruz değer 9,702 milyon USD ve %1 riske maruz değer ise 13,700 milyon USD olacaktır. Ancak bu şekilde yapılan tahmin ile (kredi değeri olasılık dağılımı normal olmadığından) riske maruz değer olması gerekenden daha düşük tahmin edilmektedir.

Aynı hesaplama gerçek olasılık dağılımı kullanılarak yapıldığında kredinin değerinin 98,08 milyon USD ve altına inme olasılığı 10,90'dır ve bu oran %5 riske maruz değer hesaplanmasında kullanılabilir ve bu durumdaki riske maruz değer 3,31 milyon USD'dir. Aynı şekilde kredinin değerinin 83,62 milyon USD ve altına inme olasılığı 2,06'dır. Bu oran %1 riske maruz değer hesaplanmasında kullanıldığında elde edilen değer 17,77 milyon USD'dir (bkz. Çizelge 2.5).

Çizelge 2.5: Normal ve gerçek dağılımla riske maruz değer hesaplaması

Standart Sapma = 5,88				
Normal Dağılım Varsayımı:	%5VAR=	$1,65 \cdot \sigma$	=9,702	USD
	%1VAR=	$2,33 \cdot \sigma$	=13,7004	USD
Gerçek Dağılım:	%5VAR=	101,39-98,08	=3,31	USD
	%1VAR=	101,39-83,62	=17,77	USD

3.KREDİ SKORLAMA MODELİ

3.1. Kredi Skorlamanın Genel Tanımı

Kredi skorlama başvuru sahibinin kredibilitesinin istatistiksel yöntemler kullanılarak ölçülmesi yöntemidir. Kredi skorlamada amaç bir kredi başvurusunda, müşterinin krediyi geri ödeyememe olasılığının hesaplanmasıdır. Bugün kredi riski yönetiminin en önemli enstrümanlarından biri olan kredi skorlama, başvuru sahibinin verilerini istatistiksel yöntemlerle analiz ederek gelecekte nasıl bir ödeme performansı sergileyeceğini tahmin etmeye yarayan yöntemdir (Lawrence and Solomon, 2002). Bu yöntem ile yüksek riskli müşterilere kredi vermeyi reddetmek finansal kurumun olası zararını azaltacak, düşük riskli müşterilere kredi vermek karını artıracak aynı zamanda müşterilerin ödeyemeyeceği kredileri almasını bir bakıma engelleyecektir. Kredi skorlaması sonucu, başvuruya dair bir skor elde edilir. Bu skor başvuru sahibinin başvuru formunda belirttiği bilgiler doğrultusunda katsayılar ile ağırlıklandırılmış modelden elde edilir. Bu model kredi kayıplarını bireysel başvuru seviyesinde öngörmeyi sağlamaktadır.

Geleneksel kredi değerlendirme yönteminde, kredi kararı bir değerlendirme uzmanının kredi ile ilgili parametrelere olumlu ya da olumsuz görüşünü verdikten sonra genel toplama bakılarak verilirken, kredi skorlamada her kritere belli bir skor verilerek bunu sonuncunda daha kesin istatistiksel bir skor hesaplanır (Saunders, 1999b). Yeni başvuruya kredi verilmesi kararı başvuru skorlama adı altında incelenirken, mevcut müşterinin ileriye dönük davranışlarının takibi, limit artırım talepleri davranışsal skorlama adı altında incelenir. Her iki yöntem de, benzer özelliklere sahip ve geçmişte benzer performans sergilemiş tüketicilerin iyi ve kötü olarak ayrılan performansları baz alınarak analiz yapıp ve benzer özelliklere sahip yeni başvuruların da aynı performansı sergileyeceği yaklaşımı altında kararlar oluşturulur. Geçmiş verilerin istatistiksel olarak anlamlı olması ise modelin tahmin gücü açısından oldukça önemlidir. Geçmişe ait benzer özelliğe sahip yeterli veri yoksa skorlamanın tahmin başarısı düşmektedir.

Skorlama yöntemi, tüketicinin krediyi ödeyip ödeyemeyeceğini tahmin ederken neden belli bir davranışı göstereceğini açıklamakla ilgilenmez. Skorlamadaki bir diğer kabul ise tüketicinin bulunduğu çevrenin, tüketicinin talep ettiği kredinin sorunlu hale gelip gelmemesini öngörmeye yardımcı olmasıdır (Thomas ve diğerleri, 2002). Tüketicinin ödeme performansını etkileyen tüm özellikleri tahmin modelinde kullanılmaktadır. Ancak bir özellik istatistiki olarak anlamlı değil ise modele katılmaz. Bir diğer nokta istatistiki olarak anlamlı olabilecek bazı verilerin, kullanımı skorlamanın yapıldığı ülkenin yasalarınca yasaklanmış olduğundan dolayı, kullanılamamasıdır. Örneğin ABD’de din, ırk, cinsiyet gibi karakteristiklerin skorlamada kullanılması ayrımcılık yapılabileceği gerekçesi ile yasaklanmıştır.

3.2. Kredi Skorlamanın Tarihsel Gelişimi ve Finans Sektöründeki Rolü

Kurumların müşterilerle ilgili gizlilik ilkesi, değişen ve gelişen teknoloji koşulları, müşterilerin artan hizmet beklentileri ve gerekse kurumların riski kontrol altında tutmak istemeleri aynı zamanda artan rekabet koşullarına ayak uydurmak zorunda olmaları, kredi veren kuruluşları daha hızlı ve daha doğru kredi vermelerini sağlayacak arayışlara itmiştir.

Kredi vermenin geçmişinin 5000 yıla dayanmasına karşın kredi skorlamanın geçmişi son 50-60 yıla dayanmaktadır. 1941 yılında Durand, topluluk içindeki grupların ayrıştırılmasında aynı karakteristik değişkenlerin ayrıştırıcı etkiye sahip olduğundan yola çıkarak iyi ve kötü kredilerin belirlenebileceğini ortaya koymuştur. Yaptığı bu çalışma Amerikan Ekonomik Araştırmalar Bürosu için yapılan bir projede kullanılmıştır (Thomas ve diğerleri, 2002).

Kredi riskinin yönetiminde asıl sorunlar İkinci Dünya Savaşı’nın başlamasıyla ortaya çıkmıştır. Finans kuruluşlarının kredi uzmanlarının askere gitmesi bu konuda uzman sıkıntısının yaşanmasına neden olmuş bunun sonucunda, kredi kuruluşları ve posta ile satış yapan şirketler, analistlerden kredi kararlarını hangi kriterlere göre verdiklerini yazmalarını istemişlerdir. Bunun üzerine Spiegel Firmasının yöneticisi Henry Wells, istatistiksel yöntemlere dayanan kredi skorlama sistemini oluşturmuştur. Bu uygulamada, kredilere daha önceden belirlenen karakteristiklere dayanarak puan verilmesi esas alınmış fakat karakteristikler arasındaki ilişkiler gözlemlenmemiştir (Fabozzi, 1999).

1950’lerde San Fransisco’da Bill Fair ve Earl Isaac tarafından bu konudaki ilk danışmanlık şirketi kurulmuştur. Bu şirket finans kuruluşlarına, perakendecilere ve posta ile satış yapan şirketlere danışmanlık hizmeti vermiştir (Fabozzi, 1999). 1960’larda kredi kartlarının da ekonomiye dahil olması, kredi sektöründe gelişmeler sonucunda gün geçtikçe gelen kredi başvurularının artması, bu başvuruların insan gücüyle uygulanabilirliğinin oldukça zor olması ve bilgisayar teknolojisindeki gelişmeler kredi skorlamanın çok iyi bir tahmin edici ve karar verme aracı olarak görülmesini sağlamıştır. 1970’lerde Visa ve Master rekabet koşullarından dolayı kredi kartlarını ücretsiz hale getirmişlerdir. Kredi kartı başvurusunun fazla olması ve kredi riskinin geleneksel yöntemde deneyimlere dayalı olan ekspertiz modeliyle yapılması sonuçların güvenilirliği konusunda sorunlara yol açmıştır. Aynı zamanda hem kredi tahsis edenler hem de kredi başvurusu yapanlar açısından değerlendirmenin makul sürede gerçekleşmesi isteği kredi kuruluşlarını kredi skorlamaya teşvik etmiştir (Lewis, 1992). 1980’e gelindiğinde bu sistem kredi kartı tahsisinde tam olarak kullanılmaya başlanmıştır hatta bireysel krediler ve küçük çaptaki işletmelere verilen kredilerin değerlendirilmesinde de bu sistem esas alınarak karar verilmeye başlanmıştır. 1975’de Amerika’da çıkarılan Eşit Kredi Fırsatları Kanunu (Equal Credit Oppurtunity Acts) ile birlikte kredi skorlama güvenli ve ampirik olarak üretilmiş yasal bir teknik olmuştur (Thomas, Edelman and Crook, 2002).

“Ülkemizde ise kredi skorlama özellikle bankacılık sektöründe kullanım alanı bulmaktadır. Hızla tüketim ekonomisi çizgisine kayan ekonomimizde bankalarında “kumbara” ile simgelenen yaklaşım yerine taşıt kredileriyle, konut kredileriyle ve kredi kartlarıyla bireysel tüketimi özendiren bir modaya ayak uydurduğu gözlenmektedir” (Esener, 1999). Klasik bankacılık anlayışı ürün bazlı karlılığa dayanırken günümüz bankacılığı müşteri bazlı karlılığa dayanmaktadır. Amaç müşterilerin borç ödemelerini minimize etmek yerine bu müşterilerden daha fazla nasıl gelir elde edileceği temeli üstüne kurulmuştur. Bunun sonucunda müşterilere sınırsız sayıda hizmet sunmak ve taleplere doğru ve hızlı cevap vermek için profesyonel uygulamalara gidilmiştir. Günümüzde bazı bankalar “dışsal skorlama” yı yani kredi skorlama kuruluşlarının hazırladıkları skorkartları kullanırken bazıları ise “içsel skorlama” olarak adlandırılan kendi bünyelerindeki risk yönetimi birimlerinin

hazırladıkları skorkartları kullanmaktadırlar. Aynı şekilde ilgili firmalardan sistemlerin güncellenmesinde danışmanlık hizmeti de alınmaktadır.

3.3. Kredi Skorlama Yönteminin Diğer Yöntemlere Göre Üstünlükleri

Her geçen gün artan kredi talepleri beraberinde değerlendirmeyi yapacak işgücünün istihdam sorununu da getirmektedir. İnsan algısının zamana, iş yoğunluğuna, çalışılan ortama göre kişiden kişiye değişmesi kredi kararlarında tutarsızlığa yol açmaktadır. Kredi skorlama, kredi değerlendirme sürecinde subjektifliği ortadan kaldırmakta objektifliği sağlamaktadır. Kredi skorlama yöntemi ile kredi karar yetkisinin şubelerde olduğu durumlarda merkezin politikalarını uygulamasında etkinlik kayıplarını önlemekte ve değişik noktalardan değişik sayılardaki başvurular, kim tarafından alınırsa alınsın tek bir karar modeline tabi tutulmakta bu şekilde bireyler arasında eşitlik sağlanmaktadır. Kredi politikalarında yapılacak değişikliklerle şube ve merkezdeki çok sayıda personeli detaylı bir eğitime tutmaya gerek kalmaksızın yalnızca skorlama sisteminde değişikliklere gidilerek yeni politikaların adaptasyon süreci kısaltılmaktadır (Lewis, 1992).

Geleneksel yöntemde çeşitli meslek gruplarına ya da yaş gruplarına kredi verilmez gibi önyargılar vardır ve bu başvurulara olumsuz yanıt verilir. Oysa kredi skorlamada, temerrüde düşme olasılığı yüksek kabul edilen gruplara bile diğer karakteristiklerin değerlendirilmesi sonucu kredi tahsisi mümkündür. Geleneksel yöntemle kıyasla kredi skorlamada daha fazla karakteristik göz önünde bulundurulup kredi kararına etkide bulunur (Mays, 2004).

Kredi skorlama sayesinde başvuru başına harcanan zaman azalmaktadır. Başvuru verileri önceden bilgisayara yüklenmiş derece algoritmaları sonucu değerlendirilmekte kısa sürede analiz edilip karar verilmektedir. Çok sayıda başvurunun kısa sürede değerlendirilmesi ise daha fazla başvuru çekmekte ve kabul sayılarının mutlak değer olarak da artması müşteri memnuniyetini beraberinde getirmektedir. Banka açısından bakıldığında, eğer içsel skorlama uygulanmaya başlanmadıysa ve dışarıdan destek anlıyorsa skorlama için ilk başta ödenen maliyet yıllara dağıtıldığında, bankanın bir yılda topladığı yüz binlerce kredi talebinin tahsisi, takibi ve diğer destek prosesleri için gerek duyulan personele ödenen tutardan daha düşük kalmaktadır (Mays, 2004).

Hem geleneksel yöntem hem de kredi skorlama tek başına sorunlu krediyi önleyemez. Yapılan değerlendirme sonucu yüksek skor elde eden müşterinin daha sonra ciddi bir hastalığa yakalanması, doğal afette hayatını kaybetmesi ya da işini bir anda kriz sonucu kaybetmesi bu metotlarla öngörülemmez. Fakat yapılan çalışmalar sonucu kredi skorlamanın geleneksel yönteme göre sorunlu kredi oranını azaltmada daha etkili olduğu görülmüştür. Öte yandan kredi tahsisinin ardından kullanılan davranışsal skorlama, kredi takibinde birçok kolaylık sunmaktadır. Bu yöntemle müşteri önceden belirlenen aksiyonları beklemeden alma şansını yakalayacaktır. Örneğin kişi temerrüde düşmüşse ya da limit aşımında ise müşterinin hesaplanmış risk profiline göre limit artışı yapılmakta ya da limit aşımının giderilmesi sağlanmaktadır.

Yaşanan rekabet ortamı, bankaları klasik dağıtım kanalları dışına çıkararak alternatif dağıtım kanallarına yöneltmektedir. Her kurum müşterinin olduğu yerde kredi sunarak müşterileri çekmek istemektedir. Bu durumda hızlı ve yaygın kredi sürecine yol açmaktadır. Bankalar ve kuruluşlar bu prosesi kredi skorlama sisteminin elektronik ve hızlı başvuru işleme ve iş akışı entegrasyonu ile sağlamaktadır. Kredi skorlama müşterilere özel imkanlar geliştirmeye de imkan vermektedir. Örneğin yapılan skorlama sonucu yüksek derece elde etmiş bir müşteriye düşük risk priminden dolayı daha düşük kredi faizi teklif edilebilmektedir.

3.4. Karşılaşılan Zorluklar ve Eleştiriler

Kredi riskinin ölçülmesine yönelik kredi skorlama modelinin geliştirilmesi sırasında karşılaşılan en önemli sorun, sektör genelinde yaşanan güvenilir veri tabanının eksikliğidir. Kredi skorlamada kullanılacak karakteristikler bankaların geçmiş dönem müşteri verilerinden yola çıkılarak belirlenmektedir. Özellikle geçmiş dönemde temerrüde düşmüş kredi müşterileri ile ilgili veri tabanı istenilen şekilde veya analize uygun olarak saklanmadığından yeterli değildir. Bu konuda düzenleyici otoritenin özellikle Basel'in belirlediği standartlar sonucunda bankalar gerekli veri tabanı ve buna ilişkin standartları sistemlerinde oluşturmaya başlamışlardır. Bu sistem kredi riskine yönelik istatistiksel modellerin sağlıklı şekilde oluşturulmasına olanak sağlayacaktır.

Risk yönetimi amacı ile kullanılan modellerin oldukça ileri düzeyde teknik altyapıya sahip olmaları nedeni ile detaylı analizlerin yapılması için teknolojik altyapının da

geliştirilmesi gerekmektedir. Fakat ilk tesis maliyeti, yatırım planlarının ertelenmesine yol açacağı nedeni ile, skorlamayı benimsemiş kuruluşlar açısından olumsuz bir faktör olarak dikkate alınmaktadır. Hiçbir ön hazırlık yapmamış firmaların skorlamayı etkin olarak sisteme dahil etmesi bir yılı bulabilmektedir. Otomasyon sağlanacaksa elektronik başvuru sisteminin geliştirilmesi, kredi kültürünün ve müşteri portföyünün gözden geçirilmesi, içsel skorlama yapılacaksa bu konuda çalışacak personelin belirlenmesi ya da dışarıdan destek alınacaksa firma seçimi, kontrat süreci, test süreci vakit alan aşamalardır. Bu adımların sistematik bir şekilde yürütülmesi sonucu geçiş süreci altı aya kadar inebilmektedir. Fakat kredi değerlendirme prosesini kredi skorlamaya emanet etmeden önce belli bir süre geleneksel yöntemle kredi skorlama yöntemi karşılaştırmalı olarak beraber yürütülmelidir. Başlangıç maliyeti olarak firmaya büyük maliyetler yükleyeceği düşünülse de bu sistem firmaya kredi tahsisi, sorunlu kredilerin azaltımı ve yaygın satışın sunduğu fırsatlarla getirisi oldukça yüksek bir yatırım olarak geri dönecektir.

Kredi skorlamada karşılaşılan bir diğer direnç noktası ise eskiden beri alışık oldukları sistem çerçevesinde kredi onay sürecisini sürdüren kredi yetkililerinin bu metodu terk etmelerinin kolay olmamasıdır. Her değerlendirmeci geleneksel yöntemle yaptığı değerlendirmenin doğru olduğuna inanır. Bu durum da kredi risklerinin sistematik bir biçimde kontrolünü engeller. Öte yandan bu sistem bankaların şube ve genel müdürlüklerindeki birçok kişinin inisiyatiflerini ortadan kaldırır. Bu durum da skorlamaya karşı bir direnç oluşturur. Bu engel ancak skorlamanın iyi kavranmasıyla ortadan kalkar. Skorlama sayesinde üst yönetim ile çalışanlar arasında daha objektif ve anlaşılır iletişim sağlanır. Aynı iletişim çözümü müşteri ile banka arasında da sağlanır; geleneksel yöntemde kredi talebi reddedilen bir müşteriye tamamen hissiyata dayalı bir açıklama yapılırken, skorlama sayesinde başvuruda alınan skor neden olarak gösterilebilir (Mays, 2004). Geleneksel yöntemde müşterinin belli başlı özellikleri ele alınırken, skorlama yönteminde sayısız alanda veri kullanılmaktadır. Skorlamaya karşı oluşturulan direnç bu yöntemin sağladığı avantajların daha iyi anlaşılmasıyla aşılabilecektir.

3.5. Kredi Skorlama Sistemi (Skorkart) ve Aşamaları

3.5.1. Skorkart

Skorkart, kredi skorlama modelinin uygulama tablosudur. Bankanın ilgili portföyüne ait eski müşterilerin istatistiki bilgilerinden yola çıkarak yeni müşterilerin riskleri hesaplanır. Örneğin baz alınan skorkartta belli bir karakteristiğe ait nitelemenin diğer nitelemelere göre daha yüksek skor almasının sebebi bu gruptaki eski müşterilerin daha iyi bir ödeme performansı sergilemiş olmalarıdır. Uygulamalarda genellikle 8-15 arası karakteristiğin kullanıldığı görülür (Mays, 2004). Kullanılacak karakteristik sayısı skorkartın etkinliğinin azaltmayacak aynı zamanda müşterilerin de sorularla sıkılmasına neden olmayacak şekilde belirlenir. Piyasada kullanılan skorkartlar veri kaynaklarına ve kullanım amaçlarına göre sınıflandırılır.

3.5.1.1. Veri kaynaklarına göre skorkart çeşitleri

Skorkartlar, skorkartı kullanacak olan firmanın verileriyle hazırlanıyorsa bunlara “firmaya özel (customized)” skorkartlar, kredi veren kurumun verilerini içermeyip kredi bürolarından elde edilen verilerle hazırlanıyorsa “genel amaçlı(generic)” skorkartlar olarak adlandırılır. Belli başlı genel amaçlı skorkartlar, geliştiren firmalar ve kullanım alanları ekler bölümünde yer alan çizelgede yer almaktadır.

Genel amaçlı ve firmaya özel skorkartlar karşılaştırıldığında firmaya özeller kendilerine özgü portföy verileri kullanıldığından daha doğru sonuç vermektedir. Fakat kredi veren kurumun elinde yeterli sayıda geriye dönük veri olmadığında Kredi Kayıt Bürosunun verilerini kullanması gerektiğinde genel amaçlı skorkartlar tercih edilir. Firmanın elinde çeşitli nedenlerden dolayı yeterli veri seti olmayabilir. Örneğin firma geriye dönük verilerini saklayacak yeterli veritabanına sahip olmayabilir. Bazı durumlarda da firmanın yeterli veritabanına sahip olmasına karşın ürün bazlı skorkartın yorumlayacağı ürünün piyasaya yeni sunulmasından dolayı geriye dönük verilerinin olmaması genel amaçlı skorkartların tercih edilmesine neden olur (Lawrence ve Solomon, 2002). Bu durumda firma bu ürünle ilgili olarak veri toplamaya başlayacak ve belli bir süre geçtikten sonra sakladığı verileri firmaya özel skorkartta kullanabilecektir.

Firmaya özel skorkartlar maliyet ve zaman açısından da genel amaçlılardan ayrılır. Genel amaçlı skorkartlar hazırdır ve belli değişimler sonrasında firmanın portföyüne uyarlanır. Firmaya özgü skorkartlarda ise kurum verilerinin detaylı bir analize

sokulup, skorkartın bölümleriyle ilgili birçok kararın firma tarafından verilmesi gerekmektedir. Bu skorkartlarda yaşanan iş yükü maliyeti de beraberinde getirmektedir.

3.5.1.2. Kullanım alanlarına göre skorkart çeşitleri

Kullanım amaçlarına göre başlıca iki farklı skorkart modeli bulunmaktadır.

1. Başvuru (application) skorkartı
2. Performans (behavioral) skorkartı

Başvuru skorkartı yeni başvurular için kullanılan, sonucunda başvuru skoru elde edilen skorkarttır. Bu skorkart oluşturulurken müşterilerin başvuru formundan alınan bilgileri ile Kredi Kayıt Bürosundan alınan bilgileri kullanılmaktadır. Kredi Kayıt Bürosu'nda başvuru sahipleriyle ilgili kötü kayıtlar, temerrüde düşmüş krediler, müşterinin başka kurumlardan kullandığı krediler gibi veriler yer almaktadır

Performans skorkartı başvuru skorkartından yeterli skoru elde edip kredi kullanan müşterinin gelecekte nasıl hareket edeceğini öngörmede kullanılır. Müşterinin ödeme performansı, limit kullanımı, kurumla çalışma süresi, kullandığı diğer ürünler gibi karakteristikleri skorlanır. Genel tanım olarak bankanın yeni müşterilere verdiği skor başvuru skoru, eski müşterilere verdiği skor ise performans skorudur. Başvuru skoru statiktir yani müşteri sadece bir kez değerlendirilirken hesaplanır, performans skoru ise dinamiktir yani her ay güncellenir (Thomas ve diğerleri, 2002).

3.5.2. Skor kavramı

Skor, skorkartla değerlendirilen müşterinin nitelemelerinin skorlama algoritmasından geçtikten sonra elde ettiği sayısal değerdir. Eşik skoru (cut-off) ise altında kalan başvuruların reddedildiği üstündeki başvuruların ise kabule gönderildiği skorkart oluşturulduktan sonra belirlenen skordur. Müşteri hakkında alınacak aksiyona bu skordan hareketle karar verilir. Eğer elde edilen skor eşik skorundan yukarıda ise kredi talebi onaylanır.

3.5.3. Karar ezme

Bankaların kredi politikaları doğrultusunda çeşitli sebeplerle kredi kararları her zaman alınan skor dikkate alınarak verilmez. Sistemin verdiği skoru manuel olarak yapılan incelemeler sonucunda değiştirmeye “karar ezme (override)” denir. İki çeşit karar ezme bulunmaktadır.

Yüksek karar ezme (High-side override), skarlama sonucu kabul kararı verilmiş bir kredi talebinin değerdendirilmeler sonucunda reddedilmesidir. Düşük karar ezme (Low-side override) ise skarlama sonucu eşik skoru geçemeyen kredi başvurularının kredi yetkilisinin subjektif değerdendirmesi sonucunda onaylanmasıdır (Lawrence ve Solomon, 2002).

Karar ezmeye çeşitli sebeplerden dolayı ihtiyaç duyulmaktadır. Bunlardan ilki müşteri itirazlarıdır. Kredi Kayıt Bürosunda bulunan kötü kayıtlar kredi kararını önemli ölçüde etkilemektedir. Büro verilerinde yanlışlık olması, verilerin güncellenmemesi ya da başvuru girişini yapan sorumlunun yanlış veri girmesi müşteri itirazını haklı çıkartmaktadır.

Diğer bir gerekçe ise müşteri ile banka arasındaki olumlu ilişki ve bunun gibi güncel diğer bilgiler doğrultusunda bankanın bu müşteriye kaçırarak istememesidir. Bu doğrultuda manuel değerdendirmeye izin vermek amacıyla bankalar eşik skoru etrafında “gri alan” olarak adlandırılan bir tampon bölge oluştururlar. Aldıkları skor sonucunda bu bölgeye düşen müşteriler otomatik ret ya da kabul yerine manuel olarak değerdendirilmeye tabi tutulur. Gri alan değerdendirilmesi teminatlı krediler ve yüksek tutarlı krediler için tercih edilen bir yöntemdir.

Skorlamanın hızlı ve objektif olması açısından yargısal değerdendirmenin nadiren yaşanması tercih edilir. Eğer karar ezme yapılmışsa, bu kredilerin de ayrı olarak takip edilmesi ve saklanması sistemin işleyişi açısından önemlidir (Thomas ve diğerleri, 2002).

3.5.5. Veri

Kredi skarlama sisteminin hammaddesi veridir. Kredi skarlamasını yapabilmek için bankalar eğer kendi müşterisi ise, kendi veritabanında ödeme performansı değerdendirmesi yaparak, TCMB negatif kayıtlar veritabanında sorgulama yaparak, müşteri beyanına dayalı başvuru skoru üreterek, kurumun kendi istihbarat kaynaklarını kullanarak ve Kredi Kayıt Bürosunun verilerinden yararlanarak risk değerdendirmesini yapar (bkz.Çizelge 3.1).

Çizelge 3.1: Skorkart için gerekli veriler

İhtiyaç Duyulan Veri	Veri Kaynağı
İsim, doğum tarihi, vergi kimlik no, adresler, telefon, başvuru kaynağı, sosyo-demografik bilgiler, sahip olunan mal varlığı, referanslar	Başvuru Formu
Müşterinin negatif kayıtları	TCMB Risk Santralizasyon Merkezi
Varolan müşterinin ödeme performansına dayalı geçmiş veriler	Bankanın kendi veritabanı
Açık kredi hesapları, ödeme performansları, müşterinin taşıdığı kefalet riski, kefillerin kredi riski hakkında bilgiler	Kredi Kayıt Bürosu

Kaynak: Thomas ve diğerleri, Credit scoring and its applications, 2002, p.14

3.5.5. Veri altyapısı ve otomasyon

Kredi skorlamasında kullanılan başvuru bilgilerinin düzenli olarak saklanması ve başvurusu onaylanan müşterilerin bu bilgilerden yola çıkılarak performans değerlendirmesi yapılması gerekmektedir. Bu şekilde başvuru bilgilerine sahip olunan müşterinin bilgilerinden yola çıkılarak kişiye uygun ürünler çapraz satışla pazarlanabilmektedir. Kağıt üzerindeki bilgilerin dijital ortama girilmesi ve çeşitli adımlardan geçmesi için başvuru işleme sistemine gerek duyulmaktadır. Başvuruların sisteme manuel olarak girilmesi büyük bir iş yükü doğurduğundan genellikle anlık kredi kararları ve sayıca az olan taksitli kredi girişleri şubeden yapılır iken, kredi kartı gibi değerlendirme süreci uzun olan kredi başvurularının sisteme girişi merkez tarafından yapılmaktadır.

3.5.6. Başvuru formu

Başvuru formunda sorulan soruların (karakteristikler) skorlamanın ana maddesi olduğu düşünülürse seçilen soruların net ve temerrütle ilişkili olmasına dikkat edilmelidir. Cevaplar (nitelemeler) belirlenirken mümkün olduğu ölçüde şıkların çoğaltılması etkinlik açısından önemlidir.

Skorlama sırasında 120-150 arasında soru sorulmakta bunlardan 8-15 arası skorlamaya temel teşkil etmektedir. Ülkemizde olmamasına rağmen çeşitli ülkelerde cinsiyet, ırk, din gibi özellikli soruların sorulması yasal düzenlemelere aykırı olduğu gerekçesiyle yasaklanmıştır. Kredi başvurusu değerlendirmesi belli bir kesime ve

hatta o kesimin belli bir alt grubuna ait bir ürün için yapılıyor ise genel başvuru formu yerine özel bir başvuru formu hazırlamak nitelermelerin doğru tespiti açısından avantaj sağlamaktadır (Mays, 2004).

3.5.7. Odds kavramı

Olasılık, bir olayın gerçekleşme ya da gerçekleşmeme ihtimalidir. Skoring sisteminin önemli bir kavramı da odds kavramıdır. Olasılıktan farklı olarak odds bir olayın gerçekleşme olasılığının gerçekleşmeme olasılığına oranıdır.

Odds kavramı formül olarak gösterimi aşağıdaki şekildedir.

p : Olayın gerçekleşme olasılığı

$1-p$: Olayın gerçekleşmeme olasılığı

$Odds = p / (1-p)$

Oransal olarak bakıldığında odds değeri her zaman olasılıktan büyük olacaktır. Skoringde odds değeri iyi kredilerin sayısının kötü kredilerin sayısına bölümünden elde edilir (Hoyland, 1994).

Çizelge 3.2: Ev durumu karakteristiğinin değişkenlerinin odds oranları

Başvuru Sahiplerinin Ev Durumu	İyilerin Sayısı	İyilerin Yüzdesi	Kötülerin Sayısı	Kötülerin Yüzdesi	ODDS
Kendi Evi	1200	60%	200	20%	6/1
Kiracı	600	30%	700	70%	6/7
Diğer	200	10%	100	10%	2/1
Toplam	2000	100%	1000	100%	2/1 popülasyon odds oranı

Çizelge 3.2'deki 3000 adetlik müşteri portföyündeki iyi ve kötü kredilerin ev durumuna göre dağılımı görülmektedir. Herhangi bir nitelme seçip incelendiğinde, kira grubu odds oranı 6/7 olarak bulunmuştur. Bu orana bakılarak kirada oturan müşterilerden her 13 tanesinden 6'sı iyi ödeme performansına sahip iken 7'si kötü ödeme performansına sahip yorumu yapılabilir. Ancak genel bir kanaate varmak için bu oranı popülasyonun odds oranı ile çarpmak gerekmektedir.

Kira Grubu genel odds oranı, popülasyon odds oranı ile kira grubu odds oranının çarpımından 12/7 olarak elde edilir. Bu oran genel dağılımı yansıttığından kiracı grubu için her 19 başvurudan 12 tanesinin iyi, 7 tanesinin kötü ödeme performansına sahip olması beklenir.

3.6. Modelin Oluřturulması

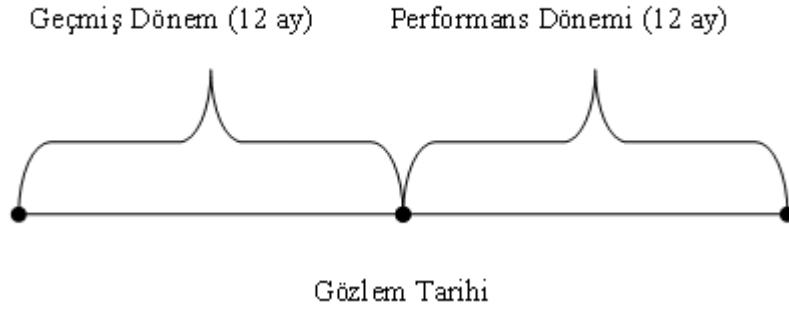
Kredi skorlaması yapılırken üstünde çalışılacak örnek kütle belirlenip, banka politikaları doğrultusunda iyi ve kötü kredi tanımlaması yapılır ve anlamlı çıkan parametreler kullanılarak seçilen yöntemle analiz yapılır.

3.6.1. Örnek kütle oluřturma

Skorlamanın yapılabilmesi için geçmiş dönem veri setine ihtiyaç duyulmaktadır. Örnek kütle skorlamanın hammaddesini oluřturduğundan çeřitli özellikler göz önünde bulundurularak seçim yapılır. Öncelikle seçilen örnek kütle ile gerçek hayatta değerlendirmek istenilen portföyün benzer özellikler taşıması gerekir. Geçmiş verilerin geleceęi temsil yeterlilięini sağlayacak şekilde homojen bir yapıda olması, bilgilerin veritabanında doğru bir şekilde tutulması ve bankanın bu müşterilerle uzun dönem ilişkide olması beklenir.

Kredi portföyü ne kadar büyükse seçilen örnek kütleinin o kadar büyük olması beklenir. Bu konuda belli bir sınırlama olmamasına karşın 1500 iyi kredi ve 1500 kötü kredinin rastgele seçimle belirlenmesi yeterli olmaktadır. Seçim yapıldıktan sonra örnek kütle ikiye ayrılır ve verilerin belli bir kısmı test amaçlı saklanır.

Sayıyı belirledikten sonra dięer önemli nokta örnek kütle ile müşteri portföyünün homojenlik taşımasıdır. Coęrafi özellikleri, ekonomik özellikleri farklı kesimler için skorkart hazırlanacak ise örnek kütleinin de benzer özellikleri taşıması beklenir. Homojenlięin dięer bir unsuru da seçilen zaman dilimidir. Seçilen periyot eski müşteriler ile yeni müşteriler arasında benzerlięin korunması açısından da önemlidir. Seçilen hedef kütle gözlem tarihinden 12 ay öncesine kadar olan periyot olarak alınırken, performans dönemi gözlem tarihinden sonraki 12 aylık dönem olarak alınır (bkz. Şekil 3. 1). Gözlem tarihinden 12 ay öncesine kadar verilen kredilerin sonraki 12 aylık dönemde ödeme performanslarına bakılır (Mays, 2004). Performans skorkartları ve mortgage gibi uzun vadeli krediler için gözlem süresi daha da uzatılabilir.



Şekil 3. 1. Örnek kütle oluşturma

3.6.3. İyi ve kötü kredi tanımlaması

Model kurulurken hangi kredilerin iyi hangi kredilerin kötü olarak tanımlanacağı bankanın kredi politikası doğrultusunda belirlenir. İyi krediler bankanın çalışmaktan memnun olduğu müşteriler, kötü krediler ise bankanın ilişki içinde olmaktan memnun olmadığı ve kredi tahsisinde zorluk yaşadığı kişiler olarak adlandırılır. Kurumlar kötü kredi tanımlamasını gecikme dönemlerine bakarak yaptıkları gibi aynı zamanda minimum ödeme tutarı yapılmayan kredileri de kötü kredi sınıfına sokabilmektedir. Bazı kurumlar krediler temerrüde düşmeden, canlı takip aşamasında kredi gecikmeye uğramadan, riski izleme birimleri aracılığı ile önlem alabilmektedir. Bu aşamada odds kavramı kredinin temerrüde düşme ve düşmeme olasılığını aynı anda barındırdığından iyi ve kötü kredi tanımlarında sıkça kullanılır.

Çizelge 3.3: Medeni hal karakteristiğinin oddsları

Başvuru Sahiplerinin Medeni Hali	İyilerin Yüzdesi	Kötülerin Yüzdesi	ODDS
Kendi Evi	30%	70%	3/7
Kiracı	60%	20%	3/1
Diğer	10%	10%	1/1

Çizelge 3.4: Yaş karakteristiğinin oddsları

Başvuru Sahinin Yaşı	İyilerin Yüzdesi	Kötülerin Yüzdesi	ODDS
30 yaş altı	30%	40%	3/4
30-39	40%	20%	2/1
40-49	10%	10%	1/1
50 ve üstü	20%	30%	2/3

Çizelge 3.3 ve çizelge 3.4'e bakıldığında başvuru sahiplerinin medeni durumu ve yaşı karakteristikleri birbirlerinden bağımsızdır. Bu yüzden iki nitelemenin kesişimi oddsların çarpımıyla elde edilir. İlgili çizelgeler incelendiğinde evli ve 35 yaşındaki ev sahiplerinin oddsu

$$3 / 1 * 3 / 1 = 9 / 1 \text{ olarak bulunur.}$$

Öyleyse kredinin kötü kredi olma olasılığı: $1 / (1 + 9) = \%10$ 'dur. Bu ifade doğrultusunda evli ve 35 yaşındaki 10 kredi başvurusu sahibinin, 9 tanesinin kredisinin iyi, 1 tanesinin kredisinin kötü olduğu söylenebilir.

3.6.5. Reddedilen kredi başvuruları

Skorlama modelini oluştururken sadece geçmiş iyi ve kötü kredi bilgileri değil aynı zamanda geçmiş reddedilmiş kredi bilgileri de kullanılır. Kabul edilmiş krediler arasında ileride temerrüde düşmüş olanların bulunduğu da düşünülür ise, değerlendirme sonucunda reddedilmiş olanlar arasında iyi kredilerinde olma ihtimali vardır (Hoyland, 1994).

Bankanın politikaları çerçevesinde reddettiği başvuruların modele dahil edilmesinin çeşitli amaçları vardır. Öncelikle bu başvuruların kabul olması durumunda nasıl bir performans izleyecekleri görülmek istenir. Bunun yanı sıra reddedilen başvuruların da modele dahil edilmesi ile ana kütle popülasyonu artığından odds kavramının belirlenmesi daha doğru olur (Hand ve Henley, 1993).

3.6.6. Karakteristiklerin saptanması

Karakteristikler örnek kütle oluştururken, iyi ve kötü kredilerin sahiplerine ait başvuru formundan ve kredi kayıt bürosundan elde edilen bilgilerdir. Performans skorkartı hazırlanırken ise başvuru formu ve KKB kaydının yanı sıra kişinin geçmiş ödeme ve ürün kullanım bilgileri kullanılır.

Başvuru formunda sorulan sorular genellikle aynı olmasına karşın bazı kurumlar arasında farklılık gösterebilir. Pek çok kurum farklı amaçla değişik sorulara formda yer vermektedir. Çapraz satış amaçlı farklı şekilde birçok soru sorulsa da karakteristiklerin çoğu ortaktır. Genellikle kişinin demografik bilgileri, iletişim bilgileri ve kredi performansını ölçmeye yönelik sorular sorulmaktadır.

3.6.7. Nitelemelerin belirlenmesi

Başvuru formunda sorulacak sorular belirlendikten sonra sorulara verilmesi muhtemel olan cevapların yani nitelemelerin de belirlenmesi gerekmektedir. Skorkartta kullanılacak her sorunun en az iki cevabının olması gerekmektedir. Kapalı uçlu soruların dışında bazı karakteristiklerin nitelemelerinin hepsinin yer alması

oldukça zordur. Örneğin ikamet edilen il nitelemelerinin hepsinin kullanılması durumunda tablo oldukça büyük olacaktır.

Açık uçlu sorularda kredi başvurusu yapan kişi sorulara bazen gereken cevabı vermeyebilir. Doğru cevabın alınmaması iki şekilde gerçekleşir kişi ya sorulan soruyu cevaplandırmaz ki bu durumda başvuru değerlendirmeye alınmadan reddedilebildiği gibi müşteriyle temasa geçilerek bilgiler tamamlanabilir; bunun yanı sıra kişi soruları beklendiği şekilde cevaplamayabilir. Yani meslek tipi sorusu serbest meslek şeklinde cevaplanmış ise ve asıl meslek durumu hakkında detaylı bilgi verilmemiş ise tekrardan müşteriyle irtibata geçmek gerekmektedir.

Karakteristik ve nitelemeler belirlendikten sonra iyi ve kötü kredilerin sıralandırılması yapılmaktadır (bkz. Çizelge 3.5).

Çizelge 3.5: Çalışma şekli karakteristiğinin iyi ve kötü kredi sayıları

Çalışma Şekli Karakteristiği		
Niteleme	İyilerin Sayısı	Kötülerin Sayısı
Serbest Meslek	1700	250
Ev Hanımı	210	85
Kamu Sektörü	500	120
Özel Sektör	3600	140
Emekli	120	50
Esnaf	600	135

Karakteristiklere ait nitelemeler belirlendikten sonra aynı sonucu doğuran nitelemeler aynı başlık altında toplanır. Genelde az gözlem içeren ve oddsları yakın olan nitelemeler birleştirilir.

Çizelge 3.6: Ev mülkiyeti karakteristiğinin nitelemeleri ve oddsları

Niteleme	İyilerin Sayısı	Kötülerin Sayısı	İyilerin Yüzdesi	Kötülerin Yüzdesi	ODDS
Kiracı-Mobilyasız	251	372	25,1%	37,2%	0,67/1
Kiracı-Mobilyalı	52	71	5,2%	7,1%	0,80/1
Kendi Evi	678	539	67,8%	53,9%	1,26/1
Diğer	19	18	1,9%	1,8%	1,1/1

Kaynak: Edward M. Lewis, An Introduction to Credit Scoring, 1992, s.52

Çizelge 3.6'ya bakıldığında ev mülkiyeti nitelemelerinde kiracı-mobilyalı ve kiracı-mobilyasız olmak arasında çok büyük bir fark olmadığı görülmektedir. Bu yüzden bu iki niteleme aynı niteleme grubu içinde gösterilirse son durum çizelge 3.7'deki şekilde olur.

Çizelge 3.7: Ev mülkiyeti karakteristiğinin nitelemeleri ve oddsları

Niteleme	İyilerin Sayısı	Kötülerin Sayısı	İyilerin Yüzdesi	Kötülerin Yüzdesi	ODDS
Kiracı	303	443	30,3%	44,3%	0,68/1
Kendi Evi	678	539	67,8%	53,9%	1,26/1
Diğer	19	18	1,9%	1,8%	1,1/1

Kaynak: Edward M. Lewis, An Introduction to Credit Scoring, 1992, s.52

3.6.8. Lojistik regresyon

İstatistik biliminin en önemli konularından biri regresyon analizidir. Regresyon analizinin temelinde gözlenen bir olayın hangi olayların etkisi altında olduğunun araştırılması yatmaktadır. Bu nedenle regresyon teknikleri kredi skorlama sistemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır. Skorkart geliştirilirken kullanılan temel yöntem ise “lojistik regresyon” dur. Lojistik regresyon Y bağımlı değişkeninin X bağımsız değişkenlerinin katsayıları ile doğrusal ilişkide olduğunun aynı zamanda Y’nin gerçekleşme oddsunun doğal logaritması ile de doğrusal ilişkide olduğu varsayımından hareket eder.

Lojistik Regresyon Denklemi:

$$\ln(p/(1-p)) = \beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_n * X_n = \sum_{j=0}^n \beta_n * X_n \quad (3.1)$$

$$P = \exp(\sum_{j=0}^n \beta_n * X_n) / (1 + \exp(\sum_{j=0}^n \beta_n * X_n)) \quad (3.2)$$

P: Y’nin olma olasılığı

p/(1-p): Y’nin odds’u olarak ifade edilir.

Kredi skorlamada lineer regresyon yerine lojistik regresyonun kullanılmasının nedeni ise bağımlı değişken olan Y’nin sadece 0 ile 1 arasında değer almasıdır. Y’nin 1 olması kredinin temerrüde düştüğünü ifade ederken, 0 olması kredinin sorunlu kredi sınıfına girmediğini ifade etmektedir. Oysa lineer regresyonda bağımlı değişken 0’dan küçük 1’den büyük değerler alabilmekte ve bu durum regresyon açısından anlamlı bir sonuç doğurmamaktadır (Mays, 2004).

Lojistik regresyondan elde edilen B katsayıları X’deki değişimlerden Y’nin oddsunun doğal logaritmasının ne kadar değişeceğini gösterdiğinden anlam çıkarmak oldukça zordur. Bu yüzden B katsayıları için bir dönüşüm uygulanır. Bu dönüşümde skor, oddslarını iki katına çıkarmak için gerekli olan sayıyla elde edilen katsayılar çarpılarak ln(2)’ye bölünmektedir (Scallan, 1999). Örnek olarak 20 skor aralığında çalışılıyor ise başvuru sahibinin skoru 20 puan arttığında kişinin oddsunun iki katına çıktığı varsayılır. Başvuru sahibinin aldığı skor aşağıdaki denklemden elde edilir.

$$(B1 \cdot X1 + B2 \cdot X2 + \dots + Bn \cdot Xn) \cdot (20 / \ln(2)) \quad (3.3)$$

Başvuru sahibinin sonuç skorunu görmek için her karakteristiğin B'si yani regresyondan elde edilen değerler $20 / (\ln 2)$ ile çarpılır elde edilen değer X'in değeri ile çarpılmaktadır. Bütün karakteristiklerden gelen skorlar toplanınca müşterinin nihai skoru elde edilmiş olunur (bkz. Çizelge 3.8).

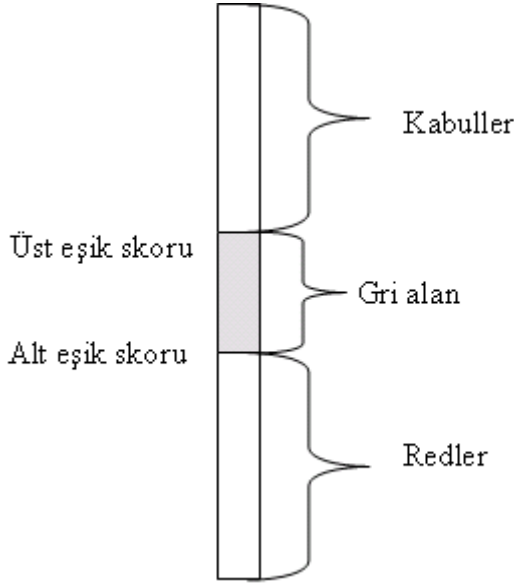
Çizelge 3.8: Nitelemelere ait skorların hesaplanması

Karakteristik	Nitelemeler	Skor Ağırlığı	B	Hesaplanan Skor Ağırlığı
Rotatif Kredi Kullanım Yüzdesi	0-30	35	1,213	1,213 * (20/0,69315)
	31-50	25	0,866	0,866 * (20/0,69315)
	51-70	10	0,346	0,346 * (20/0,69315)
	71+	0		0
Borcun Gelire Oranı	1-20	75	2,599	2,599 * (20/0,69315)
	20-40	30	1,039	1,039 * (20/0,69315)
	41+	0		0
Son 12 Ayda Gecikme Sayısı	0	50	1,733	1,733 * (20/0,69315)
	1	20	0,69	0,69 * (20/0,69315)
	2+	0		0

Kaynak: Elisabeth Mays, Credit scoring for risk managers : the Handbook for Lenders, 2004, p.69

3.6.9. Eşik skoru

Karakteristiklere bağlı skorlar ve nihai skor hesaplandıktan sonra bir önemli adım da eşik skorunun hesaplanmasıdır. Teorik olarak eşik skorunun altında kalan başvurular reddedilmekte, eşik skorunun üstünde kalan başvurularda kabul edilmektedir. Fakat kredi skorlamasında “gri alan” diye adlandırılan tampon bölgenin varlığı da söz konusudur. Kararın değerlendirmeciye bırakıldığı bu tampon bölge iki eşik skoru belirlenerek elde edilir. İlk eşik skorunun altında kalan alan otomatik red bölgesi iken, ikinci eşik skorunun üstünde kalan ise otomatik kabul bölgesini oluşturur. Belirlenen iki eşik skorunun arasında kalan alan gri alan olarak kabul edilir (bkz. Şekil 3. 2: Gri alan).



Şekil 3. 2: Gri alan

Teorik olarak skor arttıkça kredinin riski azalmakta, azaldıkça ise kredinin riski artmaktadır. Stratejilerini kredi politikaları doğrultusunda belirleyen bankalar kredilerden elde ettikleri kar ve zarar değerlerine göre, eşik skorunu belirlemektedirler. Eşik skorunu düşük tutmak onaylanan başvuru sayısını artırırken bankanın taşıdığı riskli kredileri artırmaktadır. Aynı şekilde eşik skoru yüksek tutularak iyi kredi sayısı artırılabilir fakat tutucu bir yaklaşım izlenince bankanın karlılığı azalabilmektedir (Thomas ve diğerleri, 2002).

3.6.10. Skorkartın geçerliliği ve etkinliğinin ölçümü

Skorkart geliştirildikten sonra bir önemli nokta da geçerliliğinin yani validasyonunun yapılmasıdır. Skorkartın başarısı iyi ve kötü kredilerin ayrımındaki başarı ile ölçülmektedir. Skorkartın etkinliğinin ölçülmesi kullanımına devam etme konusunda bilgi verdiği gibi aynı zamanda yapılması gereken güncellemeler konusunda da yol gösterici özelliğe sahiptir.

3.6.10.1. Diverjans istatistiği

Kredi skorlamanın validasyonunda kullanılan diverjans istatistiği iyilerin aritmetik ortalamasının kötülerin aritmetik ortalamasından ne kadar uzak olduğunu ölçmede kullanılır. Elde edilen değer skorkartın iyileri kötülerden ayırmadaki başarısını gösterir. Bu katsayı iyilerin aritmetik ortalaması ile kötülerin aritmetik ortalamasının farkı alınıp dağılımın ortalama varyansına bölünüp hesaplanan değer karesi alınarak elde edilir (Mays, 2004).

$$D^2 = (\text{iyilerin aritmetik ortalaması} - \text{kötülerin aritmetik ortalaması})^2 / \sigma^2 \quad (3.4)$$

$$\sigma^2 = (\sigma_i^2 + \sigma_k^2) / 2 \quad (3.5)$$

3.6.10.2. Kolmogorov-Smirnov (KS istatistiği)

Kolmogorov Smirnov yaklaşımı skorkartı hazırlarken kullanılan veri seti dışında kalan ve test amaçlı ayrılmış olan veri seti üzerinde uygulanır. Bu istatistiğin amacı kümülatif iyi krediler ile kümülatif kötü kredilerin dağılımındaki maksimum farkı hesaplayıp, iyi ve kötü kredilerin ayrışımındaki başarı skorunu görmektir.

Çizelge 3.9: Kolmogorov-Smirnov istatistiği

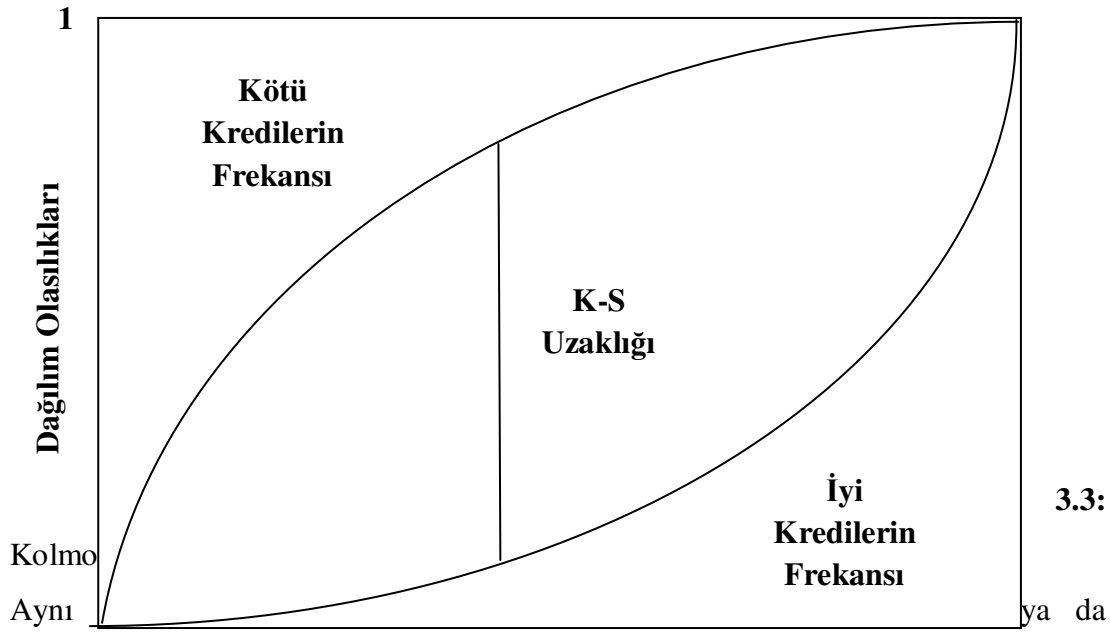
1 Skor Aralığı	2 Aralıktaki İyilerin Sayısı	3 Aralıktaki Kötülerin Sayısı	4 İyi/ Kötü Odds	5 Kötülerin Toplamdaki Yüzdesi	6 Kümülatif İyiler	7 Kümülatif Kötüler	8 İyilerin Kümülatif Yüzdesi	9 Kötülerin Kümülatif Yüzdesi	10 Kümülatif Toplam Yüzdesi	11 Ayrışım
0-20	5	5	1	50.0	5	5	0.0	0.9	0.02	0.9
21-40	10	5	2	33.3	15	10	0.0	1.8	0.05	1.8
41-60	9	4	2	30.8	24	14	0.1	2.6	0.08	2.5
61-80	37	18	2	32.7	61	32	0.1	5.8	0.19	5.7
81-100	24	7	3	22.6	85	39	0.2	7.1	0.26	6.9
101-120	51	19	3	27.1	136	58	0.3	10.6	0.40	10.3
121-140	53	15	4	22.1	189	73	0.4	13.3	0.55	12.9
141-160	90	19	5	17.4	279	92	0.6	16.8	0.77	16.2
161-180	118	16	7	11.9	397	108	0.8	19.7	1.05	18.9
181-200	210	30	7	12.5	607	138	1.3	25.2	1.55	23.9
201-220	268	23	12	7.9	875	161	1.8	29.4	2.16	27.5
221-240	371	31	12	7.7	1246	192	2.6	35.0	2.99	32.4
241-260	491	33	15	6.3	1737	225	3.7	41.1	4.08	37.4
261-280	654	25	26	3.7	2391	250	5.0	45.6	5.50	40.6
281-300	808	29	28	3.5	3199	279	6.7	50.9	7.24	44.2
301-320	1082	43	25	3.8	4281	322	9.0	58.8	9.58	49.7
321-340	1804	27	67	1.5	6085	349	12.8	63.7	13.39	50.9
341-360	2011	31	65	1.5	8096	380	17.0	69.3	17.64	52.3
361-380	2303	37	62	1.6	10399	417	21.9	76.1	22.52	54.2
381-400	2613	26	101	1.0	13012	443	27.4	80.8	28.01	53.4
401-420	3030	23	132	0.8	16042	466	33.8	85.0	34.36	51.3
421-440	3351	17	197	0.5	19393	483	40.8	88.1	41.37	47.3
441-460	3478	12	290	0.3	22871	495	48.2	90.3	48.64	42.2
461-480	3411	18	190	0.5	26282	513	55.3	93.6	55.78	38.3
481-500	3316	9	368	0.3	29598	522	62.3	95.3	62.70	32.9
501-520	3112	8	389	0.3	32710	530	68.9	96.7	69.19	27.8
521-540	3091	7	442	0.2	35801	537	75.4	98.0	75.64	22.6
541-560	2877	3	959	0.1	38678	540	81.4	98.5	81.64	17.1
561-580	2617	4	654	0.2	41295	544	87.0	99.3	87.09	12.3
581-600	2120	2	1060	0.1	43415	546	91.4	99.6	91.51	8.2
601-620	1607	1	1607	0.1	45022	547	94.8	99.8	94.86	5.0
621-640	1112	0	NA	0.0	46134	547	97.1	99.8	97.17	2.7
641-660	663	0	NA	0.0	46797	547	98.5	99.8	98.55	1.3
661-680	414	0	NA	0.0	47211	547	99.4	99.8	99.42	0.4
681-700	189	0	NA	0.0	47400	547	99.8	99.8	99.81	0.0
701-720	91	1	91	1.1	47491	548	100.0	100.0	100.00	0.0

Kaynak: Mays, Credit scoring for risk managers, 2004, p.109

Çizelge 3.9’da ilk kolon skor aralığını gösterirken, ikinci ve üçüncü kolon ilgili aralıktaki yer alan iyi ve kötü kredi miktarlarını göstermektedir. Dördüncü kolon odds yani iyi/kötü oranını, beşinci kolon toplam içinde kötü kredilerin oranını

belirtmektedir. Başarılı bir skorkartta skor artıka ilgili skor aralığında kötü oranının azalması beklenir. Altı ve yedinci kolonlar kümüle iyi ve kümüle kötü kredi miktarlarını gösterirken sonrasındaki sekizinci ve dokuzuncu kolonlar bunların genel toplamdaki yüzdesel oranlarını gösterir. Son kolon ise K-S istatistiğinin temel kolonudur. Bu kolonda kümülatif kötü krediler ile kümülatif iyi kredilerin yüzdesel farkları yer almaktadır. Bu farkın yüksek olması oluşturulan skorkartın başarısını gösterir (bkz. Şekil 3.3). Çizelge 3.9'a bakıldığında KS değeri 361-380 aralığında maksimum değerine yani 54,2'ye ulaşmıştır.

K-S istatistiği iyi ve kötü kredilerin yüzdesel farklarını ele aldığından dolayı teorik olarak 0 ile 100 arasında bir değeri alır. Fakat kural olmamak şartıyla genelde 20 ile 70 arasından bir değeri aldığı görülmektedir. Eğer elde edilen değeri 20'den küçük bir değeri ise modelin kullanılma kararı üzerinde tekrar düşünülmesi gerekmektedir.

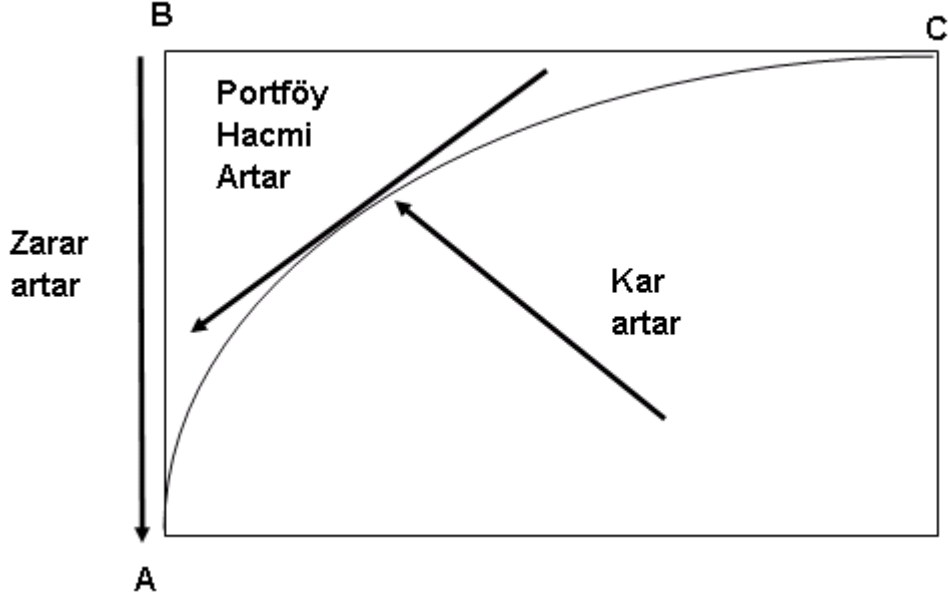


değeri 0 nlerin hesaplanmasında **Skor Değerleri** 31 göz önünde bulundurulmalıdır. Öte yandan eşik skorunu belirlerken kümüle toplamda ilk %10'luk bölüm göz önünde bulundurulur. Örnekte 301-320 skor aralığında kümüle toplamın yaklaşık %10'u bulunmaktadır. Diğer bir önemli nokta ise bu kısım iyi ve kötü kredilerin hangi yüzdelere yer aldığıdır. Bakıldığında bu skor aralığına kadar iyilerin %9'unun elenmesine karşın kötülerin %58,8'inin bu skor aralığında elendiği görülmektedir. Bu aralık iyilerden çok kötülerin elendiği bir bölümdür ve skorkartın başarısı hakkında olumlu sinyaller verir. Buradan yola çıkılarak elde edilen maksimum K-S istatistiğinin yüksek olmasının yanı sıra seçilen eşik skorun iyi ve kötü kredileri

eleme başarısı ve düşük skordardan yüksek skorlara doğru gidildikçe iyilerin sayısının artması kötülerin ise azalması skorkartın başarısını görmede önemli unsurlar olduğu söylenebilir (Mays, 2004).

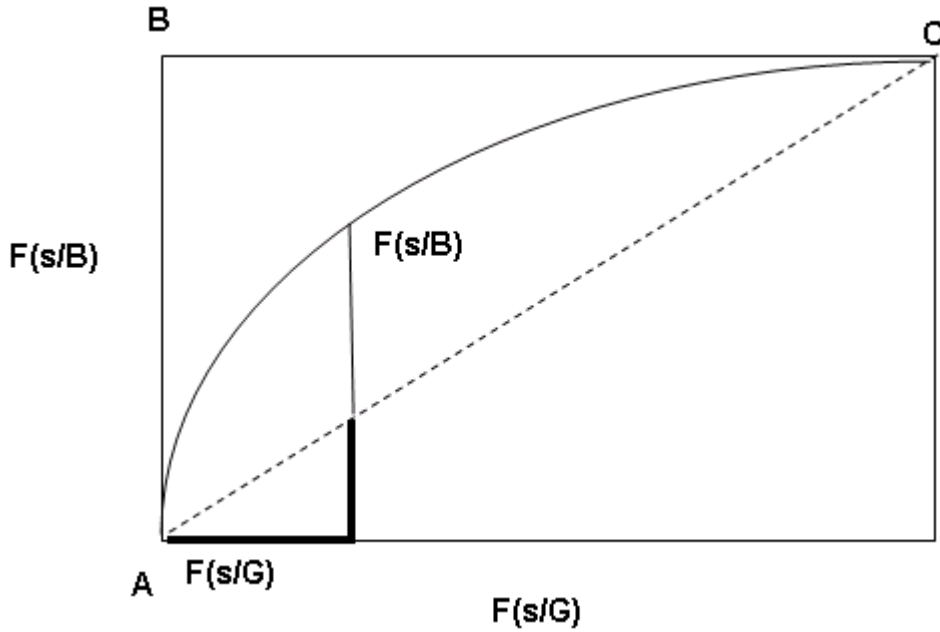
3.6.10.3. ROC eğrisi

Kolmogorov Smirnov yöntemi iyi ve kötü kredilerin skor karşısındaki dağılımlarına odaklanırken ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi iyi ve kötü kredilerin birbirlerine karşı hareketlerine odaklanır. Lorentz diyagramı olarak da bilinen bu yöntemle iyilerin kümülatif yüzdesine göre kötülerin ne kadarlık yüzdesinin kabul gördüğü ölçülmektedir. ROC eğrisi üzerindeki her nokta bir eşik skorunu temsil eder. Dik eksendeki veriler o eşik skora denk gelen kötülerin yüzdesini gösterirken, yatay eksendeki veriler iyilerin yüzdesini göstermektedir (Thomas ve diğerleri, 2002). İdeal skorkarta ait ROC eğrisinin Şekil 3.4’de gösterildiği üzere ABC çizgisine yaklaşması beklenir. Eğri üzerinde sağ üst köşeden sol alt köşeye doğru eşik skoru düşmektedir. Buna karşılık kredi kabul miktarı arttığından bankanın kredi portföyü büyümektedir. Fakat iyi kredilerle beraber kabul gören kötü kredi sayısı da arttığından bankanın maruz kaldığı zarar da artmaktadır. Duruma tersten bakıldığında eğri üzerinde sol alt köşeden sağ üst köşeye doğru eşik skoru artmakta, kredi kabul oranları azalmakta fakat eşik skorunun çok yüksek olmasından dolayı normalde temerrüde düşme olasılığı düşük olmasına rağmen iyi krediler de reddedilmektedir. Bu durumda bankanın kar miktarı da azalmaktadır. Portföyün hem karını hem de hacmini maksimize eden değer ise kar doğrusu ile ROC eğrisinin kesişim noktasında gerçekleşir.



Şekil 3. 4: ROC eğrisi

AC diagonalı ile eğri arasında kalan alanın (Area Under Curve-AUC) iki katının bir eksiği Gini katsayısı olarak adlandırılır. Gini sayısının sıfır olması iyi ve kötü kredilerin ayrımının rassal yapıldığını ifade ederken, bir olması durumunda iyi ve kötü kredilerin ayrımının iyi yapıldığı söylenir. Şekil 3.5'e bakıldığında AC diagonalı ile ROC eğrisi arasındaki maksimum dik uzaklığın aynı zamanda K-S istatistiğini de ifade ettiği söylenebilir. Yani K-S istatistiğinin iki eğri ile ifade ettiği değeri ROC eğrisi ile tek eğride ifade etmek mümkündür.



Şekil 3.5: Gini katsayısı ve K-S ilişkisi

3.6.11. Skorlamanın izlenmesi

Skorkartın sisteme entegrasyonu tamamlandıktan sonra performansının takip edilip hataların tespit edilmesi ve erken uyarı sinyallerinin oluşturulması gerekmektedir. Kredi skorlama sisteminin izlenmesinin arkasında yatan temel nedenler skorkartın beklenen yönde çalışmasının, karar ezmelerin geçerli sebeplerle kullanılmasının, başvuru sahiplerinin karakteristiklerindeki değişimin ve portföyün skor dağılımındaki değişimin kontrolüdür (Siddiqi, 2006). Kullanılan belli başlı raporlar popülasyon istikrar raporu, karakteristik analizi raporu, zorunlu karar değiştirme raporu ve zorunlu karar değiştirme neden raporudur.

3.6.11.1. Popülasyon istikrar raporu

Skorkart sisteminin temelinde yeni gelen başvuruların skorkart geliştirilirken kullanılan başvurulardan farklı olmayacağı varsayımı bulunmaktadır. Popülasyon istikrar raporu, skorkart kullanıma geçtikten sonra gelen popülasyon ile kullanılan örnek kütleyi karşılaştırıp popülasyon istikrar indeksini (PSI=population stability index) hesaplar. Yapılan çalışma sonucunda iki kütle arasında büyük bir fark ortaya çıkarsa modelde geliştirmeler yapma gereği doğar. Bunun nedeni portföy yapısında yaşanan değişimin skorkartın performansı olumsuz yönde etkileyeceğidir.

- PSI değeri 0,10'un altında ise popülasyonda değişiklik olmadığı
- 0,10 ile 0,25 ise popülasyondaki değişikliğin araştırılması gerektiği
- 0,25 üzerinde ise skor dağılımında ciddi bir değişiklik olduğu kabul edilir (Siddiqi, 2006).

Çizelge 3.10: Popülasyon istikrar raporu

1	2	3	4	5	6	7	8	9
Puan Aralığı	Örnek Kütlev Başvuru sayısı	Yeni Kütlev Başvuru Sayısı	Örnek Kütlev %	Yeni Kütlev %	(5)-(4)	(5)/(4)	Ln(7)	İndeks 6*8
0-30	46	167	0.17%	0.49%	0.32%	2.95	1.082	0.0034624
31-32	133	544	0.48%	1.60%	1.12%	3.32	1.201	0.0134512
33-34	91	303	0.33%	0.89%	0.56%	2.71	0.995	0.0055720
35-36	129	246	0.47%	0.72%	0.26%	1.55	0.438	0.0011388
37-38	101	142	0.36%	0.42%	0.05%	1.14	0.133	0.0000665
39-40	99	100	0.36%	0.29%	-0.06%	0.82	-0.198	0.0001188
41-42	237	778	0.86%	2.28%	1.43%	2.67	0.981	0.0140283
43-44	308	915	1.11%	2.69%	1.57%	2.41	0.881	0.0138317
45-46	746	1224	2.70%	3.59%	0.90%	1.33	0.288	0.0025920
47-48	1264	1337	4.57%	3.93%	-0.64%	0.86	-0.151	0.0009664
49-50	221	178	0.80%	0.52%	-0.28%	0.65	-0.424	0.0011872
51-52	310	1036	1.12%	3.04%	1.92%	2.72	0.999	0.0191808
53-54	129	448	0.47%	1.32%	0.85%	2.82	1.037	0.0088145
55-56	635	1476	2.29%	4.33%	2.04%	1.89	0.636	0.0129744
57-58	4529	4616	16.36%	13.55%	-2.81%	0.83	-0.189	0.0053109
59-60	4375	2624	15.81%	7.70%	-8.10%	0.49	-0.719	0.0582390
61-62	89	100	0.32%	0.29%	-0.03%	0.91	-0.091	0.0000273
63-64	60	90	0.22%	0.26%	0.05%	1.22	0.198	0.0000990
65-66	35	24	0.13%	0.07%	-0.06%	0.56	-0.585	0.0003510
67-68	27	43	0.10%	0.13%	0.03%	1.29	0.258	0.0000774
69-70	31	1200	0.11%	3.52%	3.41%	31.45	3.449	0.1176109
71-72	103	250	0.37%	0.73%	0.36%	1.97	0.679	0.0024444
73-74	798	1463	2.88%	4.30%	1.41%	1.49	0.399	0.0056259
75-76	4390	8696	15.86%	25.53%	9.67%	1.61	0.476	0.0460292
77-80	5182	1235	18.72%	3.63%	-15.10%	0.19	-1.642	0.2479420
81-82	200	300	0.72%	0.88%	0.16%	1.22	0.198	0.0003168
83-84	100	100	0.36%	0.29%	-0.07%	0.81	-0.208	0.0001456
85-86	400	600	1.45%	1.76%	0.32%	1.22	0.198	0.0006336
87-100	2909	3827	10.51%	11.24%	0.72%	1.07	0.067	0.0004824
Toplam	27677	34062	100.00%	100.00%	0.00%	popülasyon istikrar indeksi=0.583		

Kaynak: Karakoulas G., Empirical validation of retail credit-scoring models, RMA Journal, September 2004

Örnek çizelgede popülasyon istikrar indeksi 0,583'tür. Bu durumda puan dağılımında ciddi bir değişim olduğu söylenebilir ve değişikliğin nedeni araştırılmalıdır.

3.6.11.2. Karakteristik analiz raporu

Popülasyondaki değişimin yanı sıra bu değişime neden olan nedenlerin de açıklanması gerekmektedir. Karakteristik analiz raporu model kurulurken kullanılan her bir karakteristiğe ait nitelemelerin değişimini inceler ve modeldeki tüm karakteristikler için yapılmalıdır. Skor farkı kolonu yeni başvuru nitelemelerinin örnek başvuru nitelemelerinden ne kadar az veya ne kadar fazla skor aldığını

gösterir. Pozitif değerler yeni başvuruların daha yüksek skor aldığını gösterirken negatifler ise yeni başvuruların daha düşük skor aldığını gösterir. Burada dikkat edilmesi gereken bir önemli nokta ise pozitif ve negatif değerlerin birbirlerini elemelerinden dolayı skor farklarının mutlak değerce toplamının da ayrıca incelenmesinin gerekmesidir (Siddiqi, 2006). Çizelge 3.11’de skor farkı negatif bulunmuştur, buna bağlı olarak yeni başvuruların daha düşük skor aldığı sonucuna varılabilir.

Çizelge 3.11: Karakteristik analiz raporu

1	2	3	4	5	6	7	8
Çalışma durumu nitelemeleri	Örnek Kütle Başvuru Sayısı	Yeni Kütle Başvuru Sayısı	Örnek Kütle %	Yeni Kütle %	(5)-(4)	Model Puanı	(6)*(7)
Tam Zamanlı	5200	126	52%	42%	-10%	37	-3.7
Yarı Zamanlı	900	48	9%	16%	7%	18	1.26
Kendi işi	1800	69	18%	23%	5%	15	0.75
Emekli	1100	30	11%	10%	-1%	28	-0.28
Ev Hanımı	600	12	6%	4%	-2%	11	-0.22
İşsiz	100	9	1%	3%	2%	3	0.06
Öğrenci	300	6	3%	2%	-1%	8	-0.08
Toplam	10000	300	100%	100%	Skor Farkı=-2.21		

Kaynak: Thomas ve diğerleri, Credit Scoring and its Applications, p.154

4. KREDİ SKORLAMA YÖNTEMİNİN KREDİ BAŞVURU SÜRECİNDE UYGULANMASI

Finans kesiminin lokomotifi olarak görülen bankalar, yaşanan ekonomik krizler ve olumsuz şartlar nedeniyle devlet tarafından daha sıkı denetlenmeye başlanmışlardır. Bu nedenle finans sektöründe “risk yönetimi” kavramına verilen önem her geçen gün artmaktadır. Diğer taraftan günümüzde bireysel kredi kullanımı gelişen tüketici ihtiyaçları doğrultusunda hızla yükselmektedir. Müşterilerin artan hizmet beklentileri bunun yanı sıra bankaların risklerini kontrol altında tutmak istemeleri ve bankacılık sektöründe yaşanan iç ve dış rekabet ortamı, kredi kullandıran kuruluşları daha etkin ve hızlı değerlendirme araçlarına yöneltmişlerdir.

Finans sektöründe tavsiye niteliğinde olmasına karşın önemli kararlar veren bir kuruluş olan “Bank for International Settlements (BIS)” 1988 yılında ülkemiz dahil birçok ülkenin denetim otoritesince kabul gören Basel I sermaye uzlaşısını, Haziran 2004’de ise Basel II Yeni Sermaye Uzlaşısını yayımlamıştır. Basel II bankaların risk yönetiminin ve sermaye yeterliliği ölçümlerinin etkinliğini artırmak amacıyla hazırlanmış bir düzenlemedir. Basel II ile birlikte finans sektöründe çok önemli bir değişim süreci başlamıştır. Genel anlamda bankaların sermaye yeterliliği düzenlemesi gibi görünmesine karşın bankaların ilişki içinde olduğu tarafları önemli ölçüde etkilemektedir.

Krediyi kullananın riskine bağlı olarak bankanın ayırmak zorunda olduğu sermaye ve kredi maliyetleri değişmektedir. Yani düşük kredi notuna sahip kredi kullanıcıları yüksek maliyetlerle kredi sahibi olabilmektedirler. Basel II sürecinde gerekli kriterlere uyum sağlamak için bankaların hazırlık yapmaları gerekmektedir. Yaklaşan bu süreçte önemli olan hızlı hareket etmek ve düzenlemeler uygulanmaya başladığında gerektiği gibi hazır olmaktır. Bu nedenle Türkiye’deki bankalar sektörde hızla büyüyen kredi talebini karşılamak amacıyla kredi skorlama modelleri geliştirmeye başlamışlardır. Genel uygulamada ülkemizdeki bankalar kredi skorlama modelleri ile ilgili olarak yurtdışındaki danışmanlarla çalışmaktadırlar. Modelleme çalışmalarının bitimi ve bankanın sistemine entegre edilmesinden sonra ise modelin

etkinliđi ile ilgili analizler risk ynetimi tarafından yapılmaktadır. Bu blmde bir finans kuruluřunun verileri ile kredi skorlama modeli kurulacak ve modelin etkinliđi ve anlamlılıđı test edilecektir.

4.1. rneklem Setinin Oluřturulması ve Deđiřkenlerin Seilmesi

Model kurulmadan nce zerinde alıřılacak rneklem setinin belirlenmesi gerekmektedir. alıřmada ilgili kuruluřun Ocak 2007 ve Haziran 2007 tarihleri arasında onaylanan konut kredisi bařvuruları dikkate alınmıřtır. Bu kredilerin Ocak 2008 tarihine kadar olan performansları izlenmiř ve temerrde dřme ya da dřmeme durumlarına bakılarak iyi ve kt kredi sınıflandırılması yapılmıřtır. Temerrt tanımı, 3 dnem ard arda denmeyen yani 90 gn sonunda idari takibe dřmř krediler olarak yapılmıřtır. Finans kuruluřunun kt kredi oranına bakıldıđında bu oranın $323/(323+902)= 26\%$ seviyelerinde olduđu grlmektedir (bkz. izelge 4.1).

izelge 4.1: rneklem setinde yer alan iyi/kt kredi dađılımı

Kredi Tr	Ana Ktle
İyi Kredi Sayısı	902
Kt Kredi Sayısı	323
Toplam Kredi Sayısı	1225

Modelin kurulumunda toplam 11 deđiřken kullanılmıřtır. Deđiřkenlerin 9 tanesi bařvuru formunda yer alan sorulardan elde edilmiř deđiřkenlerdir. Diđer 2 tanesi ise kredi kayıt brosunun karakteristikleri arasından seilmiřtir. Bařvuru formunda sorulan sorular karakteristikleri, bu sorulara verilen cevaplar ise nitelemeleri oluřturmaktadır. Modelin karakteristikleri ve nitelemeleri izelge 4.2 ve izelge 4.3’de belirtilmiřtir.

Çizelge 4.2: Örneklem setinde yer alan karakteristikler

Doğum Yılı
Çalışma Statüsü
Medeni Durum
Çocuk Sayısı
Bağlı İnsan Sayısı
Telefon Bilgisi
Başvuru Sahibinin Geliri (Bin YTL)
Başvuru Sahibinin Eşinin Geliri (Bin YTL)
Kredilere Ödenen Aylık Tutar (Bin YTL)
Aylık Kredi Kartı Harcamaları (Bin YTL)
Evin Değeri (Bin YTL)

Çizelge 4.3: Örneklem setinde yer alan nitelemeler

Doğum Yılı
Çalışma Statüsü Kamu Sektörü Özel Sektör Diğer
Medeni Durum Bekar Evli Dul
Çocuk Sayısı
Bağlı İnsan Sayısı
Telefon Bilgisi Başvuru Sahibinin Telefonu Biliniyor Başvuru Sahibinin Telefonu Bilinmiyor
Başvuru Sahibinin Geliri (Bin YTL)
Başvuru Sahibinin Eşinin Geliri (Bin YTL)
Kredilere Ödenen Aylık Tutar (Bin YTL)
Aylık Kredi Kartı Harcamaları (Bin YTL)
Evin Değeri (Bin YTL)

Modeldeki çalışma statüsü, medeni durum ve telefon bilgisi değişkenleri kategorik değişkenlerdir yani sınırlı sayıda değer almaktadırlar. Bu karakteristiklere ait frekans çizelgeleri ise Çizelge 4.4, Çizelge 4.5. ve Çizelge 4.6.’ da yer almaktadır. Model kurulumuna geçilmeden ilgili nitelemelere ait kategoriler için odds hesaplamaları yapılmış ve benzer odds’lara sahip değişkenler aynı grup içinde yer almıştır.

Çizelge 4.4: Telefon bilgisi frekans tablosu

Telefon Bilgisi	Toplam Başvuru Sayısı	Toplam İçindeki Yüzde	İyi Krediler	Kötü Krediler	İyi krediler %	Kötü Krediler %	Kötü Kredi Oranı	ODDS
Telefon Bilinmiyor	136	11%	24	112	3%	35%	82%	0,21
Telefon Biliniyor	1089	89%	878	211	97%	65%	19%	4,16
Toplam	1225	100%	902	323	100%	100%	26%	2,79

Çizelge 4.5: Medeni durum frekans tablosu

Medeni Durum	Toplam Başvuru Sayısı	Toplam İçindeki Yüzde	İyi Krediler	Kötü Krediler	İyi krediler %	Kötü Krediler %	Kötü Kredi Oranı	ODDS
Bekar	407	33%	286	121	32%	37%	30%	2,36
Evli	421	34%	316	105	35%	33%	25%	3,01
Dul	397	32%	300	97	33%	30%	24%	3,09
Toplam	1225	100%	902	323	100%	100%	26%	2,79

Çizelge 4.6: Çalışma sektörü frekans tablosu

Çalışma Sektörü	Toplam Başvuru Sayısı	Toplam İçindeki Yüzde	İyi Krediler	Kötü Krediler	İyi krediler %	Kötü Krediler %	Kötü Kredi Oranı	ODDS
Kamu Sektörü	404	33%	296	108	33%	33%	27%	2,74
Özel Sektör	402	33%	292	110	32%	34%	27%	2,65
Diğer	419	34%	314	105	35%	33%	25%	2,99
Toplam	1225	100%	902	323	100%	100%	26%	2,79

4.2. Modelin Kurulması

Modelin kurulumunda lojistik regresyon yöntemi kullanılmıştır. Temel amacı diğer regresyon yöntemlerinde olduğu gibi ilgili bağımlı değişken ile bağımsız değişken ya da değişkenler arasındaki ilişkiyi modellemektir. Önceden de belirtildiği gibi lojistik regresyon Y bağımlı değişkeninin X bağımsız değişkenlerinin katsayıları ile doğrusal ilişkide olduğunun aynı zamanda Y'nin gerçekleşme oddsunun doğal logaritması ile de doğrusal ilişkide olduğu varsayımından hareket eder. Lojistik regresyonun kredi skorlamada tercih edilmesinin nedeni ise bağılı değişken olan Y'nin yani kredinin temerrüde düşme olasılığının sadece 0 ile 1 değerlerini yani kesikli değerleri almasıdır.

Lojistik regresyon analizi bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı olmadığını varsayar. Çoklu doğrusallık, regresyon tarafından tahmin edilen katsayıların yanlış test edilmesini, katsayıların standart hatalarının artmasına ve modelin tahmin gücünün azalmasına neden olmaktadır. Çoklu doğrusallık sorunun tespiti için bağımsız değişkenler arasındaki korelasyon katsayılarına bakılmıştır. %70

ve üzeri korelasyonların çoklu doğrusallığı işaret ettiği varsayıldığında Çizelge 4.7'de görüldüğü üzere modelde değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı bulunmamaktadır. Korelasyon matrisindeki en büyük değer olan %48,3 evin değeri karakteristiği ile bağlı insan sayısı karakteristiği arasında gerçekleşmiştir (bkz. Çizelge 4.7).

Çizelge 4.7: Korelasyon matrisi

Correlations

		Dogum_Yili	Cocuk_Sayisi	Bagli_Insan_Sayisi	Telefon	Esin_Geliri	Basvuranin_Geliri	Evin_Degeri	kredilere_ödenen_tutar	kredi_kartý	Calisma_Statusu	Medeni_Durum
Dogum_Yili	Pearson Correlation	1	-,168**	,010	,008	-,085**	-,071*	-,064*	-,058*	,019	-,016	,006
	Sig. (2-tailed)		,000	,725	,779	,003	,013	,025	,044	,495	,583	,837
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Cocuk_Sayisi	Pearson Correlation	-,168**	1	,007	,063*	,006	,187**	,079**	,019	-,009	-,052	,010
	Sig. (2-tailed)			,813	,028	,832	,000	,006	,515	,746	,068	,740
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Bagli_Insan_Sayisi	Pearson Correlation	,010	,007	1	-,411**	-,086**	-,453**	-,483**	,040	-,005	,010	,043
	Sig. (2-tailed)	,725	,813		,000	,003	,000	,000	,158	,857	,732	,130
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Telefon	Pearson Correlation	,008	,063*	-,411**	1	,007	,268**	,257**	,017	-,040	-,001	,005
	Sig. (2-tailed)	,779	,028	,000		,796	,000	,000	,554	,167	,980	,873
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Esin_Geliri	Pearson Correlation	-,085**	,006	-,086**	,007	1	,017	,043	-,029	,003	,012	,027
	Sig. (2-tailed)	,003	,832	,003	,796		,542	,133	,307	,910	,665	,344
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Basvuranin_Geliri	Pearson Correlation	-,071*	,187**	-,453**	,268**	,017	1	,356**	-,002	-,045	-,039	-,039
	Sig. (2-tailed)	,013	,000	,000	,000	,542		,000	,933	,119	,173	,177
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Evin_Degeri	Pearson Correlation	-,064*	,079**	-,483**	,257**	,043	,356**	1	,031	-,027	-,027	,001
	Sig. (2-tailed)	,025	,006	,000	,000	,133	,000		,279	,348	,348	,983
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
kredilere_ödenen_tutar	Pearson Correlation	-,058*	,019	,040	,017	-,029	-,002	,031	1	,027	-,020	-,033
	Sig. (2-tailed)	,044	,515	,158	,554	,307	,933	,279		,351	,483	,253
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
kredi_kartý	Pearson Correlation	,019	-,009	-,005	-,040	,003	-,045	-,027	,027	1	,007	,064*
	Sig. (2-tailed)	,495	,746	,857	,167	,910	,119	,348	,351		,811	,026
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Calisma_Statusu	Pearson Correlation	-,016	-,052	,010	-,001	,012	-,039	-,027	-,020	,007	1	,069*
	Sig. (2-tailed)	,583	,068	,732	,980	,665	,173	,348	,483	,811		,016
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225
Medeni_Durum	Pearson Correlation	,006	,010	,043	,005	,027	-,039	,001	-,033	,064*	,069*	1
	Sig. (2-tailed)	,837	,740	,130	,873	,344	,177	,983	,253	,026	,016	
	N	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225	1225

**. Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

*. Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

4.3. Sonuç Modelinin Belirlenmesi ve Katsayıların Yorumlanması

Kredi skorlama modelinde 11 bağımsız değişken kullanılmıştır. Bağımlı değişken olan BAD değişkeni değer olarak sadece 0 ile 1 değerini alabilmektedir. Kredinin kötü kredi olması durumunda BAD değişkeni 1 değerini aksi halde 0 değerini almaktadır. Bağımsız değişkenlerden 3 değişken kategorik değişkenler olur iken kalan 8 değişken sürekli değerler alan sayısal değişkenlerdir. Modelde 1225 gözleme yer verilmiştir. Değişkenler regresyona sırasıyla dahil edilmiş ve sonuç modeli elde edilmiştir. Her değişkene ait regresyondan elde edilen katsayılar ve anlamlılık değerleri Çizelge 4.8’de yer almaktadır. Regresyonun sonucuna bakıldığında anlamlılık değeri 0,10’nun altında olan değişken bulunmadığından modelden atılması gereken değişken de bulunmamaktadır. Ayrıca kategorik değişkenlerde referans olarak kabul ettiğimiz telefon bilgisinde “Başvuru Sahibinin Telefonunun Bilinmemesi”, çalışma statüsünde “Özel Sektör” ve medeni durumda “Bekar” nitelemelerine ait katsayılar ve anlamlılık değerleri çizelgede yer almamaktadır. Bunun nedeni ise regresyondan elde edilen sonucun kolay yorumlanmasını sağlamak ve referans nitelemeleri ile diğer nitelemelerin karşılaştırmasını yapabilmektir. Çizelge 4.8’de yer alan Wald değerleri regresyona katılan her değişkenin modele katkısını vermektedir. Wald değeri ne kadar büyük olursa değişkenin önemi de artmaktadır. Bu durumda “Bağlı İnsan Sayısı” değişkeni regresyonda önemli bir değişken olarak ön plana çıkmaktadır.

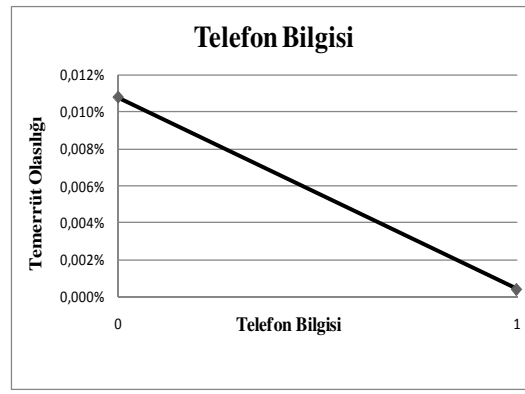
Çizelge 4.8: Lojistik regresyon sonucu

Değişkenler	B Katsayıları	Standart Hatalar	Wald	Serbestlik Dereceleri	Anlamlılık Değerleri	Exp(B)
Doğum Yılı	0,219	0,070	9,818	1	0,002	1,245
Çocuk Sayısı	4,640	2,119	4,795	1	0,029	103,560
Bağlı İnsan Sayısı	-17,652	5,420	10,608	1	0,001	0,000
Başvuru Sahibinin Telefonu Bilinmiyor	-3,260	1,605	4,124	1	0,042	0,038
Başvuru Sahibinin Eşinin Geliri (Bin YTL)	-0,106	0,042	6,391	1	0,011	0,900
Başvuru Sahibinin Geliri	0,254	0,088	8,327	1	0,004	1,289
Evin Değeri	0,010	0,005	4,015	1	0,045	1,010
Kredilere Ödenen Aylık Tutar (Bin YTL)	-0,315	0,130	5,929	1	0,015	0,730
Çalışma Statüsü			5,492	2	0,064	
Kamu Sektörü	-2,232	1,499	2,216	1	0,137	0,107
Diğer	-3,939	1,683	5,480	1	0,019	0,019
Medeni Durum			5,173	2	0,075	
Evli	1,531	1,561	0,962	1	0,327	4,622
Dul	-1,849	1,407	1,727	1	0,189	0,157
Aylık Kredi Kartı Harcamaları (Bin YTL)	0,252	0,106	5,613	1	0,018	1,287
Sabit Katsayı	-427,583	136,594	9,799	1	0,002	2,0094E-186

Exp(B) değerleri bize Odds oranlarını vermektedir. Doğum yılı sayısal bir değişken olduğundan diğer değişkenler sabit iken doğum yılının 1 sene artması başvuru

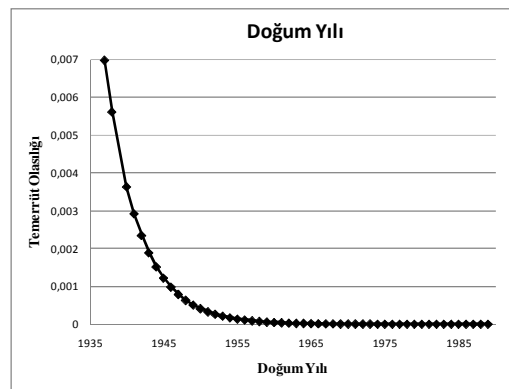
sahibinin odds'unu %24,5 artırmaktadır. Kategorik değişkenlere bakıldığında ise diğer değişkenlerin sabit olduğu kabul edildiğinde evli olan bir başvuru sahibinin bekar, referans nitelemesi, olan bir başvuru sahibine göre kredisinin iyi olması 4,6 kat daha olasıdır.

Diğer değişkenlerin ortalama değerleri kullanılarak bağımsız değişkenlerden birinin aldığı değerlere göre temerrüt olasılıkları incelendiğinde telefon bilgisine sahip olunan başvuru sahiplerinin telefon bilgisine sahip olunmayanlara göre, regresyondan da elde edilen katsayılarla da uyumlu olarak, temerrüde düşme olasılıkları daha düşüktür (bkz. Şekil 4. 1).



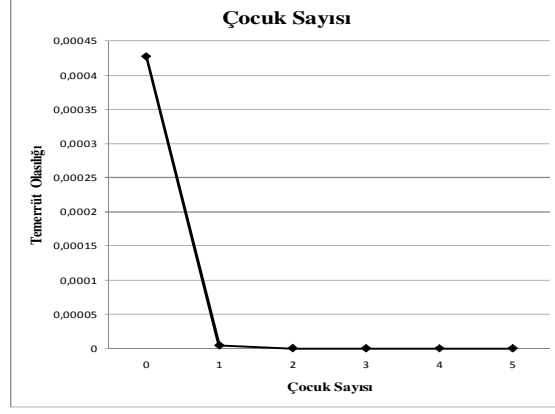
Şekil 4. 1: Telefon bilgisi karakteristiği temerrüt olasılığı

Doğum yılı karakteristiğine bakıldığında başvuru sahibinin yaşı azaldıkça temerrüde düşme olasılığı azalmaktadır (Şekil 4. 2)



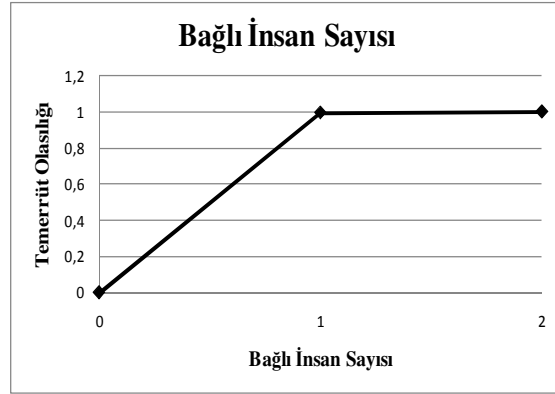
Şekil 4. 2: Doğum yılı karakteristiği temerrüt olasılığı

Çocuk sayısında görülen artış başvuru sahibinin temerrüt olasılığını belirgin bir şekilde azaltmaktadır. Çocuğu olmayan başvuru sahiplerinin çocuğu olanlara göre geçmişte kötü performans sergiledikleri söylenebilir.



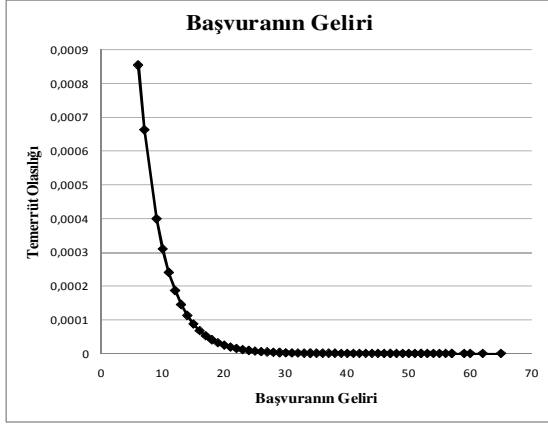
Şekil 4. 3:Çocuk sayısı karakteristiği temerrüt olasılığı

Çocuk sayısının aksine ailede çocukların haricinde bakılan insan sayısının artışı kredilerin ödenme performansını negatif yönde etkilemekte ve kişilerin temerrüde düşme olasılıklarını arttırmaktadır.

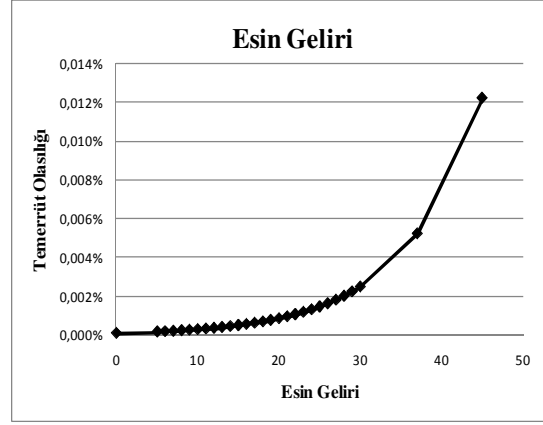


Şekil 4. 4: Bağlı insan sayısı karakteristiği temerrüt olasılığı

Başvuru sahibinin gelirindeki artış kişinin ödeme performansını pozitif yönde etkiler iken başvuru sahibinin eşinin gelirindeki artış ödeme performansını negatif yönde etkilemiştir. Regresyondan elde edilen sonuçlara da bakıldığında başvuran geliri pozitif, eşin geliri ise negatif katsayılı değişkenlerdir. Buna bağlı olarak elde ettikleri skor da katsayıları ile uyumlu olarak sırasıyla pozitif ve negatif olacaktır (bkz. Şekil 4. 5 ve Şekil 4. 6).

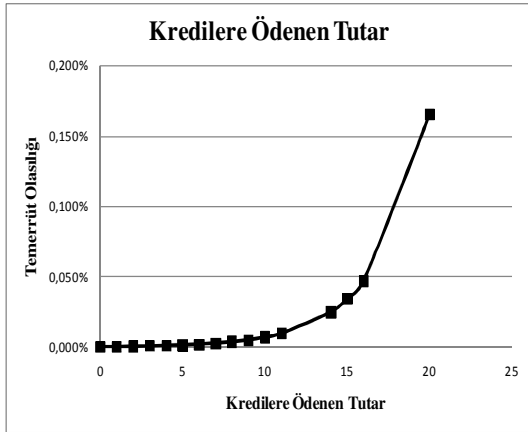


Şekil 4. 5: Başvuranın geliri karakteristiği temerrüt olasılığı

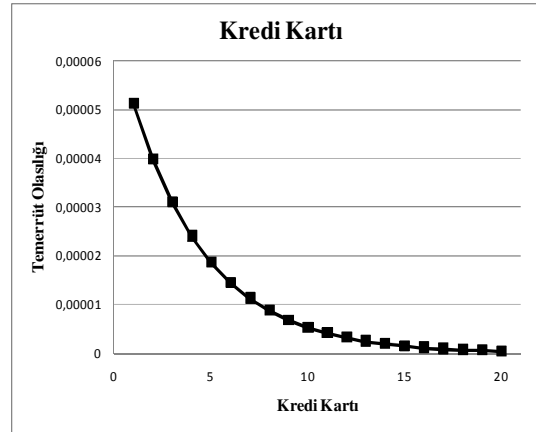


Şekil 4. 6: Eşin geliri karakteristiği temerrüt olasılığı

Başvuru sahibinin kullandığı diğer kredilere ödediği tutar arttıkça temerrüt olasılığı artmaktadır, buna karşın ihtiyaçlarını karşılamak amacı ile kullandığı kredi türlerinden biri olan kredi kartı harcamalarının artması temerrüde düşme olasılığını azaltmaktadır. Kişilerin kredi borcunu kredi kartından finanse ettiği söylenebilir (bkz. Şekil 4. 7 ve Şekil 4. 8)



Şekil 4. 7: Kredilere ödenen tutar karakteristiği temerrüt olasılığı

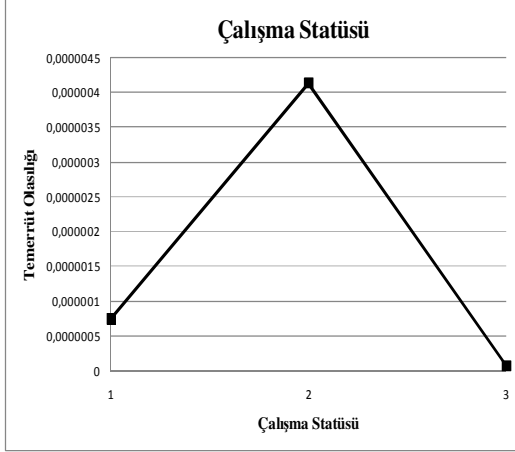


Şekil 4. 8: Kredi kartı karakteristiği temerrüt olasılığı

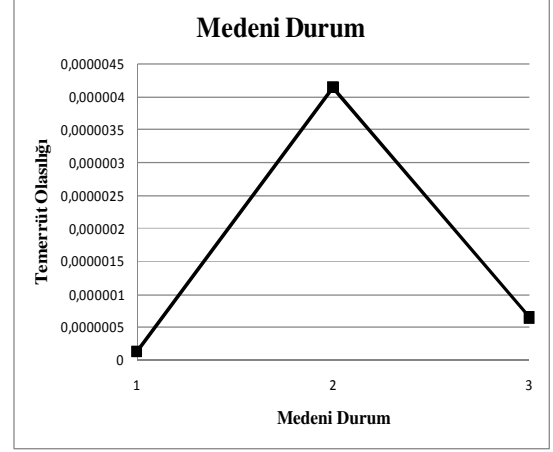
Sınırlı sayıda değer alan karakteristikler olan çalışma statüsü ve medeni durum değişkenlerine bakıldığında Şekil 4.9'da 2 ile ifade edilen diğer değişkeni en düşük skoru alırken, 3 ile ifade edilen özel sektör çalışanları, kamu sektöründe çalışanlara göre daha yüksek skor almaktadırlar yani temerrüde düşme olasılıkları daha düşüktür.

Başvuru sahipleri medeni durumlarına göre kıyaslandığında Şekil 4.10'da 1 ile ifade edilen evli değişkeni en yüksek skoru ve 2 ile ifade edilen dul değişkeni en düşük

skoru almıştır. Bekar değişkeni denklemde referans değişkeni olarak kullanıldığından skor olarak sıfır değerini almaktadır. Temerrüt olasılığı daha düşük olan evli değişkeni pozitif skor alırken dul değişkeni negatif skor almaktadır.

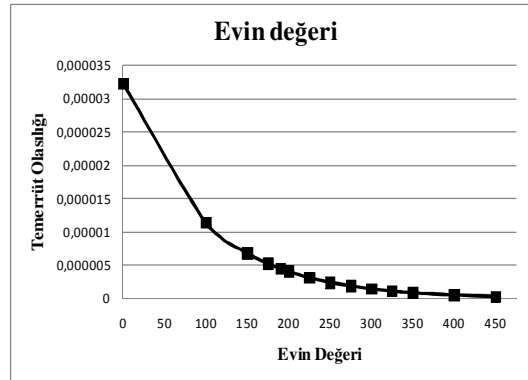


Şekil 4. 9: Çalışma statüsü karakteristiği temerrüt olasılığı



Şekil 4. 10: Medeni durum karakteristiği temerrüt olasılığı

Son olarak krediye konu olan evin değeri incelendiğinde kredi kullanılarak alınmak istenen evin değeri artıkça başvuru sahiplerinin ödeme performanslarının iyi yönde etkilendiği söylenebilir (bkz. Şekil 4. 11)



Şekil 4. 11: Evin değeri karakteristiği temerrüt olasılığı

Genelde odds oranı ile skor arasındaki ilişki aşağıdaki denklemle ifade edilir (Siddiqi, 2006).

$$\text{Skor} = \text{Dengeleyici Skor} + \text{Faktör} * \ln(\text{odds}) \quad (4. 1)$$

Model oluştuktan sonra her bir değişkene ait B katsayılarının çarpıldığı $20/\ln(2)$ denklemdeki faktörü temsil etmektedir. Daha önce de belirtildiği üzere skorun 20 puan arttığı durumda odds oranının da 2 kat artacağı varsayımı altında bu dönüşüm

yapılmaktadır. Dengeleyici skor ise skorkartın belli bir ölçeğe göre ayarlanmak istenmesi durumunda kullanılır. Örneğin 600 skor seviyesinde odds oranının 50/1 olması isteniyor ise dengeleyici skor aşağıdaki şekilde olacaktır.

$$\text{Skor} = \text{Dengeleyici Skor} + \text{Faktör} * \ln(\text{odds}) \quad (4.1a)$$

$$600 = \text{Dengeleyici Skor} + (20/\ln(2)) * \ln(50) \quad (4.1b)$$

$$\text{Dengeleyici Skor} = 600 - (20/\ln(2)) * \ln(50) = 487,123 \quad (4.1c)$$

İlgili modelde lojistik regresyon tamamlandıktan sonra skorun 10 puan arttığı durumda odds oranının da 2 kat artacağı varsayımı altında elde edilen katsayılar $10/\ln(2)$ ile çarpılır; 700 skor seviyesinde odds oranının 50/1 olması isteminden dolayı dengeleyici skor olarak 643 eklenir. Bu şekilde başvuru sahiplerine ait skorlar elde edilir.

SPSS’de analizler sonucu her bir gözlem için olasılık değerleri hesaplanır. Regresyondan elde edilen katsayılar ve “olayın olma olasılığı” formülü kullanılarak hesaplanan bu olasılık değerleri 0,5’den küçük ise kredi iyi kredi sınıfına, 0,5’den büyük ise kötü kredi sınıfına atanır. Örneklemede 902 kredi iyi kredi sınıfına girerken modele göre 901 kredi iyi kredi sınıfına girmektedir. Aynı şekilde 323 kredi kötü kredi sınıfına girerken modele göre 318 kredi kötü kredi sınıfına girmektedir. Bunun sonucunda çizelgede görüldüğü üzere %99,51 genel ayrışım yüzdesi elde edilmiştir (bkz. Çizelge 4.9)

$$\text{Olayın Olma Olasılığı} = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_0 + \beta_1 * X_1 + \beta_2 * X_2 + \dots + \beta_n * X_n)}}$$

Çizelge 4.9: Model ayrışım çizelgesi

		Tahmin Edilen		
Gerçekleşen		İyi Kredi	Kötü Kredi	Doğru Tahmin Yüzdesi
	İyi Kredi	901	1	99,89%
	Kötü Kredi	5	318	98,45%
		Genel Tahmin Yüzdesi		99,51%

4.4. Modelin Anlamlılığının Test Edilmesi

Modelin anlamlılığının test edilmesine kullanılan ölçütlerden ilki Nagelkerke R^2 değeridir. Belirlilik katsayısı (R^2), örneklemin regresyon doğrusunun verileri ne kadar iyi temsil ettiğini gösteren bir ölçüdür (Gujarati, 1999). Lojistik regresyonda ise R^2 'ye benzer olarak Nagelkerke R^2 değeri kullanılır. Bu değer modeldeki bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni açıklama oranını ya da yüzdesinin ifade etmektedir. Örnek modelde Nagelkerke R^2 değeri %98,6 olarak elde edilmiştir (bkz. Çizelge 4.10). Yani lojistik regresyon modelinde kullanılan karakteristikler kredinin temerrüde düşme olasılığını %98,6 oranında açıklamaktadır.

Çizelge 4.10: Determinasyon katsayıları

Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
36,017 ^a	0,675	0,986

Modelin anlamlılığını test etmekte kullanılan bir diğer yöntem ise Hosmer ve Lemeshow uyumluluk testidir. Hosmer ve Lemeshow istatistiği 8 serbestlik dereceli ki-kare dağılımı göstermektedir. Test edilen H_0 hipotezi modelin uyumunun iyi olduğudur. Anlamlılık değerinin 0,05'in üstünde çıkması durumunda H_0 , yani modelin uyumluluğunun iyi olduğu reddedilemez sonucuna varılır. Çizelge 4.11'de de görüldüğü üzere hipotez testinin anlamlılık değeri %1 olarak bulunmuştur. Bu durumda modelde kullanılan değişkenlerin uyumunun iyi olduğu reddedilemez.

Çizelge 4.11: Hosmer ve Lemeshow istatistiği

Chi-square	df	sig.
0,119	8	1.00

4.5. Modelin K-S İstatistiğinin Hesaplanması

Lojistik regresyondan elde edilen skorlar bir çizelge haline getirildikten sonra onarlı skor aralıklarına ayrılıp her aralığa düşen iyi ve kötü kredi sayıları tespit edilmiş ve modele ait Kolmogorov-Smirnov istatistiği hesaplanmıştır.

Çizelge 4.12: K-S istatistiği

Skor Aralığı	İyiler	Kötüler	Kötü/İyi	Kötü Kredi Oranı	Kümüle İyiler	Kümüle Kötüler	Kümüle İyiler Yüzdesi	Kümüle Kötüler Yüzdesi	Kümüle Toplam Yüzdesi	K-S
90-110	0	2	0	1	0	2	0,00%	0,62%	0,16%	0,62%
111-130	0	1	0	1	0	3	0,00%	0,93%	0,25%	0,93%
131-150	0	2	0	1	0	5	0,00%	1,55%	0,41%	1,55%
151-170	0	7	0	1	0	12	0,00%	3,73%	0,98%	3,73%
171-190	0	13	0	1	0	25	0,00%	7,76%	2,04%	7,76%
191-210	0	16	0	1	0	41	0,00%	12,73%	3,35%	12,73%
211-230	0	26	0	1	0	67	0,00%	20,81%	5,47%	20,81%
231-250	0	21	0	1	0	88	0,00%	27,33%	7,19%	27,33%
251-270	0	28	0	1	0	116	0,00%	36,02%	9,48%	36,02%
271-290	0	39	0	1	0	155	0,00%	48,14%	12,66%	48,14%
291-310	0	23	0	1	0	178	0,00%	55,28%	14,54%	55,28%
311-330	0	25	0	1	0	203	0,00%	63,04%	16,58%	63,04%
331-350	0	19	0	1	0	222	0,00%	68,94%	18,14%	68,94%
351-370	0	12	0	1	0	234	0,00%	72,67%	19,12%	72,67%
371-390	0	11	0	1	0	245	0,00%	76,09%	20,02%	76,09%
391-410	0	14	0	1	0	259	0,00%	80,43%	21,16%	80,43%
411-430	0	11	0	1	0	270	0,00%	83,85%	22,06%	83,85%
431-450	0	19	0	1	0	289	0,00%	89,75%	23,61%	89,75%
451-470	0	8	0	1	0	297	0,00%	92,24%	24,26%	92,24%
471-490	0	2	0	1	0	299	0,00%	92,86%	24,43%	92,86%
491-510	0	1	0	1	0	300	0,00%	93,17%	24,51%	93,17%
511-530	0	0	0	0	0	300	0,00%	93,17%	24,51%	93,17%
531-550	0	3	0	1	0	303	0,00%	94,10%	24,75%	94,10%
551-570	0	2	0	1	0	305	0,00%	94,72%	24,92%	94,72%
571-590	0	3	0	1	0	308	0,00%	95,65%	25,16%	95,65%
591-610	0	4	0	1	0	312	0,00%	96,89%	25,49%	96,89%
611-630	0	4	0	1	0	316	0,00%	98,14%	25,82%	98,14%
631-650	3	3	1	1	3	319	0,33%	99,07%	26,31%	98,74%
651-670	10	1	0	0	13	320	1,44%	99,38%	27,21%	97,94%
671-690	10	0	0	0	23	320	2,55%	99,38%	28,02%	96,83%
691-710	12	3	0	0	35	323	3,88%	100,00%	29,17%	96,12%
711-730	17	0	0	0	52	323	5,76%	100,00%	30,56%	94,24%
731-750	37	0	0	0	89	323	9,87%	100,00%	33,58%	90,13%
751-770	44	0	0	0	133	323	14,75%	100,00%	37,17%	85,25%
771-790	48	0	0	0	181	323	20,07%	100,00%	41,09%	79,93%
791-810	63	0	0	0	244	323	27,05%	100,00%	46,24%	72,95%
811-830	70	0	0	0	314	323	34,81%	100,00%	51,96%	65,19%
831-850	79	0	0	0	393	323	43,57%	100,00%	58,42%	56,43%
851-870	87	0	0	0	480	323	53,22%	100,00%	65,52%	46,78%
871-890	78	0	0	0	558	323	61,86%	100,00%	71,90%	38,14%
891-910	76	0	0	0	634	323	70,29%	100,00%	78,10%	29,71%
911-930	70	0	0	0	704	323	78,05%	100,00%	83,82%	21,95%
931-950	47	0	0	0	751	323	83,26%	100,00%	87,66%	16,74%
951-970	34	0	0	0	785	323	87,03%	100,00%	90,44%	12,97%
971-990	14	0	0	0	799	323	88,58%	100,00%	91,58%	11,42%
991-1010	27	0	0	0	826	323	91,57%	100,00%	93,79%	8,43%
1011-1030	15	0	0	0	841	323	93,24%	100,00%	95,02%	6,76%
1031-1050	18	0	0	0	859	323	95,23%	100,00%	96,49%	4,77%
1051-1070	14	0	0	0	873	323	96,78%	100,00%	97,63%	3,22%
1071-1090	6	0	0	0	879	323	97,45%	100,00%	98,12%	2,55%
1091-1110	8	0	0	0	887	323	98,34%	100,00%	98,77%	1,66%
1111-1130	5	0	0	0	892	323	98,89%	100,00%	99,18%	1,11%
1131-1150	6	0	0	0	898	323	99,56%	100,00%	99,67%	0,44%
1151-1170	4	0	0	0	902	323	100,00%	100,00%	100,00%	0,00%

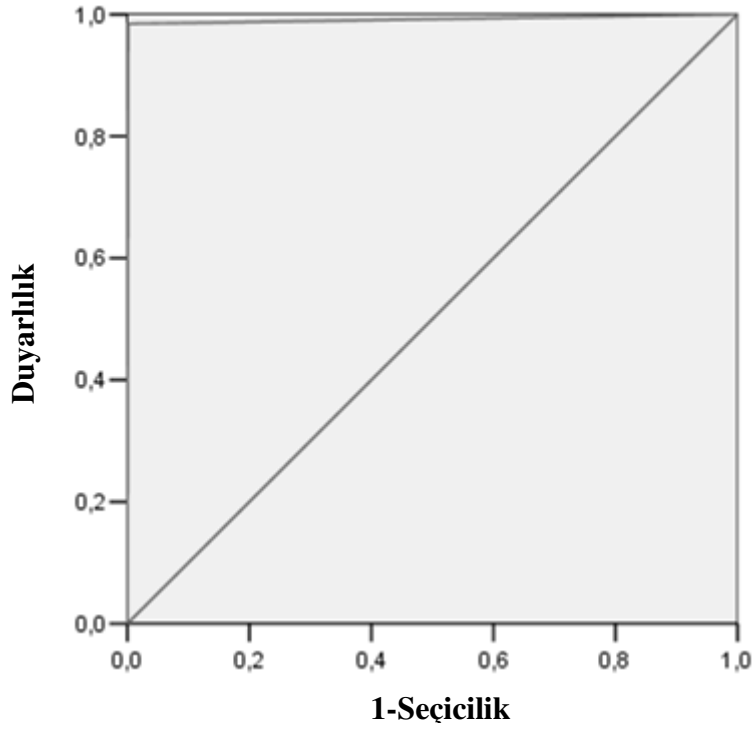
Çizelge 4.12'ye bakıldığında iyi ve kötü krediler arasındaki maksimum fark 631-650 skor aralığında %98,74 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca kümüle toplamın %10'luk kısmında kötülerin yaklaşık %36'sının elenmesine karşın iyi krediler yer almamaktadır.

4.6. ROC Eğrisi

Kurulan modelin duyarlılığı gerçekte iyi krediye sahip olan başvuru sahipleri arasında regresyonun pozitif yani temerrüde düşmeme sonucunu vermesidir. Seçicilik ise gerçekte kötü krediye sahip başvuru sahipleri arasında kurulan regresyon modelinin negatif yani temerrüt sonucunu vermesidir. Çizelge 4.9'a bakıldığında ilgili modelin duyarlılığının %99 (901/906), seçiciliğinin ise %99 (318/319) olduğu görülmektedir. Yanlış pozitif oran (YP) gerçekte temerrüde düşmemesine rağmen bazı kredileri kötü olarak tanımlanması, yanlış negatif (YN) oran ise YP'nin tersine gerçekte temerrüde düşmesine rağmen bazı kredilerin iyi olarak tanımlanmasıdır.

Lorentz diyagramı olarak da adlandırılan ROC (Receiver Operating Characteristic) eğrisi, hazırlanan skorkartın sınıflandırma özelliklerini belirtmekte kullanılır (Thomas ve diğerleri, 2002). ROC eğrisi oluşturulurken SPSS'den elde edilen olasılık değerleri bağımlı değişkene ait 0 ile 1 değerleri de yanlarına gelecek şekilde büyükten küçüğe doğru kümülatif bir şekilde sıralanır. Modelin değişik kesim noktalarında elde edilen duyarlılık değerleri y eksenine, YP (1-seçicilik) oranları ise x eksenine gelecek şekilde ROC eğrisi çizilir. Böylece x ekseninde yanlış tahmin yüzdesi, y ekseninde ise doğru tahmin yüzdesi yer alır. Başarılı bir skorkartta kötü kredi olasılıklarının eşleştiği 1 değerlerinin fazla olması ve eğrinin y eksenine dik bir şekilde %100 seviyelerine ulaşması beklenir.

Hesaplamalarda bu eğrinin altında kalan alan da (Area Under Curve=AUC) dikkate alınır. Modelde ROC eğrisinin altında kalan alan Şekil 4.12'de görüldüğü üzere %99 çıktığından dolayı modelin tahmin gücünün iyi olduğu söylenebilir.



Şekil 4. 12: ROC eğrisi

Modelin tahmin gücünün ölçmekte kullanılan bir başka değer ise Gini katsayısıdır. Oluşturulan modelde iyi ve kötü kredilerin ayrımındaki başarıyı ve seçilen eşik skorunun yeterliliğini ölçmekte kullanılır. Genel formülü $2AUC-1$ olduğundan dolayı %0 ile %100 arasında bir değer elde edilir. %0 iyi ve kötü kredi ayrışımının başarısız yapıldığını, %100 ise ayrımın başarıyla yapıldığını gösterir. Modelde AUC %99 olduğundan Gini Katsayısı %99,5 olarak elde edilmiştir. Modelin iyi ve kötü kredileri oldukça iyi ayırdığı söylenebilir.

4.8. Modelin Test Edilmesi

Modelde bir finans kuruluşunun Ocak 2007 ve Haziran 2007 tarihleri arasında onaylanan konut kredisi başvuruları dikkate alınmıştı. Bu kredilerin Ocak 2008'e kadar olan performansları takip edilmiş ve 3 dönem ardışık ödenmeyen krediler kötü kredi sınıfında kabul edilmişti. Modelin K-S istatistiği ve ROC eğrileri anlamlı sonuçlar vermektedir fakat kullanımına geçilmeden önce modelin kurulduğu dönemden sonraki krediler göz önünde bulundurularak modelin validasyonunun yapılması gerekmektedir. Bu yüzden Temmuz 2007 ile Eylül 2007 arasındaki başvurular dikkate alınmış ve onaylanan kredilerin performansları izlenmiştir. Örneklemdeki varsayım korunarak 3 ardışık dönem ödenmeyen krediler kötü kredi sınıfına atanmıştır.

Çizelge 4.13: Validasyon setinde yer alan krediler

İyi Kredi Sayısı	301
Kötü Kredi Sayısı	104
Toplam Kredi Sayısı	405

İlgili döneme ait 405 başvuru bulunmaktadır. Bunlardan 301 tanesi iyi kredi sınıfına girerken 104 tanesi kötü kredi sınıfında yer almaktadır. Bu başvurulara ait skorlar kurulan modele göre hesaplanmış ve örnekleme karşılaştırmak amacıyla validasyon setine ait K-S istatistiği ve ROC eğrileri elde edilmiştir.

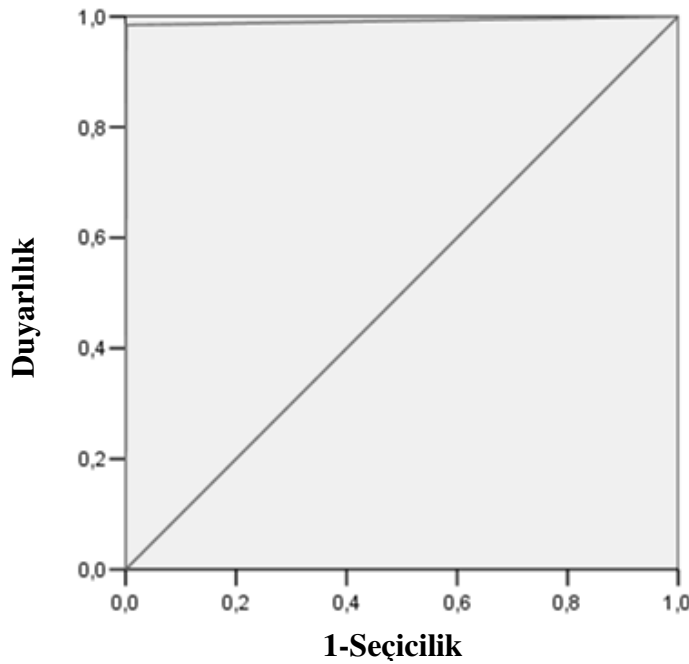
Çizelge 4.14: Validasyon setinin K-S istatistiği

Skor Aralığı	İyiler	Kötüler	Kötü/İyi	Kötü Kredi Oranı	Kümüle İyiler	Kümüle Kötüler	Kümüle İyiler Yüzdesi	Kümüle Kötüler Yüzdesi	Kümüle Toplam Yüzdesi	K-S
171-190	0	1	0	1	0	1	0,00%	0,96%	0,25%	0,96%
191-210	0	1	0	1	0	2	0,00%	1,92%	0,49%	1,92%
211-230	0	2	0	1	0	4	0,00%	3,85%	0,99%	3,85%
231-250	0	7	0	1	0	11	0,00%	10,58%	2,72%	10,58%
251-270	0	7	0	1	0	18	0,00%	17,31%	4,44%	17,31%
271-290	0	7	0	1	0	25	0,00%	24,04%	6,17%	24,04%
291-310	0	8	0	1	0	33	0,00%	31,73%	8,15%	31,73%
311-330	0	11	0	1	0	44	0,00%	42,31%	10,86%	42,31%
331-350	0	5	0	1	0	49	0,00%	47,12%	12,10%	47,12%
351-370	0	15	0	1	0	64	0,00%	61,54%	15,80%	61,54%
371-390	0	5	0	1	0	69	0,00%	66,35%	17,04%	66,35%
391-410	0	4	0	1	0	73	0,00%	70,19%	18,02%	70,19%
411-430	0	5	0	1	0	78	0,00%	75,00%	19,26%	75,00%
431-450	0	4	0	1	0	82	0,00%	78,85%	20,25%	78,85%
451-470	0	7	0	1	0	89	0,00%	85,58%	21,98%	85,58%
471-490	0	2	0	1	0	91	0,00%	87,50%	22,47%	87,50%
491-510	0	3	0	1	0	94	0,00%	90,38%	23,21%	90,38%
511-530	0	0	0	0	0	94	0,00%	90,38%	23,21%	90,38%
531-550	0	0	0	0	0	94	0,00%	90,38%	23,21%	90,38%
551-570	0	4	0	1	0	98	0,00%	94,23%	24,20%	94,23%
571-590	0	0	0	0	0	98	0,00%	94,23%	24,20%	94,23%
591-610	0	0	0	0	0	98	0,00%	94,23%	24,20%	94,23%
611-630	0	0	0	0	0	98	0,00%	94,23%	24,20%	94,23%
631-650	0	1	0	1	0	99	0,00%	95,19%	24,44%	95,19%
651-670	0	0	0	0	0	99	0,00%	95,19%	24,44%	95,19%
671-690	0	2	0	1	0	101	0,00%	97,12%	24,94%	97,12%
691-710	2	2	1	1	2	103	0,66%	99,04%	25,93%	98,37%
711-730	4	1	0	0	6	104	1,99%	100,00%	27,16%	98,01%
731-750	5	0	0	0	11	104	3,65%	100,00%	28,40%	96,35%
751-770	9	0	0	0	20	104	6,64%	100,00%	30,62%	93,36%
771-790	12	0	0	0	32	104	10,63%	100,00%	33,58%	89,37%
791-810	13	0	0	0	45	104	14,95%	100,00%	36,79%	85,05%
811-830	17	0	0	0	62	104	20,60%	100,00%	40,99%	79,40%
831-850	18	0	0	0	80	104	26,58%	100,00%	45,43%	73,42%
851-870	32	0	0	0	112	104	37,21%	100,00%	53,33%	62,79%
871-890	30	0	0	0	142	104	47,18%	100,00%	60,74%	52,82%
891-910	30	0	0	0	172	104	57,14%	100,00%	68,15%	42,86%
911-930	30	0	0	0	202	104	67,11%	100,00%	75,56%	32,89%
931-950	27	0	0	0	229	104	76,08%	100,00%	82,22%	23,92%

Çizelge 4.15(devam): Validasyon setinin K-S istatistiği

951-970	15	0	0	0	244	104	81,06%	100,00%	85,93%	18,94%
971-990	17	0	0	0	261	104	86,71%	100,00%	90,12%	13,29%
991-1010	7	0	0	0	268	104	89,04%	100,00%	91,85%	10,96%
1011-1030	10	0	0	0	278	104	92,36%	100,00%	94,32%	7,64%
1031-1050	3	0	0	0	281	104	93,36%	100,00%	95,06%	6,64%
1051-1070	2	0	0	0	283	104	94,02%	100,00%	95,56%	5,98%
1071-1090	3	0	0	0	286	104	95,02%	100,00%	96,30%	4,98%
1091-1110	5	0	0	0	291	104	96,68%	100,00%	97,53%	3,32%
1111-1130	4	0	0	0	295	104	98,01%	100,00%	98,52%	1,99%
1131-1150	3	0	0	0	298	104	99,00%	100,00%	99,26%	1,00%
1151-1170	3	0	0	0	301	104	100,00%	100,00%	100,00%	0,00%

Çizelge 4.14’de görüldüğü üzere ilgili veri setine ait K-S istatistiği %98,01 olarak bulunmuştur. Örneklem değerine çok yakın bir sonuç elde edilmiştir. ROC eğrisinin altında kalan alan ise Şekil 4.13’den %97,6 olarak elde edilmiştir.



Şekil 4. 13: ROC eğrisi

Model kurulurken kullanılan örneklem setinin K-S değeri %98,74 iken validasyon setine ait K-S değeri %98,01 olarak bulunmuştur. Aynı şekilde ROC eğrisinin altında kalan alan sırasıyla %99 ve %97,06 olarak hesaplanmıştır. Modelin kurulduğu veri seti ile validasyonun uygulandığı veri setinin uyumu oldukça iyidir. Sonuç olarak ilgili finans kurumunun Ocak 2008 sonrası konut kredisi başvuruları için hazırlanan başvuru skorkartı kullanılabilir.

5. SONUÇ

Uluslar arası piyasalarda yaşanan globalleşme ve serbestleşme hareketleri bir yandan piyasalarda yaşanan gelişmeleri hızlandırırken diğer yandan taşınan riskleri hem niceliksel hem de niteliksel açıdan ön plana çıkarmaktadır. Yaşanılan krizler sonucunda kazanılan tecrübe ile finans piyasalarında karşılaşılan risklerin denetim ve gözetiminin yapılması ihtiyaçtan çok zorunluluk halini almıştır.

Türkiye ekonomisi açısından bakıldığında ise bankacılık sektörü hem yurtiçi hem de uluslararası piyasalarda yaşanan gelişmelere açık bir tavır sergilemektedir. Uluslararası piyasalarda olduğu gibi, reel sektöre kaynak sağlayan bankalar, yurtiçi piyasalar da yaşanan krizler sonucunda gelişmiş standartlara uyumlu denetim ve gözetim sistemlerini geliştirme durumunda kalmışlardır. Bankacılık sisteminde faaliyet gösteren bir kuruluş için aranan temel özelliklerden biri olan etkin risk yönetimi kültürü bankadaki sistemin sağlıklı çalışmasının yanı sıra banka ile ilişkiye girecek gerçek ya da tüzel kişilerle karşılıklı güven ortamının yaratılmasını da sağlamaktadır.

Etkili risk yönetimi anlamında bankalar ve diğer finans kuruluşlarında son dönemlerde sıkça kullanılan kredi skorlama sisteminin geçmişi son 50 yıla dayanmaktadır. Kişilerin temerrüt olasılıklarının hesaplandığı, skorlamanın temelinde kredi başvurusunda bulunan kişinin karakteristik özelliklerinin istatistiki yöntemlerle incelenip kişinin ileriki dönemlerdeki ödeme performansının tahmininin yapılması yer almaktadır. Geleneksel yöntemde kredi değerlendirmeleri kredi uzmanının subjektif yorumuna bağlı olarak yapılırken kredi skorlama yönteminde kredinin değerlendirilmesi objektif gerekçelere bağlanır. Tez çalışmasında da belirtildiği üzere kredi skorlama modelleri özellikle homojen, benzer özellikleri taşıyan gruplarda geleneksel yöntemle göre üstünlükleri belirgin olan bir metottur.

Veri kaynakları açısından bakıldığında iki tip skorlama modeli vardır. Bunlardan ilki genel amaçlı modellerdir. Kurumun model oluşturacak yeterli verisinin olmadığı durumlarda ya da piyasaya yeni bir ürün sunmak istendiğinde maliyetler göz önünde

bulundurularak tercih edilir. Diğer model ise özel amaçlı skorlama modelidir. Kuruma ait veri seti kullanılır ve genel amaçlıya göre kurumun portföyünü daha etkin temsil eder. Ayrıca ileriki dönemlerde, genel amaçlı modellemeyi kullanan kuruma kazandığı tecrübeler sonucunda kendi modelini geliştirme imkanı sağlar.

Kullanım amaçları açısından bakıldığında ise kredi skorlama modelleri genel olarak iki başlık altında toplanır. Modellerden ilki başvuru skorlama modelidir. Bu modelde amaç yeni gelen ve henüz hakkında bilgi sahibi olunmayan başvuruların değerlendirilmesinin yapılmasıdır. Performans skorlama modeli ise ilgili kuruluştan öncesinde herhangi bir ürün kullanmış kişinin ileri dönemlerde nasıl bir performans sergileyeceğinin merak edildiği durumlarda kullanılır.

Bu tez çalışmasında başvuru skorlama modeli üzerinde durulmuştur. Kredi başvuru formunda belirtilen bilgiler ve Kredi Kayıt Bürosu'ndan elde edilen bilgilerle hazırlanan bu modelde başvuru sahipleri özellikleri doğrultusunda bir başvuru skoru elde etmişlerdir. Bankanın iyi/kötü kredi tanımının yapılması ve kredi politikasının belirlenmesinin akabinde oluşturulan skorlar kredi onay sürecinde kullanılmaya hazır hale gelmiştir. Sadece müşteri bazlı değil aynı zamanda portföy bazlı yönetime olanak sağlayan bu kredi skorlama modelleri bankalara fiyatlama ve kredi limitlerinin ayarlanması konusunda da esneklik tanımaktadır.

Başvuru modelinden geçer skor alıp sisteme dahil olan müşteriler ileriki dönemlerde performans skorkartları ile değerlendirilebilmektedirler. Kredi başvurusundan sonra müşterinin karakteristiklerinde değişim olabileceğinden dolayı müşteri ile ilgili yeni gelen bilgiler vasıtası ile dinamik olan performans skorları kullanılıp kayıplar daha doğru tahmin edilebilmektedir. Performans skorkartları, ödeme veya kullanma karakteristiklerine bakarak yeni ürünlerin geliştirilmesine olanak sağlar. Aktivasyon oranı, kullanım oranı ve temerrüt olasılıkları izlenerek karlılığı artıracak şekilde doğru aksiyonlar alınır. Skor trend analizleri sonucu erken uyarı sinyalleri geliştirilip düşük riskli müşterilere uygulanan tahsilat aktiviteleri azaltılır.

Bankaların kredi tahsis ettikleri müşterilerin davranışları farklılık göstermektedir. Skorlama modelleri ile sadece müşteri bazlı değil aynı zamanda portföy bazlı ya da skor bandı bazlı risk yönetimi mümkündür. Bu şekilde farklı skor gruplarına farklı davranış sergilemek mümkün olmaktadır.

Günümüzde çoğunlukla danışmanlık firmaları tarafından hazırlanan skorlama modelleri bankaların kendi bünyesinde oluşturduğu analistler tarafından da hazırlanmaya başlanmıştır. Bu durum bir yandan kurumun karşılamak zorunda olduğu maliyetleri düşürürken diğer yandan hazırlanan modelin validasyonuna bağlı güncellemelerin hızlı yapılmasını ve etkinliğin artmasını sağlar. Gelişmiş piyasalar ile entegrasyonu kaçınılmaz olan Türk bankacılık sisteminin gerekli altyapı çalışmalarını hızlandırması gerekmektedir. İleriki dönemlerde daha sağlıklı ve güvenli altyapıyı oluşturan bankaların daha fazla rekabetçi avantaj sağlamaları kaçınılmazdır. Temel kullanım alanı kredi tahsis sürecinin karar aşaması olmasına karşın kredi skorlama modelleri kredi tahsisi, dolandırıcılığın önlenmesi, çapraz satış, karlılık analizleri ve dağıtım konularında kullanılarak ilgili kuruluşlara ek fayda sağlayacaktır.

KAYNAKLAR

- Altman, E. and Saunders, A.,** 1998. Credit Risk Measurement: Developments over the last 20 Years, *Journal of Banking and Finance* 21, Elsevier.
- BDDK,** 2001. Bankalarda İç Denetim ve Risk Yönetimi Sistemleri Hakkında Yönetmelik, 24312 sayılı Resmi Gazete, 8 Şubat 2001.
- BDDK,** 2006. Bankacılık Kanuna İlişkin Düzenlemeler, 26333 sayılı Resmi Gazete, 1 Kasım 2006.
- Cenk, A.K.,** 2005. Uluslararası Bankacılık Denetim İlkeleri ve Denetim Süreçleri, *Active*, Mart-Nisan, p.3.
- Esener, Ö.,** 1999. Bankacılığımız Globalleşmenin Neresinde?, *Active Nisan-Mayıs 1999*, s.5.
- Fabozzi, J. F.,** 1999. *Subprime Consumer Lending*, Frank J. Fabozzi Associates, Pennsylvania, pp.46
- Gujarati, D.N.,** 1999. *Temel Ekonometri*, çeviren Ümit Şenesen, Gülay Günlük Şenesen, Literatür Yayıncılık, s. 74.
- Gültek, N.E.,** 2001. Risk Tabanlı Sermaye Modeli ve Türkiye Örneği, *BDDK Yetki Etüdü Raporu*, Ankara, Türkiye, s. 7.
- JP Morgan,** 1997. Creditmetrics-Technical Document: *The Benchmark for Understanding Credit Risk*, April 2, 1997.
- Hand, D.V. and Henley W.E.,** 1993. Can Reject Inference Ever Work? in *Readings in Credit Scoring* by Thomas, L.C., Edelman, D. and Crook, J.N, p.133.
- Hoyland, C.,** 1994. *Data Driven Decision for Consumer Lending*, Lafferty Publications, pp.46,56,57.
- Karacan, A.İ.,** 1997. Bankacılık ve Kriz, *Finans Dünyası Yayınları*, 1, 23, Creative Yayıncılık.
- Keck, W. and Jovic, D.,** 1999, *Das Management von operationellen Risiken bei Banken*, Der Schweizer Treuhaender.
- Korkmaz, T.Ö.,** 2004. Bankalarda Kredi Riski Ölçümünde Alternatif Yöntemler, *Active*, Temmuz-Ağustos, s.1.
- Lawrence, D. and Solomon, A.,** 2002. *Managing a Consumer Lending Business*, Lawrence Solomon Partners, NY , pp. 43, 59,59.
- Lewis M. E.,** 1992. *An Introduction to Credit Scoring*, Fair Isaac Co., San Rafael, pp.21.

- 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
- Myers, J.H. and Forgy, E.W.**, 2003. The Development of Numerical credit Evaluation Systems, *Journal of American Statistical Association*, 58, 799. Retrieved October 3, 2008, from <http://socsci2.ucsd.edu/~aronatas/project/academic/Comparison%20of%20Discriminant%20and%20Regression%20analysis%20for%20cred.pdf>
- Saunders, A.**, 1999a. *Financial Institution Management*, McGraw-Hill Higher Education, Third Edition, p.2.
- Saunders, A.**, 1999b. *Credit Risk Measurement: New Approaches to Value at Risk and Other Paradigms*, John Wiley&Sons Inc, New York. p.9
- Scallan, G.**, 1999. *Building Better Scorecards*, Austin Logistics, p.1013.
- Siddiqi, N.**, 2006. *Credit Risk Scorecards*, John Wiley&Sons, Inc.,pp.115,136-139
- TBB**, 1999. Kredi Riski Yönetimine İlişkin Temel İlkeler Temmuz 1999, s.2.
- Thomas, L.C., Edelman, D. and Crook, J.N.**, 2002. *Credit Scoring and Its Applications*, Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, pp.1,3,4,145,147.
- Ünsal, B.A.**, 2001. Bankacılıkta Likidite Riski Yönetimi, *BDDK Yetki Etüdü Raporu*, Ankara, Türkiye, s.1.

EKLER

Çizelge A.1: Genel Amaçlı Kredi Skolama Modelleri ve Özellikleri

Skorlama Sistem Adı	Dağıtıcı Firma Adı	Geliştiren Firma Adı	Tür
Advance BK	Integrated Solutions Concepts Inc	Fair Isaac, Inc	İflas , batık
Application Risk Models	Fair Isaac	Fair Isaac, Inc	Başvuru Riski
Assist 2.0	Fair Isaac	Fair Isaac, Inc	Sigorta Riski
Authentication Solutions Level One Score	Experian	Experian	Dolandırıcılık
Authentication Solutions Level Two Score	Experian	Experian	Dolandırıcılık
Auto Risk Model	Experian	Experian	Endüstriye Özgü Risk
Bankcard Response Model	Experian	Experian	Yanıtlama
Bankruptcy Navigator	Equifax	Equifax	Batık Riski
Bankruptcy Watch	Experian	Experian	Batık
BEACON	Fair Isaac	Fair Isaac, Inc	Risk
CollectScore	Fair Isaac	Fair Isaac, Inc	Tahsilat
Credit Forecast.com	Equifax	Equifax	Ekonometik Kredi Riski
Credit Union Risk Model	Experian	Experian	Endüstriye Özgü Risk
Cross View	Experian	Experian	Risk
DELPHI	TransUnion	Experian	Batık
Desktop Underwriter	Fannie Mae	Fannie Mae	Mortgage Riski
Early Indicator	Freddie Mac	Team El, Freddie Mac	Mortgage Riski
EMPIRICA	TransUnion, Fair Isaac	Fair Isaac	Risk
EDASE	Equifax	Experian	Batık Riski

Equifax Emergent Score	Equifax	Equifax	Kredi Riski
Equifax Income Score	Equifax	Equifax	Gelir Tahmini
Equifax Mortgage Score	Equifax	Equifax	Mortgage Riski
Equifax Risk Score' 98	Equifax	Equifax	Genel Kredi Riski
Equifax Smart Score	Equifax	Equifax	İkincil Kredi Riski
Equifax Telco' 98 Score	Equifax	Equifax	Telekomünikasyon Kredi Riski
Equifax Wireless 2.0 Score	Equifax	Equifax	Kablosuz Kredi Riski
Experian Bankruptcy Model	Experian	Experian	Batık
Experian/Fair Isaac Attrition Score	Experian	Fair Isaac	Müşteri Kaybı
Experian/Fair Isaac Insurance Score	ChoisePoint	Fair Isaac	Sigorta Riski
Experian/Fair Isaac Advance Risk Model	Experian, Fair Isaac	Fair Isaac	Risk
Experian/Fair Isaac Risk Model	Experian, Fair Isaac	Fair Isaac	Risk
Expert Model	Magnum Communication Ltd., Cypress Software Systems	Scoring Solution Inc.	Risk
FAST START	Experian	Experian	Risk
Fraud Detect Model	TransUnion	Advanced Software Applications	Dolandırıcılık
Fraud Shield Score	Experian	Experian	Dolandırıcılık
GEM	TransUnion	Scoring Solution Inc.	Risk
HORIZON	TransUnion, Fair Isaac	Fair Isaac	Batık
In the Market Model	Experian	Experian	Yanıtlama
InScore 3.0	Equifax	Fair Isaac	Sigorta Riski

Loan Prospector	Freddie Mac	Freddie Mac	Mortgage Riski
National Risk Model	Experian	Experian	Risk
Omni Sore	GE Capital Mortgage Insurance	GEMICO	Mortgage Riski
Pinnacle	Equifax	Fair Isaac	Risk
PRECISION	Equifax, Fair Isaac	Fair Isaac	Risk
Property Loss Score	ChoisePoint	Fair Isaac	Sigorta Riski
Recovery Score-Bankcard	Experian	Experian	İyileştirme
Recovery Score-Retail	Experian	Experian	İyileştirme
Retail Risk Model	Experian	Experian	Endüstriye Özgü Risk
Retention Evaluator	Equifax, Fair Isaac	Fair Isaac	Müşteri Kaybı
Revenue Opportunity Indicator	Experian, Fair Isaac	Fair Isaac	Gelir Tahmini
Revenue Evaluator	Equifax, Fair Isaac	Fair Isaac	Gelir Tahmini
REWARD	TransUnion, Fair Isaac	Fair Isaac	Tahsilat
Risk Profiler	TransUnion	Fannie Mae	Mortgage Riski
Revenue Projection Model	TransUnion, Fair Isaac	Fair Isaac	Gelir Tahmini
SENTRY	TransUnion, Fair Isaac	Fair Isaac	Müşteri Kaybı
Small Business Risk Portfolio Score	Fair Isaac D&B	Fair Isaac	Küçük İşletme Riski
Small Business Scoring Service	Fair Isaac	Fair Isaac	Küçük İşletme Riski
SPECTRUM	TransUnion	Scoring Solution Inc.	Risk
STRATUM	TransUnion	TransUnion Modeling Service	Sınıflandırma Aracı

Kaynak: Mays, Credit scoring for risk managers, 2004, pp.19-31

ÖZGEÇMİŞ

1983 yılında İstanbul’da doğdu. İlk orta ve lise öğrenimini İstanbul’da Özel Saint Joseph Fransız Lisesi’nde tamamladı. 2002 yılında girdiği İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi, Matematik Mühendisliği bölümünden 2006 yılında mezun oldu. 2006 yılında başladığı İstanbul Teknik Üniversitesi, İktisat Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı’ndan Şubat 2009’da mezun olacaktır.