

T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI

DOKTORA TEZİ

Finansal Zorluğa Düşecek Firmaların Önceden Tahmini
ve
Ülkemizde bir Uygulama

Hazırlayan:

Mehmet Cevdet ÇAĞLAR

2502030167

Danışman Öğretim Üyesi:

Prof. Dr. DURSUN ARIKBOĞA

İSTANBUL, 2007

ÖZ

Bir işletmenin mali yükümlülüklerini yerine getirememesi olarak tanımlanan finansal zorluğa düşme durumu, toplumsal ve ekonomik sonuçlar doğuran bir olaydır. Finansal zorluğu tahmin etmeye odaklanan bu tez, özellikle, kredi talebinde bulunan Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmelerde (KOBİ) temerrüte düşme olasılığını bulmak için skora sistemlerini incelemekte ve bir uygulama çalışması sunmaktadır. KOBİ'lerde skora sistemi uygulamalarında temerrüte düşme olasılığını etkileyen iki ana faktör finansal veriler ve firmanın (ve ortakların) niteliksel faktörleridir. İşletme küçüldükçe, ortakların kredibilitesi firmanın derecelendirilmesi üzerinde daha fazla etkili olur; diğer taraftan, işletme büyüdükçe finansal tabloların derecelendirme üzerindeki etkisi artar.

Finansal faktörlerin kullanımına odaklandığımız çalışmamızda, finansal zorluğun tahmini için kullanılan veriler, araştırma süresince ortaya çıkarılan birçok bağımsız değişken ve temerrüte düşüp düşmemeyi gösteren ikili bağımlı değişkendir. Genelde karlılık, kaldıraç, operasyonel verimlilik ve likiditeyi ölçen finansal rasyo gruplarından bazı rasyolar, firmaları finansal zorluğa düşecek ya da düşmeyecek diye iki sınıfa ayırmakta daha duyarlıdır. Bu tezde KOBİ'lerden gelen veriler kullanılmış olup, lojistik regresyon yöntemi ile skora modeli oluşturma konusunda uygulama çalışması yapılmıştır. Bu şekilde elde edilen skor 0 ve 1 arasında yer alır ve temerrüte düşme olasılığı olarak yorumlanır.

Türkiye gibi Basel II uzlaşısı ile uyumluluk anlaşması yapan ülkelerdeki çoğu banka, sermaye gereksinimlerini daha etkin bir şekilde saptamak için kendi müşteri veritabanlarına dayanan ileri içsel derecelendirme sistemleri geliştirme çalışmaları içindedir. Bu nedenle, skora sistemleri çalışmamızın yapıldığı tarihler itibarı ile, bankacılık sektörü içinde oldukça rağbet gören bir konu haline gelmiştir.

ABSTRACT

Financial distress, defined as a condition where an enterprise cannot meet its financial obligations, has important social and economic consequences. This thesis is focused on predicting financial distress; in particular, credit scoring systems for the prediction of default for small and medium size enterprises (SME) as well as an application on Turkish SME's. For SME scoring applications, two main factors that affect the probability of default for SME loans are basically business financials and the credit history of the owners (shareholders). As the enterprise gets smaller, the credibility of the owners gets more influential on the final score of the enterprise and vice versa.

Our study focusing on the financial data of the enterprise to determine the probability of default are based on independent variables identified in the course of the research and a binary dependent variable indicating failure or non-failure. Certain financial ratios mainly measuring profitability, leverage, operational efficiency and liquidity display higher sensitivity when classifying the firms that experience financial distress or otherwise. In our application study, utilizing SME related financial data, we use logistic regression method in order to form relevant scoring function. The score obtained for each firm is a value in between 0 and 1 which is interpreted as the probability of default.

In those countries that have promised to comply with Basel II recommendations such as Turkey, most banks have been planing or establishing advanced scoring systems based on their own customer database to assess their capital needs. Therefore, scoring systems have been a popular subject in the banking sector during the period our study has been carried over.

ÖNSÖZ

Bir firmanın finansal zorluğa düşmesi toplumsal ve ekonomik sonuçları olan önemli bir konudur. Kredi veren kurumlar açısından da bu durum oldukça önemli olup, bu kurumlar firmaların zorluğa düşebileceklerini tahmin etmeye yönelik metodlarını iyileştirme ve geliştirme gayreti içindedirler.

Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler için kullanılan ileri istatistiksel yöntemlere dayalı kredi skorlama sistemleri günümüzde önemli avantajları beraberinde getirmektedir. Objektif olması, zaman ve maliyet tasarrufu sağlaması, rekabet gücü yaratması, kısa sürede müşteriye cevap vermeye olanak sağlaması gibi sebepler günümüzde kredi veren kurumlar arasında istatistiksel yöntemlere dayalı ileri skorlama sistemlerinin önemini artırmıştır.

Çalışmamız skorlama sistemleri için son dönemlerde ortaya çıkmış modelleri incelemekle başlamaktadır. İkinci aşamada, lojistik regresyon yönteminin kullanılması ile Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler için finansal faktörlere dayalı bir skorlama modelinin oluşturulması süreci gerçek verilerle ortaya konmuştur.

Bana bu konuda çalışma imkanı veren ve desteğini esirgemeyen başta danışman hocam Prof. Dr. Dursun ARIKBOĞA olmak üzere benden yardımlarını esirgemeyen hocalarım Prof. Dr. Hülya TALU'ya ve Prof. Dr. Targan ÜNAL'a teşekkürlerimi bir borç bilirim.

Çalışmam süresince bana destek olan tüm aile fertlerime teşekkür ederim.

Mehmet Cevdet Çağlar

İstanbul, 2006

İÇİNDEKİLER

Tablolar	viii
Şekiller	viii
Kısaltmalar	ix
Giriş	1
1. Firmaların Finansal Risk Açısından Değerlendirilmesi	4
1.1. Finansal Zorluğa Düşme (Mali Başarısızlık) Durumu.....	4
1.2. Kredi Riskinin Ölçümünde Geleneksel Yaklaşımlar	5
1.2.1. Uzman Sistemler (Ekspert Sistemler)	6
1.2.2. İstatistiksel Derecelendirme Sistemleri.....	7
1.2.3. Karma Sistemler.....	17
1.3. Firma Derecelendirme Yöntemi Olarak Skorlama Sistemleri	18
1.4. İçsel Derecelendirme Sistemleri	21
1.5. Finansal Zorluğa Düşmenin Skorlama Sistemi Açısından Tanımı	23
1.6. Skorlama Sistemleri ve Önemi.....	24
1.6.1. Skorlama Sistemleri Kapsamı	24
1.6.2. Amaçlar ve Önemi	26
1.7. KOBİ'ler İçin Kredi Olanakları ve Skorlama Sistemleri.....	27
1.8. KOBİ Kredileri ve Basel II	29
1.9. Türkiye'de KOBİ'ler.....	31
2. İstatistiksel Skorlama Yöntemleri	36
2.1. Ayırıştırma (Diskriminant) Analizi	37
2.2. Lojistik Regresyon	39
2.3. Tehlike (Hazard) Fonksiyonu	42
2.4. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks).....	43

2.5.	Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machines)	48
2.6.	Bayes Sınıflandırma Yöntemi	51
2.7.	Diğer Yöntemler	52
2.8.	Birleşik Yaklaşımlar	53
3.	Skorlama Sistemi Geliştirme Aşamaları	55
3.1.	Kapsam ve Tanımlar	55
3.2.	Veriler	57
3.2.1.	Veri Derleme	57
3.2.2.	Finansal Veriler	58
3.2.3.	Finansal Olmayan Veriler	58
3.3.	Skorlama Fonksiyonunu Oluşturma	60
4.	KOBİ'ler İçin Skorlama Modeli Uygulaması	62
4.1.	Veri Kümesi	63
4.2.	Duyarlı Rasyoların Seçimi	66
4.3.	Faktör Analizi	68
4.3.1.	Ana Bileşen Analizi	69
4.3.2.	Faktörlerin Hesaplanması	74
4.4.	Derecelendirme - Skorlama Fonksiyonu	76
4.5.	Uygulama Sonucunun Değerlendirilmesi	78
Sonuç	83
Kaynaklar	85
Ekler	92
Ek.1 - Rasyoların Standart Sapmaları ve Ortalamaların Standart Hataları		92
Ek.2 - İki Örneklemli t-Testi Sonuçları		97

Tablolar

Tablo 1. Uluslararası Kredi Skorlama Modelleri Taraması	9
Tablo 2. Derecelendirme Modelleri ve Firma Büyüklüğü İlişkisi	22
Tablo 3. Türkiye’de Kullanılan KOBİ Tanımları (DPT, 2004)	31
Tablo 4. KOBİ’lerin Ekonomideki Yeri (Aras, 2005)	32
Tablo 5. Finansal Rasyolar ve Tanımları	64
Tablo 6. Duyarlı Rasyolar	67
Tablo 7. Rasyo Temel İstatistiksel Verileri	69
Tablo 8. KMO and Bartlett Testleri	70
Tablo 9. Bileşenler ve Açıkladıkları Varyans	71
Tablo 10. Faktör Ağırlıkları	72
Tablo 11. Çevrilmiş Faktör Ağırlıkları	73
Tablo 12. Rasyo Katsayıları	73
Tablo 13. Lojistik Regresyon Sonuçları	77
Tablo 14. Doğru Sınıflandırma Ölçümleri	78
Tablo 15. Temerrüt Tahminleri	79
Tablo 16. Tahmin Tutarlılığı	81

Şekiller

Şekil 1. Risk Derecelendirme Süreci (Treacy, Carey, 2000)	6
Şekil 2. Lojistik Eğri	40
Şekil 3. Bir Gizli Katmana Sahip Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı	47
Şekil 4. Bağımsız Değişken Uzayında Destek Vektörü Optimizasyonu Gösterimi ..	49
Şekil 5. Faktörlere Karşı Gelen Özdeğerler	71
Şekil 6. Faktör 1’in temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları	74
Şekil 7. Faktör 2’nin temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları	75
Şekil 8. Faktör 3’ün temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları	75
Şekil 9. Faktör 4’ün temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları	76
Şekil 10. Lojistik Fonksiyondan Elde Edilen Tahmini Skorlar	79

Kısaltmalar

AB : Avrupa Birliđi

Basel II: Yeni Basel Sermaye Uzlařısı

BIS : (The Bank for International Settlements) Uluslararası Ödemeler/ Mutabakat Bankası

DPT : Devlet Planlama Teřkilatı

EAD : (Exposure at Default) Temerrüt Halinde Risk Tutarı

EL : (Expected Loss) Tahmini Kayıp

GZFT : (SWOT) Güçlü Yanlar-Zayıf Yanlar-Fırsatlar-Tehditler

IRB : (Internal Rating Based) İçsel Derecelendirme Tabanlı

KMO : Kaiser Meyer Olkin Ölçümü

KOBİ : Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler

KV : Kısa Vadeli

LGD : (Loss Given Default) Temerrüt Halinde Kayıp

MSDH : Mamül Stok Devir Hızı

MV : (Market Value) Piyasa Deđeri

PD : (Probability of Default) Temerrüte Düşme Olasılıđı

SDH : Stok Devir Hızı

SME : (Small and Medium Size Enterprises) Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler

SMM : Satılan Malın Maliyeti

TA : Ticari Alacak

TCMB : Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası

UV : Uzun Vadeli

YB : Yabancı

YK : Yabancı Kaynak

Giriş

Şirketlerin finansal açıdan zor duruma düşebileceklerinin tahmini konusu Merkez Bankası, bankacılık sektörünün düzenleme ve denetleme kurumları gibi kurumlar, sermaye piyasası kurumları ve bunların ötesinde, kredi veren kurumlar, yatırımcılar, yöneticiler, denetçiler gibi kurum ve kişileri ilgilendiren önemli bir konudur. Çalışmamız borçlanma araçlarının derecelendirilmesinden ziyade, kredi riskinin derecelendirilmesi üzerine yoğunlaşmıştır. Bu konuyla en fazla ilgilenen taraf, kredi veren kurumlar olmuştur. Bu alanda akademik açıdan pek çok çalışma yapılmıştır ve yapılmaya devam etmektedir. Genellikle kredi derecelendirme alanı içinde toplayabileceğimiz çalışmalar 1960 ve 1970’li yıllarda akademik alanda sıkça görülmeye başlamış, zamanla gelişerek önemli bir uygulama alanı haline gelmiştir.

Şirketlerin finansal zorluğa düşme olasılıklarını bulmak, istatistiksel teknikler kullanarak yeni kredi risk ölçüm metodları, derecelendirme metodları geliştirmek amacıyla yapılan çalışmalar 1960’lı yılların sonlarında ve 1970’li yıllarda yoğunlaşmıştır. Beaver¹ ve özellikle Altman² bu alanda öncü olacak önemli çalışmalar yapmışlardır. Daha sonra, ABD’de ve diğer ülkelerde akademik alanda pek çok çalışma bu çalışmaları takip etmiştir. Bu alanda yapılan araştırmalara finansal sektörden gelen yoğun talep, bu çalışmaların ileri düzeylere taşınmasına katkıda bulunmuştur.

Diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi, hazard modeli, Bayes diskriminant analiz modeli, probit modeli, veri zarflama modeli, karar ağacı analizi (decision tree - recursive partitioning algorithm), destek vektör makinaları (support vector machines) ve yapay sinir ağı yöntemleri gibi pek çok model literatürde görülmeye başlamıştır. Bunlar arasında, uygulamada kullanılan parametrik modellerden özellikle lojistik regresyon analiz modeli dikkat çekmektedir.

¹ W. Beaver, “Financial Ratios as Predictors of Bankruptcy”, **Journal of Accounting Research**, C:6, 1966, s.71-102

² E. I. Altman., “Financial Ratios, Discriminant Analysis And The Prediction Of Corporate Bankruptcy.” **Journal of Finance**, C:23, No:4, 1968, s.589-609.

Uygulama çalışmamızda lojistik regresyon analiz modeli kullanılmıştır. Bu yöntemde, her bir veri grubunun hangi sınıfa girdiğini saptayan kurallar belirlenir. Finansal zorluğa düşmüş ve düşmemiş firmalardan oluşan veri grupları oluşturulur. Bu grupları ayırtmada duyarlı olan değişkenler belirlenir. Verilerden lojistik dağılımın parametreleri bulunur. Lojistik fonksiyon değeri olasılık değeri olarak ortaya çıkar. Uygulama sırasında, yeni bir firmanın değişkenlerine lojistik fonksiyon modeli uygulanır; sonuca bakılarak temerrüte düşme olasılığı ve hangi grup içinde olup olmadığı ortaya çıkar.

İstatistiksel derecelendirme sistemleri, derecelendirme sistemleri içinde gittikçe daha etkin uygulama alanı bulmakta olup, bu kapsamda kredi skorlama modelleri günümüzde perakende krediler için tercih edilen bir yöntem haline gelmiştir. Otomatikleşmiş (automated) ve standart bir yapısı olan skorlama sistemleri, derecelendirme sistemleri içinde nispeten daha küçük firmaların (ve bireysel müşterilerin) değerlendirilmesinde uygulanan bir sistemdir ve çalışmamızın da ana konularından biridir.

Çalışmamız önce finansal zorluğa düşme, kredi veren kurumların tanımıyla temerrüte düşme olarak tanımlayabileceğimiz durumun olasılığını hesap etmek ve bu amaçla kullanılan skorlama sistemlerini anlamak amacıyla son dönemlerde yapılan çalışmalardan önemli bir kısmını ortaya koymakla başlamaktadır. Daha sonra, ülkemizde Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler (KOBİ) için kullanılabilecek bir skorlama modelini oluşturma ve skorlama fonksiyonunu ortaya çıkarmaya yönelik aşamalara geçilecektir.

Çalışmamız, skorlama sistemleri ile ilgili olarak kullanılan modellerin pek çoğu ile ilgili detaylı anlatım yapmakla birlikte, özünde bir uygulama çalışması olmayı amaçlamaktadır. Uygulama konusu ise ülkemiz ekonomisi içinde önemli bir yeri olan KOBİ'ler için kredi skorlama sisteminin oluşturulmasıdır. İleri istatistiksel analiz metodlarına dayalı skorlama modellerine ülkemizde bazı bankalar ve diğer çoğu kredi veren kurumlar tarafından halen tam olarak geçilemediği bilinmektedir. Bu tip modellerin etraflica anlatımının ve uygulamaya dönük bir çalışmayla ortaya konulmasının, ülkemizde özellikle kredi veren kurumlar açısından önemli bir bilgi ve referans kaynağı olacağını düşünmekteyiz.

Küçük ve orta büyüklükteki işletmelerce ihtiyaç duyulan kredi kaynaklarının istatistiksel metotlara dayanan skorlama sistemleriyle sağlanacak olması ve bunun getirdiği değişik yaklaşımlar KOBİ'ler için önemli bir konu olup, bankalara da önemli avantajlar getirmektedir. Bunun yanında, Basel II uzlaşısı gereği olarak risk yönetiminin bankalarda sermaye yeterliliğini ölçmede en önemli unsur haline gelmesi, skorlama sistemlerini günümüzde oldukça önemli hale getirmiştir.

Bazı kurumların istatistiksel analize dayalı skorlama sistemlerini yerleştirmek için zorlandıkları (genellikle maddi sebepler veya sistemin güvenilir olabileceğine yönelik soru işaretlerinden dolayı) bilinmektedir. Geçmişte, diğer ülke şirketlerine ait finansal verilerinin kullanılması ile ortaya çıkmış skorlama fonksiyonlarının ülkemizde uygulanması sonucu olumsuz sonuçlar alınması, konunun ileri derecede uzmanlık gerektirmesi ve kolay anlaşılabilir olmaması gibi sebepler nedeniyle bankalar bu konuya soru işaretleriyle yaklaşmaktadırlar. Bazı kurumlar kendi iç kaynakları ile bu konuda kendi modellerini oluşturmaya başlamışlar veya oluşturmuşlardır. Bazı bankalar da, dış destekle beraber kendi kaynaklarını da kullanarak bu çalışmalarını yürütmektedir.

Sonuç olarak, çalışmamızın, kredi veren kurumların kendi skorlama modellerini oluşturmalarına yardımcı olmak açısından veya bu konuda dış destek alırken konunun içeriğini daha iyi anlayabilmeleri açısından önemli bir ihtiyaca cevap vereceği kanaatindeyiz. Uygulama çalışmamız küçük ve orta büyüklükteki işletme gruplarından gerçek firma verilerini kullanmıştır. İlgili firmalar belli bir süre izlenmiş (yaklaşık 14 ay) ve finansal zorluğa düşen firmalar ayrıştırılmıştır. Çalışmamızın son bölümünde, finansal verilere dayalı bir skorlama fonksiyonu elde edilmiş ve kullanılan yöntem basamak basamak anlatılmıştır.

Küçük ve orta büyüklükteki işletmelerin gerçek verilerinin temel alındığı lojistik regresyon modeline dayalı skorlama uygulama çalışmamız, bu kapsamı itibarı ile ülkemizde bilginiz dahilinde olan ilk akademik çalışmadır. Lojistik regresyon analizinin ana bileşen analizi ile birlikte kullanıldığı çalışmamızın finansal sektörde bu konuda uygulama çalışması yapacak olan uzmanların başvuracağı bir kaynak olabileceği kanaatindeyiz.

1. Firmaların Finansal Risk Açısından Değerlendirilmesi

Firmaların finansal risk açısından değerlendirilmesinin önemi ve değerlendirme yöntemleri üzerinde genel bilgilere aşağıdaki bölümlerde değinmekteyiz. Ayrıca, KOBİ'ler ve istatistiksel skorlama sistemleri ile ilgili olarak, çalışma konumuz kapsamında belirtmek istediğimiz konular da burada yer almaktadır.

1.1. Finansal Zorluğa Düşme (Mali Başarısızlık) Durumu

Finansal zorluğa düşmek, işletmelerin mali yükümlülüklerini artık yerine getiremeyecekleri bir duruma düşmeleri olup, önemli ekonomik ve sosyal sonuçları olan, toplumsal refahı etkileyen bir olaydır.

Mali başarısızlık işletme içi veya işletme dışı nedenlerden kaynaklanabilir. İşletme dışı etmenler arasında yüksek enflasyon, ekonomide veya sektörde daralma, durgunluk, döviz kurlarında istikrarsızlık, yoğun rekabet, hukuki ve kanuni sorunlar, global ekonomik ve politik sorunlar neticesinde ortaya çıkan problemler başlıcaları olarak gösterilebilir. İşletme içi etmenler arasında ise finansal ve stratejik planlama hataları, yüksek finansal kaldıraç ile çalışma, pazarlama yanlışlıkları, organizasyon içi yetersiz iletişim, işçi-işveren ilişkilerindeki sorunlar, yetersiz iç kontrol sistemleri başlıcaları olarak gösterilebilir.

Mali başarısızlığa uğrayan bir firmanın yarattığı olumsuz sonuçlar ve etkileşimler incelendiğinde başta kredi veren kurumlara etkisi ve dolaylı olarak da kredi alacak firmalara etkisi önemle göze çarpmaktadır. Ülkemizde ekonomik krizler sırasında finansal zorluğa düşen firmaların önemli miktarda artması, bankacılık sektöründe bu dönemlerde takibe düşen firmaların sayısının ve karşılık ayrılan kredilerin de artmasına yol açmıştır. Bu durum, pek çok bankayı böylesi dönemlerde ciddi mali zorluklar içine düşürmüştür. Bankalar için, temerrüte düşme olasılığı yüksek

firmaların tespiti ve bu tip firmalara kredi kullandırmanın maliyetinin hesaplanması oldukça önemlidir. Böyle firmaların sayılarının beklenmeyen şekilde fazlalaşması durumunda, ürün maliyetlerinin artması, kredi faizlerinin artması ve bu tip durumların yoğunluğuna göre kredi veren kurumun kendisinin zorluğa düşmesi gibi sonuçlar ortaya çıkabilecektir. Buradan da anlaşılacağı üzere, geri dönmeme olasılığı yüksek kredilerin önceden tahminine yönelik çalışmalar bankalar (ve diğer kredi veren ve kredi benzeri finansman kaynağı sağlayan kurumlar) için yüksek önem arzeden bir konudur.

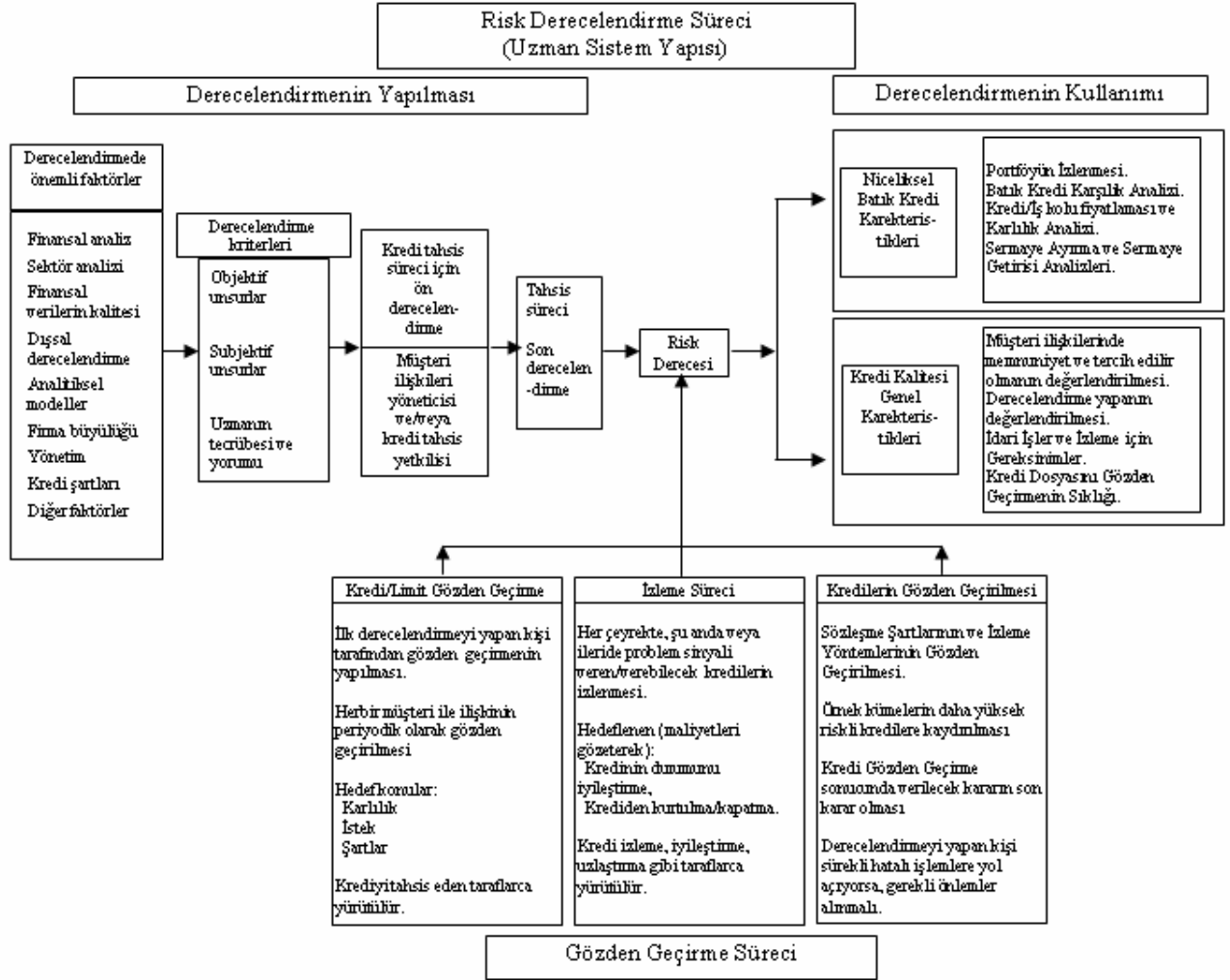
Her verilen kredi banka açısından alınan bir riski içerir. Bu riski kontrollü şekilde ve düşük maliyetlerle alabilmek, riskin derecesini tahmin edebilmek ve alınan risk ölçüsünde fiyatlamayı yapabilmek, bankalar için oldukça önemlidir. Kredi riskini hesaplamaya yönelik olarak bankalar çeşitli yöntemler kullanmaktadırlar.

1.2. Kredi Riskinin Ölçümünde Geleneksel Yaklaşımlar

Finansal zorluğa düşme olasılığı ile, finansal yükümlülüklerini yerine getirememeye durumunun olasılığı kastedilir. Bankalar bu durumu genelde “temerrüte düşme olasılığı” (Probability of Default: PD) olarak ifade ederler. Bu kapsama tasfiye ve iflas durumu da doğal olarak dahildir. Bankalar kredileri tahsis etmeden önce kredi talep eden firmanın riskini, böylece kredinin geri dönüş olasılığını mümkün olan en etkin yöntemle ölçmeye çalışırlar.

Riskin ölçülmesi önemli bir süreçtir. Standart noktalar olmakla birlikte bankadan bankaya, kurum kültürüne ve yapının gelişmişliğine bağlı olarak bu süreçte farklılıklar görülebilir. Şekil 1’de, Treacy ve Carey’nin bir çalışmasından aktarılan, uzman sistemlerin baz alındığı bir risk derecelendirme sürecinin genel yapısı verilmektedir³. Bu yapı standart bir yapı olmayıp bankaların yapısına, büyüklüğüne, hedeflerine göre farklılıklar gösterir. Odaklandığımız konu olmadığı için, yapıda kritik yapmayıp, genel fikir vermesi açısından olduğu şekliyle aktarmak istiyoruz.

³ W.F. Treacy, M. Carey, “Credit Risk Rating Systems At Large U.S. Banks”, Journal of Banking and Finance, C:24, 2000, s.170.



Şekil 1. Risk Derecelendirme Süreci

Günümüzde derecelendirme sistemleri olarak adlandırdığımız sistemleri kullanılan yöntemlere göre gruplandırırsak; bunlar, uzman sistemler (ekspert sistemler), istatistiksel (ve matematiksel) modellere dayanan derecelendirme sistemleri ve bu ikisinin karışımı olan karma (hibrid, sentez) sistemler olarak bilinirler.

1.2.1. Uzman Sistemler (Ekspert Sistemler)

Bankacılar, geleneksel olarak kredi tahsislerinde kredi değerlendirme uzmanlarının (veya mali analistlerin), kredi değerlendirmenin 5C'si gibi (character, capital, capacity, collateral, conditions) yöntemlere güvenmişlerdir. 5C'nin

değerlendirilmesi uzman kişiler tarafından yapılmakta olup, kriterlerin objektif yorumu kolayca gerçekleştirilemez, subjektiflik riski fazladır. Ayrıca, bazı geleneksel uzman sistemler, değerlendirmeye araç olan faktörlere (hepsine veya bir kısmına) ağırlık atamadan değerlendirme yapabilirler. Bu durum subjektiflik riskini daha da artıracaktır.

Çoğu uzman sistemlerde, işletmelerin belirli finansal verilerine ve finansal olmayan verilerine bağlı faktörlere uzmanların tecrübelerine dayanarak atanmış ağırlık oranları sözkonu olmaktadır. Bunların sonucunda, uzmanların belirlediği ve kısmen standardize olmuş değerlendirme yöntemleri ile bir derecelendirme modeli ortaya çıkmaktadır.

Uzman sistem yöntemiyle bulunan sonuç değerinin kalitesi, değerlendiren uzmanın bilgi ve tecrübesiyle doğrudan ilişkilidir. İleri derecede bilgi ve tecrübeye sahip bir uzmanın yaptığı mali değerlendirme “oldukça yüksek etkinlik değeri” taşımakla birlikte bu durum aynı zamanda değerlendirme için harcanan birim zamanın ve istihbarat bilgilerinin kalitesinin de bir fonksiyonudur. Bu tip modeller sektörel bazlı olarak genellikle büyük firmaların değerlendirilmesinde kullanılır ve sonuçlar önceden belirlenmiş alfanümerik derecelendirme sınıflarına atanır. Uzman sistemlerin uygulaması, ihtiyaç duyduğu kaynaklar sebebiyle yüksek maliyetler taşıyabilir.

1.2.2. İstatistiksel Derecelendirme Sistemleri

Derecelendirme sistemlerinde istatistiksel (ve matematiksel) yöntemlerin kullanımı oldukça önemli ve kapsamlı bir konudur. Genelde, perakende kredilerin derecelendirilmesinde, skortlama sistemleri adı altında bu tip sistemler yaygın olarak kullanılmaktadır. Perakende krediler kapsamında bireysel krediler ile (mikro dahil) küçük ve orta büyüklükteki işletme kredileri bulunmaktadır. Büyük firmalara verilen kredilerin derecelendirilmesi ise genelde uzman sistemler veya karma sistemler aracılığı ile yapılır. Büyük firmaların yüksek meblağlı kredi talepleri için uzman analizine dayalı, operasyonel maliyeti fazla ama daha etkin ve kapsamlı inceleme yöntemleri tercih edilmektedir.

Skorlama modellerinde, Altman⁴ 1968 tarihli çalışmasında ortaya koyduğu çoklu diskriminat modelini içeren kredi skorlama analiz yöntemi ile ileri istatistik derecelendirme modellerine öncülük etmiştir. Skorlama modellerinin kullanımı 1990'lı yıllarda oldukça kayda değer bir noktaya gelmiştir. Mester⁵ ABD'de kredi skorlama modellerinin bankalar arasında kullanımına dair yaptığı araştırmada, ilgili dönemde bankaların skorlama sistemlerini kredi kartları başvurularının %97'sinin değerlendirilmesinde, küçük işletmelerin kredi başvurularının ise %70'inin değerlendirilmesinde kullandığını ortaya koymuştur.

Her ne kadar yüksek tecrübeye sahip bir mali analistin değerlendirme etkinliğine ulaşamayabilir olsada kredi skorlama modelleri düşük maliyetlidir, hızlıdır; ileri istatistik ve matematik analizler ile elde edilmiş iyi bir model yüksek isabet oranları ile çalışabilir, uzman sistemlerin kullanımı ile ortaya çıkabilecek subjektiflik riskinden ve yüksek operasyonel maliyetlerden uzaktır. Böylece, dünyada pek çok ülkede belirli işletme büyüklüklerine kadar olan kredilerde (ve bireysel kredilerde) skorlama modellerinin kullanımı yaygınlaşmıştır. İstatistiksel derecelendirme modelleri konusunda araştırmacılar tarafından değişik ülkelerde pek çok çalışma yapılmıştır. Altman ve Narayanan⁶ tarafından hazırlanmış olan ve Tablo 1'de verilen çalışmada, dünyanın değişik ülkelerinde yapılan istatistiksel çalışmalar sonucunda derecelendirme modelleri için ortaya çıkmış açıklayıcı (duyarlı) finansal değişkenler listelenmiştir. Bu çalışmayı Allen⁷ duyarlı değişkenleri --mümkün olduğunca duyarlı değişkenlerin önem sırasına göre-- sıralandırarak listelemiştir. Burada dikkat çeken bir nokta şudur: çoğu çalışmada bazı karlılık, kaldıraç ve likidite ölçen finansal oranlar, zorluğa düşen firmalarla düşmeyen firmaları ayırırken benzer duyarlılık etkisi göstermektedir.

⁴ Altman, a.e.

⁵ L.J. Mester, "What's the point of credit scoring?" **Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review**, September-October 1997, s.3-16.

⁶ E.I. Altman, P. Narayanan, "An International Survey Of Business Failure Classification Models" **Financial Markets, Institutions and Instruments**, C:6, May 1997, s.1-57

⁷ Linda Allen, Gayle DeLong, Anthony Saunders, "Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets", **Journal of Banking and Finance**, C:28, 2004, s.737

Tablo 1. Uluslararası Kredi Skorlama Modelleri Taraması

Ülke/ Çalışmalar	Açıklayıcı - Duyarlı Değişkenler	(Türkçe/İngilizce)
ABD		
Altman (1968)	<ul style="list-style-type: none">i. vergi ve finansal giderler öncesi kar / toplam aktiflerii. dağıtılmayan karlar / toplam aktifleriii. çalışma sermayesi / toplam aktifleriv. satışlar /toplam aktiflerv. özkaynakların piyasa değeri / borçların defter değeri	<ul style="list-style-type: none">i. EBIT/assets;ii. retained earnings/ assets;iii. working capital/assets;iv. sales/assets;v. market value (mv) equity/book value of debt.
Japonya		
Ko (1982)	<ul style="list-style-type: none">i. vergi ve finansal giderler öncesi kar / satışlarii. çalışma sermayesi / borçlariii. stok devir hızı (2 yıl öncesi) / stok devir hızı (3 yıl öncesi)iv. firma piyasa değeri / borçlarv. net kar'ın standart hatası (4 yıl)	<ul style="list-style-type: none">i. EBIT/sales;ii. working capital/debt;iii. inventory turnover 2 years prior/inventory turnover 3 years prior;iv. mv equity/debt;v. standard error of net income (4 years).
Takahashi v.d. (1984)	<ul style="list-style-type: none">i. özkaynak / duran varlıklarii. kısa vadeli borçlar / toplam aktifleriii. iht. yedek akçeler + tahsisi yapılmamış yedek akçeler / toplam aktifleriv. finansman giderleri / satışlar	

- v. “earned surplus”
- vi. net defter değerindeki artış / satışlar
- vii. olağan kar / toplam aktifler
- viii. satışlar – değişken maliyetler

- i. net worth/fixed assets;
- ii. current liabilities/assets;
- iii. voluntary reserves plus unappropriated surplus /assets;
- iv. interest expense/sales;
- v. earned surplus;
- vi. increase in residual value/sales;
- vii. ordinary profit/assets;
- viii. sales - variable costs.

İsviçre

Weibel (1973)

- i. likidite (hazır değerler – kv borçlar) / amortisman gideri hariç faaliyet giderleri
- ii. stok devir hızı
- iii. borçlar / toplam aktifler

- i. liquidity (near monetary resource assets – current liabilities)/ operating expenses prior to depreciation;
- ii. inventory turnover;
- iii. debt /assets.

Almanya

Baetge, Huss, Niehaus (1988)

- i. özkaynaklar / (toplam aktifler – hazır değerler – bina ve ekipman)
- ii. (faaliyet karı + normal amortisman gid. + emekl. hesabına eklenenler) / toplam aktifler
- iii. (nakdi gelir – giderler) / kv borçlar

- i. net worth/(total assets – quick assets – property & plant);
- ii. (operating income + ordinary depreciation + addition to pension reserves)/assets;
- iii. (cash income – expenses)/short-term liabilities.

von Stein ve Ziegler (1984)

- i. Toplam borçlar / toplam özkaynaklar
- ii. kv borçlar / “output”
- iii. satın alınan mal ve hizmetler için olan borçlar / mallar-malzemeler maliyeti
- iv. (senetli ve senetsiz borçlar) / satışlar
- v. (dönen değerler – kv borçlar) / satışlar
- vi. özkaynaklar / (toplam aktifler – likit varlıklar – gayri menkuller)
- vii. özkaynaklar / (maddi varlıklar-gayri menkuller)
- viii.kv borçlar / dönen varlıklar
- ix. (faaliyet giderleri – maddi duran varlık amortisman giderleri) / (likit varlıklar + alacaklar hes. – kv borçlar)
- x. faaliyet karı / özkaynak
- xi. (faaliyet karı + amortisman) / net “turnover”
- xii. (faaliyet karı + amortisman) / kv borçlar
- xiii.(faaliyet karı + amortisman) / toplam borçlar

- i. capital borrowed/total capital;
- ii. short-term borrowed capital/output;
- iii. accounts payable for purchases & deliveries / material costs;
- iv. (bill of exchange liabilities + accounts payable)/output;
- v. (current assets – shortterm borrowed capital)/output;
- vi. equity/(total assets – liquid assets – real estate);
- vii. equity/(tangible property – real estate);
- viii. short-term borrowed capital/current assets;
- ix. (working expenditure – depreciation on tangible property)/(liquid assets + accounts receivable – short-term borrowed capital);
- x. operational result/capital;
- xi. (operational result + depreciation)/net turnover;
- xii. (operational result + depreciation)/shortterm borrowed capital;
- xiii. (operational result + depreciation)/total capital borrowed.

İngiltere

Marais (1979), Earl ve Marais (1982)

- i. dönen varlıklar / toplam aktifler
- ii. 1 / toplam aktifler

- iii. nakit akışı / dönen varlıklar
- iv. (faaliyetlerden elde edilen fonlar – çalışma sermayesindeki net değişim) / borçlar
 - i. current assets/gross total assets;
 - ii. 1/gross total assets;
 - iii. cash flow/current liabilities;
 - iv. (funds generated from operations – net change in working capital)/debt.

Kanada

Altman ve Lavalley (1981)

- i. dönen varlıklar / kv borçlar
- ii. vergi sonrası kar / borçlar
- iii. özkaynaklar büyüme hızı – aktif toplamı büyüme hızı
- iv. borçlar / toplam aktifler
- v. satışlar / toplam aktifler
 - i. current assets/current liabilities;
 - ii. net after-tax profits/debt;
 - iii. rate of growth of equity – rate of asset growth;
 - iv. debt/assets;
 - v. sales/assets.

Hollanda

Bilderbeek (1979)

- i. dağıtılamamış karlar / toplam aktifler
- ii. Alacaklılar hesabı / satışlar
- iii. katma değer / toplam aktifler
- iv. satışlar / toplam aktifler
- v. net kar / özkaynaklar
 - i. retained earnings/assets;
 - ii. accounts payable/sales;
 - iii. added value/ assets;
 - iv. sales/assets;
 - v. net profit/equity.

van Frederikslust (1978)

- i. likidite rasyosu (kv borçlardaki değişim)
- ii. karlılık rasyosu (öz kaynak karlılığı)

- i. liquidity ratio (change in short-term debt over time);
- ii. profitability ratio (rate of return on equity).

İspanya

Fernandez (1988)

- i. yatırım geri dönüş rasyosu
- ii. nakit akışı / kv borçlar
- iii. Asit test oranı / ato endüstri ortalaması
- iv. vergi öncesi kar / satışlar
- v. nakit akışı / satışlar
- vi. (daimi yedek akçeler / net duran varlıklar) / endüstri ortalaması

- i. return on investment;
- ii. cash flow/current liabilities;
- iii. quick ratio/industry value;
- iv. before tax earnings/sales;
- v. cash flow/sales;
- vi. (permanent funds/net fixed assets)/industry value.

İtalya

Altman, Marco ve Varetto (1994)

- i. borçların maliyetini karşılama kabiliyeti
- ii. likidite oranı
- iii. finansal borçları karşılama kabiliyeti
- iv. karlılık oranı
- v. toplam aktifler / toplam borçlar
- vi. kar birikimi
- vii. ticari borçluluk
- viii. verimlilik

- i. ability to bear cost of debt;
- ii. liquidity;

<ul style="list-style-type: none"> iii. ability to bear financial debt; iv. profitability; v. assets/liabilities; vi. profit accumulation; vii. trade indebtedness; viii. efficiency.
Avustralya
<p>Izan (1984)</p> <ul style="list-style-type: none"> i. finansman giderleri ve vergi öncesi kar / finansman giderleri ii. özkaynaklar piyasa değeri / borçlar iii. faiz ve vergi öncesi kar / toplam aktifler iv. “funded debt/ shareholder funds” v. dönen varlıklar / kv borçlar <ul style="list-style-type: none"> i. EBIT/interest; ii. MV equity /liabilities; iii. EBIT/assets; iv. funded debt/ shareholder funds; v. current assets/current liabilities.
Yunanistan
<p>Gloubos ve Grammatikos (1988)</p> <ul style="list-style-type: none"> i. brüt kar /kv borçlar ii. borçlar /toplam aktifler iii. net çalışma sermayesi /toplam aktifler iv. brüt kar /toplam aktifler v. dönen varlıklar /kv borçlar <ul style="list-style-type: none"> i. gross income/current liabilities; ii. debt/assets; iii. net working capital/assets; iv. gross income/assets; v. current assets/current liabilities.

Brezilya

Altman, Baidya, Ribeiro-Dias(1979)

- i. dağıtılamayan karlar / toplam aktifler
- ii. finansman giderleri ve vergi öncesi kar / toplam aktifler
- iii. satışlar /toplam aktifler
- iv. özkaynaklar piyasa değeri / borçların defter değeri

- i. retained earnings/assets;
- ii. ebit/assets;
- iii. sales/assets;
- iv. mv equity/ book value of liabilities.

Hindistan

Bhatia (1988)

- i. nakit akışı / borçlar
- ii. cari oran
- iii. vergi sonrası kar /özkaynak
- iv. finansman giderleri /"output"
- v. satışlar /toplam aktifler
- vi. bitmiş mamül stokları /satışlar
- vii. çalışma sermayesi yönetim rasyosu

- i. cash flow /debt;
- ii. current ratio;
- iii. profit after tax /net worth;
- iv. interest /output;
- v. sales /assets;
- vi. stock of finished goods/sales;
- vii. working capital management ratio.

Kore

Altman, Kim, Eom (1995)

- i. log(toplam aktifler)
- ii. log(satışlar /toplam aktifler)
- iii. dağıtılamayan karlar /toplam aktifler
- iv. özkaynaklar piyasa değeri /borçlar

<ul style="list-style-type: none"> i. $\log(\text{assets})$; ii. $\log(\text{sales}/\text{assets})$; iii. retained earnings/assets; iv. mv of equity/liabilities.
Singapur
<p>Ta ve Seah (1981)</p> <ul style="list-style-type: none"> i. faaliyet karı /borçlar ii. dönen değerler /kv borçlar iii. finansman giderleri ve vegi sonrası kar /ödenmiş sermaye iv. satışlar /çalışma sermayesi v. (dönen varlıklar –stoklar –kv borçlar) /finansman gid. ve vergi öncesi kar vi. özkaynaklar /borçlar vii. ortaklar sermayesi (normal hisse) / kullanılan sermaye <ul style="list-style-type: none"> i. operating profit /liabilities; ii. current assets /current liabilities; iii. eait/paid-up capital; iv. sales/working capital; v. (current assets – stocks – current liabilities) /ebit; vi. total shareholders' fund /liabilities; vii. ordinary shareholders' fund /capital used.
Finlandiya
<p>Suominen (1988)</p> <ul style="list-style-type: none"> i. karlılık: (likitide akışı-direkt vergiler)/toplam aktifler ii. likidite: (likit aktifler /toplam aktifler) iii. borçlar /toplam aktifler <ul style="list-style-type: none"> i. profitability: (quick flow – direct taxes)/assets; ii. liquidity: (quick assets/total assets); iii. liabilities/assets.
Uruguay
<p>Pascale (1988)</p> <ul style="list-style-type: none"> i. satışlar /toplam borçlar ii. net kar /toplam aktifler iii. uzun vadeli borçlar /toplam borçlar

<ul style="list-style-type: none">i. sales /debt;ii. net earnings /assets;iii. long-term debt /total debt.
Türkiye
Ünal (1988) <ul style="list-style-type: none">i. finansman giderleri ve vergi öncesi kar /toplam aktiflerii. likit aktifler /kv borçlariii. net çalışma sermayesi /satışlariv. likit aktifler /stoklarv. borçlar /toplam aktiflervi. uzun vadeli borçlar /toplam aktifler <ul style="list-style-type: none">i. EBIT/assets;ii. quick assets/current debt;iii. net working capital/sales;iv. quick assets/inventory;v. debt/assets;vi. long-term debt/assets.
<p><u>Notlar:</u></p> <p>1) İlgili çalışmalarda belirtilen ilk bölüm değişkenlerin Türkçe karşılıkları olup, orjinal İngilizce'leri altta daha küçük karakter boyutu ile belirtilmiştir.</p> <p>2) İlgili çalışmalara ait yazarların isimleri, yayın tarihleri ile birlikte, yukarıda yeralan tabloda verilmiş olup, detaylar için Altman ve Narayanan'a ait olan ve tablodan önce belirtilen adı geçen çalışmaya bakılabilir.</p> <p>3) Bazı ülkelerde kullanılan terimler farklı anlamlar kastedilerek kullanılmış olabilir. Kesin anlam karşılıkları için ilgili çalışmalara bakılmalıdır.</p>

1.2.3. Karma Sistemler

Firma ölçekleri büyüdükçe uzman yorumlarına ve firmanın daha detaylı analizine ihtiyaç duyulabilir. Yüksek nitelikli bir mali analistin yaptığı firma

değerlendirmesinin istatistiksel ve matematiksel yöntemlerle bulunan sonuçlardan daha güvenilir ve etkin olduğu kabul edilir. Bununla birlikte, istatistiksel yöntemlerden, uzman sistemler tarafından kullanılan finansal olan ve finansal olmayan faktörlerin duyarlılıkları ile ilgili sonuçlar çıkartmak ve bunları uzman sistem modellerinde kısmen kullanmak, mali analizin etkinliğini çoğu zaman artıracaktır. Bu durumda karma sistem olarak adlandırdığımız bir model ortaya çıkar.

Bu tip modeller, analistin subjektif yorum etkisini ve analiz için harcanan zamanı nispeten azaltır. İstatistik yöntemler ile bulunmayan değişken ağırlıklarının kullanıldığı uzman sistemlere istatistiksel analizlere dayalı çalışmalar entegre edildiğinde daha etkin sonuçların alınabileceği bilinmektedir. Bununla birlikte, büyük firmaların istatistiksel analiz için sektör bazında ayrıştırılması ve bunların arasından kötü grupların seçilmesi süreci sonunda, elde yeterli miktarda kötü (temerrüte düşmüş) firmaların örnek kümesi bulunmayabilir. Bu ve benzeri zorluklar nedeni ile kullanılamadığı durumlar vardır. Uygulamada yer edinmiş önemli bir yaklaşımdır.

1.3. Firma Derecelendirme Yöntemi Olarak Skorlama Sistemleri

Ülkemizde bankalar ve diğer kredi veren kurumlar firmaları büyüklüklerine göre farklı segmentlere ayırmaktadırlar. Kurumsal firmalar, ticari firmalar, KOBİ (küçük ve orta büyüklükteki işletmeler) ve mikro ölçekli işletmeler olmak üzere gruplara ayrılmış olan firmalar için bankalar farklı analiz metodları uygulamaktadırlar. (Mikro işletmeler, defter tutma yöntemlerine göre bireysel müşteri kapsamına veya KOBİ kapsamına sokularak değerlendirilebilir.) Yıllık ciroları oldukça yüksek olan kurumsal ve ticari firmalar için genellikle uzman veya karma sistemlerin kullanıldığı derecelendirme sistemleri kullanılır. Firmaların aldığı derecelendirme notları çoğu zaman derecelendirme skalasına tabi tutularak sunulur. Gelişmiş ekonomilerde daha küçük cirolara sahip olan (ve firma sayısı bakımından ülkemizde firmaların yaklaşık

%99'unu⁸ oluşturduğu bilinen) KOBİ'ler için ise genellikle skorlama sistemleri kullanılır.

Büyük firmaların derecelendirilmesinde kullanılan modellerde, uzman sistem veya karma sistem tercih edilen yöntemlerdir ve değerlendirme sonucunda elde edilen not veya sonuç sınıflandırmaya tabi tutularak sunulur. Analizi yapan kişinin firmanın finansal durumu hakkında kendi yorumunu analize katması bu tip derecelendirme sistemlerinde genelde varolan bir yöntemdir. Analistin uzmanlık derecesine göre sonuçların farklılıklar gösterebileceği açıktır. Bu yöntem vakit alan ve uzmanlık isteyen bir çalışmadır; büyük firmalara verilecek yüksek meblağlarda krediler için uygulanması normaldir. Bazı firma analizlerinde bir uzmanın birden fazla gününü ilgili raporu yazmak için harcaması olağan karşılanır. Bununla birlikte, küçük ve orta büyüklükteki işletmelerin kredi taleplerinin bu yöntemle yapılması ise birim kredi başına düşen operasyonel maliyet açısından oldukça maliyetli ve zaman alan bir çalışma olacaktır. Bu nedenle, tarihsel verileri baz alan istatistiksel metodlara dayandırılmış skorlama sistemleri ile firmaların belirli hata yüzdeleriyle temerrüte düşme olasılıkları hesaplanmakta ve başvuran firmaya, ilgili banka ve kredi veren kurumlar çok kısa zamanda (istihbarat, diğer dışsal bilgilerin hızı ve kredi tahsis sistemlerinin yapısına göre, çoğu durumda 1-2 saat içinde) geri dönülebilmektedir. Skorlama sistemlerinde kriterler tamamen standart hale getirilmiştir. İdeal ve tam otomatikleşmiş bir skorlama sisteminin yorum içermemesi beklenir. İlgili firmaya ait finansal olan veriler ve finansal olmayan (niteliksel) soruların cevaplarının girilmesi sonucunda bankalar çok hızlı bir şekilde ve az bir maliyetle değerlendirme sonucunu elde edebilmektedirler.

Bodur ve Teker⁹ çalışmalarında, geleneksel derecelendirme yöntemlerini istatistiksel skorlama yöntemleriyle karşılaştırırken skorlama modellerinin hata oranlarının daha yüksek olabileceği belirtilmekte fakat sağladığı zaman tasarrufu nedeniyle şu tespitte bulunmaktadır:

⁸ Güler Aras, Basel II Uygulamasının KOBİ'lere Etkisi ve Geçiş Süreci, Friedrich Ebert Vakfı ve Yıldız Teknik Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Ortak Çalışmayı, 24 Aralık 2005, s.14.

⁹ Çağlayan Bodur, Suat Teker, "Ticari Firmaların Kredi Derecelendirmesi: İmkb Firmalarına Uygulanması", T.C.Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Yüksekokulu, 2005 Geleneksel Finans Sempozyumu Tebliği

“KOBİ’lerde firma başına kredi limiti düşük fakat analizi yapılacak firma sayısı daha fazla olacağı için skorlama modelinin kullanılması daha optimum bir yöntem olmaktadır.”

Küçük firmalar ile büyük firmalar arasında kredi tahsis yöntemlerinde farklılıklar vardır. Peterson¹⁰, ABD’de yaptığı çalışmasında üç ana farklılığa değinmektedir. Kredi verenler tahsis aşamasına gelinceye kadar sabit bir gideri yüklenmek durumundadırlar. Bundan dolayı, küçük meblağlı krediler (dolayısı ile küçük firma kredileri) verilen her birim kredi miktarı için daha yüksek maliyete sahiptir. İkinci konu ise, kredi verilen küçük firma sahibi/yöneticisi ile bankanın (özellikle küçük bankaların şube yöneticilerinin) ilişkilerinde yakınlık çoğu zaman daha ön plandadır; firma sahipleri/yöneticileri iyi tanınır. Diğer bir önemli fark ta şudur: küçük firmalar, büyük firmalar kadar şeffaf değildir. Genellikle, küçük firmalardan gelen finansal ve finansal olmayan verilerde değişiklikler yapılır. Bazı gerekli bilgilerin eksikliği, firma ile kurulmuş ilişkilerden gelen bilgi desteği ile kapatılır. Bu tip, ilişki ağırlıklı kredi tahsis yöntemleri, otomatikleşmiş kredi tahsis yöntemlerinden farklılıklar gösterir.

Otomatikleşmiş sistemlerde, krediler homojen portföy grupları içine atılır, PD (Probability of Default – Temerrüte Düşme Olasılığı) ve LGD (Loss Given Default – Temerrüt Halinde Kayıp) tüm portföy grubu için hesaplanır. Her birim kredi tutarına düşen değerlendirme maliyeti daha azdır. Standartlaşmış objektif kriterler ön planda olduğu için, küçük firma kredilerinde bu yaklaşım genellikle büyük bankalar tarafından tercih edilmektedir¹¹.

Perakende krediler kapsamına giren küçük ve orta büyüklükteki işletmelerde kullanılacak otomatikleşmiş sistemler için ideal yöntem, tarihsel verilerin istatistiksel analizler yardımıyla değerlendirilip etkin bir skorlama fonksiyonunun oluşturulması, bu fonksiyonun validasyonunun yapılması ve skorlama modelinin, kredi tahsisinde etkin karar alınması amacıyla karar destek sistemi olarak kullanılmasıdır. Bu model özellikle ilişkiye dayalı bankacılığı maliyetli gören büyük bankalar tarafından tercih

¹⁰ M.A. Peterson, “The Small Business Lending Relationship”, Conference on Consumer Transactions and Credit, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Philadelphia, PA., 1999

¹¹ Allen N. Berger, Gregory F. Udell, Relationship Lending and Lines of Credit In Small Firm Finance, Journal of Business, 1995, C:68, No:3, s. 351-381.

edilir. Burada ana konu etkin bir skorlama modelinin oluşturulması olarak karşımıza çıkar.

1.4. İçsel Derecelendirme Sistemleri

Gelişmiş ülkelerde, çoğu banka içsel derecelendirme sistemlerini uygulamaya koymuşlardır. Basel II ile birlikte, bu uzlaşuya uyacağını taahhüt eden ülkelerdeki bankalar verilen takvim çerçevesinde içsel derecelendirme sistemlerini uygulamaya koymaya çalışacaklardır.

İçsel derecelendirme sistemi uygulamalarının tek boyutlu veya iki boyutlu olarak yapıldığı görülmektedir¹². Allen'ın çalışmasında ifade ettiği şekliyle, tek boyutlu sistemlerde derecelendirme sistemi, her bir kredi için PD (temerrüte düşme olasılığı) değerini bulmayı amaçlayarak oluşturulmuştur. LGD (Loss Given Default – Temerrüt Halinde Kayıp) faktörü ise ayrıca değerlendirilmez; EL (Expected Loss - Tahmini Kayıp) yaklaşık olarak hesaplanır. İki boyutlu sistemlerde ise PD değeri yanında, LGD değeri de ayrıca bulunur. Böylece, EL değeri (PD ve LGD değerlerinin bir faktörü olarak) hesaplanır. Burada, şu durumu da not olarak verebiliriz: bir kredi müşterisi farklı kredi kullanımları için farklı EL değerlerine sahip olabilir, çünkü kredilerinin yapılandırılması, teminatlandırılması farklılıklar gösterebilir.

Amerika Birleşik Devletleri'nde, büyük bankalar üzerinde yapılan Treacy ve Carey'nin bir çalışmasında, finansal kurumların yaklaşık %60'ının tek boyutlu derecelendirme sistemi kullandıkları, %40'nın ise, iki boyutlu derecelendirme sistemi kullandıkları belirlenmiştir¹³. Derecelendirme sistemleri içinde PD değerinin hesaplanmasına dönük çalışmalar bizim odağımız olduğu için diğer konularla ilgili bilgilendirmeyi bu noktada bırakmaktayız.

PD ölçümü için kurulan modeller ise, aşağıda verilen Tablo 2'de değindiğimiz şekilde uygun hesaplama ve modelleme yöntemiyle ele alınmalıdır kanaatindeyiz.

¹² Allen, a.g.e., s.735

¹³ Treacy, a.g.e., s.169

Tablo 2. Derecelendirme Modelleri ve Firma Büyüklüğü İlişkisi

		Kredi Derecelendirmesine Tabi Olacak Firmanın Büyüklüğü				
		Mikro İşletme	Küçük İşletme	Orta Büyüklükteki İşletme	Ticari İşletme (a)	Kurumsal İşletme
Kullanılması Uygun Olabilecek Derecelendirme Modeli	Gelişmiş İstatistiksel (ve Matematiksel) Derecelendirme Sistemleri *	X	X	X		
	Karma Sistemler **			X	X	X
	Uzman Analizine Dayalı Sistemler ***			X	X	X

* Geleneksel istatistik analiz modelleri (Lojistik Regresyon modelleri, Diskriminant Analizi modelleri, vb.), Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Sistemleri, vb. modeller

** Uzman Analizi ve İstatistiksel Analize dayalı sistemlerin bir arada kullanımı (firma büyüdükçe uzman yorumu ağırlıklı)

*** Finansal Analiz Uzmanı'nın firmanın bireysel analizine dayalı, bir takım standart analiz teknikleri ile birlikte analistin yorumunu da içeren derecelendirme sistemleri.

(a) Ticari İşletme tanımı ile ülkemiz Bankacılık sektöründe KOBİ ve Kurumsal İşletme arasında kalan işletme grubuna atıf yapılmakta olup, ülkemizde KOBİ tanımının kapsamı zamanla büyüdükçe bu tanım ortadan kalkacaktır kanaatindeyiz.

Burada, Gelişmiş İstatistiksel Derecelendirme Sistemleri olarak bahsedilen modeller, çalışmamız ilgi alanı olan skora modelleridir. Ülkemizde, çoğu bankada derecelendirme modellerinin bu matriste yer aldığı şekliyle kullanıldıklarını söyleyemeyiz; gelişmiş istatistiksel yöntemlere dayanan derecelendirme sistemlerinin kullanımı istenen düzeyde değildir. Basel II ile birlikte bu konuya ilgi

yükselmiş ve gelişmiş skorlama sistemlerinin uygulanmasına yönelik çalışmalar artmıştır.

1.5. Finansal Zorluğa Düşmenin Skorlama Sistemi Açısından Tanımı

Finansal zorluğa düşmenin, bankalarca kullanılan deyişle “temerrüte düşme durumunun” tanımının yapılması model çalışmalarının başlatılması için gerekli ve önemli bir basamaktır. Bu tanımın yapılması ile temerrüte düşme “olasılığı” üzerine çalışmalar başlatılabilir. Tatlıldil ve Özel¹⁴ çalışmalarında Basel II yaklaşımını baz alarak temerrüte düşme durumunu, diğer bir deyişle kullanılan kredinin olumsuz sonuçlanması durumunu, aşağıdaki şekilde tanımlamışlardır ve uygulamalarda kullanılan tanımlar da genelde bu doğrultudadır:

“İçsel derecelendirme modelinden kredi müşterisi bir firmanın değerlendirme derecesinin elde edilebilmesi için öncelikle hesaplanması gereken değer, “temerrüte düşme olasılığı” (PD) değeridir. PD değeri, kullanılan bir kredinin “olumsuz sonuçlanması” olasılığıdır. “Olumsuz Sonuç” tanımı uygulamada bankalar arasında ve kullanılan kredinin türüne göre değişebilmektedir. Basel II Uzlaşısı kapsamında ele alınan içsel derecelendirme yaklaşımında “olumsuz sonuç” için aşağıdaki tanım önerilmektedir:

Bir kredi borçlusunu için aşağıdaki durumlardan biri veya birkaç tanesi gerçekleşmiş ise bir ‘olumsuz sonuç’ doğduğu kabul edilir:

- (a) Borçlunun yükümlülüklerinin tamamını (anapara, faiz, veya masraflar) yerine getiremeyeceği belirlendiğinde,
- (b) Borçlu anapara, faiz veya masraflarını ödeyemediğinde veya yeniden yapılandırma, erteleme veya feragat talep ettiğinde,
- (c) Borçlu herhangi bir kredi borcunu ödemeyi 90 günden fazla süre ile geciktirdiğinde,
- (d) Borçlunun iflas, konkordato, vb. talepleri olduğunda.”

Yukarıda yer alan tanımlar doğrultusunda, temerrüte düşme durumuna uyan firmalar ile temerrüte düşmeyen firmalara ait verilerin ayrılarak gruplar oluşturulması model çalışmalarının başlatılması için önemli bir aşamadır. Tarihi verilerin baz alınacağı

¹⁴ Hüseyin Tatlıldil, Murat Özel, “Firma Derecelendirme Çalışmaları Konusunda Çok Değişkenli İstatistiksel Analize Dayalı Karar Destek Sistemlerinin Kullanımı” **Bankacılar Dergisi**, No:54, 2005, s.49.

çalıřmalarda, model uygulamaya getikten sonra, veri gncellemeleri yapılacaksa, temerrte dřme tanımlarının deęiřtirilmemesi gerekir. Deęiřmesi halinde, tarihi verilerin istatistiksel analizi de bu yeni tanımla tekrar veri ayrıřtırmasına gidilerek bařtan yapılmalıdır.

1.6. Skorlama Sistemleri ve nemi

Skorlama sistemlerinin kapsamı ve nemi hakkında gerekli bilgileri ařaęıdaki blmlerde vermekteyiz. Bu sistemler yapısı itibarı ile belirli firma gruplarına uygulanmalıdır; daha nceki blmlerde de deęinildięi zere tm firmalara uygun deęildir.

1.6.1. Skorlama Sistemleri Kapsamı

Skorlama sistemleri, geliřmiř lkelerde bankalar (ve tm kredi veren kurumlar) tarafından genelde bireysel krediler iin yapılan otomatikleřmiř bir derecelendirme sistemi olarak ortaya ıkmıřtır. Bireysel krediler perakende kredilerin bir parası olarak dřnlr. Perakende kredilerin tanımı BIS (The Bank for International Settlements: Uluslararası demeler/Mutabakat Bankası) tarafından řu řekilde yapılmıřtır¹⁵:

“ok sayıda kk, dřk deęerli kredilerden oluřan homojen yapıya sahip kredi portfylerinin bir parası olarak karřımıza ıkarlar; bireysel veya iřletme kredisi aęırlıklı olabilir. Bu tip krediler kredi kartları, tařıt kredileri, zel tketiciler, konut kredileri gibi bireysel krediler olabileceęi gibi, kk iřletme kredileri de —bireysel krediler gibi muamele edildięi mddete— bu grup iinde deęerlendirilebilir. “

Basel II Bankalar Sermaye Yeterlilięi Uzlařısı kapsamında 50 milyon Euro'dan cirosu az olan ve 1 milyon Euro'ya kadar kredi kullanan Kk ve Orta

¹⁵ Basel II: The Internal Ratings Based Approach, Basel Committee on Banking Supervision, January 2001, s.55, Bank for International Settlements (BIS), (evrimii) <http://www.bis.org> , 8 řubat 2006.

Büyükölükteki İşletmelerin bankalarca perakende krediler kapsamında muamele edilebileceđi görölmektedir¹⁶.

Bireysel kredilerde kullanılan skorlama sistemleri, ABD’de, özellikle operasyonel maliyet avantajları ve objektif deđerlendirme yöntemlerini kullanması nedeniyle, ilişkiye dayanan yöresel bankacılık imkanı kısıtlı olan çok şubeli büyük bankalar tarafından küçük işletmeler için kullanılmaya başlanmıştır. Belli bir boyuta kadar olan küçük işletmelerin kredibilitelerinin, ortakların bireysel kredi geçmişleri ile paralellik göstereceđi düşünölmüş ve gelişmiş ölkelerde skorlama sistemleri bu alanda da kullanılmaya başlanmıştır. Daha sonra, işletmelerin finansal verilerinin de önemli ölçüde skorlama formülasyonlarının içinde barındırıldığı gelişmiş skorlama modelleride KOBİ’ler için üretilmeye başlanmıştır. Kısaca, otomatikleşmiş kredi derecelendirme sistemlerinin gelişmiş ve yaygın bir yapıda kullanılmaya başlanması bireysel kredilerle başlamıştır. Takip eden dönemlerde, KOBİ’ler için geliştirilmiş yöntemlerle yeni skorlama sistemlerinin kullanımı devreye girmiştir.

Skorlama sistemleri operasyonel maliyet avatajları, objektif ve standart yöntemleri barındırması, müşteriye çok kısa sürede geri dönölmesi gibi önemli sebeplerle günümüzde gelişmiş ve gelişmekte olan ölkelerde perakende kredilerin risk derecelerini belirlemede tercih edilen bir yöntemdir.

Bireysel krediler ve KOBİ kredileri için uygulanan skorlama yöntemleri özünde aynı olmakla birlikte, oluşturulma aşamaları ve analizlerde kullanılan verilerin çeşitliliđi açısından önemli farklılıklar gösterir. Çalışmamızın odađı KOBİ’ler olduđu için, skorlama terimi tarafımızdan bahsedilirken, ayrı bir not konulmadıkça, KOBİ’ler için skorlama kastedilmektedir. Bunun yanında, tarafımızdan özel bir not konulmadıkça, ilgili temerrüte düşme olasılıđının ölçüm süresinin, firmanın bir sonraki tam yıl finansal verilerinin alınıp deđerlendirilmesine kadar geçen süre olarak düşünölmesi gerekir.

¹⁶ Basel II: International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version, June 2006, Bank for International Settlements (BIS), (Çevrimiçi) <http://www.bis.org/publ/>, 6 Eylül 2006.

1.6.2. Amaçlar ve Önemi

Kredi derecelendirme sistemi olarak skortlama sisteminden beklenen ilk amaç kredi alan işletmenin finansal yükümlülüğünü yerine getiremeyecek duruma düşme olasılığını etkin bir şekilde ölçmesidir. İleri skortlama sistemi ile kredi derecelendirmesi yapılırken mali analiste ihtiyaç duyulmamaktadır. Derecelendirme yapılırken, işletmenin bulunduğu homojen portföy tipine göre tabi olacağı bir derecelendirme modeli içine atılarak otomatikleşmiş (automated) bir yöntemle sonuç (skor) alınacağından, finansal analistin ilgili firmanın finansal dökümanlarını ve niteliksel faktörlerini değerlendirip kapsamlı bir rapor yazmasına ihtiyaç duyulmamakta ve önemli bir tasarruf söz konusu olmaktadır.

Skortlama ile işletmelerin finansal zorluğa düşme olasılığı ölçülmekte ve fiyatlandırma yapmak için birtakım bilgiler de ortaya çıkmaktadır. Mali sıkıntıya düşme olasılığı yüksek bir firma ile mali zorluğa düşme olasılığı çok düşük bir firmanın aynı faiz oranı ile kredi kullanmaları beklenemez. Skortlama sistemi, finansal zorluğa düşme olasılığını belirlediği için, yüksek PD riski taşıyan ve düşük PD riski taşıyan firmalar için farklı fiyatlandırma yapma olanağı sağlayacak bilgiler içermektedir.

Skortlama sistemi işletmelere verilmesi düşünülen kredilerin teminat yapılarını ve kredi limitlerini belirlemede kredi veren kurumlara yardımcı olur.

Skortlama sistemlerinin kullanımı, bankalarda etkin risk ölçümü ve yönetiminin önemli bir parçasıdır. Basel II sermaye yeterliliği uzlaşısı çerçevesinde hesaplanması gereken PD değerlerinin hesaplanması için önerilen içsel derecelendirme yöntemlerinin bir parçası olarak skortlama yöntemleri karşımıza çıkar. Gelişmiş yöntemlerin kullanıldığı skortlama modelleri ile bankalar daha etkin PD değerleri hesaplayabilecekler, böylece sermaye yeterliliği konusunda ve karşılıkların belirlenmesi açısından önemli avantajlar elde edebileceklerdir.

Özetle, etkin kredi skortlama sistemleri zaman ve para tasarrufu sağlar, verimliliği artırır, müşteri memnuniyetini artırır, düşen operasyonel maliyetler sebebiyle daha iyi şartlarda kredi imkanlarını sağlar, rekabet gücünü artırır, değerlendirmede

standart ve objektif bakış açısı sağlar, doğru fiyatlandırma yapılmasına yardımcı olur, teminat ve kredi limiti belirlenmesinde yardımcı olur, kurumsal risk yönetiminin ayrılmaz bir parçasıdır.

1.7. KOBİ'ler İçin Kredi Olanakları ve Skorlama Sistemleri

Küçük ve Orta Ölçekli İşletmeler (KOBİ) dünyada ve Türkiye'de istihdam ve ekonomik hayata katkı açısından önemli bir yere sahiptir.

KOBİ lere sağlanan kredilerle ilgili olarak ABD'de 1998 tarihinde yapılan bir çalışmaya göz attığımızda özellikle Küçük Ölçekli firmalar için (ki bu çalışmada cirosu 100 milyon USD ye kadar olan firmalar kastedilmektedir!) kredi kanallarının en fazla küçük ölçekli bankalar tarafından açıldığı görülmektedir. Peek ve Rosengren¹⁷ 1998 tarihli çalışmalarında bu konuyla ilgili dikkat çekici tespitlerde bulunmuşlardır. Kredi portföyleri 100 milyon USD'den küçük olan bankalar ile kredi portföyleri 3 milyar USD'den büyük olan bankaların Haziran 1993 ve Haziran 1996 tarihleri arasında kredi büyümeleri küçük ölçekli firmalar bazında analiz edilmiştir. Bu gruptaki firmalarda toplam kredi portföy büyümeleri her ikisinde de %24 olmuştur. Bununla birlikte küçük ölçekli kredi (burada 1 milyon USD'den daha az krediler analiz edilmiştir) portföylerinin büyümeleri 1. grup küçük ölçekli bankalarda %42 iken 2. grup büyük ölçekli bankalarda %3 olmuştur. Bu konudaki diğer çalışmalarda da benzeri tespitlerin yer aldığı görülmüş olup, Peek ve Rosengren'in çalışmalarının sonucunda tespitleri şudur: küçük ölçekli bankalar, küçük ölçekli kredileri vermede daha fazla isteklidirler.

Yukarıda rakamlarla gözlemlediğimiz bu yaklaşımın değişik sebepleri bulunmaktadır. Büyük bankalar daha farklı ve fazla opsiyonlara sahiptirler. Değişik yan ürünleri sunabilecekleri, türev ürünler, dış ticaret ürünleri gibi kar potansiyeli fazla olabilen ürünlerini satabilecekleri büyük firmalara yoğunlaşmak isteyebilirler. Bununla birlikte, küçük bankalar risklerinin bir kaç firma üzerinde konsantre olmasından kaçınacakları için daha küçük krediler vererek risklerini yayma

¹⁷ Joe Peek, Eric S. Rosengren; "The Evolution of Bank Lending to Small Business", **New England Economic Review**, March-April 1998, s.28

alternatifini daha çok tercih ederler. Ayrıca, büyük bankaların (temelde “economies of scale” in getirdiği bir avantaj olarak) daha ucuz kaynaklarla büyük firmalara yanaşabilmesi ve büyük firmalarda daha fazla fiyat duyarlılığı olması diğer sebeplerdendir. Büyük bankalar, firmaları kredilendirme sürecinde katlandıkları operasyonel maliyetler nedeniyle de büyük firmalara yanaşmada daha istekli olmuşlardır. Düşük kar marjı fakat yüksek hacimli yapılan karlı işler büyük bankaların gündeminde ön sıralarda yer almıştır. Diğer yandan, küçük bankalar da yöresel bankacılığın bir gereği olarak müşteriyi iyi tanıma ve iyi ilişkiler kurmanın getirdiği avantajlarla küçük firmalara daha yüksek kar marjlarıyla kredi açabilmişlerdir.

Bu durum, küçük ölçekli kredilerin büyük bankalar için karsız olmadığı anlamına kesinlikle gelmemelidir¹⁸. Yıllar ilerledikçe gelişen bilgisayar teknolojileri, gelişmiş ve otomatik hale getirilmiş kredi tahsis sistemleri ile büyük bankalar düşük operasyonel maliyetler ile yavaş yavaş küçük krediler pazarında yer almaya başlamışlardır. Küçük firmalara kredi tahsis modelleri içinde son dönemlerde kullanılmaya başlanan yöntem ise, bir kredi tahsis destek sistemi veya direkt tahsis yöntemi olarak skorlama sistemi olmuştur.

Daha önceki bölümlerde de değindiğimiz gibi, skorlama sistemleri ilk önce bireysel kredilerin tahsisinde bir destek veya doğrudan tahsis yöntemi olarak ortaya çıkmıştır. Fakat, küçük firmaların sahiplerinin kredibilitelerinin, sahip oldukları firmaların kredibilitelerine doğrudan etki yapacakları düşüncesiyle, ABD’de özellikle 1990’lı yıllarda küçük ölçekli firmaların değerlendirilmesinde ve kredi tahsis kararının verilmesinde kullanılmak üzere küçük firma skorlama sistemleri yaygınlaşmaya başlamıştır. Bunun üzerine büyük bankalar, küçük bankaların uzun yıllar boyunca çalıştıkları küçük krediler pazarı alanına girmeye başlamışlardır. 1990’lı yıllarda ABD de bankacılık sektöründe önemli miktarda konsolidasyonlar görülmeye başlamıştır. Eyaletler arası şubeleşme ve bankacılık yapma konusunda zorlukların ortadan kalkmaya başlaması en önemli sebeplerden biri olarak kabul edilmekle beraber, skorlama sistemleri ile küçük bankaların pazarına büyük

¹⁸ Peek, a.e., s.29

bankaların girmesi bu konudaki diğer etken faktörlerden biridir. Büyük ölçekli bankalar, bu dönemde özellikle 100 bin USD altındaki krediler için skorlama sistemlerini yaygın olarak kullanmaya başlamış ve daha düşük kar marjlarıyla müşterilere yanaşabilmişlerdir. Peek ve Rosengren çalışmalarında büyük bankaların bireysel krediler (konut dahil) büyüklüğündeki kredilerle küçük firmalara odaklanmakta sorun görmedikleri değerlendirmesini yapmışlardır. Sonuçta, küçük ölçekli bankalar rekabet sonucu kendilerini bu kredi segmentinden bir miktar uzaklaştırarak, 100 bin USD - 1milyon USD arası kredi segmentinde yer alan firmalarla yakın ilişkiye dayalı bankacılık faaliyetlerini sürdürmeye devam etmişlerdir¹⁹.

Buradan da görüleceği üzere, skorlama sistemleri bankaların iş yapma metodlarını, stratejilerini değiştirmiştir ve değiştirmeye devam edecektir. Operasyonel maliyetlerin azalması sonucu kayıt sistemleri ve yapıları düzgün KOBİ'lerin daha hızlı ve ucuz kredi olanaklarına ulaşabilmelerini sağlayan bu sistemler ülkemizde de kullanılmaya başlanmıştır.

1.8. KOBİ Kredileri ve Basel II

Basel Bankacılık Denetleme Komitesi (The Basel Committee for Banking Supervision) uluslararası alanda faaliyet gösteren bankalar için sermaye gereksinimlerine dair çalışmalar yapar ve önerilerde bulunur. Temsil komitesinde yer alan üye ülkeler ve bunların dışındaki çoğu ülkenin ulusal bankacılık düzenleme kurulları, teklif ettiği önerileri alır ve kendilerine adapte ederler²⁰. Komite Basel II olarak bilinen önerileri ile ilgili çalışmalara daha önce başlamış olmasına karşın, Haziran 2004 yılında kabul edilmiş döküman çok önemli bir basamak olarak görülür. Bundan sonra çalışmalar sürmüştü ve 4 Temmuz 2006 tarihinde komite en kapsamlı şekliyle son halini (araştırma yaptığımız tarih itibarı ile) sunmuştur. Basel II'nin yakın gelecekte son haliyle uygulamaya geçmesi beklenmektedir. Basel II önerilerinde bankalara kredi risklerini karşılamak için değişik yaklaşımlarla sermaye yeterliliklerini hesaplayabilmelerine izin verilmektedir. Standard yaklaşım sofistike

¹⁹ Peek, a.e., s.39

²⁰ Allen, a.g.e., s.729

olmayan metodlar kullanan bankalara, kredi deęerlendirmede dıřardan destek almalarına ve aktiflerini bu řekilde ilgili risk sınıflarına yerleřtirmelerine izin vermektedir. Fakat zamanla bankaların IRB (Internal Ratings Based – İsel Derecelendirme Tabanlı) sistemlere (Temel yntem ve İleri yntem --Foundation and Advanced-- olmak üzere iki eřidi bulunur) gemeleri de beklenmektedir. IRB yntemler bankanın kendi aktiflerinin risk sınıflarının karakteristiklerini tespit ederken kendi verilerinden ve bilgilerinden yararlanmalarını ngrr. Mesela, Temel IRB yaklařımı PD (Temmerde Dřme veya Finansal Ykmllklerini Yerine Getirememe Olasılıęı) hesaplamasını ngrdę gibi, bankaların LGD (Temerrt Halinde Kayıp) ve EAD (Temerrt Halinde Risk Tutarı) ve vade konusunda tespit ve tahminlerini de temin etmelerini ngrr.

Bankaların sermaye yeterlilięi hesaplamalarında KOBİ'lerin nasıl bir sınıflandırmaya tabi tutulmaları gereęi nemli bir konudur. Kredi kullanacak KOBİ'ler Basel komitesi tarafından yıllık ciroları 50 milyon Euro'yu gemeyen iřletmeler olarak tanımlanmıřtır. Ek olarak, kredi kullanan bu KOBİ'ler perakende kredilerde olduęu gibi, homojen bir portfy yapısı ile tanımlanmaya tabi tutulursa, herhangi bir KOBİ'ye verilen kredi miktarı 1 milyon Euro'yu gemedięi mddete bu krediler perakende krediler grubunda deęerlendirilebilecektir. Bu gruptaki krediler, bankalar iin byk firma kredilerine oranla daha az sermaye gereksinimine ihtiya duyacaklardır. Sermaye gereksiniminin hesaplanması yntemleri ise seilen derecelendirme yntemine baęlı olarak deęiřiklik gsterecektir. Sermaye gereksinimini daha azaltan bir yntemin kullanılması bankalar iin tabii ki tercih edilen bir yntem olacaktır.

alıřmamızda Basel II ile ilgili daha fazla detaya girilmeyecektir. Burada alıřma konumuzu ilgilendiren kısım IRB yntemleri kapsamında PD hesaplama modelleridir ve KOBİ'ler sz konusu olduęunda kullanılacak skorlama modellerinin elde edilmesi alıřmamızın kapsamını oluřturmaktadır. Bu nedenle sermaye yeterlilięi ile ilgili detaylar bařka bir alıřmanın konusudur. Odaklanacaęımız konu olan KOBİ'ler iin kredi skorlama sistemlerinin oluřturulması, grldęzere Basel II aısından da nem arzeden bir konu olarak karřımıza ıkmaktadır.

1.9. Türkiye’de KOBİ’ler

Ülkemizde farklı kurumlar tarafından değişik KOBİ tanımları kullanıldığı görülmektedir. Bu farklılık genelde kurumların KOBİ lerle ilgili faaliyetlerinde ayırdığı kaynaklar, ilgilendiği KOBİ faaliyet alanları, hedef kitleleri, görev tanımları gibi sebeplerle ortaya çıkmaktadır. Devlet Planlama Teşkilatı²¹ 2004 yılında Türkiye’de kullanılan KOBİ tanımlarını Tablo 3’deki gibi vermiş olup Hazine Müsteşarlığı, Dış Ticaret Müsteşarlığı, Kosgeb, Eximbank ve T.Halk Bankası tanımlarını içeren bu tabloda belli bir standart olmadığı göze çarpmaktadır. Ayrıca, yıllık satışlara dayanan bir hasılat tanımı yapılmadığı da dikkat çekmektedir.

Tablo 3. Türkiye’de Kullanılan KOBİ Tanımları

KURULUŞ	TANIM KAPSAMI	TANIM KRİTERİ	MİKRO ÖLÇEKLİ İŞLETME	KÜÇÜK ÖLÇEKLİ İŞLETME	ORTA ÖLÇEKLİ İŞLETME
KOSGEB	İmalat Sanayii	İşçi sayısı	-	1-50 işçi	51-150 işçi
HALKBANK	İmalat Sanayii, Turizm, Yazılım Geliştirme	İşçi Sayısı	-	-	1-250 işçi
		Sabit Yatırım Tutarı (Euro)	230.000	230.000	230.000
HAZİNE MÜSTEŞARLIĞI	İmalat Sanayii, Turizm, Tarımsal Sanayi, Eğitim, Sağlık, Yazılım Geliştirme	İşçi Sayısı,	1-9 işçi	10-49 işçi	50-250 işçi
		Yatırım Tutarı, KOBİ Teşvik Belgesine Konu Yatırım Tutarı (Euro)	350.000	350.000	350.000
DIŞ TİCARET MÜSTEŞARLIĞI	İmalat Sanayii	İşçi Sayısı,	-	-	1-200 işçi
		Sabit Yatırım Tutarı (Euro)	-	-	1.830.000
EXİMBANK	İmalat Sanayii	İşçi Sayısı	-	-	1-200 işçi

Bankaların tanımları incelendiğinde; kredi verme hedefi ile firmalarını tanımlayan bankaların, 2005 yılında, genelde 5 milyon YTL ile 10 milyon YTL arasında 2004 yılı cirosu olan işletmeleri KOBİ sınıfına koydukları görülmüştür. Daha büyük yıllık ciroya sahip firmaları ise Ticari ve Kurumsal olarak iki ayrı gruba ayırmışlardır.

Görüldüğü gibi, ülkemizde KOBİ tanımlarında belli bir standart yoktur. Devlet Planlama Teşkilatının 2004 yılına ait sözkonusu çalışmasında da bu eksiklik aşağıdaki şekilde açıkça belirtilmektedir.

²¹ T. C. Başbakanlık Devlet Planlama Teşkilatı, Kobi Stratejisi ve Eylem Planı, Ocak 2004, s.25-27, (Çevrimiçi), <http://ekutup.dpt.gov.tr/esnaf/kobi/strateji.pdf> , 16 Mart 2006

“KOBİ'lere yönelik politikaların geliştirilmesi, politikalar çerçevesinde uygulanacak programların planlanması ve bu konudaki araştırmaların yürütülmesinde bir standardın oluşturulması amacıyla ortak bir KOBİ tanımı belirlenmesine ihtiyaç duyulmaktadır. Tanımlardaki ayrılık, işletmelerin farklı kuruluşlardan hizmet talep etmeleri halinde farklı değerlendirmelere tabi tutulmaları sonucunu doğurmakta, bu durum hizmet sunucularla hizmet talep edenler arasında anlayış farklılığına yol açmakta, uygulamaların etkinliğini azaltmakta ve hizmetlerde şeffaflığın sağlanmasının önünde önemli bir engel teşkil etmektedir. AB'nin KOBİ tanımına uyumun sağlanması hususu, Türkiye'nin, AB'ye adaylık sürecinde Avrupa Komisyonu tarafından hazırlanarak ülkemize sunulan İlerleme Raporlarında ve 2003 yılında Türkiye için hazırlanan Katılım Ortaklığı Belgesinin kısa vadeli tedbirleri arasında da vurgulanmaktadır.”

Aras²² tarafından yapılan çalışmada sunulan, ülkemizde ve dünyada KOBİ'lerin ekonomideki yerine ait bazı bilgileri Tablo 4'te vermekteyiz.

Tablo 4. KOBİ'lerin Ekonomideki Yeri

	ABD	Almanya	Hindistan	Japonya	İngiltere	G.Kore	Fransa	İtalya	Türkiye
KOBİ'lerin Toplam İşletmelere Oranı (%)	97,2	99,8	98,6	99,4	96,0	97,8	99,9	97,0	98,9
KOBİ'lerin İstihdamda Oranı (%)	50,4	64,0	63,2	81,4	36,0	61,9	49,4	56,0	45,6
KOBİ'lerin Yatırımdaki Payı (%)	38,0	44,0	27,8	40,0	29,5	35,7	45,0	36,9	6,5
KOBİ'lerin Üretimdeki Payı (%)	36,2	49,0	50,0	52,0	25,1	34,5	54,0	53,0	37,7
KOBİ'lerin İhracattaki Payı (%)	32,0	31,1	40,0	38,0	22,2	20,2	23,0	-	8,0

Bununla birlikte, yine aynı çalışmada belirtildiği üzere, KOBİ'lerin toplam kredilerden aldığı pay %5-8 olarak ifade edilmektedir ki bu oran üretimdeki paya göre oldukça düşüktür. KOBİ'lere kredi kullandırım potansiyeli buradan da açıkça görülebilir.

²² Aras, a.g.e., s.14

Ülkemizde KOBİ'lerin tanımlanmasında ortaya çıkan sorunlardan dolayı KOBİ'lerin sayısı, iş hacimlerinin büyüklüğüne dayanan veriler ve ekonomik hayatla ilgili istatistikleri tam ve sağlıklı olmamıştır.

Sanayi ve Ticaret Bakanlığı ortak tanım sorununu ortadan kaldırmak amacıyla adımlar atmıştır. 2005/9617 sayılı "Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmelerin Tanımı, Nitelikleri ve Sınıflandırılması Hakkında Yönetmelik" in yürürlüğe konulması, Sanayi ve Ticaret Bakanlığı'nın 28/7/2005 tarihli ve 5674 sayılı yazısı üzerine, 3143 sayılı Sanayi ve Ticaret Bakanlığının Teşkilat ve Görevleri Hakkında Kanununun Ek 1. maddesine göre, Bakanlar Kurulu'nca 19/10/2005 tarihinde kararlaştırılmıştır. Buna göre, KOBİ'ler aşağıda şekilde tanımlamaya tabi olmaktadır:

"Küçük ve orta büyüklükte işletme (KOBİ): İkiyüzelli kişiden az yıllık çalışan istihdam eden ve yıllık net satış hasılatı ya da mali bilançosu yirmibeş milyon Yeni Türk Lirasını aşmayan ve bu Yönetmelikte mikro işletme, küçük işletme ve orta büyüklükteki işletme olarak sınıflandırılan ve kısaca "KOBİ" olarak adlandırılan ekonomik birimler olarak tanımlanır.

KOBİ'ler aşağıdaki şekilde sınıflandırılmıştır.

- a) Mikro işletme: On kişiden az yıllık çalışan istihdam eden ve yıllık net satış hasılatı ya da mali bilançosu bir milyon Yeni Türk Lirasını aşmayan çok küçük ölçekli işletmeler,
- b) Küçük işletme: Elli kişiden az yıllık çalışan istihdam eden ve yıllık net satış hasılatı ya da mali bilançosu beş milyon Yeni Türk Lirasını aşmayan işletmeler,
- c) Orta büyüklükteki işletme: İkiyüzelli kişiden az yıllık çalışan istihdam eden ve yıllık net satış hasılatı ya da mali bilançosu yirmibeş milyon Yeni Türk Lirasını aşmayan işletmeler.

Yeni kurulan ve ilk yıl hesapları henüz onaylanmamış işletmelerde sadece çalışan sayısı dikkate alınır."

Basel II ile birlikte KOBİ'lerin genel kabul görmüş muhasebe ilkelerine göre finansal tablolarını hazırlamaları en önemli sorumluluklarından biri olarak göze çarpmaktadır. Bununla beraber KOBİ'lerin bankacılık sektöründen kullandıkları kredilerin oranının artması beklenmektedir. KOBİ'ler kredi kullanımı için başvuruda bulduklarında risk değerlendirmesine tabi tutulacaklar, tahsis edilecek kredinin miktarı ve

fiyatlaması buna göre yapılacaktır. Basel II ile bankacılık sistemi risk odaklı yönetime geçmekte olup, doğal olarak kredi yönetimi ve fiyatlaması da risk odaklı bir şekil alacaktır. Bu nedenle KOBİ'lerimizin de Basel II kapsamında kendilerinden neler beklendiğini ve kredi veren kurumlarla ilişkilerini Basel II'nin nasıl etkileyeceğini öğrenmeleri gerekmektedir. Bu alanda, bilgilendirme ve eğitim konularında, bağlı oldukları odalar, birlikler, diğer meslek örgütleri ve ilgili kamu kurumlarına önemli görevler düşmektedir.

AB'ye uyum çerçevesinde 30.09.2003 tarihinde Türkiye Sanayi Politikası dokümanı ile 10.11.2003 tarihinde KOBİ Stratejisi ve Eylem Planı (i), Yüksek Planlama Kurulu kararı ile onaylanmıştır. Ülkemizde KOBİ'ler için finansman araçlarının çeşitlendirilerek geliştirilmesi, sanayi kümeleri, tasarım, yeni teknoloji, Ar-Ge ve e-ticaret gibi alanlarda programların desteklenmesi ve projelerin geliştirilmesi için teknik yardımın sağlanması önemli ihtiyaçlar olarak göze çarpmaktadır.

(i) KOBİ Stratejisi ve Eylem Planı ile Türkiye Sanayi Politikası dokümanı Türkiye'de, KOBİ'lere ve sanayiye yönelik temel stratejileri belirleyen ve bu kesimlere yönelik faaliyetlerde bulunan Sanayi ve Ticaret Bakanlığı, Devlet Planlama Teşkilatı Müsteşarlığı, Hazine Müsteşarlığı, Dış Ticaret Müsteşarlığı, Devlet İstatistik Enstitüsü Başkanlığı, Küçük ve Orta Ölçekli Sanayi Geliştirme ve Destekleme İdaresi Başkanlığı, Türk Patent Enstitüsü, Türkiye Ticaret Sanayi Deniz Ticaret Odaları ve Ticaret Borsaları Birliği, Türkiye Esnaf ve Sanatkarları Konfederasyonu tarafından hazırlanmıştır.

Aşağıda yer alan GZFT analizi (SWOT Analizi) katılımcı bir şekilde hazırlanan KOBİ Stratejisi ve Eylem Planı ile Türkiye Sanayi Politikası dokümanı esas alınarak hazırlanmıştır. DPT, Türkiye Cumhuriyeti Ön Ulusal Kalkınma Planı (2004-2006) Sektörel Gelişme Eksenleri raporunda bu bilgiler verilmiş olup, Türkiye Odalar ve Borsalar Birliği (TOBB) koordinasyonunda faaliyet gösteren KOBİ çalışma grubunun düzenlediği atölye çalışmasının sonuçlarından da yararlanılmıştır²³. Bu çalışma tarafımızdan Şekerbank T.A.Ş. için hazırlanan klase edilmemiş bir

²³ T. C. Başbakanlık Devlet Planlama Teşkilatı, Ön Ulusal Kalkınma Planı (2004-2006), Aralık 2003, s.99, (Çevrimiçi), <http://ekutup.dpt.gov.tr> , 18 Temmuz 2006

rapor kapsamında derlenerek sunulmuş(*) olup ülkemizde KOBİ'lerin durumunun tespitini yaparken bahsedilmesi uygundur kanaatindeyiz.

(*) Mehmet C. Çağlar, Makro Düzeyde Türkiye Ekonomisi ve Sektörel Düzeyde Beklentiler, Şekerbank T.A.Ş., Eylül 2005.

Güçlü Yanlar-Zayıf Yanlar-Fırsatlar-Tehditler (KOBİ Merkezli Çalışma)	
Güçlü Yanlar	Zayıf Yanlar
<ul style="list-style-type: none">• Tarımsal sanayi girdileri ile endüstriyel hammaddelerin çeşitliliği ve bolluğu• Yüksek eğitilmiş işgücünün bolluğu ve görece ucuzluğu• KOBİ'leri destekleyecek asgari kurumsal yapının varlığı• Sanayi alt sektörlerinin çeşitliliği• KSS, OSB, Teknoloji Geliştirme Bölgeleri, Sanayi Bölgeleri uygulamalarının, işletmeler arası işbirliğini artırmaya yönelik asgari yapılanmayı oluşturması• Alt yapıda kaydedilen ilerlemeler• Yaygın telekomünikasyon alt yapısı• İç pazarın büyüklüğü• Piyasa ekonomisinin nisbi gelişmişlik düzeyi• Girişimci kültürün varlığı• Teknolojik gelişimlere hızlı adapte olabilen bir kesim var	<ul style="list-style-type: none">• Finansman maliyetlerinin yüksekliği• Yüksek satış vergileri• Kayıt dışı ekonominin yarattığı haksız rekabet• Kamu tarafından sağlanan girdilerin maliyetlerinin yüksekliği• Ölçek ekonomilerinden yararlanamama• KOBİ finansman araç çeşitliliğinin yetersizliği• KOBİ'lerin finansmana erişim zorlukları• KOBİ desteklerinin yetersizliği ve istikrarsızlığı• KOBİ'lere yönelik hizmetlerde yetki ve sorumluluğun dağınıklığı,• Hammadde ve emek yoğun sektörlerde yoğunlaşma Eski teknolojilerin yaygın olarak kullanılması• Yenilik ve yeni teknoloji üretimde yetersizlik• Bilgi ve iletişim teknolojilerinin kullanımındaki genel düşüklük• Tasarım ve marka yaratmada yetersizlik• Çevre konusunda bilinç yetersizliği• Düşük kalite ve verimlilik• AB standartlarına uyumda güçlük
Fırsatlar	Tehditler
<ul style="list-style-type: none">• AB ile ekonomik entegrasyon• Bölgesel pazarlara yakınlık• Bilgi teknolojisinin getirdiği imkanlar• Yapısal reformların gerçekleştirilmesi• Önemli sayıda yetişmiş/kalifiye nüfus var• Ülkede büyük yatırımların artması sonucu önemli "outsourc" imkanlarının ortaya çıkması	<ul style="list-style-type: none">• Makroekonomik istikrarın bozulma olasılığı• Doğal afetler• Hammadde ve emek yoğun sektörlerde dünya ticaretinde liberalleşme eğilimleri• Çin, Hindistan ve Uzak Doğu ülkelerinde uluslararası firma yatırımlarının artması

Ülkemizde KOBİ'lerin durumuna yukarıda kısaca değinilmeye çalışılmıştır. Çalışmamızın odağı kredi skorlama modelleri üzerine olduğu için KOBİ'lerin durumunu değerlendirmek amacı ile verilen bu detayın ötesine geçilmeyecektir.

2. İstatistiksel Skorlama Yöntemleri

Derecelendirme sistemleri içinde perakende krediler için uygulanan modern skorlama sistemleri için günümüzde ilk akla gelen, tarihi verilerin istatistiksel analizlerine dayanılarak oluşturulmuş ileri skorlama modelleridir ve bizim çalışmamız kapsamında yer alan modeller de bunlardır. Fakat, uygulamada her skorlama modeli bahis konusu istatistiki analizlerle elde edilmemiş olabilir. Skorlama modelleri temel olarak finansal olan ve finansal olmayan verilerin analiz edilmesi sonucunda temerrüte düşme olasılığını (PD) bulmayı hedefleyen modellerdir. Bu modeller değişik yöntemler kullanılarak elde edilebilirler.

Temelde farklı modeller uygulanabilir olsada skorlama modellerinin çoğunluğunu, finansal olan ve finansal olmayan birtakım tarihi verileri baz alındığı, istatistiksel ve matematiksel analiz metodlarıyla temerrüte düşme olasılıklarının hesaplandığı istatistiksel skorlama modelleri oluşturmaktadır ki, uygulama çalışmamız bu tür bir model üzerinde olacaktır. Bu tip bir model, ülkemizde yakın tarihte uygulamaya konulacak Basell II süreci gereksinimlerine de uygundur.

Derecelendirme sistemleri tarihsel gelişimi itibarı ile kalitatifden kantitatif metodlara doğru bir geçiş süreci içindedir. Bu süreç aynı zamanda bilgisayar sistemlerinden ve programlardan olabildiğince daha fazla faydalanan bir süreçtir. Birinci grupta bahis konusu ettiğimiz istatistik yöntemlere dayalı skorlama sistemleri de zamanla bilgisayar sistemlerinin yardımıyla daha hızlı güncellenebilen daha etkin bir yapıya kavuşmuşlardır. Bununla birlikte şu da unutulmamalıdır ki, bu tip modellerde kullanılan istatistiksel yöntemler ve bakış açıları farklılıklar gösterebilmektedir ve her biri aynı etkinliğe sahip değildir.

Bu bölümde, skorlama modelleri için kullanılan ve son dönemlerde literatürde geçen istatistiksel ve matematiksel yöntemlerin önemli bir kısmını vermeye çalışacağız. Eldeki verilerin, analiz yapmak amacıyla iyiler ve kötüler olarak sınıflandırıldığı durumlarda (temerrüte düşen veya düşmeyen firmalardan oluşan veri grupları olarak bilindiği durumlarda) bu yöntemler tahminlere temel olacak skorlama fonksiyonlarını oluşturmaya yaramaktadır. Zorluğun derecesine veya mali açıdan

iyi olmanın alt derecelerine ayrıca bakmayıp, sadece iki değer alan (iyi veya kötü) bir değişken çalışmamızda ifade edilecektir. Aşağıda yer alan çalışmamızda; şirket temerrüte düşmüş ise 1, düşmemişse 0 değeri alan bağımlı (response) değişken Y ile belirtilmektedir. Skor değeri ise, $s = 1 - P(Y = 1)$ olarak tanımlanmıştır. Böylece, iyi firmaların skor değeri 1'e yakın, kötü duruma düşmesi beklenen firmaların skor değeri ise 0'a yakın beklenir.

2.1. Ayırıştırma (Diskriminant) Analizi

Altman²⁴ tarafından yapılan 1968 tarihli çalışmanın, mali başarısızlığın tahmin edilmesinde kullandığı ayırıştırma metodu ile bu konuda önemli bir yol açtığı kabul edilmektedir. Türkiye'de ise bu konudaki ilk önemli çalışmalardan biri Unal²⁵ tarafından yapılmış olup, ana bileşen analizi ve diskriminant analizi bir arada kullanılmıştır.

Ayırıştırma analizinde temel varsayım, farklı ortalamalarla normal dağılmış iki topluluk (popülasyon) olduğudur. Şirketlerin zorluğa düşme durumunda, ödeme zorluğuna düşen ve düşmeyen olarak iki topluluk zaten ortaya çıkmaktadır. Her bir şirket özelliğinin normal dağıldığı varsayılır. Bakış açısı lojistik regresyondan farklıdır. Lojistik regresyonda, verilmiş şirket özelliklerine bağlı olarak zorluğa düşme olasılığı elde edilirken, ayırıştırma analizinde ise şirket özellikleri rassal değişkenler olarak varsayılarak ayırıştırma değeri hesaplanır²⁶.

Elimizde zorluğa düşmüş ve düşmemiş şirketlere ait olmak üzere iki örneklem olsun. Daha açık olarak,

$$(x_1^0, \dots, x_N^0) \text{ ve } (x_1^1, \dots, x_D^1)$$

çoklu (multivariate) normal dağılan N adet zorluğa düşmemiş, D adet de zorluğa düşmüş şirketin özellikleri olsun. Amacımız, yeni gözlenen bir şirketin özelliği x ile

²⁴ Altman, a.g.e., s.589-609

²⁵ Targan Ünal, "An Early Warning Model for Predicting Firm Failure in Turkey", **Studies in Banking and Finance**, 1988, c:7, s.141-170.

²⁶ D. Lando, **Credit Risk Modeling Theory and Applications**, Princeton University Press, Princeton, 2004, s.77.

karşılaştığında, bu özelliğin başarılı olacak veya ödeme gücüne düşecek bir şirkete ait olup olmadığına karar vermektir. 0 ve 1 ile belirtilen farklı şirket topluluklarının ortalamaları μ^0 ve μ^1 , korelasyon matrisi Σ ile gösterildiğinde, olabilirlik oranının logaritması,

$$d(x) = x^T \Sigma^{-1} (\mu^0 - \mu^1) - \frac{1}{2} (\mu^0 - \mu^1)^T \Sigma^{-1} (\mu^0 - \mu^1) \quad (1)$$

şeklinde bulunur²⁷. Öyle bir K değeri bulunabilir ki, $d(x) \geq \log K$ sağlıyorsa 0 grubuna, aksi takdirde 1 grubuna atanırsa yanlış sınıflamanın maliyeti en aza indirilmiş olur²⁸. Uygulamalarda yanlış sınıflama maliyetleri belirtilmediği zaman eşit kabul edilebilir.

Yukarıda (1) denklemindeki ilk terim, x değişkeninin *ayırıştırma fonksiyonu* olarak bilinen doğrusal bir fonksiyonudur. Bu fonksiyon grupların kendi içlerindeki varyansa kıyasla iki grup “arasındaki” varyansı en yüksek yapan tek doğrusal fonksiyondur. Bu doğrusal fonksiyonu belirleyen x değişkeninin katsayılarıdır ve burada $\Sigma^{-1}(\mu^0 - \mu^1)$ vektörüdür. Bu vektör, verilerden tahmini kovaryans S ve örneklem ortalaması \bar{x} kullanılarak $S^{-1}(\bar{x}^0 - \bar{x}^1)$ olarak kestirilir. Bir başka deyişle, bu katsayılar kullanıldığında gruplar arası kareler toplamının grup içi kareler toplamına oranı en fazla olmaktadır. Örnek verilerin saçınım çizeneği (scatter plot) üzerine ayırıştırma doğrusu oturtulduğunda, iki grubu ayırmanın geometrik anlamı daha iyi anlaşılacaktır²⁹.

Ayırıştırma analizinin en önemli varsayımı, verilerin normal dağılımdan geldiğidir. Bir sonraki bölümde açıklanacak olan lojistik regresyon ise dağılım varsaymadığı için bir çok durumda daha uygundur. Örneğin, bağımsız değişkenlerin bazılarının kesikli, bazılarının ise sürekli olması halinde çoklu normal dağılım uymayacak ve lojistik regresyon daha iyi sonuç verebilecektir³⁰. Öte yandan verilerin normal

²⁷ T. W. Anderson, **An Introduction to Multivariate Statistical Analysis**, Wiley, New York, 1984, s.205.

²⁸ a.e., s.201

²⁹ S. Sharma, **Applied Multivariate Techniques**, New York, John Wiley and Sons, Inc., 1996, s.237.

³⁰ Sharma, a.e., s.332

dağılımdan geldiği durumlarda, ayrıştırma analizinin de iyi sonuçlar verebildiği bilinmektedir.

Örnek olarak, şirketlerin zorluğa düşmesini tahmin etmek amacıyla yapılan ilk çalışmalardan olan Altman'ın 1968 tarihli çalışmasında bulunan ayrıştırma fonksiyonu şöyledir:

$$d(x) = 0.012x_1 + 0.014x_2 + 0.033x_3 + 0.006x_4 + 0.999x_5.$$

Burada değişkenler,

- x_1 : çalışma sermayesi / toplam aktif,
- x_2 : dağıtılmamış karlar / toplam aktif,
- x_3 : faiz ve vergi öncesi kar / toplam aktif,
- x_4 : şirketin piyasa değeri / toplam borçlar
- x_5 : satışlar / toplam aktif

olarak tanımlanmıştır.

2.2. Lojistik Regresyon

Şirketlerin ölçülebilen özellikleri x_1, x_2, \dots, x_n değişkenleriyle gösterilir. Lojistik regresyon zorluğa düşme olasılığının bu değişkenlere bağlı olduğu varsayımına dayanır³¹. Her bir şirket için, $P(Y = 1 | x_1, x_2, \dots, x_n)$ olasılığı $p(x_1, x_2, \dots, x_n)$ fonksiyonu ile ifade edilir. Olasılık (0,1) aralığında değer alacağı için, p fonksiyonunun değer kümesi de (0,1) olmalıdır.

Logit fonksiyonu gerçel sayı x 'ler için

$$\text{logit}(x) = \log\left(\frac{x}{1-x}\right)$$

³¹ Lando, a.g.e., s.75

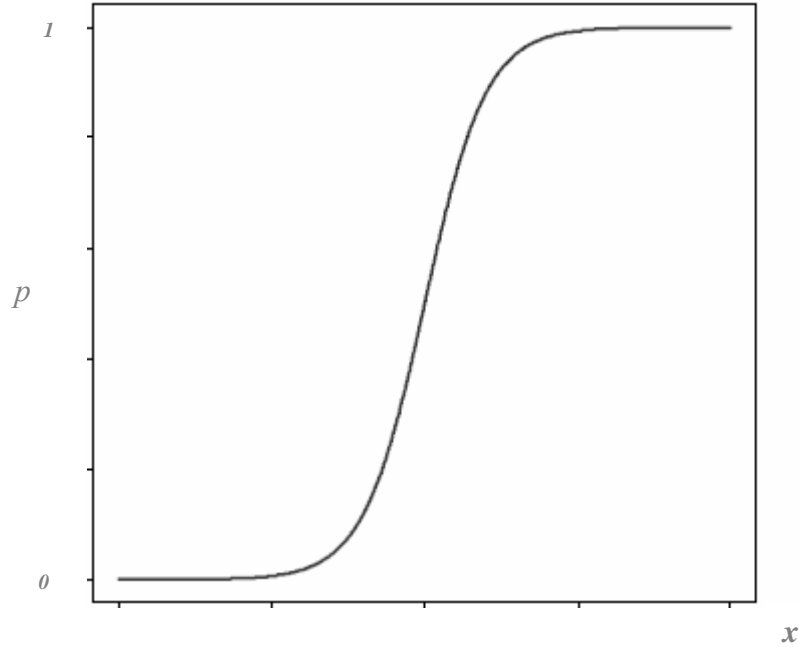
olarak tanımlanıp, p olasılığının logit fonksiyonunun x_1, x_2, \dots, x_n 'e doğrusal bağımlı olduğu varsayılır. Daha açık olarak,

$$\text{logit}(P(Y = 1|x_1, x_2, \dots, x_n)) = \log\left(\frac{p}{1-p}\right) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n$$

alındığında, lojistik regresyon elde edilip

$$p = P(Y = 1|x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_n x_n)}$$

bulunur. Zorluğa düşme olasılığı “ p ”nin 0 ile 1 arasında değer aldığı açıktır. Şekil 2’de, modelde tek bağımsız değişken x olması durumunda p ’nin x ’e göre değişimi örnek olarak gösterilmektedir.



Şekil 2. Lojistik Eğri

Bundan sonra farklı şirketlerin birbirlerinden bağımsız olduğu varsayılarak, maximum likelihood (en çok olabilirlik) fonksiyonu oluşturulur. Karşılık (response)

değişkeni Y 'nin i şirketi için değerini y_i ile gösterip, $y_i = 1$ 'i zorluğa düşme olarak alırsak olabilirlik (likelihood) fonksiyonu

$$L(\beta_0, \dots, \beta_n) = \prod_{i=1}^N \left(\frac{\exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j x_j^i)}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j x_j^i)} \right)^{y_i} \left(\frac{1}{1 + \exp(\beta_0 + \sum_{j=1}^n \beta_j x_j^i)} \right)^{1-y_i}$$

şeklinde bulunur, burada x_j^i i şirketinin x_j değişkeninin değerini gösterir, N ise örneklem büyüklüğüdür. Olabilirlik fonksiyonunun en yüksek değerini veren $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ parametrelerinin tahmini değerleri nümerik yöntemlerle bulunur.

Lojistik regresyonda tahmin edici yani bağımsız değişkenler sürekli değer alabilirler. Öte yandan, bazen lojistik regresyonla, tanım olarak, değişimli kullanılan *logit analizi* ise bağımsız değişkenlerin sadece kesikli (discreet) değer aldığı durumda kullanılır. Uygulama çalışmamızda verilerin sürekli olması nedeniyle lojistik regresyon kullanılacaktır. Tabachnik ve Fidell³² tarafından da belirtildiği üzere, iyiler ve kötüler dağılımı 3'e 1 veya daha da oransız olduğunda lojistik regresyon ayrıştırma analizi gibi diğer çoklu regresyon yöntemlerine göre, logit analizi de ANOVA'ya göre daha iyi sonuç vermektedir.

Lojistik regresyon kullanılan eski çalışmalardan olan Ohlson'un çalışmasında finansal rasyoların hangilerinin şirketlerin zor duruma düşmelerini tahmin etmede daha anlamlı olduğu üzerinde durulmaktadır³³. West'in çalışmasında, geleneksel yöntemler arasında lojistik regresyonun üstün olduğu bulunmuştur³⁴.

³² B.G. Tabachnick, L. S. Fidell, **Using Multivariate Statistics**, HarperCollins College Publishers, 3. bs., 1996, s.281

³³ J.A. Ohlson, "Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy", **Journal of Accounting Research**, C:18, 1980, s.109-131.

³⁴ D. West, "Neural Network Credit Scoring Models", **Computers and Operations Research**, C:27, 2000, s.1131-1152.

Son yıllardaki arařtırmalarda, tek bir yöntemden birka yöntem bir arada kullanılmasının daha iyi sonuç vereceđi yönünde tespitler olmuřtur. Örneđin, Canbař³⁵ alıřmasında lojistik regresyon, probit fonksiyonu ve ayrıřtırma analizi kullanarak birleřtirilmiř bir uyarı sistemi önermiřtir.

2.3. Tehlike (Hazard) Fonksiyonu

Tehlike (hazard) oranı, zamana bađlı yařam süresini inceleyen kurtulma (survival) yaklařımının bir parasıdır. Güvenilirlik ve kalite konusunda geliřtirilen bu yaklařım kredi skorlamada da uygulama alanı bulur³⁶. Tehlike oranı, temerrüte düřme olasılıđıyla yakından iliřkili bařka bir göstergedir³⁷. Diđer yöntemlerden farklı olarak zaman boyutuna da bađlılık gösteren tehlike oranı, o ana dek iyi olan bir řirketin hemen bir sonraki anda temerrüte düřmesi olasılıđı diye tanımlanır. Bu olasılıđın, ayrıca bađımsız deđiřken x ile deđiřtiđi varsayılır.

Eđer yeterince veri elde edilebilecek olursa, $d_t(x)$, t anında x deđiřkenlerine sahip temerrüte düřen řirketlerin sayısı, $r_t(x)$, t zamanında x deđiřkenine sahip gözlem altındaki tüm řirketler olarak tanımladıđında, tehlike oranı

$$h(x, t) = \frac{d_t(x)}{r_t(x)}$$

řeklinde tahmin edilebilir. Fakat genelde veriler ok daha az yođun olduđundan, h fonksiyonu için parametrik bir model seilir. Örneđin, Shumay³⁸ tarafından yapılan alıřmada $g(t)$ řirketin yařının bir fonksiyonu olarak alınıp

$$h(x, t; \theta_1, \theta_2) = \frac{1}{1 + \exp(g(t)\theta_1 + x^T \theta_2)}$$

³⁵ Canbař v.d., “Prediction of Commercial Bank Failure via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structures: The Turkish Case”, **European Journal of Operations Research**, C:166, 2005, s.528-546.

³⁶ T. Shumway, “Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model” **Journal of Business**, C:74, No:1, 2001, s.101-124.

³⁷ Lando, a.g.e, s.81

³⁸ Shumway, a.y.

biçiminde θ parametreleri cinsinden seçilir. Bu çalışmada, pazar payı, önceki hisse getirileri gibi pazar değişkenlerinin temerrütte ve net gelirlerin toplam aktiflere oranının güçlü tahmin ediciler olduğu bulunmuştur.

Stepanova ve Thomas³⁹ bireysel krediler için, temerrütün tehlike fonksiyonunu üssel biçimde seçip, lojistik regresyon kadar iyi başarımlar gösterdiğini bulmuşlardır. Bu tezdeki uygulama çalışmamızda temerrütün zamana göre değişmediği varsayıldığı için, tehlike fonksiyonu kullanılmamıştır.

2.4. Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Networks)

Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks), yoğun bilgisayar kullanımına dayanan, objektif ve ileri sistemler oluşturma amacıyla ortaya çıkmıştır. Yapay sinir ağı, tarihsel verileri, işletmelerin/borçluların finansal yükümlülüklerini yerine getirme veya getirmeme (ödeme veya ödememe) bilgilerini kullanarak kendini geliştiren bir sistemi ifade etmektedir. Ödeme zorluğu içine düşen işletmelerin yapısal benzerlikler gösteren faktörleri belirlenerek ve bunlar ağırlıklandırılarak finansal yükümlülüğünü yerine getirememeye olasılığını (PD) ölçen bir yapı kurulur. Bir yapay sinir ağı, kredi verilmiş bir müşterinin periyodik olarak bilgilerinin sistemde yenilenmesi ile, kendi kullandığı modeli güncelleştirir; kısaca, yaşadıkça öğrenen, kendi kendini yenilemeyi ve geliştirmeyi amaçlayan bir yapıya sahiptir⁴⁰.

Allen'in ilgili çalışmasında, yapay sinir ağı kullanım testlerinin karışık sonuçlar verdiğini belirtmiştir. Burada, Podding'in 300 Fransız firmasını içeren çalışmasında geleneksel kredi skorlama sisteminden daha iyi sonuçlar elde ettiğini belirtmekte ve en iyi yapay sinir ağı yönteminde çok katmanlı algılayıcı (multi layer perceptron) yöntemi (diğer tanımıyla "back propagation") olduğunu belirtilmektedir. Bununla birlikte bu durumu desteklemeyen ve aşağıda değinilen farklı çalışmalarda vardır.

Zamanla daha iyi sonuçlar alınacağı düşünülen yapay sinir ağı yöntemleri, şu anda maliyet, şeffaflık ve denetim handikapları sebepleriyle tavsiye edilir düzeye

³⁹ M. Stepanova, , L.C. Thomas, "PHAB Scores: Proportional Hazards Analysis Behavioural Scores", **Journal of the Operational Research Society**, C:52, 2001, s.1008

⁴⁰ Allen, a.g.e., s.734

erişememişlerdir. Yapısal hatalar, çoğu zaman ancak göze batacak derecede hatalar ortaya çıktığı zaman farkedilir bir halde olabileceğinden, yapay sinir ağı sistemleri dizayn ve güvenilirlik açısından önemli faktörler içermelidir.

Sinir ağları, insan beyninin çalışmasının matematiksel temsilidir. Sinir ağlarının skorlamada kullanılması, ayrıştırma analizi ve lojistik regresyona göre çok daha yenidir. Birçok çeşidi önerilmesine rağmen, ticari sınıflandırma uygulamalarında en çok kullanılmaya başlanan sinir ağı yaklaşımı çok katmanlı algılayıcıdır⁴¹ (multi layer perceptron). Öte yandan, beş değişik sinir ağı modelinin karşılaştırıldığı West'in çalışmasında, çok katmanlı algılayıcının en iyi model olmayabileceği ortaya konmuştur⁴². West'in çalışmasında, kredi skorlama için incelenen beş değişik yöntem çok katmanlı algılayıcı, uzmanlar karışımı (mixture-of-experts), radyal yapı fonksiyonu (radial basis function), "learning vector quantization" ve "fuzzy adaptive resonance" tır. Bunların arasında, uzmanlar karışımı ve "radial basis function" 'ın kredi skorlama uygulamalarında kullanılması gerektiği sonucuna varmıştır. Aynı çalışmada, ticari uygulamalarda kullanılması öngörülen geleneksel yöntemlerden doğrusal ayrıştırma analizi, lojistik regresyon, *k*-en yakın komşu, öz (kernel) yoğunluk kestirimi, ve karar ağaçları karşılaştırılıp, lojistik regresyonun en doğru sonucu verdiği ifade edilmiştir.

1985-1987 yıllarında Texas bankalarının temerrüt tahmini için yapılan bir çalışmada da Tam ve Kiang⁴³ sadece çok katmanlı algılayıcı yöntemini geleneksel yöntemlerle karşılaştırıp, daha iyi olduğu sonucuna varmıştır. Goonatilake ve Treleavan⁴⁴ çalışmasında, Security Pacific Bank küçük ve orta büyüklükteki işletme kredilerini derecelendirmede sinir ağları yaklaşımını kullanıp, geriye doğru öğrenme algoritmasıyla eğitilmiş çok katmanlı algılayıcı ile finansal zorluğa düşmenin tahmini çalışmalarını gerçekleştirmiştir. Büyük hacimde kredi veren kurumlar için küçük orandaki iyileştirmeler bile büyük parasal değerlere karşı gelebilmektedir. O nedenle

⁴¹ D. Baesens, v.d., "Benchmarking State-of-the-Art Classification Algorithms for Credit Scoring", **Journal of the Operational Research Society**, C:54, 2003, s.630

⁴² West, 2000, a.g.e.

⁴³ K.Y. Tam, M.Y. Kiang, Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions, Management Science, C:38, 1992, s.926-947.

⁴⁴ S. Goonatilake, P. Treleavan, **Intelligent Systems for Finance and Business**, New York, Wiley, 1995.

sinir ağları yöntemleri, son zamanlarda geleneksel yaklaşımlar ile beraber düşünölmeye başlanmıştır ve bu konuda çalışmalar artmıştır.

Altman⁴⁵ 1994 tarihli çalışmasında, doğrusal ayrıştırma analizi ile çok katmanlı algılayıcı sinir ağını 1000 İtalyan şirketinin finansal zorluğa düşmesini tahmin etmekte karşılaştırmış ve sinir ağlarının üstünlüğünün açık olmadığı sonucuna varmıştır. Buna karşın, Coats ve Fant⁴⁶ 1993 tarihli çalışmada, 1970-1989 arası için COMPUSTAT'tan elde edilmiş şirket verileri üzerinde aynı iki yöntemi karşılaştırıp, sinir ağlarının daha doğru sonuç verdiğini bulmuştur. Bir başka çalışmada ise, Lacher⁴⁷, aynı veriler üzerinde sinir ağlarının daha iyi sonuç vermesi için “cascade” korelasyonu yöntemini önermiştir.

Sinir ağlarının eğitim sürecinin stokastik olması, belli bir doğruluk seviyesi tespiti için bir çok kez aynı kestirimin yapılmasını gerektirmektedir. Yukarıda sözü geçen çalışmalarda, tek bir kez belli bir veri kümesine uygulama yapılmıştır. West⁴⁸ her bir sinir ağı denemesinin 10 kez tekrarını yaparak, beş çeşit yaklaşımı bu tür yaklaşımları sınamada üstünlüğü gösterilmiş bir “Chi-Square” testi ile karşılaştırmıştır.

Çok katmanlı algılayıcı, her biri bir çok nörona sahip bir girdi katmanı, bir ya da daha fazla gizli katman ve bir çıktı katmanından oluşur. Her nöron girdilerini işler ve sonraki katmana ileilmek üzere bir çıktı değeri üretir. Şekil 3'te bir gizli katmanlı ve bir çıktı nöronlu çok katmanlı algılayıcı örneği verilmiştir. Girdi nöronlarına uygulanan veriler, ağ üzerinde değerlerin katman katman ilerlemesiyle çıktı nöronunun etkinleşmesine neden olur.

Gizli nöron i 'nin çıktısı h_i , ağırlıklı girdiler ve taraf (bias) terimi $b_i^{(1)}$ 'i kullanarak şu şekilde bulunur

⁴⁵ E. I. Altman, “Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (the Italian Experience)”, **Journal of Banking and Finance**, C:18, 1994, s.505-529.

⁴⁶ P.K. Coats, L.F. Fant, “Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool”, **Financial Management**, Fall 1993, s.142-155.

⁴⁷ R.C. Lacher, P.K. Coats, S. Sharma, L.F. Fant, “A Neural Network for Classifying the Financial Health of a Firm”, **European Journal of Operations Research**, C:85, 1995, s.53-65.

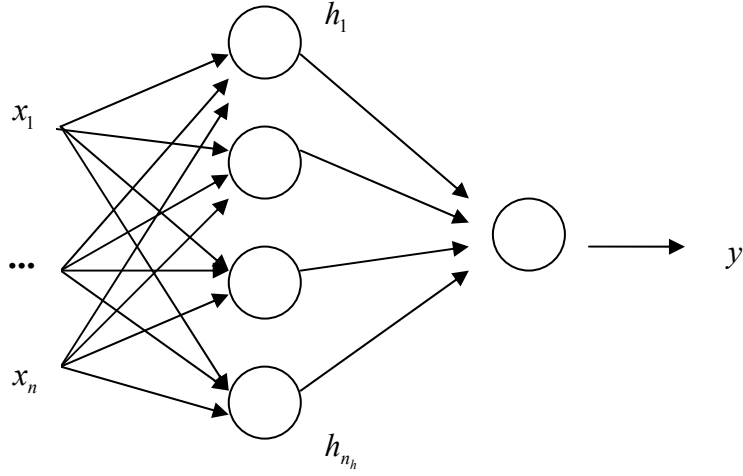
⁴⁸ West, 2000, a.g.e., s. 1131-1152.

$$h_i = f^{(1)}\left(b_i^{(1)} + \sum_{j=1}^n W_{ij} x_j\right);$$

burada W ağırlık matrisi, W_{ij} j girdisini i gizli birimine bağlayan ağırlık, x girdi değişken vektörü, y çıktı değişkeni ve $f^{(1)}$ geçiş (transfer) fonksiyonudur. Benzer şekilde çıktı katmanının çıktısı y , geçiş fonksiyonu $f^{(2)}$, taraf terimi $b_i^{(2)}$ ve gizli birim j 'yi çıktı nöronuna bağlayan v_j ağırlıklarını kullanarak

$$y = f^{(2)}\left(b^{(2)} + \sum_{j=1}^{n_h} v_j h_j\right)$$

biçiminde bulunur. Bundan sonra, ağırlık çıktı değeri y 'yi bir sınıfa atamak için bir eşik fonksiyonu uygulanır. Geçiş fonksiyonları, verilerdeki doğrusal olmayan ilişkileri modellemeyi sağlar. İlk katmanda çeşitli fonksiyonlar kullanılmasına karşın, iyi ve kötü diye ikili sınıflandırmada $f^{(2)}$ için $[0,1]$ aralığında değer aldığından dolayı lojistik geçiş fonksiyonunu kullanmak uygundur. Böylece y 'yi koşullu olasılık olarak yorumlamak mümkündür. Ağırlıklar W ve v , ağırlık önemli parametreleridir ve öğrenme sürecinde verilerden kestirilmelidirler. Bu yaklaşıma özgü, öğrenme sürecinde hata payının azaltılması için yapılan her ayarlama tüm ağırlıklarının güncellenmesine neden olur. Öğrenme süreci için pek çok algoritma önerilmiştir. West'de sözü geçen algoritma, ağırlıkların rassal olarak küçük seçilmesiyle başlayıp geriye doğru eğitimi sağlar. Ağırlık ortalama hatalar karesinin ağırlıklara göre türevleri hesaplandıktan sonra, çıktı katmanından başlayıp geriye doğru ağırlıklar türev doğrultusunda düzeltmeye tabi tutulur. Sonuçta da ağırlık hata fonksiyonu azalır.



Şekil 3. Bir Gizli Katmana Sahip Çok Katmanlı Algılayıcı Yapısı

Tek bir incelemeye dayanmaktansa, eldeki verilerden tekrar tekrar örneklem elde edip hepsine çok katmanlı algılayıcı yöntemini uygulayarak karar verilmesi West⁴⁹ tarafından 2005'te yapılan çalışmada incelenmiştir. Bu şekilde üretilmiş veriler üzerinde inceleme yapmanın daha iyi sonuç verdiği bildirilmiştir.

Uzmanlar karışımı, skortlama işini parçalara ayırarak problemin belli parçalarını öğrenmek için yerel uzmanlara başvurur. RBF (radial basis function) radyal yapı fonksiyonu yönteminde, saklı katman radyal olarak simetrik fonksiyonlarla kısıtlıdır. Bu fonksiyonlara örnek olarak Gauss fonksiyonu gösterilebilir. Daha fazla bilgi ve diğer sinir ağı yaklaşımlarının ayrıntıları West⁵⁰ ile Bishop⁵¹ tarafından yapılan çalışmalarda bulunabilir.

Yeni bir çalışmada ise Liang ve Wu⁵², iki ara katmanlı "backpropagation" (geriye doğru öğrenen) sinir ağı yöntemini kullanmadan önce, "varimax" yöntemiyle döndürme uygulayarak faktör analizi yapmıştır. Bu şekilde verileri önce

⁴⁹ D. West, S. Dellana, J. Qian, "Neural Network Ensemble Strategies for Financial Decision Applications", **Computers and Operations Research**, C: 32, 2005, s. 2543-2559.

⁵⁰ West, 2000, a.g.e.

⁵¹ C. M. Bishop, **Neural Networks for Pattern Recognition**, Clarendon Press, Oxford, 1995.

⁵² L. Liang, D. Wu, "An Application of Pattern Recognition on Scoring Chinese Corporations' Financial Conditions Based on Backpropagation Neural Network", **Computers and Operations Research**, C:32, 2005, s.1115-29.

indirgemenin, sinir ağı yöntemini tek başına uygulamaktan daha iyi sonuç verdiği bildirilmiştir. Bu çalışmada, finansal rasyolar kullanılarak Çin şirketlerinin finansal zorluğa düşme olasılıklarını ayrıştırma hedeflenmiştir.

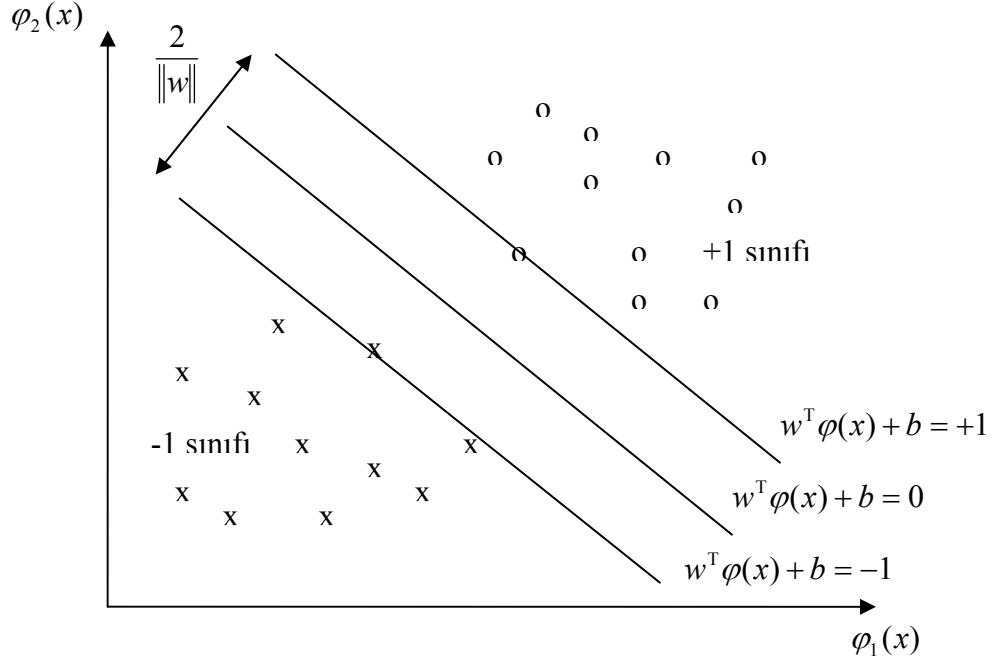
2.5. Destek Vektör Makinaları (Support Vector Machines)

Bu yaklaşımda bağımlı değişken y , -1 ve +1 değerleri alır. Elimizde N değişik şirketin bilgisi ve her i şirketi için $x^i = (x_1^i, \dots, x_n^i)$ bağımsız değişken vektörü olsun. Vapnik'in⁵³ oluşturduğu şekliyle, destek vektörü sınıflayıcısı y aşağıdaki eşitsizlikleri sağlar:

$$\begin{aligned} w^T \varphi(x^i) + b &\geq +1, & y_i = +1 & \text{ iken} \\ w^T \varphi(x^i) + b &\leq -1, & y_i = -1 & \text{ iken} \end{aligned} \quad (2)$$

Burada doğrusal olmayan fonksiyon φ ve w vektörü yardımıyla, $w^T \varphi(x) + b = 0$ düzlemi iki sınıfı doğrusal olarak ayırır. İki boyutlu φ fonksiyonu alındığında, ayrılma geometrik olarak aşağıdaki şekilde görüldüğü gibi canlandırılabilmesine rağmen, genelde uygulamalarda φ çok daha yüksek boyutludur. Eşitsizlik kısıtlarını eşitlik olarak sağlayan bir x^i vektörüne *destek vektör* denir. Şekil 4'te bu vektörler doğrular üzerindeki noktalara denk gelmektedir.

⁵³ Vladimir N.Vapnik, **Statistical Learning Theory**, Wiley, New York, 1998.



Şekil 4. Bağımsız Değişken Uzayında Destek Vektörü Optimizasyonu Gösterimi

Sınıflayıcı y değişkeni, yeni bir gözlem için x 'in fonksiyonu biçiminde $w^T \varphi(x) + b$ ifadesinin işareti olarak alınabilir. Bunun yerine, yanlış ayırma maliyetini en aza indirmeyi hedefleyen bir C parametresi kullanarak, w vektörü, b ve “slack” değişkenler ξ aşağıdaki konveks optimizasyon problemini çözerek bulunur:

$$\min_{w,b,\xi} \frac{1}{2} w^T w + C \sum_{i=1}^N \xi_i$$

kısıtlar (subject to):

$$y_i [w^T \varphi(x^i) + b] \geq 1 - \xi_i$$

$$\xi_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N$$

Buradaki ana kısıt, (2)'nin dengi olan $y_i [w^T \varphi(x^i) + b] \geq 1$ kısıtının “slack” ξ 'yi içeren halidir. Bu kısıtlı optimizasyon probleminin Lagrange biçimi yazılıp, en

azlayan değerler arandığında problem $K(x^i, x^k) =: \varphi(x^i)^T(x^k)$ “kernel”inin tanımlanmasına ve şu dual problemin çözülmesine indirgenir⁵⁴:

$$\max_{\alpha_i} -\frac{1}{2} \sum_{i,k=1}^N y_i y_k K(x^i, x^k) \alpha_i \alpha_k + \sum_{i=1}^N \alpha_i$$

kısıtlar (subject to):

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i &= 0 \\ 0 \leq \alpha_i &\leq C, \quad i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

Böylece bütün bir sınıflama problemi, α_i üzerinde bir konveks kuadratik programlama problemine dönüşür. Kullanılabilecek “kernel”lere bir örnek olarak radyal yapı fonksiyonu

$K(x^i, x^k) = \exp(-\|x^i - x^k\|^2 / \sigma^2)$ ve doğrusal “kernel” $K(x^i, x^k) = (x^i)^T(x^k)$ verilebilir.

Ayrıca, Suykens ve Vandewalle tarafından, maliyet fonksiyonuna hatalar karesi eklemek ve kısıtları eşitlik olarak yazmak şeklinde bazı değişikliklerle “en az kareler-destek vektörü makinası” yöntemi önerilmiştir⁵⁵.

$$\min_{w,b,e} \frac{1}{2} w^T w + \gamma \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2$$

kısıtlar (subject to):

$$y_i [w^T \varphi(x^i) + b] = 1 - e_i \quad i = 1, \dots, N$$

⁵⁴ Baesens, a.g.e., 2003, s. 629.

⁵⁵ J.A.K. Suykens, J. Vandewalle, “Least Squares Support Vector Machine Classifiers”, **Neural Process Letters**, C:9, 1999, s.293-300.

Yukarıdakine benzer bir biçimde, bir “kernel” saptadıktan sonra bu problemin çözümünün bir eşitlikler sisteminin çözümüne denk olduğu bulunur.

Bireysel kredileri inceleyen yeni bir çalışmada, doğrusal olmayan “kernel” kullanımıyla verilerin az gelebileceği ve doğrusal yaklaşımın yeterli olabileceği tartışılmıştır⁵⁶. Bu alanda endüstride norm olarak kabul edilen lojistik regresyon, gerçek bireysel kredi verileri üzerinde başka bir çalışmada destek vektör makinasına göre çok az fark göstermiştir. Fakat sınıflandırma maliyetinin birbirinden farklı olması durumunda destek vektör makinasının daha iyi olduğu bildirilmiştir⁵⁷.

Bir Taiwan bankasının bireysel kredi verileri üzerindeki bir çalışmada, destek vektör makinası ile çok katmanlı algılayıcı kıyaslanıp destek vektörü yaklaşımının daha iyi sonuç verdiği bildirilmiştir⁵⁸. Sınır ağları yaklaşımında yerel optimum tehlikesi ve çok fazla çözüm söz konusu olabilirken, buradaki yaklaşım, hesaplamada daha verimli, az parametre içeren ve her zaman tek bir genel optimum çözüm veren yöntem olarak öne çıkmıştır.

2.6. Bayes Sınıflandırma Yöntemi

Bayes yönteminin uygulamada beklenmedik şekilde iyi sonuç veren, basit ve biraz daha geliştirilmiş hali olan ağaç (tree) yapılı şekli bulunmaktadır⁵⁹. Sınıf belirten y değişkeninin değeri verildiğinde, bağımsız değişkenler x_i , $i = 1, \dots, n$ için koşullu olasılık $p(x_i|y)$ 'ler eldeki verilerden öğrenilir. Yeni bir $x = (x_1, \dots, x_n)$ gözlemi geldiğinde, Bayes kuralıyla şu şekilde sınıflandırılır:

$$p(y|x) = \frac{p(x|y)p(y)}{p(x)}$$

⁵⁶ K.B. Schebesch, R. Stecking, “Support Vector Machines for Classifying and Describing Credit Applicants: Detecting Typical and Critical Regions”, **Journal of the Operational Research Society**, C:56, 2005a, s.1083.

⁵⁷ K.B. Schebesch, R. Stecking, “Support Vector Machines for Credit Scoring: Extension to Non Standard Cases”, **Innovations in Classification, Data Science and Information Systems**, Ed. by Baier D., Wernecke K-D, Springer, Berlin, 2005b, s.498-505.

⁵⁸ L. Sheng-Tun, W. Shiue, M.H. Huang, “The Evaluation of Consumer Loans Using Support Vector Machines”, **Expert Systems with Applications**, C:30, 2006, s.776.

⁵⁹ Baesens v.d., a.g.e.

Burada, $p(x)$ ve $p(y)$ önceki verilerden tahmin edilir.

Basit Bayes yaklaşımında, $x_i, i = 1, \dots, n$, özelliklerinin bağımsız olduğu varsayıлып,

$$p(x|y) = \prod_{i=1}^n p(x_i|y)$$

olarak bulunur. Koşullu $p(x_i|y)$ dağılımları verilerden kestirilir; sürekli değişken oldukları varsayıldığında normal dağılım ya da kernel yoğunluk kestiricileri kullanılır.

Friedman'ın çalışmasında bahsettiği üzere, ağaç yapısına dayanan Bayes sınıflandırma yöntemi basit yaklaşımdan farklı olarak x_1, \dots, x_n özellikleri arasında bağımlılıkları gözetir⁶⁰. Örneğin x_i ile x_j arasında bağımlılık varsa, x_i 'nin y 'ye olan etkisi x_j değerine de bağlıdır. Bağımsız değişkenler arasındaki bu tür bağımlılıklar ağaç yapısında bir ağla modellenir.

Genel Bayes ağları ise y değişkeninin x değişkeninden başka değişkenlerle de ilişkili olması varsayımına dayanıp, ağaç yapısından daha genel görünümlü ağlardır⁶¹. Basit, ağaç yapılı, ya da genel Bayes ağlarının hepsi bağımsız değişken x 'in dağılımı kesikli olduğu zaman uygun olan yaklaşımlardır. Sınıflama olasılığı, bu üç durumda Egmond-Petersen tarafından yeni bir yaklaşımla incelenmiş, kredi skorlama örneği üzerinde uygulanmıştır.

2.7. Diğer Yöntemler

Karar ağaçları⁶², k -en yakın komşu⁶³ sayılabilecek diğer deęinebileceğimiz yöntemlerdendir. Bu yöntemler çok kullanılmamakla beraber, yakın zamanda yapılan

⁶⁰ N. Friedman, D. Geiger, M. Goldzmid, "Bayesian Network Classifiers", **Machine Learning**, C:29, 1997, s.131-163.

⁶¹ M. Egmond-Petersen, A. Feelders, B. Baesens, "Confidence Intervals for Probabilistic Network Classifiers", **Computational Statistics and Data Analysis**, C:49, 2005, s.998-1019.

⁶² H. Frydman, E. I. Altman, D. Kao, "Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress". **The Journal of Finance**, C:XL, No:1, 1985, s.269-291

⁶³ Baesens, v.d., a.g.e., 2003, s. 607-635.

bir çalışmada özel bir tür karar ağacının ve çok değişkenli regresyon eğrileri diye adlandırılan bir diğer yöntemin yukarıda söz ettiğimiz yöntemlerden daha iyi çalıştığı bildirilmiştir⁶⁴.

Bir başka sinir ağı yöntemi olan özdüzenleyici fonksiyon (self organizing map) incelenmiş, yukarıda sözü geçen sinir ağı yöntemleriyle bir arada kullanılması önerilmiştir⁶⁵. Bunun nedeni, özdüzenleyici fonksiyon yönteminin diğerlerinden farklı bir yaklaşım olup tek başına başarı göstermemesi fakat beraber kullanıldığında destekleyici etki yapmasıdır.

Ong⁶⁶ ise örnek veriler üzerinden yaptığı çalışmasında genetik programlamayı, yapay sinir ağları, karar ağaçları ve lojistik regresyon ile karşılaştırılıp genetik programlamanın daha iyi sonuç verdiğini bildirmiştir. Burada lojistik regresyon bir çok dağılımdan gelen veriler için uygun olan temel yaklaşım olması nedeniyle karşılaştırılmıştır.

2.8. Birleşik Yaklaşımlar

Son yıllarda, bilinen sınıflama yöntemlerini bir arada kullanmayı araştıran yeni çalışmalar gerçekleştirilmiştir. Lee ve Chen⁶⁷ çok değişkenli regresyon eğrileri ile ilk önce bir skora fonksiyonu oluşturmuş, bu şekilde anlamlı değişkenlerin belirlenmesini hedeflemişlerdir. Belirlenen değişkenler, daha sonra tek katmanlı “geriye doğru öğrenen” sinir ağına düğüm (node) olarak yer almıştır. İki aşamalı bu birleşik yaklaşım, karşılaştırmalar sonucunda ayrıştırma analizi, lojistik regresyon, tek başına sinir ağı ve tek başına çok değişkenli regresyon eğrileri yöntemlerinden daha üstün bulunmuştur.

⁶⁴ T.-S. Lee, C.-C. Chiu, C.-J. Lu., I.-F. Chen, “Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique”, **Expert Systems with Applications**, C:23, 2002, s.245-254.

⁶⁵ J. Huysmans, B. Baesens, J. Vanthienen, T. van Gestel, “Failure Prediction with Self Organizing Maps”, **Expert Systems with Applications**, C:30, 2006, s.479-487.

⁶⁶ C.-S. Ong, J.-J. Huang, G.-H. Tzeng, “Building Credit Scoring Models Using Genetic Programming”, **Expert Systems with Applications**, C:29, 2005, s. 41-47.

⁶⁷ T.-S. Lee, I.-F. Chen, “A Two-Stage Hybrid Credit Scoring Model Using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression Splines”, **Expert Systems with Applications**, C:28, 2005, s.743-752.

Önerilmiş bir başka birleşik yaklaşım, verilerdeki gruplanmaları önce ayıklayıp sonra asıl yöntemi uygulamaktır⁶⁸. Sıradışı gruplanmalar öz düzenleyici fonksiyon ve k -en yakın komşu algoritmalarıyla bulunur. Anlamli olmadığı düşünölen 1'lerin arasındaki ayırık 0'lar ve tam tersi gruplar veri kümesinden atılır. Daha sonra asıl skoru oluşturmak için bir sinir ağı yöntemi kullanılmıştır.

Lee⁶⁹, 2002 tarihli çalışmasında belirttiğı üzere, ayrıştırma analizi ile geriye doğru öğrenen sinir ağlarını birleştirmek daha hızlı sonuca ulaşılmasını sağlamıştır. Bu birleşimin, tek başına sinir ağı yaklaşımı, ayrıştırma analizi veya lojistik regresyona göre daha iyi sonuç verdiği bildirilmiştir. Burada bir başka gözlem ise, sinir ağı yaklaşımı ile lojistik regresyon sonuçlarının birbirine çok yakın olduğudur.

⁶⁸ N.-C. Hsieh, "Hybrid Mining Approach in the Design of Credit Scoring Models", **Expert Systems with Applications**, C:28, 2005, s.655-665.

⁶⁹ Lee, v.d., 2002, a.g.e.

3. Skorlama Sistemi Geliştirme Aşamaları

Ülkemizde bankaların (ve diğer kredi ve benzeri finansman olanakları sağlayan kurumların) bir kısmı istatistik analize dayalı skorlama sistemlerini uygulamaya başlamış olup, çoğu diğer kurum da bu alanda çalışmalar yapmaktadırlar. Bu sistemler genellikle dış destekle bankalarda kurulmaya çalışılmıştır. Bununla birlikte, daha önce de değinildiği üzere, getirdiği maddi yük, sonuçlarının tam tahmin edilemeyişi, yapılacak işin kalitesi, gizlilik gibi nedenlerle kurumların dış destek almakta zaman zaman çekince gösterdikleri bilinmektedir. Bankalar skorlama sistemlerini oturtmak için üç seçenektten birini tercih etmektedirler: ya kendileri direkt olarak çalışmalara başlamakta, ya dışarıdan bir firmayla beraber ortak çalışma içinde olmakta yada tamamen dış firmaya ilgili sistemin kurulmasını ihale etmektedirler.

Bankalar ve benzeri finansman olanağı sağlayan kurumlara kaynak olabilmeyi amaçlayan çalışmamızda, küçük ve orta büyüklükteki firmalar üzerinde uygulanabilir bir skorlama sistemi geliştirme sürecini vermekteyiz. Bunu takip eden bölümde ise, gerçek dataların kullanıldığı, küçük ve orta büyüklükteki işletmeler için lojistik regresyona dayalı skorlama sistemi kurulması sürecini hedefleyen bir uygulama çalışmasını sunmaktayız.

3.1. Kapsam ve Tanımlar

Uygulanacak sistemin hangi tip şirketleri kapsayacağı belirlenmelidir. Öncelikle belirlenmesi uygun olan kriterler genelde firmaların ciro büyüklüğü ve buldukları sektörlerdir. Böylece, bu sınıflandırmaya göre şirketler seçilerek veri kümesi oluşturulacaktır. Firma ciro büyüklüğü yerine başvuru kredi büyüklüğünün kriter olarak uygulanıp sınıflandırma yapılması uygun bir yöntem değildir.

Çalışmamız yeni kredi başvuruları için yapılan bir skorlama modelini hedefleyerek yapılmıştır. Çalışılmakta olan bir firmanın skor güncellemesi modelimiz kapsamı içinde değildir.

Uygulama çalışmamızda küçük ve orta büyüklükteki şirketlere yer vereceğiz. (2004 yılı ciro büyüklükleri yaklaşık 7 milyon YTL yi geçmeyen 1. sınıf defter tutan firmalar uygulama kapsamımızda girmiştir; alt ciro limitimiz ise 2004 yılında 800 bin YTL olmuştur.) Çalışmamız aşağıdaki sektörleri veya faaliyet alanlarını kapsamı içine almayacaktır.

Finans sektörü (banka, sigorta, leasing, factoring, yatırım şirketleri, yatırım ortaklıkları, GMYO, vb.), inşaat sektörü ve hakediş usulü ile yıllara yaygın taahhüt hizmeti veren kurumlar, kamu kurumları ve benzeri kurumlar.

Ayrıca, ilerleyen bölümlerde yer alan uygulama çalışmamız en az 2 yıl sonu bilançosu olan (2003, 2004) firmaları değerlendirmeye almaktadır. Verilerin yeterli olması halinde 5 yıla kadar çıkan verilerle bu çalışmaların yapılması daha uygundur.

Yaptığımız çalışmada, temerrüte düşme hali sayılacak durumların tanımı, diğer bölümlerimizde değindiğimiz üzere Basel II standartlarını yansıtacak şekilde, aşağıda ifade edildiği gibidir:

- (a) Borçlunun yükümlülüklerinin tamamını (anapara, faiz, veya masraflar) yerine getiremeyeceği belirlendiğinde,
- (b) Borçlu anapara, faiz veya masraflarını ödeyemediğinde veya yeniden yapılandırma, erteleme veya feragat talep ettiğinde,
- (c) Borçlu herhangi bir kredi borcunu ödemeyi 90 günden fazla süre ile geciktirdiğinde,
- (d) Borçlu iflas, konkordato, vb. talepleri olduğunda.

Temerrüte düşme hali yukarıda belirtildiği şekilde düşünülerek, veri kümesindeki firmalar bu kriterlere göre sınıflandırılır.

3.2. Veriler

Veri derleme skorlama sistemlerinin oluşturulmasında en önemli aşamalardan biridir. Uygulama çalışmamızda odaklandığımız veriler finansal veriler olmakla birlikte, aşağıda yer alan bölümlerde finansal olmayan verilerin derlenmesi ve bunların kullanımı ile ilgili bilgilere de yer vermekteyiz.

3.2.1. Veri Derleme

Tarihsel veriler üzerinde istatistik analizler uygulanarak geliştirilen skorlama modelleri, kredi başvurusu yapan firmaların finansal yükümlülüklerini yerine getirip getiremeyeceklerini (temerrüte düşüp düşmeyeceklerini) yüksek bir olasılıkla tahmin etmeyi hedefler. Burada iki önemli varsayım vardır. Birincisi, şirketlerin “iyiler” ve “kötüler” olarak gruplara ayrılabilirdiği varsayımdır. Diğer bir varsayım ise başka istatistiksel yaklaşımlarda olduğu gibi, gelecekteki verilerin şimdiki verilerle açıklanabilir olduğu ve istatistiksel ilişkinin aynı kalacağıdır. Bu nedenle, skorun gücü, ya da zayıflığı, dayanılan verilere ve bunların hazırlanışına bağlıdır.

Firmalar, temerrüte düşmüş (kötü) ve düşmemiş (iyi) firmalar olarak iki ayrı gruba ayrılırlar. Genellikle “kötü” gruba ait veri sayısı daha azdır. Eşit sayıda olmaması sorun teşkil etmez; bununla birlikte, istatistiki olarak anlamlı çalışma yapılabilecek yeterli bir sayıya da ulaşmak gerekir.

Verilerin toplanışı ve kapsamı hakkında Makuch tarafından yapılan çalışmada genel hatlar çizilmiştir⁷⁰. Verilerin güvenilirliği, örneklemin rassal seçilerek hedeflenen topluluğu iyi temsil etmesi bilinen temel kurallardır. Elde edilecek skorun en uygun olduğu topluluk, ancak seçilen örneklemdaki şirketlerin temsil ettiği topluluktur. Bu nedenle çoğu kez, şirketler benzerliklerine göre ayrılır. Segmentasyon (bölütleme) diye adlandırılan bu işlem, homojen (türdeş) alt toplulukların belirlenmesi anlamına gelir.

⁷⁰ M. W. Makuch, “The Basics of a Better Application Score,” **Credit Risk Modeling, Design and Application**, Ed. by Elizabeth Mays, Fitzroy Dearborn Publishers, 1998, s.59-80.

Bu çalışmada KOBİ'lerin mali zorluğa düşme tahmininde kullanılacak veriler KOBİ olma ortak özellikleri üzerine kurulmuştur; bunlar, nitel ve nicel olarak ikiye ayrılır. Niteliksel faktörler finansal olmayan faktörler olarak adlandırılan firma finansalları dışında kalan faktörlerdir. Bunlar bir takım ölçeklerle sayısal olarak belirlenirler. Nicel olanlar ise finansal faktörler olarak adlandırdığımız, firma mali tablolarından elde ettiğimiz veri kümesinden oluşmaktadır. Bunlar işlenmemiş veriler olup, istatistiksel yöntemlerle elenecek ya da kullanabileceğimiz bağımsız değişkenler olarak ön plana çıkacaklardır.

3.2.2. Finansal Veriler

Verilerin kullanımında büyüklük ve sektör üzerinde sınırları belirledikten sonra, verilerin tarihsel seçimi de önem taşımaktadır. Yapılan çalışmalarda model oluşturmak amacıyla kullanılan verilerin, son yılsonu tarihli finansal tablo verilerinin üzerinden yeterli bir sürenin geçmesi gerekmektedir. Bu süre, çalışmamızda yaklaşık 14 ay civarında bir süreyi kapsamaktadır. Değerlendirilen finansal tablo sahibi firmaların, bu süre sonunda ne duruma geleceğinin (temerrüte düşmüş olması veya normal faaliyetlerine devam etmesinin) görülmesi gerekir.

Ayrıca, daha öncede değinildiği üzere, uygulayacağımız çalışma için, en az 2 yılsonu finansal tablosunun mevcut olması gerekmektedir. Firmaların finansal tabloları değerlendirilirken, aynı makro ekonomik ve politik ortamda faaliyet gösteren firmalar olup aynı makro olaylardan etkilenmelidirler. Bu nedenle çalışmanın aynı dönem sonu finansal tabloları veri olarak kabul etmesi uygundur.

3.2.3. Finansal Olmayan Veriler

Kredi riski değerlendirilirken firmaların finansal olmayan verilere (niteliksel faktörler veya subjektif faktörler terimleri de kullanılır) dayalı durumunun analizi, özellikle küçük firmaların değerlendirilmesinde, büyük önem arz etmektedir. Bu veriler genelde aşağıdaki faktörleri cevaplamaya çalışan verilerden oluşur:

- Firma ortaklarının mali gücü ve işkolundaki deneyimi,
- Firmanın aktif faaliyet süresi ve işkolundaki konumu,
- İşyerinin mülkiyeti ve sigortası,
- Faaliyet performansını ortaya çıkaran değerlendirmeler (yönetim tarzı, alacak kalitesi, faaliyetlerin dış etkenlere duyarlılığı, vb.),
- Moralite ve kredibiliteye dayanan bilgiler (firma ve ortaklara ait olumsuz kayıtlar, başka bankalarla çalışma koşulları, vb.),
- TCMB memzuç bilgileri,
- Bulunduğu sektör, vb.

(Ayrıca, çalışmakta olan bir firmanın skorlama notunu revize etmek için, davranışsal analiz soruları da denilen ve firmanın bankayla çalışma süreci içindeki performansını irdeleyen sorularda bu soru gruplarına eklenebilir.)

Bu bilgiler yargısal kararlar içermekle birlikte, yargısal olmayan bilgileri de (faaliyet süresi, memzuç bilgileri, vb.) kapsar. Bu verilerin daha sonra istatistiki olarak değerlendirilmesi gerekmektedir. Bu nedenle, firmalarla ilgili finansal olmayan verilerin sayısal değerlere karşılık gelecek şekilde düzenlenmesi gerekir.

Çalışmamızda finansal olmayan verilere dayalı model geliştirme bölümü yapılmayacaktır. Elimizde bulunan finansal veri seti üzerinden çalışmamız yürütülecektir. Finansal verilerin analiz edildiği ve bahsedilen yöntemlerin kullanıldığı model ile birlikte, finansal olmayan veriler için de benzerini oluşturmak mümkündür. Bu aşamadan sonra, finansal verilerden oluşan skora ve finansal olmayan verilerden oluşan skora ağırlıkların atanması sözkonusudur. Bu ağırlıklar kredi veren kurumların tercihi neticesinde uzmanların görüşü ile oluşturulabilir, veya her iki skor neticesinin optimum kombinasyonunun tarihi verilere dayanılarak bulunduğu basit bir istatistiki yöntemle bu ağırlıklar belirlenir. Sonuçta, her iki veri setinin bilgilerinden yararlanmış bir skorlama modeli ortaya çıkar.

Dış kaynaklı verilerden olan TCMB verileri yanında, ülkemizde henüz bireysel krediler için uygulamaya geçmiş olan ama gelişmiş ekonomilerde şirketler için de uygulanan Kredi Kayıt Bürosu benzeri kuruluşlar, skortlama sistemleri oluşturulurken kullanılan önemli bilgi kaynaklarıdır. Bu kurumlar, firmaların kredi geçmişlerine ait bilgiler barındırarak, skortlama sistemi için oluşturulacak fonksiyonun etkin verilerle oluşturulmasına katkıda bulunurlar. Bu tip merkezi kredibilite kayıtları barındıran kurumların verileri etkin bir şekilde skortlama yapmak için önemlidir.

3.3. Skortlama Fonksiyonunu Oluşturma

Çalışmamızda öngördüğümüz metod ile skortlama fonksiyonunu oluşturma aşağıda özet olarak verilmiş basamaklardan oluşmaktadır.

- Skortlama modeli kapsamını belirleme
- Temerrüt durumunun tanımını yapma
- Veri toplama ve temizleme
- Bağımsız değişkenlerin tespiti
- Duyarlı değişkenlerden oluşan kısa listenin oluşturulması
- Faktör analizi ile bağımsız değişkenlerden oluşan faktörlerin elde edilmesi
- Lojistik regresyon fonksiyonunun ortaya çıkarılması
- Veri seti üzerinden testlerin yapılması
- Sonuçların yorumlanıp değerlendirilmesi

Yukarıda ifade edilen fonksiyon finansal verilerden oluşan bir skortlama fonksiyonudur. Finansal olmayan verilerden oluşan bir veri seti üzerinde benzeri çalışma yapılırsa, finansal olmayan skortlama fonksiyonu da aynı aynı yöntemle oluşturulabilir.

Sonraki aşama, daha önceki bölümlerde de ifade edildiği gibi, bu iki fonksiyonun birleştirilmesidir. Bu iki fonksiyonun birleştirilmesi sürecinde uygulamada genel kabul görmüş metod, her iki skor sonucunu belirlenmiş ağırlıklarla çarpma şeklindedir. Finansal verilerden oluşan skora ait ağırlık, genelde küçük ölçekli firmalarda daha az olup, firma büyüdükçe bu ağırlığın artırılması şeklinde yapılan

birleřtirmelerin daha uygun sonuçlar verdiđi görölmektedir. Firma küçöldükçe ortakların kredibilitesi ile olan korelasyon artmaya başlar.

Küçük ve orta büyüklükteki işletmelerin gerçek finansal verilerinin kullanıldığı modelimiz, finansal olmayan verilere dayalı bir analizi kapsamayacaktır; bununla birlikte, ikincinin yöntemi belirtilmiştir. Sonuçta elde ettiğimiz skorlama fonksiyonu, sadece finansal verilerden oluşan bir fonksiyon olacaktır ve çalışmamızda sonuç fonksiyonu olarak düşünölecektir.

Çıkan skor değeri direkt olarak bulunduđu şekliyle kullanılabilir ve bu değeri temerrüte düşme olasılığıdır (PD). Bazı durumlarda, temerrüte düşme olasılık aralıklarının ayrıştırılmasına ihtiyaç olabilir. Her bir skor aralığına bir olasılık atanır ve bu sınıflandırma alfanümerik derecelendirme notasyonu ile uyumlu hale getirilerek kullanılabilir.

4. KOBİ'ler İçin Skorlama Modeli Uygulaması

Uygulama çalışmamız KOBİ'ler (Küçük ve Orta Büyüklükteki İşletmeler) hedeflenerek yapılmıştır. Önceki bölümlerde de detaylı şekilde değinildiği üzere KOBİ'ler ülkemizde oldukça fazla önem arzeden bir kesimdir ve sayı itibarı ile tüm firmaların yaklaşık olarak %99'unu oluşturmaktadır. Bu kesim için verilecek kredilere Basel II içinde özel önem verilmekte ve perakende krediler kapsamında ("KOBİ Kredileri ve Basel II" bölümünde detaylar açıklanmaktadır) olan KOBİ'lere verilen krediler belli şartlar dahilinde bankalar için daha az sermaye gereksinimi doğurmaktadır. KOBİ kredi pazarının büyüklüğü ve doğru yöntemlerle yaklaşıldığında pazarın karlılığı, bankalarca son yıllarda bu kesime olan ilgiyi artırmıştır. KOBİ'lere verilen kredilerde değerlendirme yöntemleri hızlı ve etkin olmalıdır. Bu nedenle, ileri istatistik yöntemlere dayalı skorlama sistemlerinin sözkonusu olduğu derecelendirme modelleri bu alanda gittikçe önemli hale gelmiştir.

Ülkemizde bankalar KOBİ'lerin sınıflandırılmasına ait değişik kriterler kullanmaktadır. Çalışmamızda kullandığımız KOBİ grubuna girecek firmaları, 2004 yılsonu itibarıyla yaklaşık en az 800 bin YTL ve en fazla 7 milyon YTL ciroya sahip işletmeler olarak ele almaktayız. (7 milyon YTL'den biraz fazla cirosu olan 2 adet firmayı, veri kaybetmemek için ve faydalı olacağını düşündüğümüz için çalışmamıza dahil etmekteyiz.) KOBİ'lerin yıllık ciro kriteri, daha önceki bölümlerimizde anlattığımız üzere kurumdan kuruma değişiklikler göstermektedir. Bankalar genelde kendi iç uygulamalarının gereklerine göre farklı ciro tanımları yapmışlardır (genelde 5 milyon YTL'den 25 milyon YTL'ye kadar). Biz verilerimizden gelen kısıtlama nedeni ile bu ciro sınırını 7 milyon YTL olarak almaktayız. Derecelendirme sistemi çalışmaları için bu kesime ait veri bulmanın zorluğu bilinmektedir. Hedefimiz, özde yöntemi ortaya koymak olduğundan, sınırlarımızı açıklayarak elimizdeki verilerle çalışmamıza devam etmekteyiz.

4.1. Veri Kümesi

Veri kümesi için gerçek firma finansal tablolarından faydalanmıştır. 32 adet firmadan oluşan “iyi” firma grubu ve 12 adet temerrüte düşmüş firmadan oluşan “kötü” firma grubu çalışmamıza dahil edilmiş olup toplam kullandığımız firma sayısı 44 adettir. Finansal tablolarının 2003 ve 2004 yılsonu itibarı ile girişleri yapılmıştır. Elimizde bulunan veri seti başlangıçta daha büyük olmakla birlikte, kriterlerimize uymayan verilerin temizlenmesi neticesinde mevcut 44 adet firma ile çalışmamız başlamıştır. Sonuçların daha duyarlı olması ve yanlı neticeler üretmemesi için, test amacıyla kullanmak üzere veri ayırmayıp verilerin hepsini istatistiksel analizimizde kullanmış durumdayız. Tercih edilen yöntem, verilerin bir kısmının, skorlama modelini elde ettikten sonra modelin testi için ayrılmasıdır. Fakat veri sayımızın kısıtlı olması nedeni ile, sonuçta ürettiğimiz skorlama modelini başka verilerle test etmeyip bunu ayrı bir çalışma konusu olarak bırakmaktayız.

Çalışmamızda kullanılmak üzere aşağıdaki finansal rasyo listesi belirlenip, bu rasyolara her bir firma için karşılık gelen değerler ilgili finansal tablolardan oluşturulmuştur. Şu anda Tablo 5’te verilen 54 adet rasyoyu çalışmamıza almaktayız.

Burada

- Satışlar, tüm durumlarda, net olarak alınmıştır,
- kredili satış tutarı belirlenemediğinden net satış tutarı alınmıştır,
- yıllık kredili alımlar tam olarak belirlenemediğinden SMM alınmıştır,
- ortalama finansal tablo kalemi ile (aksi söylenmedikçe) bir önceki yıl ile son yılın ortalaması kastedilmektedir.

Bu rasyoların sayısını artırmak mümkündür, fakat çalışmamız amacı itibarı ile bu sayıda bırakılmıştır.

Tablo 5. Finansal Rasyolar ve Tanımları

Rasyo kodu	Rasyo
FnRsy1	dönen varlıklar /kısa vadeli borçlar
FnRsy2	(hazır değerler+menkul kıymetler+kısa vadeli alacaklar)/ kısa vadeli borçlar
FnRsy3	(hazır değerler+serbest menkul kıymetler)/ kısa vadeli borçlar
FnRsy4	kv ticari alacaklar /satışlar
FnRsy5	yıllık kredili satış tutarı / ortalama kv ticari alacaklar
FnRsy6	365 / ticari alacaklar devir hızı
FnRsy7	(uv+kv ticari alacaklar) /satışlar
FnRsy8	yıllık satış tutarı (net) / (ortalama u+kv ticari alacaklar)
FnRsy9	365 / (uv+kv ticari alacaklar devir hızı)
FnRsy10	(ortalama kv ticari borçlar * 365) / (yıllık kredili alışlar (SMM))
FnRsy11	(ortalama uv+kv ticari borçlar * 365) / (yıllık kredili alışlar (SMM))
FnRsy12	satışların maliyeti /ortalama stoklar
FnRsy13	365 / SDH
FnRsy14	SMM /ortalama mamul stoğu
FnRsy15	365/MSDH
FnRsy16	kv borçlar / özkaynak
FnRsy17	borçlar toplamı /özkaynak
FnRsy18	borçlar toplamı (ortaklara borç hariç) /özkaynak
FnRsy19	borçlar toplamı / pasifler toplamı
FnRsy20	satışlar / özkaynak (ortalama)
FnRsy21	maddi duran varlıklar /özkaynak
FnRsy22	olağan kar /özkaynak

FnRsy23	olağan kar /aktif toplami
FnRsy24	olağan kar /net satışlar
FnRsy25	faaliyet karı/özkaynak
FnRsy26	faaliyet karı/aktif toplami
FnRsy27	faaliyet karı/net satışlar
FnRsy28	net kar /özkaynak
FnRsy29	net kar /aktif toplami
FnRsy30	net kar /satışlar
FnRsy31	kv banka kredileri /net satışlar
FnRsy32	toplam banka kredileri /net satışlar
FnRsy33	kv mali borçlar /net satışlar
FnRsy34	toplam mali borçlar /net satışlar
FnRsy35	toplam mali borçlar /özkaynaklar
FnRsy36	(net kar + toplam finansman giderleri) /toplam finansman giderleri
FnRsy37	kv banka kredileri /aktif toplami
FnRsy38	(vergi öncesi kar + finansman giderleri) / satışlar
FnRsy39	(vergi öncesi kar + topl finansman giderleri + amortisman giderleri + karşılık giderleri + reeskont giderleri - reeskont gelirleri - karşılık gelirleri) / (topl finansman giderleri + kv banka kredileri)
FnRsy40	(vergi öncesi kar + topl finansman giderleri + amortisman giderleri + karşılık giderleri + reeskont giderleri - reeskont gelirleri - karşılık gelirleri) / (topl finansman giderleri +kv mali borçlar)
FnRsy41	(vergi öncesi kar + amortisman giderleri + karşılık giderleri + reeskont giderleri - reeskont gelirleri - karşılık gelirleri) / kv borçlar
FnRsy42	(uv+kv net alacaklar + net envanter) /net satışlar
FnRsy43	(toplam dönen varlıklar - toplam kısa vadeli borçlar) / toplam aktifler
FnRsy44	(toplam dönen varlıklar - toplam kısa vadeli borçlar - kasa - stok) / (kısa vadeli borçlar - kv ortaklara borçlar)

FnRsy45	toplam borçlar / toplam aktifler
FnRsy46	toplam borçlar / satışlar
FnRsy47	net kar / toplam aktiflerdeki artış
FnRsy48	net kar / net satışlar artışı
FnRsy49	(vergi öncesi kar + amortisman) / kısa vadeli borçlar
FnRsy50	(vergi öncesi kar + amortisman) / toplam finansman giderler
FnRsy51	kv borçlar / toplam aktif
FnRsy52	(dönen değerler-kasa-stoklar-ortaklardan alacaklar)/(kv borçlar-ortaklara borçlar)
FnRsy53	(dönen değerler-kasa)/(kv borçlar-ortaklara borçlar)
FnRsy54	satışlar / (vergi öncesi kar + finansman giderleri)

Kullandığımız verilerin standart sapma özet bilgilerini Ek.1 de yer alan tabloda vermekteyiz. Burada “Grp” sütunu altında yer alan 0 temerrüte düşmemiş firmaları, 1 ise temerrüte düşmüş firmaları ifade etmektedir.

4.2. Duyarlı Rasyoların Seçimi

İlk yaklaşım olarak, temerrüte düşen ve düşmeyen şirket grupları arasında önemli derecede fark gösteren (ayrıştırmada *duyarlı* olan) rasyolar saptanmıştır. Bunun için her bir orana iki örneklemlerle t-testini uygulanmıştır.

Yapılan hipotez testi aşağıdaki şekildedir:

H_0 : İlgili oranın değeri iki grupta eşittir.

H_A : İlgili oranın değeri iki grupta farklıdır.

Ayrıntıları Ek.2’de yer alan “İki Örneklemlerle t-Testi” tablosunda verilen testler, duyarlı rasyoları belirlememizi sağlayacaktır.

İki örneklemlı t-testi sonuçlarına göre ortaya çıkan duyarlı rasyoları ise Tablo 6'da görmekteyiz. Duyarlılık kararı, iki aşamada verilmektedir. Öncelikle varyansların eşit olup olmadığına, F-testi ile ilgili P-değerine bakılarak karar verilir. Bunun sonucuna göre, karşılık gelen t-testine ait P-değeri incelenir. Burada anlamlılık seviyesi olarak %10 alınmıştır.

Tablo 6. Duyarlı Rasyolar

		Sig. (anlamlılık)	Sig. (2-tarafli)
FnRsy1	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.042896053	0.079800019
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.008253116
FnRsy19	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.06954997	0.05051333
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.021306829
FnRsy23	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.306956558	0.02715444
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.017975454
FnRsy24	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.698574388	0.006678901
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.025368859
FnRsy26	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.037333574	0.164653583
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.064685406
FnRsy28	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.560684667	0.090762614
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.08240828
FnRsy29	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.583101663	0.036162558
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.032231764
FnRsy30	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	0.628519372	0.010887588
	Varyansların eşitliđi varsayılmıyor		0.046629559
FnRsy34	Varyansların eşitliđi varsayılıyor	4.91571E-05	0.005225376

	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.099897368
FnRsy35	Varyansların eşitliği varsayılıyor	0.177472615	8.49134E-05
	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.001108661
FnRsy37	Varyansların eşitliği varsayılıyor	0.105968675	1.38124E-05
	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.000487734
FnRsy43	Varyansların eşitliği varsayılıyor	0.327392243	0.012983139
	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.028208358
FnRsy45	Varyansların eşitliği varsayılıyor	0.06954997	0.05051333
	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.021306829
FnRsy51	Varyansların eşitliği varsayılıyor	0.270712792	0.017493863
	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.009583299
FnRsy53	Varyansların eşitliği varsayılıyor	0.025757038	0.068890964
	Varyansların eşitliği varsayılmıyor		0.0061267

Anlamalı çıkan rasyolar uygulamada genel kabul görmüş ve bilinen rasyolardan oldukları için, sonuçlar veri güvenilirliğini desteklemektedir. Çalışmamızın bu aşamasında, yukarıda verilen rasyolar kullanılarak ana bileşen analizi yapıp faktörler oluşturulmaktadır.

4.3. Faktör Analizi

Yukarıda verilen 15 adet rasyoyu faktör analizi çalışmalarımıza dahil etmekteyiz. Çalışmalarımıza başladığımızda görülmüştür ki bazı rasyo(lar), kullandığımız ana bileşenli faktör oluşturma metodu sürecinde hatalı sonuçlara yol açmaktadır. Doğrusallık testi yaparak bu rasyonun 19 nolu rasyo olduğunu tespit edip faktör analizimizden çıkardık. Sonuçta, 14 adet rasyo ile analizimize devam etmekteyiz. Bu rasyo, aslında başka bir rasyonun aynısı, farklı ifade edilmiş şeklidir. Geriye dönüp

rasyolarda düzeltme yapmak yerine, bu durumun doğrusallık testi ile görülebilmesi ve rasyonun faktör analizinden çıkarılması aşamasını çalışmamızda bırakmak istedik.

4.3.1. Ana Bileşen Analizi

SPSS ile yaptığımız faktör analizinde elde ettiğimiz istatistiksel sonuçlar Tablo 7’de görüldüğü gibi şekillenmektedir. Burada seçtiğimiz rasyoların temel istatistiklerini vermekteyiz.

Tablo 7. Rasyo Temel İstatistiksel Verileri

Descriptive Statistics				
	Mean	Std. Deviation ^a	Analysis N ^a	Missing N
FnRsy1	1.813903422897	1.998073847259384	44	0
FnRsy23	.04340181493529	.063279512213492	44	0
FnRsy24	.0235898786041	.05288580803732	44	0
FnRsy26	.06466893576511	.063215701135129	44	0
FnRsy28	.16705846947272	.276068526963770	44	0
FnRsy29	.03270895990621	.056332320822793	44	0
FnRsy30	.0186537113493	.04992441857781	44	0
FnRsy34	.20671035325180	.451316420720368	44	0
FnRsy35	1.077057894979	1.200639917616137	44	0
FnRsy37	.20332733313520	.184374554526559	44	0
FnRsy43	.12177317235438	.261780447927124	44	0
FnRsy45	.62348696329784	.236713524617216	44	0
FnRsy51	.52679826289659	.238389656387013	44	0
FnRsy53	1.836794567128	1.997047118892232	44	0

a. For each variable, missing values are replaced with the variable mean.

SPSS ile yapılan analize göre Kaiser-Meyer-Olkin ölçümü, Tablo 8’de görüldüğü üzere 0.63’e yakındır ve korelasyon matrisinin faktör analizine uygunluğunu destekler⁷¹. Bu ölçüm değişkenlerdeki homojenliği ölçmeye yarar. Öte yandan Bartlett’in testi, korelasyon matrisinin faktör analizine uygunluğunu sıyanan bir istatistiksel testtir⁷². Bartlett test istatistiği çok küçük bir P-değeri ile son derece

⁷¹ Sharma, 1996, a.g.e, s.116

⁷² Sharma, 1996, a.g.e., s.123

anlamlıdır (.000). Bu, deęişkenlerin aralarında yüksek korelasyon olup faktör analizine uygunluęunu gösterir.

Tablo 8. KMO and Bartlett Testleri

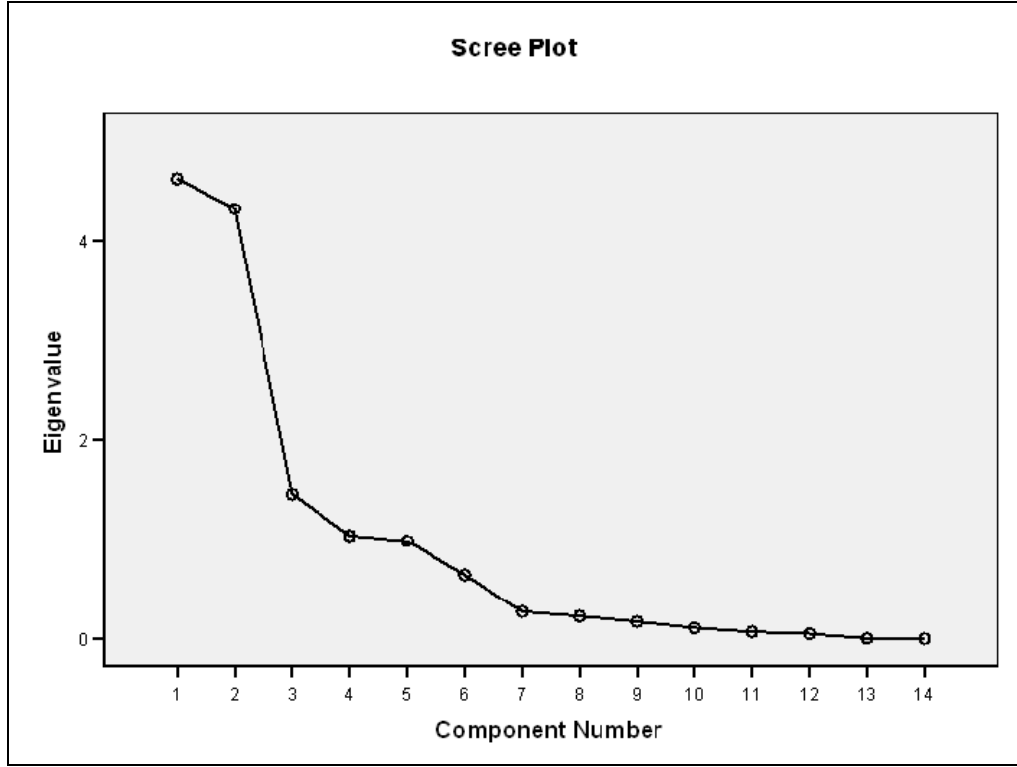
KMO and Bartlett's Test		
Kaiser-Meyer-Olkin Measure of Sampling Adequacy.		.626
Bartlett's Test of Sphericity	Approx. Chi-Square	718.394
	df	91
	Sig.	.000

Faktör analizi kapsamında uygulanan ana bileşen analizi, rasyolarımızı gruplayan daha az sayıdaki faktörü ortaya çıkarmaya yarar. Böylece ilişkili faktörler bir araya getirilecek ve deęişken sayısı da azaltılmış olacaktır. Yukarıda ilk bulduğumuz 14 rasyoyu kullanmak yerine, faktör analizine gitmemiz, sonuçların sayısal güvenilirlięi açısından da gereklidir. Faktör analizi, ortak faktörlerin rasyolardaki korelasyona neden olduęu varsayımından yola çıkarak bu faktörleri bulmayı amaçlar.

Ana bileşen sayısına karar vermek için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır.

- Kaiser yöntemi: sadece özdeęeri 1'den büyük olan bileşenler alınır.
- "Scree test": özdeęer (eigenvalue) çizgesinin (plot) hızlı azalışının yerini yavaş azalışa bıraktıęı deęişim noktasına kadar olan bileşen sayısı alınır.
- Açıklanan varyansın yüzdesi: kümülatif olarak belli bir varyansı açıklayan bileşenler alınır.

Bu üç yaklaşım aynı sonucu vermeyebilir. Böyle bir durum olursa, problemin özellikleri göz önüne alınarak yorumlanabilir olan mantıklı bir seçim yapılır.



Şekil 5. Faktörlere Karşı Gelen Özdeğerler

Tablo 9. Bileşenler ve Açıkladıkları Varyans

Component	Initial Eigenvalues			Extraction Sums of Squared Loadings			Rotation Sums of Squared Loadings		
	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %	Total	% of Variance	Cumulative %
1	4.625	33.037	33.037	4.625	33.037	33.037	3.700	26.431	26.431
2	4.325	30.894	63.931	4.325	30.894	63.931	2.936	20.972	47.403
3	1.451	10.362	74.293	1.451	10.362	74.293	2.690	19.215	66.618
4	1.037	7.410	81.703	1.037	7.410	81.703	2.112	15.085	81.703
5	.985	7.033	88.736						
6	.641	4.578	93.313						
7	.275	1.963	95.277						
8	.230	1.642	96.919						
9	.175	1.251	98.169						
10	.113	.810	98.979						
11	.074	.527	99.507						
12	.055	.391	99.898						
13	.008	.059	99.957						
14	.006	.043	100.000						

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Ana bileşen analizinde ortaya çıkan özdeğerler Şekil 5'te çizilmiştir. Bileşenlerin açıkladığı varyanslar ise Tablo 9'da verilmektedir. İncelediğimiz örnek durumda,

Tablo 9'daki özdeğerler ilk 4 bileşenin alınmasını öngörmektedir. Şekil 5'ten de eğrinin eğiminin değiştiği nokta 4. özdeğerden sonra olduğu için aynı sonuç çıkmaktadır. Özdeğeri 1'den büyük olan bu 4 bileşen, toplam varyansın oldukça yüksek bir oranı olan %82'sini açıklamaktadır. Seçilmeyen faktörlerin özdeğer katsayısı 1'den küçük olduğu için bu faktörleri çalışmaya dahil etmeyip, çalışmamızda 4 faktör ile devam etmekteyiz⁷³. Böylece 14 rasyo, yaptığımız ana bileşen çalışması ile aşağıda içeriğini saptayacağımız 4 faktöre indirgenmiştir.

İlk aşamada SPSS ile bulunan faktör ağırlıkları Tablo 10'da verilmiştir. Bu ağırlıklar rasyoların faktörler cinsinden yazılabileceği katsayılar anlamına gelir.

Tablo 10. Faktör Ağırlıkları

	Component Matrix ^a			
	1	2	3	4
FnRsy23	.804	.437	-.191	.175
FnRsy29	.799	.443	-.223	.196
FnRsy26	.766	.368	-.194	.069
FnRsy28	.675	.138	.064	.593
FnRsy24	.632	.631	.156	-.291
FnRsy30	.618	.603	.202	-.318
FnRsy35	.343	-.680	.363	.264
FnRsy51	.532	-.656	.277	-.117
FnRsy37	.232	-.638	.275	.034
FnRsy53	-.578	.635	.314	.324
FnRsy1	-.568	.625	.329	.344
FnRsy43	-.419	.619	.242	.062
FnRsy45	.420	-.583	.433	.166
FnRsy34	-.232	-.452	-.721	.295

Extraction Method: Principal Component Analysis.

a. 4 components extracted.

Örneğin burada, $FnRsy23 = 0.804 \times Faktör1 + .437 \times Faktör2 - 0.191 \times Faktör3 + 0.175 \times Faktör4$ olarak tahmin edilmiştir.

İkinci aşamada, rasyoların her birisinin olabildiğince tek bir faktöre ağırlık verip, faktörlerin birbirlerinden ayrıştırılabilmesi için, faktör ağırlıkları “varimax” çevirme yöntemiyle, Sharma⁷⁴ ve Canbaş⁷⁵ tarafından çalışmalarında değinildiği gibi, tekrar hesaplanır. Döndürme öyle bir açıyla yapılabilir ki, her rasyonun tek bir faktör

⁷³ Serpil Canbas, a.g.e., s.533.

⁷⁴ Sharma, a.g.e., s.119.

⁷⁵ Canbas, v.d., a.g.e., s.534.

ağırlığı en fazla olur, diğer faktörlerin ağırlığı ihmal edilecek kadar azalır. Böylece her bir rasyonun ilgili olduğu tek bir faktör yorumlanabilir. Bu yönteme “Varimax Çevirme Yöntemi” denir. Faktörlerin yeni ağırlıkları Tablo 11’de gösterilmektedir.

Tablo 11. Çevrilmiş Faktör Ağırlıkları

Rotated Component Matrix^a

	Component			
	1	2	3	4
FnRsy29	.930	-.080	-.122	.190
FnRsy23	.915	-.061	-.123	.221
FnRsy28	.817	.374	.136	-.062
FnRsy26	.812	-.066	-.202	.244
FnRsy35	.016	.856	-.177	-.130
FnRsy45	.054	.833	-.181	.037
FnRsy51	.024	.731	-.501	.131
FnRsy37	-.132	.664	-.278	-.054
FnRsy1	-.110	-.278	.921	.049
FnRsy53	-.119	-.304	.912	.055
FnRsy43	-.102	-.367	.653	.222
FnRsy34	-.057	-.143	-.316	-.861
FnRsy30	.528	-.146	-.040	.765
FnRsy24	.574	-.178	-.040	.738

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

a. Rotation converged in 8 iterations.

Faktör bileşenlerinin (rasyonların) katsayıları ise SPSS’ten alındığı şekliyle Tablo 12’de verilmektedir.

Tablo 12. Rasyo Katsayıları

Component Score Coefficient Matrix

	Component			
	1	2	3	4
FnRsy1	.055	.112	.423	-.058
FnRsy23	.280	-.031	.006	-.084
FnRsy24	.015	-.069	-.089	.342
FnRsy26	.223	-.058	-.057	-.030
FnRsy28	.365	.240	.292	-.274
FnRsy29	.294	-.040	.007	-.109
FnRsy30	-.009	-.054	-.090	.373
FnRsy34	.164	-.166	-.114	-.523
FnRsy35	.045	.360	.149	-.058
FnRsy37	-.052	.238	.012	.043
FnRsy43	-.026	.000	.227	.088
FnRsy45	.013	.352	.125	.044
FnRsy51	-.069	.217	-.099	.154
FnRsy53	.049	.097	.409	-.051

Extraction Method: Principal Component Analysis.

Rotation Method: Varimax with Kaiser Normalization.

Component Scores.

4.3.2. Faktörlerin Hesaplanması

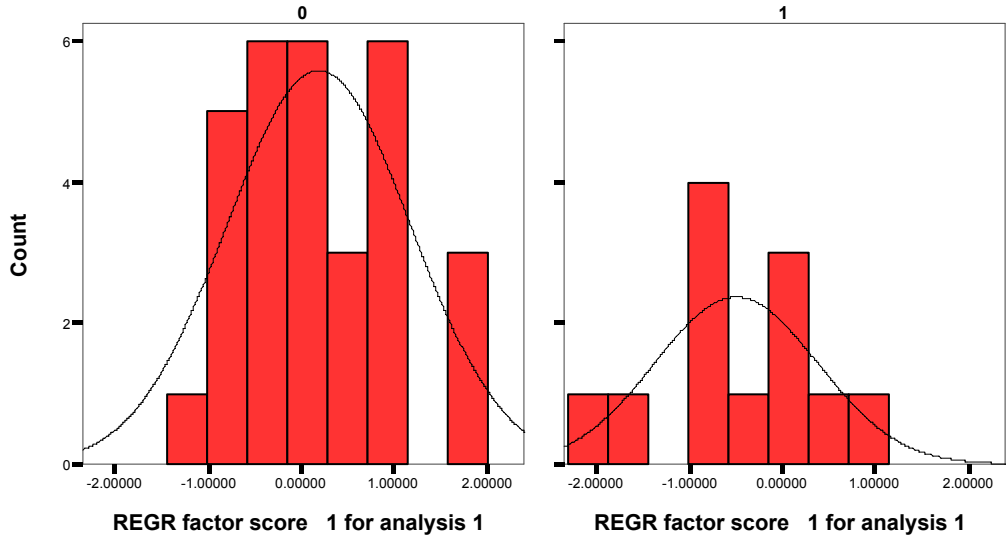
Tablo 12’de verilen katsayılar ile faktör skorları şu şekilde hesaplanır

$$F_{ik} = \sum_{j=1}^{14} w_{jk} z_{ij} .$$

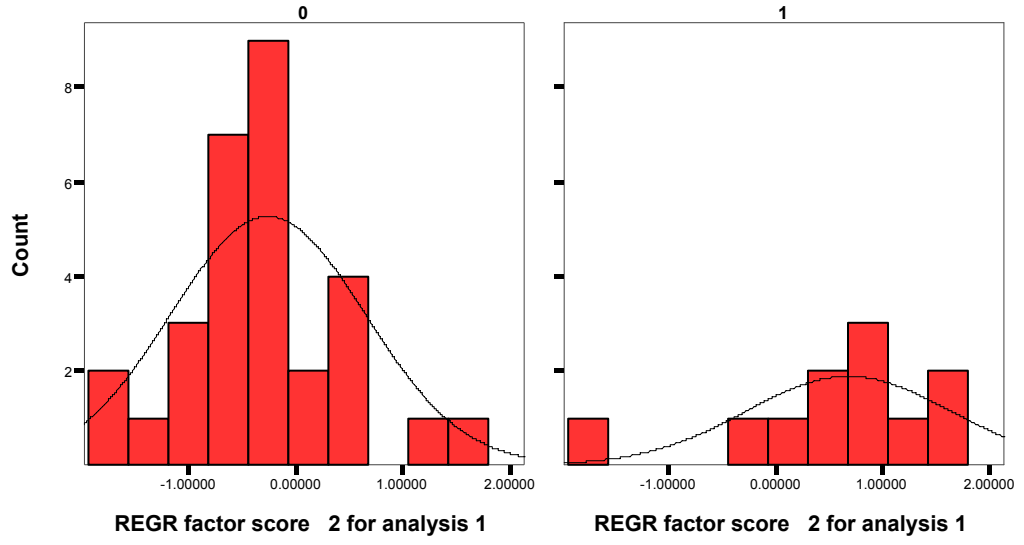
Burada i şirket endeksi, $i=1,..,44$, k faktör endeksi, $k=1,..,4$, w_{jk} değeri j rasyosunun k faktörü için faktör skor katsayısı, z_{ij} ise i şirketi için standart hale getirilmiş j rasyosudur. Daha açık olarak z_{ij} , i şirketinin j rasyosu r_{ij} , j rasyosunun ortalaması μ_j v ve standart sapması σ_j ’den

$$z_{ij} = \frac{r_{ij} - \mu_j}{\sigma_j}$$

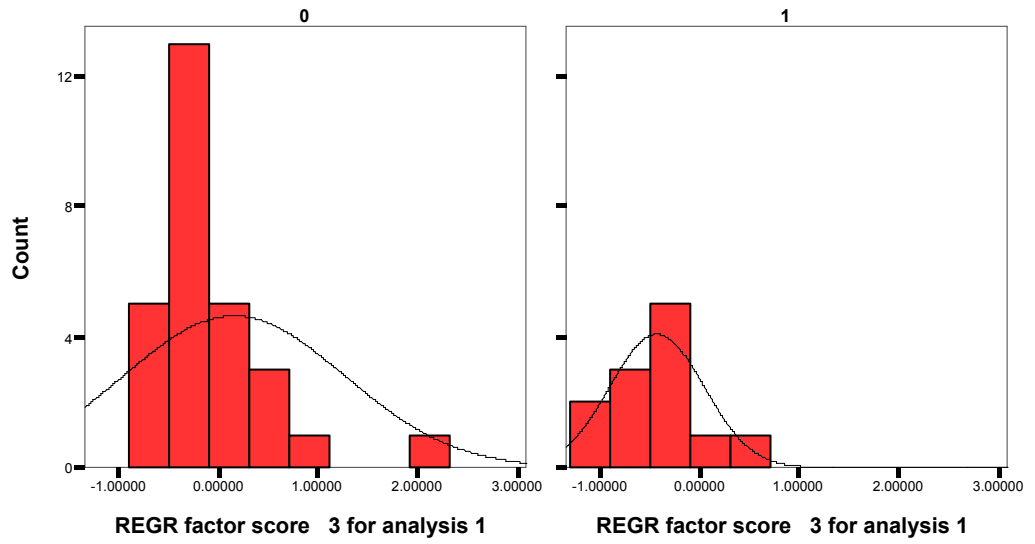
biçiminde hesaplanır. Çalışmamızda SPSS ile bu hesaplamalar yapılmıştır. Faktörlerin histogramları temerrüte düşen ve düşmeyen şirketler için ayrı ayrı Şekil-6 dan Şekil-9’a kadar verilmektedir.



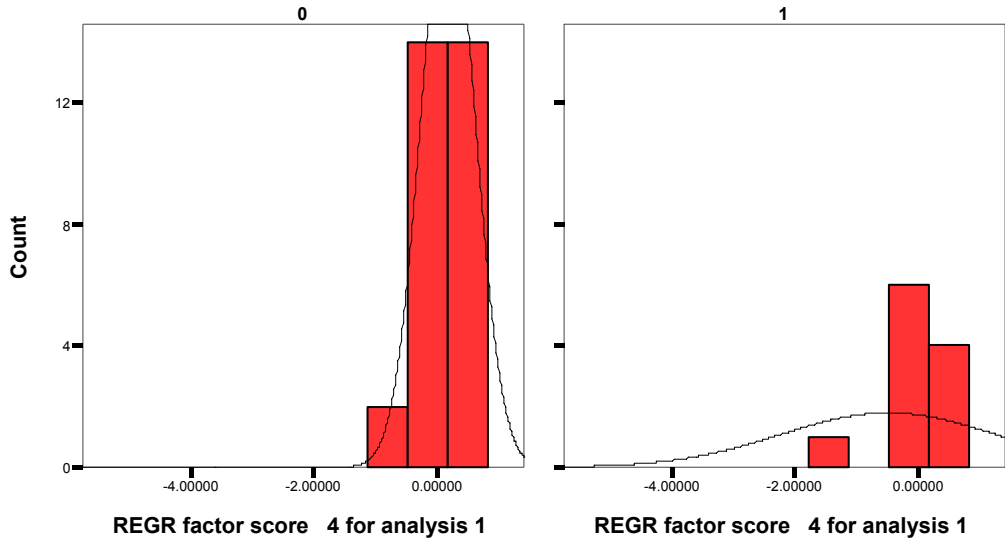
Şekil 6. Faktör 1’in temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları



Şekil 7. Faktör 2'nin temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları



Şekil 8. Faktör 3'ün temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları



Şekil 9. Faktör 4'ün temerrüte düşmeyen (solda) ve düşen (sağda) şirketler için histogramları

4.4. Derecelendirme - Skorlama Fonksiyonu

Bu bölümde, lojistik regresyon analizi ile yukarıda bulduğumuz faktör skorlarını kullanarak temerrüte düşen ve düşmeyen şirketleri ayırtıran bir skorlama fonksiyonu bulmayı hedeflemekteyiz.

Lojistik regresyon, bağımsız değişkenlerin çoklu normal dağılıma sahip olmadığı durumda faktörlere lojistik dağılım fonksiyonunun oturtulduğu bir ayırtırma yöntemidir. Yukarıdaki şekillerden (Şekil 6'dan Şekil 9'a kadar) görüldüğü gibi normal dağılım bazı faktörler için uygun olmayabilir. Yukarıda açıkladığımız üzere, temerrüt olasılığı

$$p = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 F_1 + \beta_2 F_2 + \beta_3 F_3 + \beta_4 F_4)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 F_1 + \beta_2 F_2 + \beta_3 F_3 + \beta_4 F_4)}$$

olarak bulunur. SPSS yardımıyla, $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_n$ parametrelerinin tahmini değerleri hesaplanır.

Sonuçlar Tablo 13’te verilmektedir. İlk olarak, regresyon katsayılarına ait P-değerleri β_0 , β_1 ve β_2 için çok küçük olup Faktör 1 ve Faktör 2’nin anlamlı olduğunu göstermektedir. Öte yandan, Faktör 3 ve Faktör 4’ün P değerleri çok yüksek değildir ve tüm modelin göz önünde bulundurulması gerekir. Faktörlerin bulunduğu bir modelin, sadece sabit β_0 olan bir modelle karşılaştırması 0’a çok yakın bir P değeri vermiştir. Bu nedenle faktörlerin bulunduğu bir model son derece anlamlıdır. Yine Tablo 13’ten çıkarabileceğimiz bir sonuç, regresyon modelinin verilere iyi uyduğudur. “Goodness of Fit” testlerinin yüksek P değeri vermesi, olabilecek en iyi model ile şu anda oluşturduğumuz 4 faktörü birden kullanan modelin anlamlı derecede farklı olmadığını göstermektedir. Kısaca, veri setimizle bulunan model istatistiksel olarak anlamlıdır.

Tablo 13. Lojistik Regresyon Sonuçları

Variable	Value	Count
grp	1	12 (Event)
	0	32
	Total	44

Logistic Regression Table

Predictor	Coef	SE Coef	Z	P	Odds	95% CI	
					Ratio	Lower	Upper
Constant	-2.51127	0.819300	-3.07	0.002			
f1	-1.87463	0.822864	-2.28	0.023	0.15	0.03	0.77
f2	2.31362	0.832622	2.78	0.005	10.11	1.98	51.71
f3	-1.73528	1.12385	-1.54	0.123	0.18	0.02	1.60
f4	-1.43767	1.03101	-1.39	0.163	0.24	0.03	1.79

Log-Likelihood = -11.178

Test that all slopes are zero: G = 29.208, DF = 4, P-Value = 0.000

Goodness-of-Fit Tests

Method	Chi-Square	DF	P
Pearson	25.4815	39	0.953
Deviance	22.3555	39	0.985
Hosmer-Lemeshow	6.5309	8	0.588

Buna göre tahmin edilen olasılıkların gözlenen temerrüte düşüp düşmeme durumu ile ilişkisini, aşağıda Tablo 14’te verilen çeşitli istatistiksel testlerle sınamaktayız:

Tablo 14. Doğru Sınıflandırma Ölçümleri

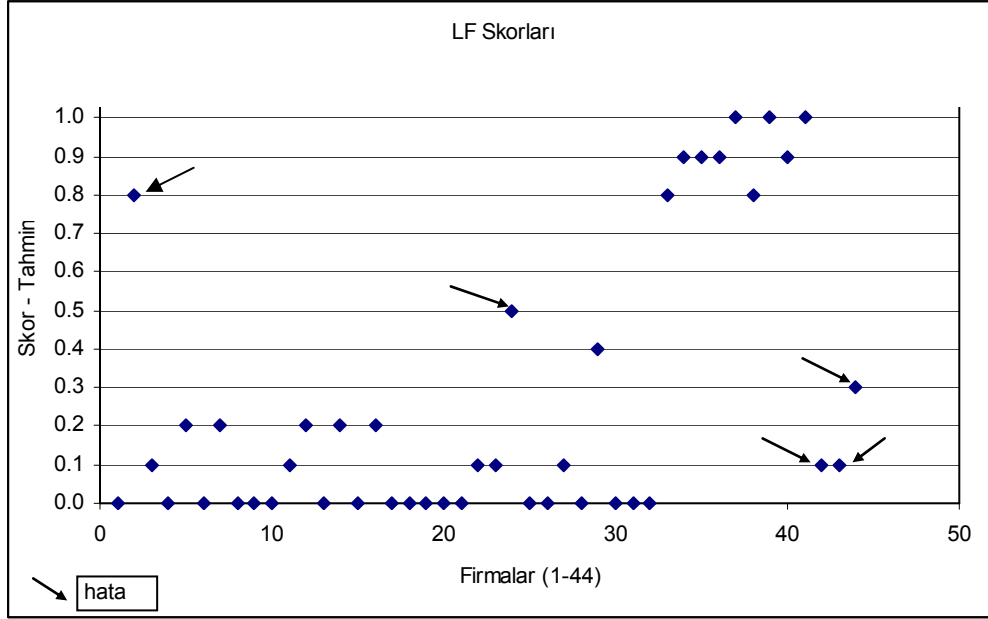
Measures of Association:
(Between the Response Variable and Predicted Probabilities)

Pairs	Number	Percent	Summary Measures	
Concordant	360	93.8	Somers' D	0.88
Discordant	23	6.0	Goodman-Kruskal Gamma	0.88
Ties	1	0.3	Kendall's Tau-a	0.36
Total	384	100.0		

Somer’in D’si, Goodman-Kruskal Gamma ve Kendall’ın Tau-a’sı, tahmin edilen p olasılıkları ile gözlenen temerrütlerin sıralanma korelasyonlarını değerlendirir. Bu istatistikler, öncelikle uyumlu (concordant), uyumsuz (discordant) ve arada (tied) kalan şirket çiftlerini belirleyip, lojistik ilişkinin bir ölçüsünü göstermektedir. Bu belirleme şu şekilde olur: şirketler ikişer ikişer ele alındığında, eğer temerrüte düşen şirketin p olasılığı temerrüte düşmeye göre düşükse bu çift uyumlu, aksi durumda uyumsuz, eşitlik durumunda ise arada diye nitelendirilir. Tablo 14’te görülen %93,8 uyumluluk yüksek bir orandır.

4.5. Uygulama Sonucunun Değerlendirilmesi

Şekil 10’da lojistik regresyon ile elde edilen firma skorlarının dağılımını görebiliriz. Burada yer alan değerler hesaplanan tahmini değerler olup gerçek değerlerle karşılaştırıldığında ortaya çıkan hatalı sonuçlar oklarla gösterilmiştir. 0,5 kesme değeri olarak alınmış olup, 1’e yakın olan hesaplanmış değerler 1 gözlem değeri ile, 0’a yakın olan hesaplanmış değerler 0 gözlem değeri ile karşılaştırılmıştır.



Şekil 10. Lojistik Fonksiyondan Elde Edilen Tahmini Skorlar

Tablo 15’te firmaların gözlemlenen durumlarını (temerrüte düşen veya düşmeyen) ve tahmini skor değerlerini listelemekteyiz. Burada 1 adet firma “arada” bir değer almıştır. Bu uygulamada, bu sonucu yanlış tespit olarak değerlendireceğiz.

Tablo 15. Temerrüt Tahminleri

Firma	Gözlemlenen Değer	Tahmin Lojistik P	Sonuç
Firma1	0	0.0	Doğru
Firma2	0	0.8	Yanlış
Firma3	0	0.1	Doğru
Firma4	0	0.0	Doğru
Firma5	0	0.2	Doğru
Firma6	0	0.0	Doğru
Firma7	0	0.2	Doğru
Firma8	0	0.0	Doğru
Firma9	0	0.0	Doğru

Firma10	0	0.0	Dođru
Firma11	0	0.1	Dođru
Firma12	0	0.2	Dođru
Firma13	0	0.0	Dođru
Firma14	0	0.2	Dođru
Firma15	0	0.0	Dođru
Firma16	0	0.2	Dođru
Firma17	0	0.0	Dođru
Firma18	0	0.0	Dođru
Firma19	0	0.0	Dođru
Firma20	0	0.0	Dođru
Firma21	0	0.0	Dođru
Firma22	0	0.1	Dođru
Firma23	0	0.1	Dođru
Firma24	0	0.5	Arada
Firma25	0	0.0	Dođru
Firma26	0	0.0	Dođru
Firma27	0	0.1	Dođru
Firma28	0	0.0	Dođru
Firma29	0	0.4	Dođru
Firma30	0	0.0	Dođru
Firma31	0	0.0	Dođru
Firma32	0	0.0	Dođru
Firma33	1	0.8	Dođru
Firma34	1	0.9	Dođru
Firma35	1	0.9	Dođru
Firma36	1	0.9	Dođru

Firma37	1	1.0	Doğru
Firma38	1	0.8	Doğru
Firma39	1	1.0	Doğru
Firma40	1	0.9	Doğru
Firma41	1	1.0	Doğru
Firma42	1	0.1	Yanlış
Firma43	1	0.1	Yanlış
Firma44	1	0.3	Yanlış

Lojistik fonksiyonumuz ile elde ettiğimiz değerlerin doğru tahmin miktarını gösteren özet bilgi Tablo 16’dadır. Elde ettiğimiz lojistik fonksiyonun veri setimiz üzerindeki doğru tahmin yüzdesini gözlenen değerler ile karşılaştırarak görebiliriz. 44 adet gözlemden 39 adet doğru tahmin yapmıştır. Mevcut veri üzerinde doğru tahmin yüzdesi %88,6 dır. (Arada kalan –tied– firma çıkarılırsa, bu oran %90,7 dir.)

Veri sayımızın kısıtlı olması nedeniyle, tüm veriler fonksiyon oluşturma aşamasında kullanılmıştır. Bu nedenle fonksiyonun isabet oranlarının test edilebileceği ek veriler ile yapılabilecek performans testi çalışmamız içinde yoktur.

Tablo 16. Tahmin Tutarlılığı

Gözlenen	Tahmini		
	Temerrüte düşmeyen	Temerrüte düşen	Toplam
Temerrüte düşmeyen	30	2	32
Temerrüte düşen	3	9	12
Toplam	33	11	44

Konu ile ilgili kendini bilgilendiren uzmanların, çalışmamız yardımıyla kendi portföylerini yansıtan verileri kullanarak, finansal faktörler ve finansal olmayan faktörler için model üretmeleri mümkün olabilecektir.

Çalışmamızda finansal verilerle üretmiş olduğumuz skorlama fonksiyonu ve ortaya çıkan sonuçlar uygulamada direkt olarak kullanılmamalıdır. Çünkü, kullandığımız veri seti ile uygulamada kullanılacak hedef firma gruplarından gelen veriler, özellikle sektörel farklılıklarından dolayı birbiriyle örtüşmeyebilir. Verilerin geldiği sektörler önceki bölümlerimizde açıklanmıştır ve bu sektörlerin tümünün 44 firma ile istenilen düzeyde temsil edilebileceğini de düşünmemekteyiz. Fakat, elimizde olan veriler ile bize ışık tutacak bir çalışmayı sonlandırabileceğimizi, izlenebilecek yöntemleri rahatlıkla ortaya koyabileceğimizi görerek çalışmamıza devam etmiş bulunmaktayız. Bununla beraber, daha fazla veri ile çalışılması ve önerdiğimiz test ile modelin sınanmasının yapılması halinde ortaya çıkacak olan sonuçların daha etkin olarak değerlendirilebileceği kanaatindeyiz.

Sonuç

Çalışmamız, firmaların finansal zorluğa düşme olasılıklarının tespiti konusu içinde KOBİ'lerin kredi skorlama sistemleri ile temerrüte düşme olasılıklarının ölçülmesi üzerine odaklanmıştır. Teorik anlatımları ve son dönemlerdeki çalışmalardan önemli bir bölümünün sunumunu takiben, elimizdeki veri setinden (KOBİ'lerin finansal verileri) lojistik regresyona dayanan skorlama fonksiyonu ortaya çıkarılmıştır.

Elde ettiğimiz fonksiyon ile bulunan temerrüte düşme olasılığı, finansal olmayan faktörleri içermemektedir; bu nedenle, modelimiz kullanıma hazır, tamamlanmış bir skorlama modeli olarak düşünülmemelidir. Son halini almış, kredi başvurusu yapan bir KOBİ için uygulanacak kredi skorlama modeli, finansal olan ve finansal olmayan verilerden oluşan (ayrı ayrı veya birlikte analiz edilebilir) bağımsız değişkenlere bağlı olmalıdır. Çalışmanın son halini almış şekli uygulamada yüksek ticari değere sahip sonuçlar içerebilecektir. Bununla birlikte, sonuçları kullanmak isteyen kesimlerin konu hakkında tam hakimiyeti yok ise maddi zarar doğurabilecek yanlış uygulamalarla ve sonuçlarla karşılaşabilecekleri konusunda tereddütlerimiz olmuştur. Bu nedenle, çalışmamız finansal olmayan faktörleri de içeren kullanmaya hazır bir skorlama modelini sunmamıştır. Bunun yerine, bu modeli oluşturma sürecinde nasıl bir yol izlenebileceği üzerinde odaklanılmış, böyle bir çalışmayı yapmak isteyen uzmanlar için referans kaynağı olmayı amaçlamıştır. Bundan dolayı, yöntem açıklamayı hedeflemiş olan çalışmamızın sonucunda çıkan fonksiyon parametreleri, sonuçların değerlendirildiği bir önceki bölümde de anlattığımız sebeplerle, kesinlikle ticari amaçlı olarak kullanılmamalıdır.

Lojistik regresyon kullanarak elde edilen skorlama modellerinin sürecinde yöntem farklılıkları olabilir. Verilerin hazırlanışı, lojistik modelde kullanılacak faktörlerin seçimi ve bunun için kullanılan yöntemlerin farklı olabileceği bilinmektedir. Bu durum haliyle model sonucunu etkileyecektir. Kullandığımız faktör seçim yöntemi ile oldukça iyi sonuçlar aldığımızı düşünüyoruz. Bununla birlikte, daha etkin yöntemlerin varlığı her zaman araştırmaya açıktır.

Skorlama modeli olarak önerilen farklı modeller akademik çalışmalarla ortaya konulmaktadır. Birleşik modeller, yapay sinir ağları, destek vektör makinaları, karar ağaçları gibi daha pek çok model üzerinde çalışmalar yapılmaktadır. Bu alanda yapılan çalışmalara olan ihtiyaç, özellikle finansal sektörden gelen talepler nedeniyle önemli düzeyde olup, daha etkin modellerin araştırılması ve ortaya konması her zaman ön planda olan bir konu olacaktır. Özellikle, Basel II uzlaşısı neticesinde bankaların ileri içsel derecelendirme sistemlerine geçme motivasyonları bu alandaki çalışmaları daha da artıracaktır.

Çalışmamızın, ülkemizde bu alanda uygulama çalışması yapan uzmanlar için ve akademik alandaki araştırmacılar için faydalı olacağını ümit ederiz.

Kaynaklar

- Allen, Linda, Gayle
DeLong, Anthony
Saunders:
“Issues in the Credit Risk Modeling of Retail Markets”,
Journal of Banking and Finance, C:28, 2004.
- Altman, Edward I.,
P. Narayanan:
An International survey of Business Failure
Classification Models; **Financial Markets, Institutions
and Instruments**, Volume 6 Page 1 - May 1997
- Altman, Edward I.:
“Financial Ratios, Discriminant Analysis And The
Prediction of Corporate Bankruptcy.” **Journal of
Finance**, 1968, C:23, No:4.
- Altman, Edward I.:
“Corporate Distress Diagnosis: Comparisons Using
Linear Discriminant Analysis and Neural Networks (the
Italian Experience)”, **Journal of Banking and Finance**,
C:18, 1994.
- Anderson, T. W.:
An Introduction to Multivariate Statistical Analysis,
New York, Wiley, 1984.
- Aras, Güler:
Basel II Uygulamasının KOBİ'lere Etkisi ve Geçiş
Süreci, Friedrich Ebert Vakfı ve Yıldız Teknik
Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Ortak Çalıştayı,
24 Aralık 2005.
- Baesens, B., T. Van
Gestel, S. Viaene, M.
Stepanova, J. Suykens, J.
Vanthienen:
“Benchmarking State-of-the-Art Classification
Algorithms for Credit Scoring”, **Journal of the
Operational Research Society**, C:54, 2003.

- Basel II (2001): The Internal Ratings Based Approach, Basel Committee on Banking Supervision, January 2001, s.55, Bank for International Settlements (BIS), (Çevrimiçi) <http://www.bis.org/publ/> , 8 Şubat 2006.
- Basel II (2006): International Convergence of Capital Measurement and Capital Standards: A Revised Framework - Comprehensive Version, June 2006, Bank for International Settlements (BIS), (Çevrimiçi) <http://www.bis.org/publ/> , 6 Eylül 2006.
- Beaver, William H.: Market Prices, Financial Ratios, and the Prediction of Failure, **Empirical Research in Accounting: Selected Studies**, 1966, Supplement to Journal of Accounting Research, 1966.
- Berger, Allen N.; Gregory F. Udell: Relationship Lending and Lines of Credit In Small Firm Finance, **Journal of Business**, 1995, C:68, No:3.
- Bishop, M. C.: **Neural Networks for Pattern Recognition**, Clarendon Press, Oxford, 1995.
- Bodur, Çağlayan, Suat Teker: “Ticari Firmaların Kredi Derecelendirmesi: İMKB Firmalarına Uygulanması”, T.C.Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Yüksekokulu, 2005 Geleneksel Finans Sempozyumu Tebliğleri.
- Canbaş, S., A. Çabuk, , S.B. Kılıç: “Prediction of Commercial Bank Failure via Multivariate Statistical Analysis of Financial Structures: The Turkish Case”, **European Journal of Operations Research**, C:166, 2005.

- Coats, P.K., L.F. Fant: “Recognizing Financial Distress Patterns Using a Neural Network Tool”, **Financial Management**, Fall 1993.
- DPT (2003): T. C. Başbakanlık Devlet Planlama Teşkilatı, Ön Ulusal Kalkınma Planı (2004-2006), Aralık 2003, (Çevrimiçi), <http://ekutup.dpt.gov.tr>, 18 Temmuz 2006
- DPT (2004): T. C. Başbakanlık Devlet Planlama Teşkilatı, Kobi Stratejisi ve Eylem Planı, Ocak 2004, (Çevrimiçi), <http://ekutup.dpt.gov.tr>, 16 Mart 2006
- Egmont-Petersen, M., A. Feelders, B. Baesens: “Confidence Intervals for Probabilistic Network Classifiers”, **Computational Statistics and Data Analysis**, C. 49, 2005,.
- Friedman, N., D. Geiger, M. Goldzmidt: “Bayesian Network Classifiers”, **Machine Learning**, C:29, 1997.
- Frydman, H., E. I. Altman, D. Kao: Introducing Recursive Partitioning for Financial Classification: The Case of Financial Distress. **The Journal of Finance**, C:XL, No:1, 1985.
- Goonatilake, S., P. Treleavan: **Intelligent Systems for Finance and Business**, New York, Wiley, 1995.
- Hsieh, N.-C.: “Hybrid Mining Approach in the Design of Credit Scoring Models”, **Expert Systems with Applications**, C:28, 2005.

- Huysmans, J., B. Baesens, J. Vanthienen, T. Van Gestel: “Failure Prediction with Self Organizing Maps”, **Expert Systems with Applications**, C:30, 2006.
- Lacher, R.C., P.K. Coats, S. Sharma, L.F. Fant: “A Neural Network for Classifying the Financial Health of a Firm”, **European Journal of Operations Research**, C:85, 1995.
- Lando, D.: **Credit Risk Modeling, Theory and Applications**, Princeton University Press, Princeton, 2004.
- Lee, T.-S., I-F. Chen: “A Two-Stage Hybrid Credit Scoring Model Using Artificial Neural Networks and Multivariate Adaptive Regression Splines”, **Expert Systems with Applications**, C:28, 2005.
- Lee, T.-S., C.-C. Chiu, C.-J. Lu, I-F. Chen: “Credit Scoring Using the Hybrid Neural Discriminant Technique”, **Expert Systems with Applications**, C. 23, 2002.
- Liang, L., D. Wu: “An Application of Pattern Recognition on Scoring Chinese Corporations Financial Conditions Based on Backpropagation Neural Network”, **Computers and Operations Research**, C:32, 2005.
- Makuch, M.W.: “The Basics of a Better Application Score,” **Credit Risk Modeling, Design and Application**, Ed. by Elizabeth Mays, Fitzroy Dearborn Publishers, 1998.

- Ohlson, J.A.: “Financial Ratios and Probabilistic Prediction of Bankruptcy”, **Journal of Accounting Research**, C:18, 1980.
- Ong, C.-S., J.-J. Huang, G.-H. Tzeng: “Building Credit Scoring Models Using Genetic Programming”, **Expert Systems with Applications**, C:29, 2005.
- Peek, Joe, Eric S. Rosengren: “The Evolution of Bank Lending to Small Business”, **New England Economic Review**, March-April 1998.
- Peterson, M.A.: “The Small Business Lending Relationship”, Conference on Consumer Transactions and Credit, Federal Reserve Bank of Philadelphia, Philadelphia, PA., 1999.
- Schebesch, K.B., Stecking, R.: “Support Vector Machines for Classifying and Describing Credit Applicants: Detecting Typical and Critical Regions”, **Journal of the Operational Research Society**, C:56, 2005a.
- Schebesch, K.B., Stecking, R.: “Support Vector Machines for Credit Scoring: Extension to Non Standard Cases”, **Innovations in Classification, Data Science and Information Systems**, Ed. By D. Baier, K.-D. Wernecke, Springer Berlin, 2005b.
- Sharma, S.: **Applied Multivariate Techniques**, John Wiley and Sons, Inc., New York, 1996.

- Sheng-Tun, L., W. Shiue, M.H. Huang: “The Evaluation of Consumer Loans Using Support Vector Machines”, **Expert Systems with Applications**, C:30, 2006.
- Shumway, T.: “Forecasting Bankruptcy More Accurately: A Simple Hazard Model”, **Journal of Business**, C:74, No:1, 2001.
- Steeking, R., Schebesch, K.B.: “Support Vector Machines for Credit Scoring: Comparing to and Combining with some Traditional Classification Methods”, **Between Data Science and Applied Data Analysis**, Ed. By Schader, M., Gaul, W., Vichy, M., Springer Berlin, 2003.
- Stepanova, M., L.C. Thomas: “PHAB Scores: Proportional Hazards Analysis Behavioural Scores”, **Journal of the Operational Research Society**, C:52, 2001.
- Suykens, J.A.K., J. Vandewalle: “Least Squares Support Vector Machine Classifiers”, **Neural Process Letters**, C:9, 1999.
- Tabachnick, B.G., L. S. Fidell: **Using Multivariate Statistics**, HarperCollins College Publishers, 3. bs., 1996.
- Tam, K.Y., M.Y. Kiang: “Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions”, **Management Science**, C:38, 1992.
- Tatlıdil, Hüseyin, Murat Özel: “Firma Derecelendirme Çalışmaları Konusunda Çok Değişkenli İstatistiksel Analize Dayalı Karar Destek Sistemlerinin Kullanımı” **Bankacılar Dergisi**, No:54, 2005.

- Treacy, W.F., M. Carey: “Credit Risk Rating Systems At Large U.S. Banks”, **Journal of Banking and Finance**, C:24, 2000.
- Ünal, Targan: “An Early Warning Model for Predicting Firm Failure in Turkey”, **Studies in Banking and Finance**, C:7, 1988.
- Vapnik, Vladimir N.: **Statistical Learning Theory**, Wiley, New York, 1998.
- West, D.: “Neural Network Credit Scoring Models”, **Computers and Operations Research**, C:27, 2000.
- West, D., S. Dellana, J. Qian: “Neural Network Ensemble Strategies for Financial Decision Applications”, **Computers and Operations Research**, C:32, 2005.

Ekler

Ek.1 - Rasyoların Standart Sapmaları ve Ortalamaların Standart Hataları

Rasyo Kodu	Grup	N	Standart Sapma (Std. Deviation)	Ortalamanın Standart Hatası (Std. Error Mean)
FnRsy1	0	32	2.24612	0.39706
	1	12	0.52549	0.15169
FnRsy2	0	32	1.65562	0.29268
	1	12	0.43168	0.12461
FnRsy3	0	32	0.74378	0.13148
	1	12	0.20916	0.06038
FnRsy4	0	32	0.13167	0.02328
	1	12	0.12995	0.03751
FnRsy5	0	32	220629.65501	39002.18130
	1	12	519938.66809	150093.36499
FnRsy6	0	32	40.83415	7.21853
	1	12	46.01384	13.28305
FnRsy7	0	32	0.15171	0.02682
	1	12	0.13500	0.03897
FnRsy8	0	32	100.97590	17.85019
	1	12	519939.40582	150093.57796
FnRsy9	0	32	47.94461	8.47549
	1	12	47.82010	13.80447
FnRsy10	0	32	52.25385	9.23726
	1	12	53.75257	15.51703
FnRsy11	0	32	52.26088	9.23851

	1	12	53.70958	15.50462
FnRsy12	0	32	36.22899	6.40444
	1	12	9.88388	2.85323
FnRsy13	0	32	58.22299	10.29247
	1	12	100.89213	29.12505
FnRsy14	0	32	1819936.80844	321722.41464
	1	12	2009242.34451	580018.30423
FnRsy15	0	32	39.33762	6.95397
	1	12	98.21795	28.35308
FnRsy16	0	32	5.91308	1.04529
	1	12	1.97517	0.57018
FnRsy17	0	32	10.50615	1.85724
	1	12	1.91994	0.55424
FnRsy18	0	32	5.91457	1.04556
	1	12	1.98319	0.57250
FnRsy19	0	32	0.24802	0.04384
	1	12	0.16247	0.04690
FnRsy20	0	32	107.40768	18.98717
	1	12	13.20349	3.81152
FnRsy21	0	32	2.19443	0.38792
	1	12	1.00846	0.29112
FnRsy22	0	32	0.47169	0.08338
	1	12	0.25698	0.07418
FnRsy23	0	32	0.06343	0.01121
	1	12	0.05078	0.01466

FnRsy24	0	32	0.04415	0.00780
	1	12	0.06054	0.01748
FnRsy25	0	32	0.75772	0.13395
	1	12	0.20258	0.05848
FnRsy26	0	32	0.06991	0.01236
	1	12	0.03375	0.00974
FnRsy27	0	32	0.05555	0.00982
	1	12	0.03555	0.01026
FnRsy28	0	32	0.27702	0.04897
	1	12	0.24862	0.07177
FnRsy29	0	32	0.05561	0.00983
	1	12	0.04945	0.01428
FnRsy30	0	32	0.03961	0.00700
	1	12	0.06255	0.01806
FnRsy31	0	32	0.08092	0.01430
	1	12	0.74063	0.21380
FnRsy32	0	32	0.08819	0.01559
	1	12	0.79860	0.23054
FnRsy33	0	32	0.08141	0.01439
	1	12	0.74048	0.21376
FnRsy34	0	32	0.08944	0.01581
	1	12	0.79831	0.23045
FnRsy35	0	32	0.94334	0.16676
	1	12	1.17331	0.33871
FnRsy36	0	32	54393.26300	9615.46100

	1	12	21738.44600	6275.34900
FnRsy37	0	32	0.13649	0.02413
	1	12	0.17833	0.05148
FnRsy38	0	32	0.05278	0.00933
	1	12	0.09291	0.02682
FnRsy39	0	32	13142.25613	2323.24461
	1	12	0.34929	0.10083
FnRsy40	0	32	13142.26261	2323.24575
	1	12	0.34706	0.10019
FnRsy41	0	32	0.70675	0.12494
	1	12	0.13977	0.04035
FnRsy42	0	32	0.20396	0.03606
	1	12	0.33549	0.09685
FnRsy43	0	32	0.23365	0.04130
	1	12	0.27754	0.08012
FnRsy44	0	32	1.70384	0.30120
	1	12	0.43478	0.12551
FnRsy45	0	32	0.24802	0.04384
	1	12	0.16247	0.04690
FnRsy46	0	32	0.18792	0.03322
	1	12	1.04213	0.30084
FnRsy47	0	32	0.62687	0.11082
	1	12	0.15978	0.04613
FnRsy48	0	32	0.24479	0.04327
	1	12	0.51125	0.14759

FnRsy49	0	32	0.70675	0.12494
	1	12	0.13977	0.04035
FnRsy50	0	32	186376.70800	32947.05900
	1	12	23287.70300	6722.58100
FnRsy51	0	32	0.23878	0.04221
	1	12	0.18227	0.05262
FnRsy52	0	32	1.73377	0.30649
	1	12	0.43435	0.12539
FnRsy53	0	32	2.23913	0.39583
	1	12	0.51573	0.14888
FnRsy54	0	32	78.05450	13.79822
	1	12	927.18628	267.65562

Ek.2 - İki Örneklemli t-Testi Sonuçları

Aşağıda yer alan tabloda, SPSS uygulama paketinden alınan iki örneklemli t-testi sonuçları verilmektedir.

Notlar:

1) Varyansların Eşitliği: Equality of Variances; Ortalamaların Eşitliği: Equality of Means; Varyansların Eşitliği Varsayılmıştır: Equal variances assumed; Varyansların Eşitliği Varsayılmamıştır: Equal variances not assumed; İki örneklemli ortalamaların farkı: Mean Difference, olarak kullanılmıştır.

2) Levene F testinde varyansların eşit olup olmadığı analiz edilir. SPSS çıktısında yer alan "Sig." (Significance Probability: Duyarlılık Olasılığı) P değeri olup, değeri %5'ten küçük olanlar için varyans eşitliği varsayılmaz ve buna karşılık gelen t testi uygulanır. Buradaki t testinin P değeri için %10'luk duyarlılık sınırı kullanılmıştır. İkinci aşamada %10 değeri seçilerek fazla rasyo (bilgi) elenmemesi hedeflenmiş olup bu rasyolar ana bileşen analizine aktarılmıştır.

		Levene's Test for Equality of Variances		t-test for Equality of Means				
		F	Sig.	t	df	Sig. (2-tailed)	Mean Difference	Std. Error Difference
FnRsy1	Equal variances assumed	4.359936443	0.042896	1.7953225	42	0.0798	1.184046	0.659517
	Equal variances not assumed			2.7856537	38.40408	0.008253	1.184046	0.425051
FnRsy2	Equal variances assumed	2.085809165	0.156092	1.3612622	42	0.18069	0.663279	0.487253
	Equal variances not assumed			2.0851245	39.59165	0.043552	0.663279	0.3181
FnRsy3	Equal variances assumed	3.681738846	0.061825	1.173886	42	0.247054	0.257451	0.219315
	Equal variances not assumed			1.7794065	40.39134	0.082699	0.257451	0.144684
FnRsy4	Equal variances assumed	0.062804081	0.80334	-0.310919	42	0.7574	-0.01381	0.044418
	Equal variances not assumed			-0.312817	20.04475	0.757651	-0.01381	0.044148

FnRsy5	Equal variances assumed	4.306228835	0.044135	-1.004468	42	0.320905	-111082	110587.5
	Equal variances not assumed			-0.716295	12.51542	0.486961	-111082	155078
FnRsy6	Equal variances assumed	0.055344609	0.815155	-0.005516	42	0.995625	-0.07889	14.30242
	Equal variances not assumed			-0.005218	17.90251	0.995894	-0.07889	15.11776
FnRsy7	Equal variances assumed	0.12285135	0.727714	-0.204773	42	0.838739	-0.01022	0.049933
	Equal variances not assumed			-0.216145	22.12523	0.830855	-0.01022	0.047306
FnRsy8	Equal variances assumed	13.43519587	0.000688	-1.666093	42	0.103137	-150067	90071.04
	Equal variances not assumed			-0.999821	11	0.338884	-150067	150093.6
FnRsy9	Equal variances assumed	0.002431772	0.960904	0.050819	42	0.959711	0.824198	16.2183
	Equal variances not assumed			0.0508805	19.85496	0.959929	0.824198	16.19869
FnRsy10	Equal variances assumed	0.233009847	0.631808	0.422348	42	0.674925	7.527203	17.82228
	Equal variances not assumed			0.4168259	19.31699	0.681401	7.527203	18.05839
FnRsy11	Equal variances assumed	0.2266182	0.63651	0.4188923	42	0.677429	7.464715	17.82013
	Equal variances not assumed			0.4135952	19.33282	0.683722	7.464715	18.04836
FnRsy12	Equal variances assumed	2.373321431	0.130925	0.7431009	42	0.461557	7.931976	10.67416
	Equal variances not assumed			1.1313195	40.07749	0.264645	7.931976	7.01126
FnRsy13	Equal variances assumed	1.829271318	0.183451	-0.540771	42	0.591522	-13.1595	24.33463
	Equal variances not assumed			-0.426008	13.84239	0.676652	-13.1595	30.89018

FnRsy14	Equal variances assumed	0.34107179	0.562335	-0.736683	42	0.46541	-466660	633461.3
	Equal variances not assumed			-0.703575	18.19863	0.490602	-466660	663269.6
FnRsy15	Equal variances assumed	5.389440114	0.025183	-1.041159	42	0.303758	-21.3468	20.50297
	Equal variances not assumed			-0.731221	12.34734	0.478292	-21.3468	29.1934
FnRsy16	Equal variances assumed	1.159235539	0.28777	-0.235533	42	0.81494	-0.41297	1.753323
	Equal variances not assumed			-0.346828	41.77047	0.730461	-0.41297	1.190692
FnRsy17	Equal variances assumed	1.326259322	0.255985	0.1943587	42	0.846832	0.597342	3.073398
	Equal variances not assumed			0.3081975	35.96344	0.75971	0.597342	1.938178
FnRsy18	Equal variances assumed	1.151448096	0.289373	-0.356642	42	0.723145	-0.62556	1.754021
	Equal variances not assumed			-0.524782	41.78895	0.602508	-0.62556	1.192035
FnRsy19	Equal variances assumed	3.468584036	0.06955	-2.013369	42	0.050513	-0.15589	0.077426
	Equal variances not assumed			-2.428018	30.39136	0.021307	-0.15589	0.064203
FnRsy20	Equal variances assumed	0.890445583	0.350753	0.4258116	42	0.672419	13.33617	31.31941
	Equal variances not assumed			0.6886396	33.39594	0.495807	13.33617	19.36596
FnRsy21	Equal variances assumed	0.994646799	0.324321	0.2953651	42	0.76917	0.195429	0.661654
	Equal variances not assumed			0.4029386	39.99772	0.689139	0.195429	0.485011
FnRsy22	Equal variances assumed	1.674612212	0.202713	1.5901227	42	0.119307	0.229323	0.144217
	Equal variances not assumed			2.054746	35.97654	0.047221	0.229323	0.111607

FnRsy23	Equal variances assumed	1.069589813	0.306957	2.2893092	42	0.027154	0.046785	0.020436
	Equal variances not assumed			2.5351184	24.64669	0.017975	0.046785	0.018455
FnRsy24	Equal variances assumed	0.152028827	0.698574	2.853875	42	0.006679	0.04731	0.016578
	Equal variances not assumed			2.4719546	15.60518	0.025369	0.04731	0.019139
FnRsy25	Equal variances assumed	1.477509094	0.230953	0.6993835	42	0.488168	0.156057	0.223135
	Equal variances not assumed			1.0677327	39.86236	0.292065	0.156057	0.146157
FnRsy26	Equal variances assumed	4.623842292	0.037334	1.414269	42	0.164654	0.029917	0.021154
	Equal variances not assumed			1.9011486	39.02502	0.064685	0.029917	0.015737
FnRsy27	Equal variances assumed	1.145788894	0.290545	0.9333144	42	0.355992	0.016136	0.017289
	Equal variances not assumed			1.136021	31.11048	0.264624	0.016136	0.014204
FnRsy28	Equal variances assumed	0.343971934	0.560685	1.7311697	42	0.090763	0.158147	0.091352
	Equal variances not assumed			1.8201456	21.93909	0.082408	0.158147	0.086887
FnRsy29	Equal variances assumed	0.305961281	0.583102	2.164454	42	0.036163	0.039611	0.018301
	Equal variances not assumed			2.2852802	22.13812	0.032232	0.039611	0.017333
FnRsy30	Equal variances assumed	0.237544824	0.628519	2.6646328	42	0.010888	0.042141	0.015815
	Equal variances not assumed			2.1758042	14.4403	0.04663	0.042141	0.019368
FnRsy31	Equal variances assumed	10.60089842	0.002238	-2.567738	42	0.013885	-0.33494	0.130443
	Equal variances not assumed			-1.563105	11.09861	0.146074	-0.33494	0.21428

FnRsy32	Equal variances assumed	21.08225462	3.96E-05	-2.88268	42	0.006191	-0.4056	0.140702
	Equal variances not assumed			-1.755358	11.10075	0.106719	-0.4056	0.231063
FnRsy33	Equal variances assumed	10.56193959	0.002276	-2.581485	42	0.013418	-0.33674	0.130443
	Equal variances not assumed			-1.571754	11.09987	0.144059	-0.33674	0.214242
FnRsy34	Equal variances assumed	20.46457699	4.92E-05	-2.946483	42	0.005225	-0.41462	0.140718
	Equal variances not assumed			-1.794966	11.10371	0.099897	-0.41462	0.230993
FnRsy35	Equal variances assumed	1.881275143	0.177473	-4.350595	42	8.49E-05	-1.48542	0.341429
	Equal variances not assumed			-3.934553	16.63242	0.001109	-1.48542	0.377532
FnRsy36	Equal variances assumed	1.010406192	0.320562	0.7578633	42	0.452764	12323.21	16260.46
	Equal variances not assumed			1.07326	41.70786	0.289325	12323.21	11482.03
FnRsy37	Equal variances assumed	2.729489616	0.105969	-4.919663	42	1.38E-05	-0.24745	0.050299
	Equal variances not assumed			-4.352523	16.08867	0.000488	-0.24745	0.056853
FnRsy38	Equal variances assumed	2.700290721	0.107797	-0.633507	42	0.529837	-0.01409	0.02224
	Equal variances not assumed			-0.496159	13.7519	0.627618	-0.01409	0.028397
FnRsy39	Equal variances assumed	1.577983493	0.215994	0.608621	42	0.546054	2326.129	3821.966
	Equal variances not assumed			1.0012415	31	0.324462	2326.129	2323.245
FnRsy40	Equal variances assumed	1.577987042	0.215994	0.6086125	42	0.546059	2326.098	3821.968
	Equal variances not assumed			1.0012276	31	0.324468	2326.098	2323.246

FnRsy41	Equal variances assumed	3.573291404	0.065629	1.630185	42	0.11054	0.337373	0.206954
	Equal variances not assumed			2.5696828	36.67899	0.014381	0.337373	0.13129
FnRsy42	Equal variances assumed	3.464099558	0.069724	-0.533676	42	0.596379	-0.04432	0.083041
	Equal variances not assumed			-0.428845	14.16396	0.674487	-0.04432	0.10334
FnRsy43	Equal variances assumed	0.981951826	0.327392	2.5946974	42	0.012983	0.215978	0.083238
	Equal variances not assumed			2.3960736	17.19316	0.028208	0.215978	0.090138
FnRsy44	Equal variances assumed	2.86384972	0.097998	1.5146423	42	0.137353	0.759129	0.501194
	Equal variances not assumed			2.3264547	39.35626	0.025233	0.759129	0.326303
FnRsy45	Equal variances assumed	3.468584036	0.06955	-2.013369	42	0.050513	-0.15589	0.077426
	Equal variances not assumed			-2.428018	30.39136	0.021307	-0.15589	0.064203
FnRsy46	Equal variances assumed	17.21417523	0.000159	-2.357755	42	0.023119	-0.44473	0.188622
	Equal variances not assumed			-1.469365	11.26931	0.16909	-0.44473	0.302665
FnRsy47	Equal variances assumed	2.571948424	0.116268	1.1224303	42	0.268055	0.206967	0.184391
	Equal variances not assumed			1.7242689	39.34394	0.092509	0.206967	0.120031
FnRsy48	Equal variances assumed	1.549016013	0.220181	-0.331372	42	0.742011	-0.03765	0.113631
	Equal variances not assumed			-0.244825	12.93873	0.810432	-0.03765	0.1538
FnRsy49	Equal variances assumed	3.573291404	0.065629	1.630185	42	0.11054	0.337373	0.206954
	Equal variances not assumed			2.5696828	36.67899	0.014381	0.337373	0.13129

FnRsy50	Equal variances assumed	2.003414614	0.164318	0.8484662	42	0.400988	46115.06	54351.08
	Equal variances not assumed			1.3714145	33.47148	0.17937	46115.06	33625.91
FnRsy51	Equal variances assumed	1.245739855	0.270713	-2.473813	42	0.017494	-0.18871	0.076282
	Equal variances not assumed			-2.797511	25.90686	0.009583	-0.18871	0.067455
FnRsy52	Equal variances assumed	3.272837706	0.077597	1.5639336	42	0.125338	0.797279	0.509791
	Equal variances not assumed			2.4076291	39.15418	0.020866	0.797279	0.331147
FnRsy53	Equal variances assumed	5.344938235	0.025757	1.8670079	42	0.068891	1.227134	0.657273
	Equal variances not assumed			2.9017232	38.23492	0.006127	1.227134	0.422898
FnRsy54	Equal variances assumed	10.97033694	0.001911	-1.648218	42	0.10677	-267.367	162.216
	Equal variances not assumed			-0.997598	11.05852	0.339803	-267.367	268.0111