

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**TİCARİ BANKA KREDİLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİNE YÖNELİK BİR
KARAR DESTEK MODELİ**



DOKTORA TEZİ

Sait GÜL

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Endüstri Mühendisliği Programı

HAZİRAN 2017

İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ ★ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**TİCARİ BANKA KREDİLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİNE YÖNELİK BİR
KARAR DESTEK MODELİ**

DOKTORA TEZİ

**Sait GÜL
(507112109)**

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Endüstri Mühendisliği Programı

**Tez Danışmanı: Doç. Dr. Özgür KABAK
Eş Danışman: Prof. Dr. Y. İlker TOPÇU**

HAZİRAN 2017

İTÜ, Fen Bilimleri Enstitüsü'nün 507112109 numaralı Doktora Öğrencisi Sait GÜL, ilgili yönetmeliklerin belirlediği gerekli tüm şartları yerine getirdikten sonra hazırladığı “TİCARİ BANKA KREDİLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİNE YÖNELİK BİR KARAR DESTEK MODELİ” başlıklı tezini aşağıda imzaları olan jüri önünde başarı ile sunmuştur.

Tez Danışmanı : **Doç. Dr. Özgür KABAK**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Eş Danışman : **Prof. Dr. Y. İlker TOPÇU**
İstanbul Teknik Üniversitesi

Jüri Üyeleri : **Prof. Dr. Füsun ÜLENGİN**
Sabancı Üniversitesi

Prof. Dr. Şule ÖNSEL EKİCİ
Doğuş Üniversitesi

Doç. Dr. Başar ÖZTAYŞI
İstanbul Teknik Üniversitesi

Doç. Dr. Selçuk ÇEBİ
Yıldız Teknik Üniversitesi

Yrd. Doç. Dr. Umut ASAN
İstanbul Teknik Üniversitesi

Teslim Tarihi : 17 Mayıs 2017
Savunma Tarihi : 15 Haziran 2017







ÖNSÖZ

Bu tez kapsamında, kredi almak için bankalara başvuran firmaların kredi başvurularının değerlendirilmesi amacıyla kredi derecelerinin belirlenmesine yönelik olarak bir karar destek modeli geliştirilmiştir. Kredi derecelerinin tek bir not yerine kredi analistlerine daha geniş yorumlama olanakları sunan bir kredi derece dağılımı formunda gösterilmesi, firmalara ilişkin sosyal medya verilerinin kredi derecelendirme sürecinde kullanılması ve karar kriterlerine ilişkin firma puanlarının bütünlleştirilmesinde risk odaklı bir nesnel ağırlıklandırma yönteminin kullanılması çalışmanın özgün yanlarını oluşturmaktadır.

Öncelikle, çalışma sürecim boyunca beni her açıdan destekleyen ve yönlendiren, hiçbir konuda yardımlarını esirgemeyen, özverili, sabırlı ve yardımsever tez danışmanlarım, değerli hocalarım Sayın Doç. Dr. Özgür KABAK ve Sayın Prof. Dr. Y. İlker TOPÇU'ya en derin saygı ve teşekkürlerimi sunmayı bir borç bilirim. Kendilerine her zaman minnettar olacağım. Bundan sonraki akademik hayatımda da değerli hocalarımla çalışmanın beni onurlandıracağını belirtmek isterim. Yine tez çalışmalarım boyunca fikirleriyle beni her zaman destekleyen ve tezimin ilerlemesinde büyük katkıları olan Sayın Prof. Dr. Füsun ÜLENGİN, Sayın Prof. Dr. Şule ÖNSEL EKİCİ ve Sayın Yrd. Doç. Dr. Umut ASAN'a teşekkür ederim.

Sosyal medya verilerinin analizi konusunda yardımcı olan Sayın Yrd. Doç. Dr. Murat Can GANİZ'e, kriterlerin ağırlıklandırılmasında uzman bilgilerini sunan ve uygulama konusunda da fikirleriyle çalışmalarına ışık tutan bankacı dostlarıma, finansal süreçler ve muhasebeleştirmelerle ilgili konularda her zaman bilgi ve fikirleriyle ilgili konudaki açıklarımı kapatan, kadim dostum Sayın Ergün KAYA'ya, daha önceden çalıştığım Haliç Üniversitesi ve şu an çalışmakta olduğum Beykent Üniversitesi Endüstri Mühendisliği bölümlerindeki değerli hocalarım ve sevgili çalışma arkadaşlarıma, ayrıca hem yüksek lisans hem de doktora eğitimim boyunca burs sağlayarak maddi açıdan daha rahat bir çalışma ortamı oluşturmamda katkı sunan TÜBİTAK BİDEB'e teşekkürlerimi sunarım.

Son olarak ise, hayatımın her adımında ve tüm süreçlerde beni yalnız bırakmayan, daima teşvik edici ve moral verici olan, hiçbir zaman desteklerini unutamayacağım aileme, eşim Şeymen, babam Mustafa, annem Şengül ve kardeşim Nuray'a sonsuz teşekkürlerimi, sevgi ve saygılarımı sunuyorum. Onlar olmasaydı, ne bu tez ne de diğer çalışmalarımın hiçbirisi olmazdı.

Mayıs 2017

Sait GÜL
(Yüksek Endüstri Mühendisi)



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖNSÖZ	vii
İÇİNDEKİLER	ix
KISALTMALAR	xiii
SEMBOLLER	xv
ÇİZELGE LİSTESİ	xvii
ŞEKİL LİSTESİ	xix
ÖZET	xxi
SUMMARY	xxv
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı ve Kapsamı	2
1.2 Özgün Değer	4
2. YAZIN TARAMASI: KREDİ DERECELENDİRME	7
2.1 Kredi Derecelendirmenin Temelleri	7
2.1.1 Kredi analizi	7
2.1.2 İşletmelerin kredi gereksinimleri	10
2.1.3 Kredi türleri	10
2.1.4 Kredi riski	11
2.1.5 Kredi derecelendirme	12
2.1.6 Basel II uzlaşısı ve kredi derecelendirmeye etkisi	17
2.1.7 İçsel derecelendirme yaklaşımı	18
2.1.8 Derecelendirme sistemlerine örnekler	24
2.1.8.1 Yapısal ve indirgenmiş modeller	25
2.1.8.2 Riske maruz değer temelli yaklaşımlar	27
2.1.9 Puan kartı yaklaşımı	29
2.1.10 Derecelendirmede kullanılan kriterler	32
2.2 Kredi Derecelendirme Üzerine Yapılan Çalışmalar	35
2.2.1 Yazın taraması içerikli çalışmalar	36
2.2.2 Derecelendirme modeli geliştirilen çalışmalar	37
2.2.2.1 İstatistiksel yöntemler içeren çalışmalar	37
2.2.2.2 Karar verme yöntemlerini içeren çalışmalar	38
2.2.2.3 Veri madenciliği temelli çalışmalar	41
2.2.3 Amaçlarına göre çalışmalar	45
2.2.4 Uygulamanın odağına göre çalışmalar	45
2.2.5 Coğrafi bölgeye göre çalışmalar	46
2.2.6 Kullanılan verinin kaynağına göre çalışmalar	46
2.2.7 Kullanılan ana kriter gruplarına göre çalışmalar	46
2.2.8 Yazına ilişkin genel değerlendirme	46
2.3 Kredi Derecelendirme Üzerine Yapılan ÇKKV Çalışmaları	51
2.3.1 ELECTRE ile sınıflandırma	53
2.3.2 PROMETHEE ile sınıflandırma	56

2.4 Yazın Taramasının Sonuçları	63
3. YARARLANILAN TEKNİKLER.....	65
3.1 Kredi Derecelendirmede Sosyal Medyanın Önemi ve Sentiment (Duygu)	
Analizi.....	65
3.1.1 Kredi derecelendirmede sosyal medya verilerinin kullanımı.....	65
3.1.2 SA ile sosyal medya verilerinin elde edilmesi	68
3.2 Birikimli Kanı Dereceleri (BKD) Yaklaşımı	73
3.3 Kriter Puanlarının KY Şekilde Temsil Edilmelerinde Bulanık Sayıların	
Kullanımı	79
3.4 Öznel ve Nesnel Ağırlıklandırma.....	83
3.4.1 Öznel ağırlıklandırma.....	83
3.4.2 Nesnel ağırlıklandırma	85
3.4.2.1 Klasik nesnel ağırlıklandırma yöntemleri	86
3.4.2.2 OWA yöntemi	88
3.4.2.3 OWA ile BKD'lerinin bütünleştirilmesi	92
3.5 Kredi Derecelerinin Netleştirilmesinde Ki-Kare Benzerlik Ölçümü	93
4. ÖNERİLEN KREDİ DERECELENDİRME KARAR DESTEK MODELİ ..	97
4.1 Adım 1. Kredi Derecelendirme Kriterlerinin Tanımlanması	98
4.2 Adım 2. Veri Toplama.....	99
4.2.1 Adım 2.1. Kriterlere ilişkin performans puanlarının elde edilmesi.....	99
4.2.2 Adım 2.2. Ağırlık vektörünün oluşturulması	100
4.3 Adım 3. Puanların BKD ile Gösterilmeleri	101
4.3.1 Adım 3.1. Dönüşüm parametrelerinin tanımlanması	102
4.3.2 Adım 3.2. Puanların KY'lere dönüştürülmesi.....	103
4.3.3 Adım 3.3. BKD'lerin hesaplanması	104
4.4 Adım 4. Kredi Derecesinin Belirlenmesi	105
4.4.1 Adım 4.1. BKD'lerin bütünleştirilmesi.....	105
4.4.2 Adım 4.2. Her firma için tekil kredi derecesinin belirlenmesi.....	105
4.4.3 Adım 4.3. Kredi derecelerinin netleştirilmesi	106
4.4.4 Adım 4.4. Risk tutumuna göre kredi derecelerinin netleştirilmesi	108
4.5 Öznel Ağırlıklar ile Kredi Derecelendirme Karar Destek Modeli	111
5. ÖNERİLEN KREDİ DERECELENDİRME KARAR DESTEK	
 MODELİNİN UYGULANMASI.....	113
5.1 Adım 1. Kredi Derecelendirme Kriterlerinin Tanımlanması	113
5.2 Adım 2. Veri Toplama.....	117
5.2.1 Adım 2.1. Kriterlere ilişkin performans puanlarının elde edilmesi.....	117
5.2.2 Adım 2.2. Ağırlık vektörünün oluşturulması	121
5.3 Adım 3. Puanların BKD ile Gösterilmeleri	122
5.3.1 Adım 3.1. Dönüşüm parametrelerinin tanımlanması	122
5.3.2 Adım 3.2. Puanların KY'lere dönüştürülmesi.....	125
5.3.3 Adım 3.3. BKD'lerin hesaplanması	126
5.4 Adım 4. Kredi Derecelerinin Belirlenmesi.....	127
5.4.1 Adım 4.1. BKD'lerin bütünleştirilmesi.....	127
5.4.2 Adım 4.2. Her firma için tekil kredi derecesinin belirlenmesi.....	127
5.4.3 Adım 4.3. Kredi derecelerinin netleştirilmesi	129
5.4.4 Adım 4.4. Risk tutumuna göre kredi derecelerinin belirlenmesi	132
5.5 Bir Benzetim Çalışması: OWA Ağırlıklarının Önemi	136
5.6 İkili Karşılaştırmalara Dayanan Ağırlıklar ile Modelin İşletilmesi.....	139
5.7 İkili Karşılaştırmalara Dayanan Model için Duyarlılık Analizi	140
5.8 Modelin 2016 Yılı Verileriyle İşletilmesi	145

6. SONUÇLAR	149
KAYNAKLAR	155
EKLER	165
ÖZGEÇMİŞ.....	181





KISALTMALAR

ÇKKV	: Çok Kriterli Karar Verme
FAUEU	: Firma Analiz Uygulama Esas ve Usülleri
TT	: Temerrüt Tutarı
THK	: Temerrüt Halinde Kayıp
TO	: Temerrüt Olasılığı
VZA	: Veri Zarflama Analizi
DVM	: Destek Vektör Makineleri
SA	: Sentiment (Duygu) Analizi
BKD	: Birikimli Kanı Dereceleri
KY	: Kanı Yapısı
BKY	: Birikimli Kanı Yapısı
OWA	: Ordered Weighted Averaging
OWAC	: Ordered Weighted Averaging for Cumulative Belief Degrees



SEMBOLLER

k	: Kriter indisi
j	: Firma indisi
i	: Kredi derecesi indisi
b	: Sırasal kriter indisi
x_{jk}	: j firmasının k kriterine ilişkin puanı
s_i	: i'nci dilsel terim
α	: Veyalık derecesi
β	: Veyalık derecesine bağlı olarak belirlenen bir parametre
w_b	: b'nci sıradaki kriterle ilişkin OWA ağırlığı
x_k^*	: k kriteri için en çok tercih edilen puan
$\bar{x}_k$	: k kriteri için en az tercih edilen puan
μ_{s_i}	: s_i dilsel terimi ile ilişkili üyelik fonksiyonu
β_{jki}	: j firmasının k kriterinde i seviyesindeki kanı derecesi
γ_{jki}	: j firmasının k kriterinde i seviyesindeki birikimli kanı derecesi
$C_j(I_k)$	: j firmasının k kriterindeki birikimli kanı yapısı
b_{jki}	: γ_{jki} birikimli kanı derecelerinin k'ncı büyük elemanı
γ_{ji}	: j firmasının s_i kredi derecesine ilişkin birikimli kanı derecesi
$C_j(I)$	: j firmasının bütünleşik birikimli kanı yapısı/kredi derece dağılımı
τ	: Kredi derecesi netleştirmede kullanılan eşik değer
R_j^τ	: j firmasının seçilen τ eşik değeri için tekil kredi derecesi
p_i	: i kredi derecesi için beklenen olasılık
m	: Örnek hacmi (firma sayısı)
B_i	: i kredi derecesi için beklenen firma sayısı (frekansı)
G_i	: i kredi derecesi için gözlenen firma sayısı (frekansı)



ÇİZELGE LİSTESİ

Sayfa

Çizelge 2.1 : Kredi riskini doğuran faktörler.....	12
Çizelge 2.2 : Zaman periyodu açısından derecelendirme.....	16
Çizelge 2.3 : Derece geçiş matrisi örneği.....	24
Çizelge 2.4 : Puan kartı örneği.....	30
Çizelge 2.5 : Genelleştirilmiş tercih fonksiyonları.....	57
Çizelge 3.1 : BKD hesaplama örneği.....	78
Çizelge 3.2 : İkili karşılaştırma ölçeği.....	84
Çizelge 4.1 : Maliyet ve fayda tipi kriterler için üçgen bulanık sayı oluşturma.....	103
Çizelge 5.1 : Tüm firmaların finansal puanları.....	118
Çizelge 5.2 : Tüm firmaların finansal olmayan ve sosyal medya puanları.....	120
Çizelge 5.3 : Tüm OWA ağırlık kümeleri.....	121
Çizelge 5.4 : Kriterlerin dilsel terim bazlı olarak üçgen bulanık sayı gösterimleri.....	124
Çizelge 5.5 : Dilsel olarak tanımlanan iki kritere ilişkin KD.....	124
Çizelge 5.6 : Firma 37'nin kanı yapıları matrisi.....	125
Çizelge 5.7 : Firma 37'nin birikimli kanı yapıları matrisi.....	126
Çizelge 5.8 : Tüm firmaların kredi derecesi BKY'leri ve tekil derece örnekleri.....	128
Çizelge 5.9 : Farklı eşik değerler için tekil kredi derece dağılımları ($\alpha=0,40$).....	129
Çizelge 5.10 : Kategorik değişkenlerin süreklilik durumundaki aralıkları.....	130
Çizelge 5.11 : Kategorik değişkenlerin Z_i standart değerleri.....	130
Çizelge 5.12 : Beklenen frekansların hesaplanması.....	130
Çizelge 5.13 : Ki-kare benzerlik ölçümü hesaplamaları.....	131
Çizelge 5.14 : Ki-kare benzerlik değerlerinin karşılaştırılması.....	131
Çizelge 5.15 : Farklı α değerleri için kredi derecelerinin dağılımları.....	132
Çizelge 5.16 : Farklı α değerleri için firmalara atanan tekil kredi dereceleri.....	133
Çizelge 5.17 : Tekil kredi derecelerine ilişkin benzerlik matrisi.....	134
Çizelge 5.18 : Risk tutumlarına ilişkin beklenen olasılıklar.....	134
Çizelge 5.19 : Risk iştahı durumu için ki-kare hesaplama örneği.....	135
Çizelge 5.20 : Farklı risk tutumlarına atanan kredi dereceleri.....	135
Çizelge 5.21 : Benzetim çalışmasının sonuçları.....	138
Çizelge 5.22 : Kriterlere ilişkin öznel ağırlıklar.....	139
Çizelge 5.23 : Öznel ağırlıklandırma durumunda eşik değer seçimi.....	140
Çizelge 5.24 : Öznel ağırlıklar kullanıldığında risk tutumları için oluşan sonuçlar.....	140
Çizelge 5.25 : Duyarlılık analizi için oluşturulan senaryolar.....	143
Çizelge 5.26 : Duyarlılık analizindeki senaryolar için tekil kredi dereceleri.....	143
Çizelge 5.27 : Duyarlılık analizi sonuçları.....	145
Çizelge 5.28 : Eski ve yeni uygulamadaki kredi derecelerinin dağılımları.....	145
Çizelge 5.29 : Eski ve yeni uygulamadaki farklı risk tutumları için atanan kredi dereceleri (OWA).....	146

Çizelge 5.30 : Eski ve yeni uygulamalardaki farklı risk tutumları için atanan kredi dereceleri (ikili karşılaştırma).	146
Çizelge 5.31 : Nötr risk tutumu için derece geçiş matrisi (OWA).	147
Çizelge 5.32 : Nötr risk tutumu için derece geçiş matrisi (ikili karşılaştırma).	147
Çizelge A.1 : Yazına ilişkin taksonomi tablosu.	166
Çizelge B.1 : Yazındaki finansal kredi derecelendirme kriterleri.	168
Çizelge B.2 : Yazındaki finansal olmayan kredi derecelendirme kriterleri.	171
Çizelge C.1 : Farklı risk tutumlarına ilişkin örnek iyimser ve kötümser kredi dereceleri.	174



ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 1.1 : Önerilen modeldeki temel adımlar.	3
Şekil 2.1 : Zarar dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonu.	23
Şekil 2.2 : Derecelendirme sistemi örnekleri: (a) Kimber (2004)'ün yaklaşımı. (b) Moody's yaklaşımı. (c) Standart & Poor's yaklaşımı.	25
Şekil 2.3 : Yöntem öneren yayınlar.	47
Şekil 2.4 : Yazında atıf yapılan tüm yayınlar.	48
Şekil 2.5 : Amacına göre çalışmalar.	48
Şekil 2.6 : Hedef kitleye göre çalışmalar.	49
Şekil 2.7 : Bireysel ya da ticari olmasına göre çalışmalar.	50
Şekil 2.8 : Uygulanan bölgeye göre çalışmalar.	50
Şekil 2.9 : Verinin kaynağına göre çalışmalar.	51
Şekil 3.1 : SA tekniklerinin sınıflandırılması.	70
Şekil 3.2 : Değerlerin kanı yapılarına dönüştürülmesi: (a) Değer atamasının kanı yapısına dönüştürülmesi. (b) Değer aralığı atamasının kanı yapısına dönüştürülmesi.	77
Şekil 3.3 : Cari oran için üyelik fonksiyonu örneği.	81
Şekil 4.1 : Önerilen yöntemin akış gösterimi.	97
Şekil 4.2 : Kredi derecelendirme kriterleri hiyerarşisi örneği.	99
Şekil 4.3 : Fayda kriterleri için üçgen bulanık sayıların gösterimi.	102
Şekil 4.4 : Maliyet kriterleri için üçgen bulanık sayıların gösterimi.	103
Şekil 4.5 : Beta dağılımı örnekleri.	110
Şekil 5.1 : Uygulamadaki kriter hiyerarşisi.	114
Şekil 5.2 : Risk tutumlarına göre kredi derecesi dağılımlarının olasılık yoğunluk fonksiyonları: (a) OWA uygulaması için. (b)Öznel ağırlık uygulaması için.	141
Şekil D.1 : Rassal sayı üretiminde kullanılan kriterlere ilişkin dağılımlar.	176



TİCARİ BANKA KREDİLERİNİN DEĞERLENDİRİLMESİNE YÖNELİK BİR KARAR DESTEK MODELİ

ÖZET

Bireyler ve işletmeler, çeşitli nedenlerle kendi sermayelerine ek olarak bir takım finansal gereksinimler duyabilmektedirler. Bu, çoğu zaman yeni bir yatırım yapma isteğinden doğabildiği gibi gündelik rutinlerin yürütülebilmesi için de gerekli olabilmektedir. Birey ya da firmaların finansal açıklarını kapatmaya yönelik olarak en çok başvurdukları yollarından biri, banka gibi finansal kuruluşlardan kredi çekmektir. Kredi çekme işlemi bir borç alma-verme ilişkisi olup borç alan kişi borcunu ödeyememe ve daha yüksek miktarlardaki gecikme faizine katlanma riskini üstlenirken borç veren kuruluş ise verdiği para ya da imtiyazın geri dönüşü konusunda bir risk üstlenmektedir. Kredi riskinin etkin bir şekilde yönetilebilmesi için finansal kuruluşlar kredi risk yönetimi departmanları kurmakta ve söz konusu bireysel ya da firma bazlı risklerin toplamının bankanın ticari işlemlerinin sürdürülebilirliğini zedelememesi konusunda çaba göstermektedirler.

Kredi riskinin ölçülmesi, hem bankalarda hem de uluslararası finansa kuruluşlarında kredi derecelendirme işlemleri ile gerçekleştirilmektedir. Bunun için firmalara ya da bireylere ilişkin çok fazla sayıdaki finansal ve finansal olmayan kriterler bazında puanlar toplanmakta ve kredi müşterisinin kredi değerliliği belirlenmektedir. Yapılan işlem bir sınıflandırma olup kredi başvurusu yapan müşteri belli kredi risk derecelerinden uygun olanına atanmaktadır. Bankalar kredi derecelendirme işlemleri için eskiden beri dış derecelendirme kuruluşlarını kullanmakta iken Basel Sermaye Uzlaşısı çerçevesinde önerildiği şekliyle günümüzde kendi iç derecelendirme modellerini kullanmaktadır.

Hem yazındaki hem de uygulamadaki kredi derecelendirme modelleri, kredi müşterilerine tek bir kredi derecesi atamaktadır. Bu da firmaların kredi değerliliklerinin net olarak belirlenmesi açısından bir bilgi kaybına neden olmaktadır. Firmaların bazı kriterlerdeki puanları çok iyi iken bazı kriterlerdeki puanları oldukça kötü olabilmektedir. Ancak tekli gösterime dayanan kredi derecelendirmede, modellerde dikkate alınan kriter önemleri çerçevesinde firmalara ilişkin kredi değerliliği tek bir derece ile temsil edilmektedir. Söz konusu bilgi kaybının ortadan kaldırılabilmesi için bu tez çalışmasında kredi müşterilerinin kredi değerlilikleri tek bir kredi derecesi ile değil, mevcut tüm kredi dereceleri arasındaki bir kredi değerliliği dağılımı ile temsil edilmektedir.

Gerçekleştirilen yazın taramasının ortaya koyduğu sonuçlar gözönüne alınarak bu tez çalışmasında kredi müşterilerinin kredi değerliliklerinin kredi dereceleri arasındaki bir dağılım ile gösterilmesine olanak tanıyan bir kredi derecelendirme karar destek modeli önerilmektedir. Bu modelde Birikimli Kanı Dereceleri yaklaşımı ile ticari kredilerin derecelendirilmesi hedeflenmektedir. Buna göre, kredi dereceleri öncelikle dilsel terimlerle ifade edilmekte ve firmaların derecelendirme kriterlerine ilişkin puanları dilsel terimlere üçgen bulanık sayı oluşturma prosedürü takip edilerek

dönüştürülmektedir. Üyelik dereceleri modelde kanı derecesi olarak isimlendirilmektedir. Kanı derecelerinin kriter bazlı olarak ters birikimli toplamalarının alınması yoluyla birikimli kanı dereceleri hesaplanmaktadır. Kriter önemleri kullanılarak dilsel terimlerdeki birikimli kanı dereceleri bütünleştirilmekte ve sonuç olarak firmanın kredi değerliliği kredi dereceleri arasındaki bir dağılımla ifade edilmiş olmaktadır.

Kredi derecesinin bir dağılımla ifade edilmesinin temel avantajı, değerlendirmede daha fazla miktarda bilgi gözönüne alındığı ve tekilleştirme yapılmadığı için kredi analistinin çok daha geniş yorumlama olanaklarına kavuşturuluyor oluşudur. Buradaki kredi derecelerinden yararlanılarak bankalar kendi kredi kurallarını daha etkin bir şekilde geliştirebilme olanağına sahip olacaklardır. Buna göre, bir firmanın atanan kredi derecesi ne olursa olsun eğer daha yüksek ya da daha düşük kredi derecelerinde de belirli miktarlarda birikimli kanı derecesi mevcutsa firmalara sağlanan şartlarda, teminat koşullarında ve kredi limitlerinde sıkılaştırma ya da gevşetme yapılabilecektir. Bu yorumlama olanağına mevcut modellerde bu kadar genişlik sağlanamamaktadır.

Eğer analistin bir gereksinimi bulunuyorsa ya da yasal bir zorunluluk söz konusu ise, kredi derece dağılımı bir eşik değer göz önüne alınarak tekilleştirilebilmektedir. Tekil kredi derecesinin netleştirilmesinde, ki-kare benzerlik ölçümü temelli bir yaklaşım kullanılmakta ve bu yapılırken kredi derecelerindeki risk konsantrasyonlarının dengeli bir biçimde dağılması ilkesi gözönüne alınmaktadır. Önerilen modelde farklı risk tutumlarına karşılık verilecek şekilde kredi derecelerinin farklılaştırılması olanakları da sunulmaktadır.

Önerilen modelin bir diğer yeniliği kredi derecelendirmedeki kriter önemlerinin nesnel bir biçimde belirlenmesine yönelik olarak OWA ağırlık kümelerinin kullanılmasıdır. Nesnel ağırlıklandırmanın en önemli avantajı, kredi derecelendirmedeki manipülasyon imkanının ortadan kaldırılmasıdır. Modelde kriterlerin önemleri yerine sırasallıkları ağırlıklandırılmaktadır. Kredi gibi risk içeren konularda kriter önemlerinden bağımsız olarak dilsel terimlerde biriken risk göstergelerinin sıralanması daha büyük önem arz etmektedir. Nesnel ağırlıklandırma, bu sorunun çözümüne yönelik olarak tercih edilmektedir. Ayrıca, tez çalışması içerisinde uzmanlar tarafından ikili karşılaştırmalar yoluyla belirlenen öznel ağırlıkların kullanımı da açıklanmakta ve modeldeki işleyiş farklılığı gösterilmektedir. Öznel ağırlıklara yönelik olarak bir de duyarlılık analizi uygulanmıştır.

Modelin bir diğer önemli yeniliği kriter havuzuna sosyal medya kriterlerinin de katılmış olmasıdır. Günümüzde sosyal medya ağlarında yapılan paylaşımlar ani olarak gündemi değiştirebilmektedir. Aynı şekilde firmalar hakkında yapılan olumlu ya da olumsuz paylaşımlar da firmaların piyasadaki etkinliklerini destekleyebilmekte ya da onları kötü etkileyebilmektedir. Mevcut bankacılık uygulamalarında da sosyal medya ağlarından ve tüm internet platformlarından uzman bilgisi dahilinde manuel olarak yararlanılıyor olmakla birlikte bugüne dek sosyal medya kriterlerini de içeren bir kredi derecelendirme modeli geliştirilmemiştir. Önerilen modelde sosyal medyadaki kullanıcı paylaşımlarının sayısallaştırılmasında sentiment (duygu) analizi kullanılmaktadır. Verilerin temini ve işlenmesindeki kolaylığın yanı sıra kendi popülerliği de gözönüne alınarak model kapsamında Twitter sosyal medya platformu tercih edilmektedir. Geliştirilen bilgisayar modellerinin manipülasyon riskini en aza

indirmede başarı göstermesiyle birlikte sosyal medyanın daha geniş bir biçimde kredi derecelendirme modellerinde kullanımı yaygınlık kazanabilecektir.

Önerilen modelin uygulaması için Borsa İstanbul'a koteli 64 firma seçilmiş ve bu firmaların 2015 yılının ikinci çeyreği için yayınladıkları finansal tablolar ve faaliyet raporları kullanılarak kriter puanları elde edilmiştir. Firmalara ilişkin sosyal medya kriterlerine ilişkin puanların belirlenmesi için çalışmaya özgü olarak geliştirilen bir algoritma vasıtasıyla Twitter'dan veriler toplanmış ve destek vektör makineleri yöntemi ile sentiment analizi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen veriler gözönüne alınarak model çalıştırılmış ve sonuçları irdelenmiştir.





A DECISION SUPPORT MODEL FOR THE EVALUATION OF COMMERCIAL CREDITS

SUMMARY

In the banking sector, “credit” can be defined as allowing certain individuals or organizations to access specific resources with an agreement imposing predetermined conditions for both the lender and borrower. The bank should measure this risk’s magnitude and potential influence in order to build an effective credit risk management system.

The fundamental task of credibility measurement is the classification of applicants into risk groups. An applicant demonstrating good characteristics with regard to repayment strength and intention is considered as a creditworthy applicant. If an applicant has bad indications, it may be seen as an uncreditworthy one. The creditworthy applicants can be sorted into many groups with the aim of determining credit limits, conditions stipulated by the lender, etc.

There are many classical and contemporary methods in the credit rating literature. In the earlier years, statistical methods (discriminant analysis, linear or logistic regression, probit analysis, etc.) were mostly exploited, but contemporary (intelligent) approaches such as machine learning, genetic programming, rough set theory, and fuzzy logic, etc. have become popular during the last two decades. Many different techniques like multiple criteria decision making (MCDM), data envelopment analysis, fuzzy logic, etc. are still being investigated in academic researches.

Credit rating is based on the assessment of a borrowing company in terms of its financial and non-financial criteria. Financial measures are the monetary facts that are represented by ratios such as quick ratio, debt ratio, inventory turnover and profit margin before tax. Non-financial criteria, on the other hand, are considered regarding the commercial, managerial, and organizational activities of applicant organizations. Examples of these measures are the adaptability of organizations to strategic plans, improvement of customer satisfaction, and the future projection of a novel product/service, etc. However, since they include subjective evaluations, processing and quantification of non-financial measures are much more difficult than financial measures.

Nowadays, a simple page of news broadcasted in an online environment, a situation assessment or a mention circulating on social media (for instance, microblogs like Twitter, Instagram, Facebook, or news pages on the Internet) have the potential to change the whole agenda throughout a given country. Accordingly, data gathered from the social network accounts of companies may be considered an important source of information. The relation between the social media efficiency of a company and its financial situation (i.e., share prices) was studied in literature.

The modern financial sector is now faced with a situation in which the reliability of perceptions made by credit analyzers based on financial or non-financial measures

has become insufficient for the complete assessment of credit rating. Furthermore, some organizations may actually apply for credit with insufficient, improper, manipulated or deceptive information. Qualitative assessments based on expert judgments of a credit committee in a bank gain particular importance for this kind of manipulative application. In this case, credit analyzers utilize data on social media and other Internet resources in order to strengthen their perception about the applicant's reliability and repayment capability.

The current credit rating approaches in the literature focus on assigning the borrowers to a single credit rating. However, this kind of averaging for credit-worthiness may result with a great deal of information loss. A more comprehensive representation that shows the extent of the evidence of a potential borrower's credit-worthiness will be very useful and practical for credit analysts that will also provide a broader inference opportunity. In this respect, the Cumulative Belief Degree (CBD) approach could appear as a suitable method for credit rating evaluation since it enables not only aggregating criteria scores represented in different scales, but also provides a credit score distributed to credit ratings.

This study proposes a new representation style as a risk distribution based on CBDs for the credit rating of the borrowers. The CBD approach is utilized for processing the performance scores. Financial and nonfinancial criteria represented with CBDs are aggregated by the Ordered Weighted Averaging (OWA) operator. The outcome of this analysis is the risk distribution of the borrower among credit ratings. Additionally, this representation can be transformed to a single credit rating by considering a threshold value that is calculated based on a goodness-of-fit test.

The proposed model's first contribution is a new approach for the credit rating problem that allows the usage of different information types. All data are transformed to CBDs without any loss of information. Using the CBDs approach, the final credit ratings of the firms are calculated and represented by distributions among all the credit ratings.

The second contribution is the CBD based representation of credit ratings. The lender can smooth the sharp boundaries of criteria by using the CBD concept. The distribution based credit rating can provide more inference possibilities for lender. For example, the lender may establish a rule set in order to assign credit limits, payment period, collateral or any kind of obligations by considering the proposed credit rating distribution approach. The firms with different CBDs at each credit rating may be held responsible from different liabilities. This representation's other advantage is the opportunity to transform it to a single credit rating. The lender may need to know the single credit ratings of the borrowers for legal purposes. Independent from the assigned single credit rating, a kind of indemnification can be requested from a firm depending upon its CBD. For instance, a firm having a CBD bigger than 0.60 with D rating can be regarded as responsible for providing more indemnification.

The above-mentioned rule based system may automatize and eliminate the subjectivity in the credit borrowing process that is in credit analysts' responsibility in the current systems of the banks. These rule sets can be utilized for building intelligent credit rating systems and they can provide an interception for human error or the possibility of manipulation. None of these recommended possibilities is available in the single credit rating approaches.

The third contribution to the credit rating literature is the use of an OWA operator in aggregating criterion scores. To eliminate subjectivity arising from the involvement of credit analysts, the criterion weights depending on experts' judgments are not considered in this method. OWA operator does not weight the importance of criteria, but the importance of their order of magnitude.

The fourth contribution is the consideration of social media data in a credit rating approach. By this way, we introduced a new source of information that may be used when financial and/or non- financial data are not sufficient enough to make decisions regarding the creditability of a company. In order to process the social media data, sentiment analysis, which is fundamentally a machine learning based methodology, is utilized. Because of its popularity and easiness of acquiring data, Twitter was chosen as the source of social media data.

In order to demonstrate the applicability of the proposed approach, 64 companies traded in Equity Market of Borsa İstanbul were analyzed and their credibility levels were represented by credit rating distributions. Furthermore, single credit ratings are determined for each firm based on a threshold value and a chi-square similarity measurement approach in order to keep the risk concentration between different credit ratings in balance. Additionally, a model extension, which includes the subjective weights calculated by pairwise comparisons of credit analyzers were explained and applied. Then, a sensitivity analysis was applied to control the robustness of the proposed model and it is seen that the decision model can be accepted as robust for all the changes made in main criteria weights.

As a further research, software for facilitating the calculations will be developed. In this manner, widespread usefulness and applicability of the proposed approach can be increased and it may gain wider scope as an assessment technique for other types of problems involving risk measurement.



1. GİRİŞ

Ekonomik sistemlerin lokomotifi konumundaki ticari işletmeler, günümüzde sermaye gereksinimlerinin bir kısmını bankalardan kredi alımı yoluyla gidermekte, böylece bir borç alma-verme ilişkisi doğmaktadır. Borç veren konumundaki kurum verdiği borcun geri dönüşü konusunda belli bir risk üstlenmektedir. Bu nedenle borçlu firmaya borç verilen kredi miktarına ek olarak, üstlenilen riske karşılık gelmek üzere hem belirli oranda borç faizi hem de gecikme riskine karşın bir gecikme faizi ödeme sorumluluğu yüklenmektedir. Finansal kurumların sağladığı bu maddi ya da gayrimaddi desteklere genel olarak kredi denilmektedir. “Kredi” kavramını Türk Dil Kurumu “ödünç alınan veya verilen mal ya da para” olarak tanımlamaktadır. Kredi, belirli bir zaman periyodu sonrasında geri ödenmek üzere şartları önceden belirlenmiş bir anlaşma kapsamında belirli kaynaklara ulaşılmasına olanak tanınması olarak da tanımlanmaktadır (Marques ve diğ., 2013).

Günümüzde ticari borç veren (kredi sağlayan) temel finansal aktörler bankalar, leasing (finansal kiralama) ve faktöring şirketleri ile KOSGEB gibi kamu kuruluşlardır. Bu tez kapsamında bankalar tarafından sağlanan kredilere odaklanılmaktadır. Bankaların kredi vererek üstlendikleri risk, borçlunun üstlendiği sorumlulukları yerine getirebilme güç ve kabiliyetine bağlıdır. Kredi müşterisi borcunu ödeyemez konuma geldiğinde çok daha büyük bir yük üstlenirken, banka borcun ödenememesinden kaynaklı bir zarara uğrama riski taşır (Dayan ve Karğın, 2013). Üstlenilen bu riskin yönetilmesi bankacılık sektörü açısından büyük öneme sahiptir. Riskin etkin olarak yönetilebilmesi için de öncelikle uygun yöntemler kullanılarak ölçülebiliyor olması gerekir. Bu ölçüm işlemindeki temel etkinlik, kredi başvurusu yapan müşterinin ya da müşteri adayının kredi-verilebilir ya da kredi-verilemez olarak sınıflandırılmasıdır. Daha sonra kredi-verilebilir olarak sınıflandırılan müşterilerle ilgili olarak daha ayrıntılı incelemelerde bulunulur.

Borç alma-verme ilişkisi ticaret tarihi kadar eski olmakla birlikte kredi derecelendirmenin tarihi 1940'lara dayanmaktadır (Abdou ve Pointon, 2011). Thomas ve diğ. (2004) yaptıkları kapsamlı yazın taramasında bu konudaki ilk

bilimsel makalenin 1941’de David Durrand tarafından yayınlandığını bildirmektedirler. Durrand, kredi-verilebilir müşterilerin kredi-verilemez olanlardan ayrılmasında etki sahibi olan finansal göstergeleri ortaya koymuş ve diskriminant analizi yöntemiyle kredi derecelendirmeye yönelik olarak bir puanlandırma gerçekleştirmiştir (Thomas ve diğ., 2004). Geçen 75 yıldan fazla süre zarfında, kredi derecelendirme konusunda pek çok teknik geliştirilmiş ve yüzlerce bilimsel yayın ortaya konmuştur. İlk dönemlerde çoğunlukla diskriminant analizi, lojistik regresyon, probit analiz vb. istatistiksel yöntemler yoğun olarak kullanılırken zamanla bilgisayar teknolojilerindeki gelişimin de etkisiyle yapay zeka teknikleri, bulanık mantık, genetik algoritmalar gibi daha modern çözüm yaklaşımları önerilmiştir.

1.1 Tezin Amacı ve Kapsamı

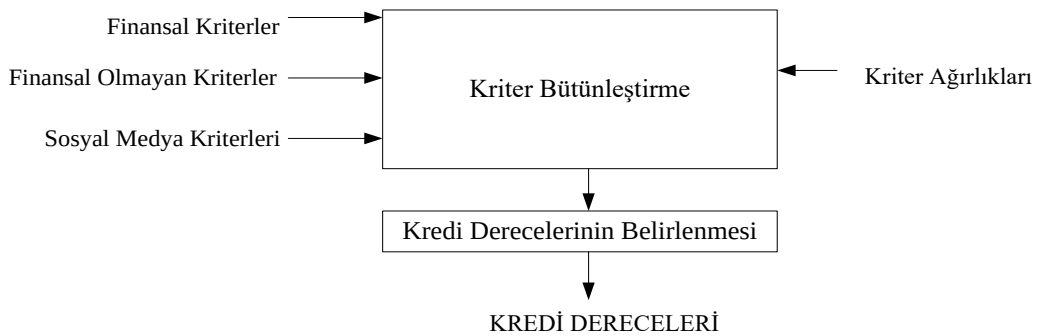
Günümüzdeki ticari faaliyetler ve kurumsal ilişkiler, küreselleşmenin de etkisi ile eskisinden çok daha karmaşık bir hal almıştır. İşletmelerin değerlendirilmesinde ticari faaliyetlerine ilişkin finansal kriterlerin yanı sıra finansal olmayan kriterlerin de incelenmesi önem kazanmıştır. Finansal kriterler sayısal değer içerdiklerinden işlenilmeleri daha kolaydır ancak, finansal olmayan kriterlerin sayısallaştırılması herhangi bir ölçek oluşturulamadığından dolayı daha zordur. Örneğin finansal kriterler muhasebe kayıtlarından kolaylıkla çıkarılabiliyorken, stratejik planlara uyum gösterilip gösterilmediğinin tespiti ya da kalite çalışmalarının etkinliğinin nasıl ölçümlenebileceği gibi finans dışı etkinliklerin değerlendirilmesi büyük zorluklar taşıyabilmektedir.

Kredi derecelendirme kararı, bu iki tip verinin bütünleştirilmesini gerektirmekte olup yukarıda açıklanan sayısallaştırma zorluğu önemli bir sorun teşkil etmektedir. Farklı tip verilerin bütünleştirilmesi açısından Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) yöntemleri önemli analiz alternatiflerindendir. Bununla birlikte, ikinci bölümdeki yazın taramasında ayrıntılı olarak anlatıldığı gibi bugüne dek kredi derecelendirme sorununun çözümünde büyük avantaj sağlama potansiyeli bulunan ÇKKV yöntemlerinden yeterince yararlanılmamıştır. Yine yazın taramasının sonuçlarında açıklandığı gibi ticari firmaların kredi derecelerinin belirlenmesi konusunda da eksiklikler göze çarpmaktadır. Bu çalışma kapsamında kredi müşterisi firmaların finansal ve finansal olmayan verileri kullanılarak kredi derecelerinin belirlenmesine

yönelik olarak ÇKKV'ye dayalı bir karar destek modelinin oluşturulması amaçlanmaktadır.

Günümüzde internet ortamında yayınlanan tek sayfa bir haber ya da sosyal ağlarda yapılmış bir durum değerlendirmesi/yorumu, ülkenin ve bazı özel durumlarda tüm dünyanın gündemini hızla değiştirebilmektedir. Uzmanların büyük bir kısmı, içinde bulunduğumuz çağı bu nedenle bilgi çağı olarak isimlendirmeye başlamışlardır. Kredi müşterisi olan firmalara ilişkin bir takım finansal olmayan kriterlere ilişkin bilgiler internet ortamında da bulunabilmektedir. İnternette firmalar hakkındaki olası ve mevcut rahatsızlıkların/şikâyetlerin yer aldığı platformlar mevcuttur. Ayrıca firmanın çıkardığı bir ürünün pazar/kullanışlılık analizleri ya da işçilerine olan yaklaşımı gibi konularda çokça bilgiye ulaşmak olanaklıdır. Bununla birlikte bugüne dek internette kredi-verilebilirlik tespitinde çok fazla yararlanılmamıştır. Bu çalışmayla amaçlanan bir diğer husus, web/metin madenciliği yöntemlerinin kullanımı yoluyla kredi derecelendirme sorununun analizini sosyal medya verileri ile güçlendirmektir.

Özetlemek gerekirse, bu tez çalışması kapsamında bankaların kullanımına uygun olacak şekilde, kredi başvurusu yapan firmaların kredi derecelerinin belirlenmesine yönelik bir karar destek modelinin oluşturulması ve bu modele genel olarak internet, özel olarak ise sosyal ağlar gibi açık veri kaynaklarının entegrasyonunun yapılması amaçlanmaktadır. Tez kapsamında önerilen modeldeki temel adımlar Şekil 1.1'de özetlenmektedir. Buna göre, öncelikle farklı tiplerdeki kriterlerde firmalara ilişkin puanlar elde edilmekte ve kriterlerin ağırlıkları belirlenmekte; daha sonra bu veriler aracılığıyla kriterlerdeki puanlar bütünleştirilmekte ve sonuç olarak da firmaya ilişkin kredi derece dağılımı ve tekil kredi derecesi belirlenmektedir.



Şekil 1.1 : Önerilen modeldeki temel adımlar.

1.2 Özgün Değer

Tez çalışmasının özgün değerini 3 altbaşlık halinde özetlemek olanaklıdır.

1. Kredi derecelendirmede sosyal ağlardan doğrudan ilk kez yararlanılmaktadır.

Yazında internetten kredi derecelendirme amacıyla yararlanılmasını öneren bir kaç makale yer almakta, ancak reel sektörde sosyal ağları bu amaçla kullanarak kredi hizmeti sunan küçük boyutlu bir takım finansal işletmeler bulunmaktadır. Tez çalışmasını onlardan farklılaştıran temel boyut, sosyal ağlardan elde edilecek verilerin klasik nitelikteki finansal ve finansal olmayan verilerle bütünleşik olarak ilk kez kullanılacak olmasıdır. Mevcuttaki makale ve uygulamalarda sosyal ağlar çoğunlukla tek veri kaynağı olarak kullanılmakta ve bu nedenle geçerlilik açısından dezavantaj içermektedirler.

İnternet ve özellikle sosyal ağlardan veri edilmesi için veri madenciliğinin iki alt türü olan metin madenciliği (text mining) ve web madenciliği (web mining) tekniklerden yararlanılmaktadır. Metin madenciliği, dökümanlar arasındaki gizli örüntülerin ortaya konulmasında veri madenciliği tekniklerinin kullanılması; web madenciliği ise web sitelerinden araştırılan konuyla ilişkili faydalı bilgilerin çıkarılıp kullanıma sokulması amaçlarını taşımaktadır. Web madenciliği ile sosyal medyadan veri toplanırken, metin madenciliği ile modelde gereksinim duyulan verilerin elde edilmesi sağlanmaktadır.

2. Kredi koşullarının daha net bir biçimde belirlenebilmesinde kullanılabilecek yeni bir karar destek modeli sunulmaktadır.

Firmalar kredi değerlilikleri açısından derecelendirilmeye tabi tutulmaktadırlar. Farklı tipteki verilerle temsil edilen derecelendirme kriterlerinin bütünleştirilmesindeki sorunları ortadan kaldırmak amacıyla bu tez kapsamında ÇKKV temelli bir karar destek modeli önerilmektedir. Ayrıca, yazından ve uygulamadan görülmektedir ki, bugüne dek kredi müşterileri tek bir kredi derecesi ile temsil edilmişlerdir. Önerilen ÇKKV temelli model ile kredi müşterilerinin kredi değerliliği tüm kredi dereceleri arasında dağıtılmış bir şekilde gösterilme olanağına sahiptir. Bu yolla hem müşterilerin kredi değerliliklerinin temsili konusundaki bilgi kaybı ortadan kaldırılmakta hem de kredi analistlerine daha geniş yorumlama olanakları sunulmaktadır.

Söz konusu yorumlama genişliği, kredi kurallarının daha etkin bir şekilde oluşturulabilmesi açısından oldukça yararlıdır. Kredi kuralları ile kredi ücretlendirmesi (faiz oranı, dosya masrafı, vb) ve ödeme garantisi özelliği gösteren bir takım sorumlulukların (teminat, kefalet, vb) boyut ve içerikleri kastedilmektedir.

3. ÇKKV ve veri madenciliği yöntemlerinden kredi derecelendirme sorununun çözümünde bütünleşik olarak ilk kez yararlanılacaktır.

Bu tez kapsamında önerilen kredi derecelendirme karar destek modeli ile kredi derecelendirme yazınında ÇKKV teknikleri ile veri madenciliği teknikleri bütünleşik olarak ilk kez kullanılmaktadır. ÇKKV tekniklerinden kriter puanlarının bütünleştirilmesi, kriterlerin ağırlıklandırılması ve derecelendirme sonucunun belirlenmesinde yararlanılıyorken veri madenciliği, sosyal medya verilerinin elde edilmesinde kullanılmaktadır.

Tezin bölümleri şöyle özetlenebilir: ikinci bölümde kredi derecelendirme sorununun temelleri verilmekte ve kredi derecelendirmeye ilişkin kapsamlı yazın taramasının sonuçları paylaşılmaktadır; üçüncü bölümde tezde yararlanılan teknikler hakkında bilgi verilmektedir; dördüncü bölümde önerilen kredi derecelendirme karar destek modeli adım adım açıklanmakta ve modelin ayrıntılarına girilmektedir; beşinci bölümde modelin gerçek verilerle yapılan uygulaması paylaşılmakta ve uygulamadan çıkan sonuçlar irdelenmektedir; altıncı ve son bölümde ise tezin genel bir değerlendirilmesi, sonuç, tartışma ve geleceğe yönelik çalışma önerileri sunulmaktadır.



2. YAZIN TARAMASI: KREDİ DERECELENDİRME

Bu bölüm iki ana konuyu içermektedir. Öncelikle kredi derecelendirmenin ne olduğu, bankacılık açısından önemi, kredi analizi ve kredi riski kavramlarından bahsedilmekte, ardından kredi derecelendirme konusunda yazında yeralan yayınların genel bir özeti verilerek şu ana dek yazında nelerin yapıldığı özetlenmektedir.

2.1 Kredi Derecelendirmenin Temelleri

2.1.1 Kredi analizi

Kredilendirme bankaların rekabet gücünü, karlılığını ve başarısını etkileyen önemli faktörlerden olup belli bir risk unsurunu barındırmaktadır. Bankalar üstlenecekleri riski bertaraf edebilmek ya da minimize edebilmek için kredi başvurularını en detaylı bir şekilde analize tabi tutmak zorundadırlar. Kredi analizi Akgüç (2011) tarafından şöyle tanımlanmaktadır: “geniş anlamıyla, kredi isteminde bulunan kişi ve kuruluşun kredi değerliliği konusunda bir karara ulaşabilmek için gerekli ve ilgili görülen çeşitli bilgi ve etmenlerin değerlendirilmesinin yanı sıra, kredi riskinin yönetimini de kapsar”.

Kredi analizi ile bir kredi müşterisine belirli bir süre için verilecek, belirli tutardaki kredinin taşıdığı risk saptanmaya çalışılmaktadır. Kredi talebinde bulunan firmaların krediyi geri ödeme kapasite, olanak ve niyetine sahip olup olmadıkları belirlenilmeye çalışılır ve analizin sonucunda firmanın kredi değerliliği yani kredi-verilebilirliği bulunmuş olur. Kredi riski başlıca şu unsurlardan doğmaktadır (Akgüç, 2011):

- a. Geleceğin sağlıklı şekilde öngörülememesi,
- b. Doğal afetler,
- c. Kredi alan firmanın mal ve hizmetlerine olan talebin azalması,
- d. Üretim ve dağıtım yöntemlerindeki teknolojik gelişmeler nedeniyle firmanın rekabet avantajını yitirmesi,
- e. Ekonomideki konjonktürel hareketler, küresel veya yerel ekonomik krizler,

- f. Sektörel sorunlar,
- g. Mevsimsel hareketlenmeler,
- h. Kredi alan firmanın temel politikalarındaki yanlışlar (yönetim hataları),
- i. Kredi alana ilişkin kişisel faktörler (moralite, yani kredi ödeme niyetinin düşüklüğü),
- j. Kredilendirilen firmanın tepe yönetimindeki uyuşmazlıklar,
- k. Uluslararası uyuşmazlıklar ve ülke riskleri.

Kredi değeri ölçüm çalışmaları, kredi isteminde bulunan firmalar hakkında sektör ve faaliyet alanı analizi, firmaların mali ve mali olmayan verilerinin analizi, risk notunun belirlenmesi (derecelendirme), gelecek analizleri, kredi risk yönetimi ve izleme çalışmalarını kapsamaktadır. Gizlilik ilkeleri gerekçesiyle ismi verilemeyecek bir bankanın firma analiz uygulama esasları (FAUEU, 2014) isimli iç dökümanda kredi analizi yapılırken 5 ilkeye uyulması gerektiği belirtilmektedir:

1. *Gizlilik ve Doğruluk*: 5411 sayılı Bankacılık Kanunu'nun 73. Maddesine göre; bankaların ortakları, yönetim kurulu üyeleri, mensupları, bunlar adına hareket eden kişiler, sıfat ve görevleri dolayısıyla öğrendiklerini, banka veya müşterilerine ait sırları, bu konuda kanunen açıkça yetkili kılınan mercilerden başkasına açıklayamazlar. Doğruluk ilkesi, kredi sürecinde yapılan çalışmalarla elde edilen tüm bilgilerin, tam, doğru, açık, önemli ve önemsiz ayrımı yapılacak şekilde analiz edilip banka sistemine yazılan raporlara zamanında aktarılmasını içerir.
2. *Nesnellik*: Kredi analizi çalışmaları her türlü önyargıdan uzak ve olaylara nesnel bir şekilde yaklaşılarak yapılmalıdır. Analize konu veriler neden sonuç ilişkisi çerçevesinde çözümlenmeli, bulgularla desteklenmeli ve bilgilerin tutarlılığı çeşitli kaynaklardan doğrulanmalıdır.
3. *Gerçekçilik*: Rapor yazımında, firma ve ilişkili taraflara ait sektör ve faaliyet alanı, belge, bilgi, bulgu ve olaylara ait görünen, beyan edilen ve gerçek durum arasındaki farklılıklar belirlenerek analiz yapılmalıdır. Kişisel risk algısı göz ardı edilmelidir.

4. *Devamlılık*: Kredilendirme süreci, müşteri ziyareti ile başlar ve banka-müşteri ilişkisi sürdüğü müddetçe devam eder. Bilgi akışı süreklilik göstermeli ve sistemdeki bilgiler daima güncel tutulmalıdır.
5. *Öngörebilme*: Rapor yazımında firmanın geçmiş ve bugünkü faaliyetlerinin finansal ve finansal olmayan sonuçları ile ekonomik konjonktür, yasal düzenlemeler gibi etkenler çerçevesinde gelecekteki durumu öngörülebilmelidir.

Analiz ilkeleri çerçevesinde firmaya ilişkin aşağıdaki hususlar belirlenilmeye çalışılmalıdır:

- Gereksinilen finansman türü, tutarı ve nedeni,
- Kullanılan finansman türü, tutarı ve nedeni,
- Geri ödeme kapasitesi, esnekliği, niyeti ve yetenekleri,
- Fon yaratma olanakları ve borç geri ödeme gücü,
- Vade ve finansman açığı süresi,
- Koşulları.

Bankalar ve bankaların değişik yetkilere sahip birimleri arasında kredi analizi konusunda bir takım farklılıkların bulunması doğal olup buna finansal olmayan kriterlerin ağırlıklandırılmasındaki farklılık örnek verilebilir. Yeşilyaprak (2012), Türkiye’deki 4 katılım bankasını inceleyerek hangi birimin hangi seviyede finansal olmayan kriterler açısından kredi analizi yapmakta olduğuna ilişkin durumu özetlemektedir. Örneğin, X katılım bankası şube yetkisindeki orta ölçekli firmaları değerlendirirken finansal olmayan kriterlere %50 ağırlık verirken, mikro ölçekli firmaları değerlendirirken %70 ağırlık vermektedir. Bir diğer örneğe göre ise, X bankası kurumsal ölçekteki firmaların değerlendirilmesinde %40 oranını kullanırken, Y bankası %15 oranını kullanmaktadır.

Akgüç (2011), kredi analist kadrosu oluşturulurken bankanın büyüklüğünün, bütçesinin, personel eğitim gereksiniminin, kredi analizinin örgütün hangi kademesince ne ölçüde yapılacağının, konuya bankanın ayırabileceği zaman ve kaynakların göz önüne alınması gerektiğini belirtmektedir. Analistte aranan kişisel nitelikler ise, karar alma yeteneği, sorumluluk taşıma isteği, kendine güven, olayları çok boyutlu görebilme becerisi, başkalarının deneyimlerinden yararlanabilme,

önerilere açıklık, kendi hatalarını görebilme, ekip çalışması yürütebilme ve değişik fikirleri uzlaştırabilmedir. Analist eğitimlerinde bankanın bütçe, hedef ve politikaları ile mali tabloların analizi konuları üzerinde özellikle durulması gerekmektedir.

2.1.2 İşletmelerin kredi gereksinimleri

Kredi analizinde başta gelen inceleme konusu firmanın kredi gereksiniminin analizidir. Firmanın krediye ne amaçla başvurduğu en başta belirtilir. Söz konusu amaç, firmanın geri ödeme gücünü de doğrudan etkilemektedir. Firmaların kredi gereksinim kaynaklarının başlıcaları firmanın hızla büyümekte oluşu, zarar etmesi veya karlılığının yeterli seviyede olmaması, aşırı ölçüde kar dağıtımları, duran varlıklara yapılacak yatırımlar, stok veya kredili satışların finansmanı, vurgunsal (spekülatif) amaçlar, mevcut bir borcun ödenmesi, sermaye taahhüdünün yerine getirilmesi, diğer bir firmanın satın alınması, vb. (Akgüç, 2011) olarak sıralanabilir. Daha derli toplu olması açısından daha önce belirtilen kamu bankasında gereksinim sınıflarının şunlar olduğu görülmektedir: büyüme – mevsimsel hareketlilik – işletme sermayesi – yatırım – zarar – özkaynak eksikliği nedenleriyle finansman gereksinimleri (FAUEU, 2014).

2.1.3 Kredi türleri

Berk (2001), kredi türlerini aşağıdaki şekilde gruplandırmaktadır.

- *Nitelikleri Açısından Krediler:* Faiz ya da komisyon karşılığı verilen ödünçlere *nakdi*; bir malın teslimi, bir işin yapılması ya da bir borcun ödenmesi vb. konularda işi yüklenenin yükümlülüğünü önceden kararlaştırılan koşullara uygun olarak yerine getirilmesini sağlamak için verilen garanti belgelerine ise *gayri nakdi* krediler denir.
- *Vadeleri Açısından Krediler:* 1-18 ay arası ise *kısa*; 18 ay ile 5 sene arası ise *orta* ve 5 seneden fazla ise *uzun* vadeli krediler söz konusudur. Kısa vadeli kredilerin üst vade sınırı bazı bankalarda 2 yıla dek çıkabilmektedir.
- *Veriliş Amacı Açısından Krediler:* Sabit kıymetlerin finansmanı amacıyla açılan uzun vadeli kredilere *yatırım*; firma genişlemesi, yenilenmesi ve modernizasyonu için açılan orta ve uzun vadeli kredilere *donanım*; kısa, orta ve uzun vadeli net işletme sermayesi gereksinimlerinin finansmanı için açılan kredilere ise *işletme* kredileri denilmektedir.

- *Teminatları Açısından Krediler:* Kredi müşterisinin imzasına güvenilerek başka bir teminat alınmadan açılan kredilere *teminatsız* (açık); şahsi ya da maddi teminat alınarak açılan kredilere *teminatl* krediler denir. Teminatlı krediler iki grupta toplanabilir. *Şahsi teminatlı krediler*, kredi müşterisinin yanı sıra güvenilir gerçek ya da tüzel firmaların imzalarına karşılık açılan kredilerdir. *Maddi teminatlı krediler*, bankaca kabul edilebilir şartları taşıyan gayrimenkul ipoteği, işletme rehni, menkul rehni, alacak temliği, müşteri çeki/senedi vb. karşılığı kullandırılan kredilerdir.
- *Kullandırılan Sektörler Açısından Krediler:* Temelde 6 alt başlık açmak olanaklı olup bankalar amaç ve bütçelerine göre bunda farklılıklar yapabilmektedirler: *ticari – sanayici – ihracat – tarım – konut – tüketici*.
- *Tahsis Yetkisi Açısından Krediler:* Başka bir makamın iznine gerek olmadan şubece açılabilen kredilere *şube yetkili*; genel müdürlük, yönetim kurulu gibi üst organların izniyle açılabilen kredilere ise *otorize* krediler denir.
- *Kaynaklar Açısından Krediler:* Bankaların kendi kaynaklarından dağıttıkları kredilere *banka kaynaklı*; müşterilerinden aldıkları kısa ya da orta vadeli senetleri Merkez Bankası'na iskonto ettirerek söz konusu müşterilere kullandırılan kredilere *reeskont*; başka kredi kuruluşlarından sağladıkları fonlarla kullandırdıkları kredilere ise *dış kaynaklı* krediler denir.

2.1.4 Kredi riski

Finansal risk yönetimi, bankalar açısından piyasada faaliyetlerine devam edebilmek, diğer bankalara karşı rekabet üstünlüğünü kurup sürdürebilmek ve ekonomik büyümeye yardımcı olacak özel sektörün düzenlenmesine yardım edebilmek açısından oldukça önemlidir. İyi bir risk yönetim mekanizması kurulması finansal piyasaların düzenlenmesine de yardımcı olmaktadır (Özçelik, 2006). FAUEU (2014), bankaların karşılaştıkları kredi riskinin alt bileşenlerini özetlemekte ve bunların teker teker irdelenmesinin doğru kredi tahsisi açısından önemli olduğunu belirtmektedir.

Firmanın nakit akışındaki dengesizlik sonucunda nakit çıkışlarını tam ve zamanında karşılayacak düzeyde nakit mevcuduna ve bu nitelikte likit varlığa veya nakit giriş olanaklarına sahip olunamaması riskine *likidite riski* denir. Firmanın mal ve hizmet sattığı sektör, bölge ya da alıcılardaki olası olumsuzluklar *müşteri riskini* oluşturur. Döviz cinsinden yükümlülüklerin yine bu cinsten olan varlıklardan yüksek ya da

farklı döviz tutarında olması sonucunda *parite (kur) riski* doğar. Firmanın aktif kalemleriyle pasif kalemleri arasında vade ya da faiz bazında bir uyumsuzluk olması durumunda firma *faiz riski* ile karşılaşır. Firmanın yönetim kalitesi, yöneticilerin iş tecrübesi, aralarındaki uyum, karar alma konusundaki yetkinlikleri gibi konular *yönetim riskinin* bileşenleridir. Pazardaki talep ve fiyat temelli değişiklikler ile küresel çapta oluşan siyasi, sosyal ya da coğrafi olaylar *pazar/ülke riskini* yaratır. Firmanın satıcı ve finans kuruluşlarından yeni kaynak oluşturamaması nedeniyle ortaya çıkan riske *kaynak temin riski* denir. Değişen teknolojinin firmanın faaliyet ve koşullarında ortaya çıkaracağı olumsuz etkiler ise *teknoloji riskini* oluşturur. Bu risk sınıflarını ayrıntılandırmak mümkündür: yatırım riski, tedarik riski, iştirak ve bağlı ortaklık riski gibi.

Yukarıdaki tanımlamalara benzer şekilde Altıntaş (2006) da kredi riskini doğuran faktörleri Çizelge 2.1’de özetlemektedir. Burada dört temel risk bileşeni ortaya konulmaktadır: genel siyasi ve iktisadi faktörler – doğal etmenler – borçluya özgü faktörler – bankaya özgü faktörler.

Çizelge 2.1 : Kredi riskini doğuran faktörler (Altıntaş, 2006).

Genel Siyasi ve İktisadi Faktörler	Doğal Etmenler	Borçluya Özgü Faktörler	Bankaya Özgü Faktörler
❖ Politik çevre,		❖ Mal ve hizmetlerin kalitesi, maliyeti	❖ Yetersiz istihbarat
❖ Hükümet politika ve teşvikleri		❖ Pazarlama ve fiyatlama politikaları	❖ Yetersiz/hatalı mali analiz
❖ Para, maliye ve gelir politikaları	❖ Deprem, sel ve benzeri afetler	❖ Tüketici tercihleri ve teknolojik gelişmeler	❖ Yetersiz/değersiz teminat
❖ Adalet ve icra-takip sistemi	❖ Kuraklık, vb	❖ Grev ve diğer yerel etmenler,	❖ Yetersiz izleme
❖ Ekonomik ve siyasi krizler		❖ Yönetim becerisi	❖ Gecikmiş/çok erken/hatalı girişimler
❖ Dışsal şoklar		❖ Borç ödeme kapasitesi	

2.1.5 Kredi derecelendirme

Derecelendirme sistemleri, kredi talebinde bulunan müşterilerin risklerinin ölçülmesinde kullanılmaktadır. Bu işlemde müşterilerin iyi ve kötü risk kategorilerinden birine konulması söz konusu olup sınıflandırmanın yüksek bir doğruluk payıyla gerçekleştirilmesi önem taşımaktadır. Yani, kredi derecelendirme sistemlerinin yüksek ayırtedicilik özelliğine sahip olmaları gerekmektedir. İyi kredi müşterisi grubu, finansal yükümlülüklerini yerine getirebilecek yetenek ve niyete

sahip firmaları temsil ederken, finansal yükümlükleri karşılayamama olasılığı bulunan firmalar kötü kredi müşterisi grubunu oluşturur (İnce ve Aktan, 2009).

Kredi derecelendirme (rating) ve kredi puanlama (scoring) kavramları arasında aslında çok büyük farklılıklar bulunmamaktadır. Bir firmanın kredi değerliliğinin hesaplanmasıyla bulunan tekil sayısal değere *puan (score)*, söz konusu puanın hesaplanmasında kullanılan yöntemle de *puanlama (scoring) sistemi* denilmektedir. Firmalara ilişkin kredi puanları homojen risk sınıflarına ayrılıyor ve benzer puanlara sahip firmalar bu sınıflar içerisinde değerlendiriliyorsa buna da *derecelendirme (rating)* denir. Her iki kavram da kredi riskinin yönetiminde büyük paya sahiptirler.

Derecelendirmenin tarihi incelenecek olursa ilk derecelendirme şirketinin ABD’de 1841 yılında Lewis Tappan tarafından kurulduğu görülmektedir. Poor’s 1906, Moody’s 1909, Standart Statistics 1916 ve Fitch 1924’de ilk derecelendirmelerini yayımlamışlardır. 1941’de Poor’s ve Standart Statistics birleşerek Standart & Poor’s (S&P) kurulmuştur. Moody’s ve S&P resmi olarak Türkiye’ye ilk kez 1992’de uzun vadeli kredi notu vermişlerdir. 2000’li yıllara dek risk derecelendirmeyi genel olarak bu tip firmalar yapmışlardır. Bu dönemde bankalar kredi kararlarını verirken çoğunlukla bir takım istatistiksel tekniklere ve uzman görüşlerine başvurmaktaydılar. Ancak 2001 yılında yayımlanan Basel Sermaye Uzlaşısı (Basel Capital Accord) bankaların kendi iç derecelendirme sistemlerini kullanmalarını önermektedir. Bu yıldan sonra içsel derecelendirme sistemleri giderek çoğalmışlardır (Trueck ve Rachev, 2009). Günümüzde bankalar kredi riskinin yönetiminde kendi içsel derecelendirme sistemlerini geliştirip kullanmaya başlamışlardır. Derecelendirme sistemleri bankanın faaliyetlerinin yapısı, büyüklüğü ve karmaşıklığı ile uyumlu olmak zorundadır (Candan ve Özün, 2009).

Gestel ve Baesens (2009), kredi derecelendirmede uyulması gereken ilkelerin 5C ile temsil edildiğini belirtmektedir. Bu yaklaşım FAUEU (2014) tarafından da paylaşılmaktadır.

1. *Karakter (Character)*: Firma ve ilişkili tarafların moralite ve yeteneklerinin analiz edilmesi ve bu yolla borç ödeme istek ve niyetinin tespit edilmesi amaçlanmalıdır. Bu ilke gereğince kredi talebini ileten firmanın dürüstlüğü, piyasa itibarı, risk iştahı, yöneticilik vasıfları, ortakların geçmiş dönem

becerileri, ortaklık yapısı ve kurumsallaşma derecesi, gerçek kişilerin sağlık durumları gibi hususlar irdelenmelidir.

2. *Sermaye (Capital)*: Ortaklar tarafından işletmeye sermaye olarak yatırılan fonların yeterliliği ve bu fonların ne denli etkin kullanıldığı belirlenmelidir. Firmanın ve kefil ortakların, bilanço içi ve dışı varlıklarının amortisman/yeniden değerlendirme/enflasyon düzeltmesi kavramları da dikkate alınarak net bugünkü değer üzerinden yapılacak varlık analizleri yorumlanmalıdır.
3. *Teminat (Collateral)*: Firma hakkındaki kredi değerliliği analizi, finansman gereksiniminin nedenlerinin tespiti, siyasi ve ekonomik konjonktür gibi faktörler göz önüne alınarak, firmanın normal faaliyeti sonucunda yeterli kaynak oluşturamaması ve vadesi gelen borcunu ödemekte sıkıntıya düşmesi durumunda krediyi veren bankanın kendini güvence altına almasıdır.
4. *Kapasite (Capacity)*: Kredi müşterisinin gelir etme etme potansiyelinin ölçümünü içerir. Firmanın borçlarını kendi fon yaratma yeteneği ile ödeyip ödeyemeyeceğinin anlaşılmasını gerektirir. Kapasite ilkesinin fiziki, finansal ve ticari bileşenleri ayrıntılı olarak irdelenmelidir.
5. *Koşullar (Condition)*: Genel anlamda firmanın dış çevresinin analizini içerir. Ekonomik, siyasal, sosyal ve doğal olayların gelişim ve değişim eğilimleri dikkatle incelenmeli ve piyasa koşulları, rekabet baskısı ve mevsimsel hareketlerin firmaya etkileri irdelenmelidir.

Derecelendirme sistemlerinin kullanım alanlarını aşağıdaki gibi gruplandırmak olanaklıdır (Gestel ve Baesens, 2009; Candan ve Özün, 2009).

- *Bilgi Sağlama*: Kredi dereceleri yatırımcılar için önemli göstergelerdir. Bu göstergeler borç alan ve veren arasındaki veri asimetrisini azaltarak kredi almak isteyenlerin yeterliliğini gösterir.
- *Kredi Onayı*: Bir finansal kurumun kredi operasyonlarında kilit rol oynar. Kredilerin onaylanıp reddedilmesinde büyük etki sahibidir.

- *Portföy Risk Analizi:* Bir kurum portföyündeki tüm borçların derecelendirilmesi mümkün ise, bu yatırımcı ve bankaların kendi bütünsel portföy risklerinin hesaplanmasında kullanılabilir.
- *Yasal Düzenlemeler:* Denetim otoriteleri derecelendirmeler üzerinden bir takım düzenlemeler yapmaktadırlar. Örneğin Basel II uzlaşısı çerçevesinde bankaların kredi risklerini iç ya da dış derecelendirme sistemleri yoluyla modellemeleri zorunlu tutulmaktadır. Bunun dışında bankaların uyması gereken Basel II standartlarından olan ekonomik sermaye oranı hesaplamalarında derecelendirme sistemlerinin büyük payı bulunmaktadır.
- *Fiyatlama:* Firma dereceleri firmaların borsada işlem gören hisse senetlerinin fiyatlanması konusunda etki sahibidir. Firmanın dış bir derecelendirme kurumunca derecelendirilmesi hisse senedi/bono/tahvil fiyatlarının yükseliş ya da azalışını doğrudan etkilemektedir.
- *Performans Ölçümü:* Risk uyumlu performans ölçütleri, sermaye karlılık oranlarının belirlenmesinde kullanılmaktadır. Sermayenin riske tabii kısmının tespiti konusunda derecelendirme önem taşımaktadır.
- *Borç Yapılandırma:* Derecelendirme kuruluşları ve yatırım bankalarının sağladığı risk profilleri firmaların borçlarını yeniden yapılandırma başvurularında kullanabilecekleri önemli bir göstergedir.

Derecelendirmede, bir firmaya atanan kredi derecesinin hangi zaman ufkunu kapsadığı ve bu zaman periyodunun konjunktürel faktörlerden ne derecede etkilendiği belirlenmelidir. Bu konuda iki temel yaklaşım söz konusudur. *Tek nokta esasına* (point-in-time) dayalı yaklaşımda derecelendirme 1 yıl gibi kısa bir süre gözönüne alınarak yapılmakta ve geçici siyasi ve ekonomik şoklar ile kredi alanın koşullarındaki konjunktürel değişikliklerden büyük oranda etkilenmektedir. Bu yaklaşımda genel ekonomik koşullar doğrudan ya da dolaylı olarak kredi derecelendirmeyi etkilemekte, yani kısa vadeli işlemler ve değişken bölge ya da sektörlerde uygulanması daha uygun olmaktadır. *Döngü boyunca* (through-the-cycle) derecelendirme sistemi ise 5 yıl gibi daha uzun bir vadeyi hesaba katarak konjunktürel etkilerden arınma sağlamaktadır. Bu tip derecelendirme daha istikrarlı olup sadece borçlunun risk profilindeki değişiklikler kalıcı özellik gösterdiğinde değişir. Derecelendirme farklılıkları incelenirken, karşılaştırılan kredi

derecelendirme sistemlerinin hangi yaklaşımı izlediklerinin de gözönüne bulundurulması, daha tutarlı ve anlamlı sonuçlara ulaşılması açısından oldukça önemlidir (Trueck ve Rachev, 2009). Genelde derecelendirme sistemleri bu iki yaklaşımı kesin bir şekilde kullanmak yerine ikisinin arasında bir yol izlemeyi tercih ederler. Bununla birlikte gelişmekte olan ülkelerde ekonomik ve siyasi hareketlenmeler daha yoğun olduğundan dolayı ilk yaklaşımın türevlerinin kullanımı daha doğru olmaktadır (Gestel ve Baesens, 2009).

Gestel ve Baesens (2009), kredi derecelendirme sistemlerinin genel olarak aşağıdaki 11 sınıfa ayrılabilirliğini ifade etmektedir.

1. Zaman periyodu açısından derecelendirme
2. Borç alan ya da borca özel derecelendirme
3. Nicel ve nitel derecelendirme
4. Risk tipine göre derecelendirme
5. Destek olarak derecelendirme
6. Ülke riskinin derecelendirilmesi
7. Belediyelerin derecelendirilmesi
8. Sigortacılık açısından derecelendirme
9. Bireysel derecelendirme
10. Ulusal ölçekte derecelendirme
11. Yerel ve yabancı para cinsinden derecelendirme.

Derecelendirmeler arasındaki olası farklılıkları göstermesi amacıyla Crouhy ve diğ. (2001) tarafından yapılan Standart & Poor's ve Moody's derecelendirme kuruluşlarının uzun ve kısa vadeli kredi dereceleri Çizelge 2.2'de verilmektedir.

Çizelge 2.2 : Zaman periyodu açısından derecelendirme (Crouhy ve diğ., 2000).

	<i>S & P's</i>		<i>Moody's</i>	
	<i>Uzun ve Orta</i>	<i>Kısa</i>	<i>Uzun</i>	<i>Kısa</i>
Yatırım Yapılabilir	AAA, AA, A, BBB	A-1, A-2, A-3, B-1	Aaa, Aa, A, Baa	Prime-1, 2
Spekülatif	BB, B, CCC, CC, C	B-2, B-3, C	Ba, B, Caa, Ca, C	Prime-3
Reddedilecek	D	D	-	-

2.1.6 Basel II uzlaşısı ve kredi derecelendirmeye etkisi

Uluslararası bankacılık normları açısından büyük öneme sahip olan ve Basel uzlaşısı olarak isimlendirilen metinlerin ilki 1988 yılında Uluslararası Ödemeler Bankası'nca toplanan Basel Bankacılık Denetim Komitesi (Basel Committee on Banking Supervision) tarafından yayımlanmıştır. İlk uzlaşısındaki bir takım eksiklikler ve özellikle bankacılıktaki kredi riskinin ölçülmesindeki statik yaklaşım eleştirilmiş ve bunun üzerine 2004 yılında Basel II uzlaşısı yayımlanmıştır.

Basel II uzlaşısının en önemli yeniliği risk yönetimi ve sermaye gerekliliği konularıyla ilişkili olarak bir içsel derecelendirme sistemi kullanımını öneriyor olmasıdır. Burada bankaların iç derecelendirme sistemleri için minimum gereksinimler belirtilmekte, ancak kesin yargılar bulunmamaktadır. Buna göre her bir ölçek tarafından simgelenen kredi derecelerinin sayısı farklı kredi dereceleri arasındaki dağılım temel alınarak belirlenmeli ve bu yapılırken, derecelerin herhangi birinde aşırı risk birikimine yol açılmaması hedeflenmelidir. Bu açıdan bakıldığında sınıfların homojen özellik göstermesi gerekmektedir. Uzlaşıda, biri doğrudan reddedilen sınıfı göstermek üzere minimum 8 sınıf oluşturulması önerilmektedir. Temerrüt olasılığı değeri 1 yıllığına öngörülenmelidir. Bununla birlikte derece ataması çok daha uzun bir vadeye yayılabilir (Gestel ve Baesens, 2009).

Basel II uzlaşısının üç bileşeni bulunmaktadır (Trueck ve Rachev, 2009).

Birinci Bileşen – Asgari Sermaye Gereksinimi: Burada bankaların risk profillerinin daha detaylı olarak tanımlanması gereği üzerinde durulmakta ve risk tanımının faiz ve operasyonel riskleri de kapsayacak şekilde genişletilmesi amaçlanmaktadır. Risk temelli yaklaşıma göre minimum sermaye oranı % 8 olarak belirlenmektedir. Uzlaşısı kredi riskinin ölçümünde iki yöntem önermektedir. *Standart yaklaşımda* banka, varlıklarına, bilanço dışı pozisyonlarına ve ürünlerine bir risk ağırlığı vermekte ve bunların ağırlıklı toplamını hesaplamaktadır. Örneğin, %100 ağırlığı varlığın tümünün risk yarattığı anlamına gelir ve % 8 oranında riske karşı koruma sağlayacak sermaye tutma gerekliliğine işaret eder. Eğer bir varlığın ağırlığı % 20 ise, yukarıdakine benzer şekilde buna ilişkin sermaye gereksinimi % 1,6 olmaktadır. Standart yaklaşımda risk ağırlıklarının bir kredi derecelendirme firması tarafından sağlanması önerilmektedir. İkinci yöntem *iç derecelendirme sistemlerinin kullanılmasıdır*. Buna göre, bankaların daha etkin ve esnek bir kredi yönetim

yapısına sahip olmalarının başat ölçütünün kendilerine ait kredi derecelendirme sistemlerini geliştirmeleri olduğu söylenmektedir. Bankaların kendi portföylerindeki müşterilerinin kredi değerliliklerini kendilerinin öngörülemediği esastır. Uzlaşının temel amacı, bankaların risk ölçmede artık yavaş yavaş ikinci yönteme doğru kaymalarını sağlamaktır.

İkinci Bileşen – Gözetim ve Denetim Süreci: Bankaların sermaye bölüşüm yöntemlerinin ve bunun gerçekleştirilmesinde verili standartlara olan uyum düzeyinin incelenmesi konusunda denetim otoritesince nitel teknikler kullanılarak denetimde bulunulmasının gerektiği belirtilmektedir. Bankaların sermaye durumunun genel risk profilleri ve banka stratejileri ile uyumlu olmasını sağlayacak biçimde denetim yapılması gerekmektedir. Buradaki temel amaç sermayenin riski karşılamada yetersiz kalması durumuna karşı erken uyarı mekanizmasının oluşturulmasıdır.

Üçüncü Bileşen – Piyasa Disiplini: Bir bankanın diğer piyasa katılımcıları tarafından durumunun değerlendirilmesini ele almaktadır. Temel unsuru banka tarafından sağlanacak saydamlıktır. Piyasanın diğer bileşenlerinin bankanın risk profilini ve sermaye pozisyonunu açık bir şekilde anlayabilmeleri amaçlanmaktadır. Bankanın iç yöntem ve süreçleri konusunda piyasa, asgari bilgiye denetim otoritesince hazırlanan raporlar aracılığıyla ulaşabilmelidir. Piyasa disiplininin sağlanması, faaliyetlerini, güvenli ve verimli bir şekilde sürdürerek güçlü bir sermaye tabanını muhafaza etmeleri için bankaları özendirilmektedir. Aksi durumda, yanıltıcı finansal verilerin bulunması piyasada istikrarsızlığa neden olabilmektedir. Bu bileşendeki en önemli unsurlardan biri de mali pozisyon ve performans konusunda basiretli ve gerçekçi ölçümlerin üretilmesidir (Özçelik, 2006).

2.1.7 İçsel derecelendirme yaklaşımı

Basel II uzlaşına göre bir iç kredi derecelendirme yaklaşımı aşağıdaki beş kritik aşamadan oluşmaktadır (Trueck ve Rachev, 2009).

1. Risklerin geniş bir açıdan sınıflandırılması gerekmektedir.
2. Her bir risk sınıfı için bir bankanın karşılaması gereken risk bileşenleri belirlenmelidir. Burada içsel tahminler veya standart parametreler kullanılabilir.

3. Bu bileşenlerin ağırlıklarının belirlenmesi gerekmektedir. Bu yolla, minimum sermaye gerekliliği hesapları yapılabilecektir.
4. İçsel derecelendirme sistemlerinin kullanılabilmesi için bankanın karşılaması gereken minimum gereksinimler tespit edilmeli ve giderilmelidir.
5. Minimum gereksinimlere uyumlu bir şekilde tüm risk dereceleri gözetim ve kontrole tabii tutulmalıdır.

Minimum gereksinimler, bankanın içsel süreçlerinin oluşturulmasında karşılaşılabilecek olan anahtar bileşenlerdir. Her bir gereksinim, bankanın minimum sermaye gereksinimi için sağlanması gereken verilerin kalitesinin artırılmasında büyük pay sahibidir. Gereksinimlerin en önemli bileşeni, derecelendirmede kullanılacak olan nesnel ve öznel kriterlerdir (Tabakis ve Vinci, 2002).

Derecelendirmedeki temel amaç, bir kredi müşterisinin borcunu ödeme konusundaki yetenek ve niyetinin ölçülünerek bankaların risklerini azaltmalarını sağlamaktır. Krahnen ve Weber (2001), Almanya'daki öncü bankaları ve Standart & Poor's ile Moody's gibi başarılı dışsal derecelendirme kuruluşlarını inceleyerek aşağıdaki 14 ilkeyi ortaya koymuşlardır.

1. *Kapsamlılık*: Bir derecelendirme sistemi geçmiş, mevcut ve gelecek tüm müşterileri dereceleyebilmelidir.
2. *Bütüncüllük*: Bir banka tüm mevcut müşterileri derecelendirebilmeli ve geçmiş müşterilerin derecelendirilmesine de devam edebilmelidir.
3. *Karmaşıklık*: Bir banka mümkün olan en az sayıda ve gerektiği miktarda farklı derecelendirme sistemlerine sahip olmalıdır.
4. *Temerrüt Olasılığı Tanımı*: Bir firmanın ödemede gecikme (temerrüt) yaşayabileceğine ilişkin olasılık ve bunun nasıl hesaplanacağı açıkça tanımlanmalıdır.
5. *Monotonluk*: Derecelendirme ile beklenen temerrüt sıklıkları arasındaki ilişkiyi tanımlamaktadır. Eğer X firmasının temerrüt olasılığı Y firmasınınkinden küçükse, X firmasının derecesi en azından Y'ninkine eşit ya da bundan daha iyi olmalıdır.

6. *Duyarlılık*: Derecelendirme sistemi mümkün olduğunca duyarlı olmalıdır. Duyarlılıktan kasıt, sınıflar belirlenirken aralıkların nasıl seçileceği ve kaç sınıf olması gerektiği gibi konulardır.
7. *Güvenilirlik*: Derecelendirmenin yapıldığı kişi ya da kurumdan ve derecelendirme zamanından bağımsız olarak derecelendirme yapılmalıdır.
8. *Geriye Dönük Test*: Öngörülen temerrüt olasılığı nihai olarak gerçekleşen temerrüt sıklığından anlamlı derecede farklı olmamalıdır.
9. *Bilgisel Verimlilik*: Derecelendirmede varolan tüm bilgiler doğru şekilde modellenmelidir. Bu sistem olası yanlışlıklardan uzak olmalıdır.
10. *Sistem Geliştirme*: Bir derecelendirme sistemi zaman içerisinde muhakkak güncellenmeli ve iyileştirme çalışmaları süreklilik göstermelidir.
11. *Veri Yönetimi*: Geçmiş ve mevcut derecelendirme verileri kolayca ulaşılabilir olmalıdır.
12. *Güdü Uyumu*: Kredi işlevinin organizasyonunda derecelendirme süreci, kredi yetkililerince temsil edilememesinin riski minimize edilecek şekilde yapılmalıdır. Bir yetkilinin kredi geçmişi onunla beraber gittiği her mevkiye taşınmalıdır.
13. *İçsel Uygunluk*: Derecelendirme çıktılarının dağılımı denetmenler tarafından sürekli izlenmeli ve rastgele denetimlerle desteklenmelidir.
14. *Dışsal Uygunluk*: Banka tarafından kabul edilen standartlara uyum gösterilip gösterilmediğine ilişkin durum bankanın dışından atanacak denetmenler aracılığıyla sürekli izlenmelidir.

Candan ve Özün (2009), içsel derecelendirme yapılırken dikkat edilmesi gereken konuları irdelemektedirler. Basel II uzlaşısında belirtildiği gibi borçlular farklı derecelere homojen bir şekilde dağıtılabilmeli ve belirli derecelerde yoğunlaşmalar olmamalıdır. Ana derecelerin + ve – işaretlerle ya da sayısal alt derecelerle çeşitlendirilmesi de olanaklıdır. İçsel derecelerin, borçluların beklenmeyen gelişmeler karşısındaki kırılganlığını ve bu olumsuz koşullarda yükümlülüklerini yerine getirebilme konusundaki performansını temsil etmesi beklenmektedir. Bu nedenle derece atamasında firmaların daha uzun vadeli konjunktürdeki risklilik düzeyi esas alınmalıdır. Kredi derecelendirme sisteminin doğru ve etkin çalışmasının

denetim otoritelerine kabul ettirilebilmesi çok önemlidir. Bu nedenle ortaya konulan modellerin doğrulanması; modelin içsel tutarlığı ve performansının ölçülmesi gerekmektedir. Her tüzel kişilik tekil olarak derecelendirilmelidir. Bununla birlikte, aynı gruba dahil olan firmaların bir arada derecelendirilmesinde denetim otoritesinin onaylı politikaları izlenmelidir. Derecelendirme işlevi, kredilendirme sürecinden herhangi bir şekilde fayda görmeyecek kişilerce yürütülmelidir. Derecelendirme ile ilgili tüm operasyonel süreçler bağımsız olmalı ve yazılı politikalar olarak saptanmalıdır. Dereceler asgari olarak her yıl yenilenmeli, yeni bir bilgiye kavuşulur kavuşulmaz derecede değişiklik gereksinimi belirlenmeli ve gereği yerine getirilmelidir.

Derecelendirme konusunda bankalar arasında yöntem olarak birliktelik bulunmamakla birlikte genel olarak istatistiksel yaklaşımlar kullanılmaktadır ve aşağıda belirtilen kavramlar tüm bankalar tarafından incelenmektedir. Temerrüt durumu ve buna ilişkin olasılıklar kredi değerliliğinin ölçülmesi açısından büyük önem taşımaktadır. Örnek vermek gerekirse lojistik regresyon ya da probit analiz yoluyla belirlenecek olan banka veritabanındaki firmalara ilişkin temerrüt olasılıkları sınırlar belirlenerek farklılaştırılmakta ve kredi dereceleri oluşturulmaktadır. Bu tez kapsamında istatistiki bir derecelendirme yaklaşımı kullanılmamakla beraber yazının net bir fotoğrafının çekilebilmesi açısından tüm temel kavramlar üzerinde kısaca durulmaya çalışılacaktır.

Temerrüt (default), banka tarafından borçlunun bankaya olan borcunu teminatlar hesaba katılmaksızın tümüyle ödeyemeyeceğini veya borçlunun yükümlülüklerinden herhangi birini yerine getirmeyi 90 günden fazla geciktirdiği durumu ifade etmektedir. Uygulamada ülkenin koşullarına uygun düşeceğine karar verilmesi durumunda denetim otoriteleri, yükümlülüğün türüne göre azami 180 gün olmak üzere temerrüt süreleri için farklılaşmalara gidebilmektedirler (Lokumcu, 2009).

Temerrüt olasılığı (probability of default), tüm bankaların risk derecelerinin her biri için kredi borçlularına ilişkin olarak hesaplamak zorunda oldukları bir olasılıktır. Temerrüt olasılığı temelde borçlunun 1 yıl içerisinde temerrüde düşme olasılığını ifade eder. Her bir öngörü, söz konusu risk derecesi için uzun vadeli ortalama bir temerrüt olasılığını temsil etmelidir. Öngörüleminin nasıl yapılacağı, risk yönetim süreci ve derece atamaları denetim otoritesinin minimum gereksinimleriyle tam bir uyum göstermelidir (Trueck ve Rachev, 2009).

Riski gösteren kredi dereceleri, benzer temerrüt olasılığına sahip borçluların bir araya geldiği kümeler olarak tasvir edilebilmektedir. İçsel derecelendirme sistemleri, risklilik düzeyleri ayrıştırılmış olan çok sayıda borçludan oluşan dereceler için ortak temerrüt olasılığı tahminleri üretmektedir. Üretilen bu olasılıklar tarihsel gözleme veya istatistikî modellere dayalı olabilmektedir (Candan ve Özün, 2009). Bunun yanında günümüzde daha modern yöntemlerden de yararlanılmaktadır. Bu açıdan kredi riskinin ölçümündeki yöntemleri genel olarak 3 sınıfta toplamak olanaklıdır: uzman yargısı, puanlama sistemleri ve modern teknikler. Burada puanlama sistemleri doğrusal olasılıklı modeller, lojistik regresyon, probit analiz, diskriminant analizi vb olabilmektedir. Modern teknikler içinde ise hem portföy optimizasyonu temelli KMV, CreditRiskView gibi teknikler hem de yapay zeka, genetik algoritmalar gibi akıllı sistem temelli yaklaşımlar sayılabilmektedir (Altman ve Saunders, 1998).

Temerrüt tutarı (exposure at default): Asgari olarak kredinin karşılık ayrılmış ya da zarar yazılmış bakiyesi dahil toplam kredi tutarını kapsamakta ve iki bileşenden oluşmaktadır: kredi bakiyesinin tamamı zarar olarak yazılırsa yasal sermayede görülecek azalma ve kredi bakiyesi için ayrılmış özel karşılıklar / bakiyenin zarar yazılan kısmı. Temerrüt tutarı hesaplanırken krediye özgü, kredi sözleşmesine özgü ve borçluya özgü unsurlar birlikte irdelenmelidir (Candan ve Özün, 2009).

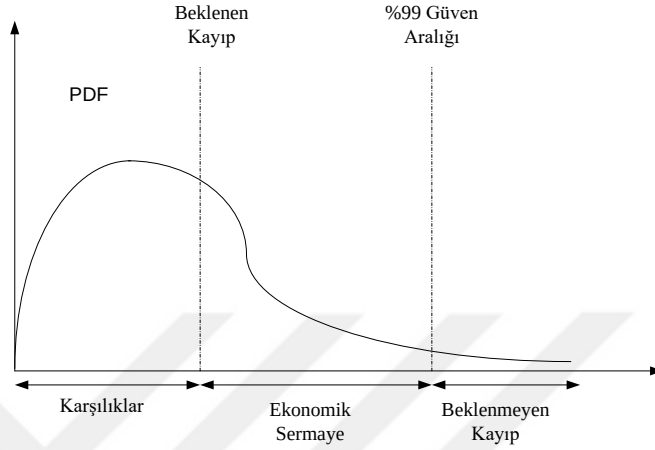
Beklenen kayıp (expected loss): Bir kredinin beklenen kaybı üç bileşenin çarpımından oluşmaktadır: temerrüt tutarı (TT), temerrüt halinde kayıp (THK) oranı ve temerrüt olasılığı (TO). Beklenen kayıp hem ekonomik büyüme hem de durgunluk dönemlerindeki ortalama kayıpları temsil etmesi gereken bir parametre olduğundan tüm bir ekonomik dönemi kapsamalıdır (Kimber, 2004).

Beklenmeyen kayıp (unexpected loss): Beklenen kayıpların ötesinde gerçekleşme olasılığı bulunan, belirsizlik ve beklenen kayıp değerinin ortalaması etrafındaki dağılımdan dolayı oluşabilecek kayıp miktarıdır. Beklenen ve gerçekleşen kayıplar arasındaki fark, beklenmeyen kayıp olarak tanımlanır ve denklem 2.1’de verildiği şekilde hesaplanır.

$$BMK = TT.THK.\sqrt{TO.(1-TO)} \quad (2.1)$$

Zarar dağılımı (loss distribution): Kredi riskinin en önemli göstergelerinden biri zarar yapısını daha iyi anlayabilmek amacıyla hazırlanan zarar düzeyinin dağılım

fonksiyonudur. Zarar dağılımı, kredi zararı için ayrılması gereken ekonomik sermaye düzeyinin belirlenmesinde de kullanılabilir. Buna ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyonu Şekil 2.1’de verilmektedir. Bu fonksiyonun, güven aralığı dışında X eksenini ile arasında kalan kuyruğunun kalın ve/veya uzun olması riskli bir duruma işaret etmektedir (Candan ve Özün, 2009).



Şekil 2.1 : Zarar dağılımı olasılık yoğunluk fonksiyonu.

Kurtarma oranı (recovery rate): Kredinin, borçlusu tarafından ödenmemesi durumunda bankanın tahsil edebileceği miktarı ifade eder. Teminatların değeri gibi bir yıllık varlıklar göz önüne alınır. Sektörlere ya da derecelere göre hazırlanmış kurtarma oranı tabloları yazında yer almaktadır (Lokumcu, 2009).

Derece geçişleri (rating migration): Belli bir zaman periyodunda farklı dereceler arasında geçiş yapan firma oranlarını gösteren matrisler yoluyla temsil edilirler. Örneğin, AA kredi derecesine sahip olan firmaların bir yıllık süre içerisinde ne kadarının AAA veya B gibi derecelere kaydığı gösterilmektedir. Bu yolla, belli dereceye sahip bir firmanın önümüzdeki 1, 5 ya da 10 yıl sonrasında hangi dereceye sahip olabileceğinin bir öngörüsü yapılabilir.

Çizelge 2.3’de Moody’s derecelendirme kuruluşunun 1970-1993 arasındaki bir ve beş yıllık kredi geçişlerini gösteren matrisi verilmektedir. Görülmektedir ki, tüm periyotlar boyunca firmaların büyük çoğunluğu kredi notlarını korumaktadırlar. Ayrıca yıllar geçtikçe kredi notu temerrüde doğru değişen firmaların oranları da artmaktadır (Crouhy ve diğ., 2000).

Çizelge 2.3 : Derece geçiş matrisi örneği (Crouhy ve diğ., 2000).

1 yıllık	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa	Temerrüt	Diğer
Aaa	89,6	7,2	0,7	0,0	0,0	0,0	0,0	0,0	2,5
Aa	1,1	88,8	8,9	0,3	0,2	0,0	0,0	0,0	2,8
A	0,1	2,5	89,0	5,2	0,6	0,2	0,0	0,0	2,5
Baa	0,0	0,2	5,2	85,3	5,3	0,8	0,1	0,1	3,0
Ba	0,0	0,1	0,4	4,7	80,1	6,9	0,4	1,5	5,8
B	0,0	0,1	0,1	0,5	5,5	75,7	2,0	8,2	7,8
Caa	0,0	0,4	0,4	0,8	2,3	5,4	82,1	20,3	8,4
5 yıllık	Aaa	Aa	A	Baa	Ba	B	Caa	Temerrüt	Diğer
Aaa	62,5	21,8	4,9	0,5	0,7	0,2	0,1	0,2	9,1
Aa	5,5	52,9	22,3	3,9	1,8	0,5	0,0	0,4	12,7
A	0,7	9,9	59,6	15,0	3,9	1,1	0,2	0,8	9,3
Baa	0,2	1,9	18,8	49,7	12,6	3,2	0,3	1,7	11,6
Ba	0,2	0,5	3,6	13,6	37,4	12,8	0,8	10,1	21,2
B	0,1	0,1	0,7	3,1	10,3	31,8	1,7	24,8	27,4
Caa	0,0	0,0	0,6	7,8	5,8	14,0	19,9	35,1	17,0

2.1.8 Derecelendirme sistemlerine örnekler

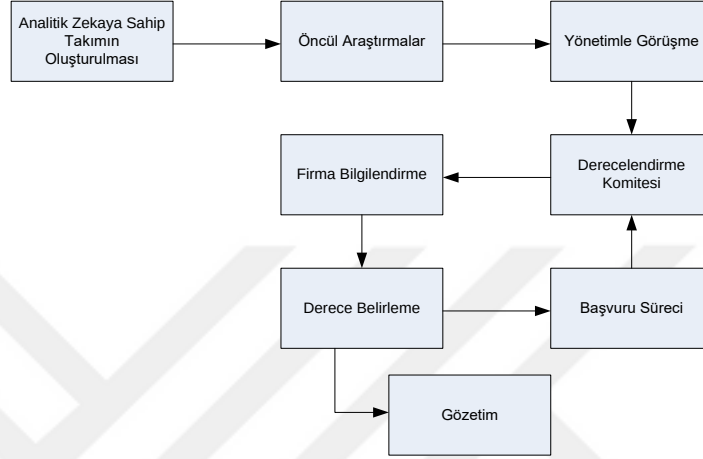
Burada bankacılık sektöründe uygulanmakta olan yöntemler üzerinde durulmaktadır. Yazında bunların dışında da pek çok derecelendirme sistemi geliştirilmiştir. Yazındaki yöntemler daha sonraki bölümlerde incelenmektedir.

Crouhy ve diğ. (2001) prototip bir içsel derecelendirme sisteminde hangi unsurların bulunması gerektiğini belirlemeye çalıştıkları makalelerinde toplam dokuz temel aşama tanımlamaktadırlar. Burada içsel derecelendirme sisteminin başarısının kredi derecelerinin güncel tutulmasına bağlı olduğu vurgulanmaktadır.

Önerilen yöntemin ilk aşaması *finansal değerlendirmedir*. Derecelendirme işleminde finansal pozisyon ve performansı ile olası beklenmeyen finansal aksamalarla baş etme yeteneğinin belirlenmesi temel amaçtır. Bu aşamada firmanın bilançosu ve gelir tablosu, rasyo analizi yöntemi ile bütünleştirilmekte ve yorumlanmaktadır. İkinci aşama *yönetim ve diğer finansal olmayan kriterlere ilişkin değerlendirmelerdir*. Burada, yönetimin değerlendirilmesi, çevresel değerlendirme ve koşul bazındaki yükümlülükler üzerinde durulmalıdır. Üçüncü aşama *endüstrinin değerlendirilmesidir*. Endüstrinin tipi ve borçlu firmanın endüstrideki durumu analiz edilmelidir. Bunda rekabetçilik, ticaret çevresi, düzenleyici çerçeve, yeniden yapılandırma, teknolojik değişim, uzun dönemli eğilimler, makroekonomik çevreye olan hassasiyet gibi unsurlar irdelenir. Dördüncü aşama *analiste sağlanan finansal verilerin kalitesinin değerlendirilmesi*; beşinci aşama *ülke riskinin değerlendirilmesi*; altıncı aşama *üçüncü taraf desteğinin irdelenmesi* (kefil, himaye beyanı, teminat mektubu vb); yedinci aşama *vadenin hesaplanması*; sekizinci aşama *sağlanan*

olanağına ilişkin yapısal değerlendirmelerdir. Dokuzuncu ve son aşamada ise teminatlar değerlendirilmektedir.

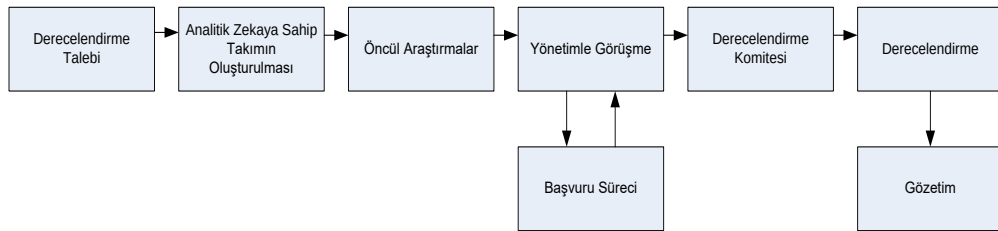
Yukarıdaki genel yaklaşımın yanı sıra pek çok derecelendirme yöntem önerisi yazında yer almaktadır. Şekil 2.2’de sırasıyla Kimber (2004) tarafından önerilen yöntem, Moody’s ve Standart & Poor’s kredi derecelendirme kuruluşlarının derecelendirme yaklaşımları özetlenmektedir.



(a) Kimber (2004)'ün yaklaşımı.



(b) Moody's yaklaşımı (Crouhy ve diğ., 2001).



(c) Standard & Poor's yaklaşımı (Crouhy ve diğ., 2001).

Şekil 2.2 : Derecelendirme sistemi örnekleri.

2.1.8.1 Yapısal ve indirgenmiş modeller

Bu yaklaşımlar temerrüt olasılıklarını tahminlemeye çalışmakta olup temel öngörülerini kredi borçlusunun firma piyasa değerinin belli bir değerin altına düşmesi durumunda o firmanın temerrüt etmiş sayılmasıdır. Burada kredi işlemi, firmanın

piyasa değeri üzerine yapılmış bir alım opsiyonu olarak değerlendirilmektedir. Böylece basit opsiyon fiyatlama teknikleri ile temerrüt olasılığı değerleri elde edilebilmektedir.

Yapısal Model, ilk olarak 1970'lerin başında geliştirilmiş olup Black-Scholes'un opsiyon fiyatlama modeli ile yazındaki yeri genişlemiştir. Burada, vade tarihinde firma varlıklarının piyasa değeri borç değerinden büyükse firma ortakları opsiyon ile edinilen haklarını kullanacaklar ve firma hisselerini kredi borcunu ödeyerek geri alacaklardır. Ters durumda ise firma temerrüt etmiş sayılacaktır. Bu nedenle vade tarihine kadar olan temerrüt olasılığı, opsiyonun belirtilen vadeyi zararda kapatması olasılığı olarak modellenmektedir (Christoffersen, 2012). Bir firmanın temerrüt olasılığı şu etmenlere bağlıdır: firma varlıklarının başlangıç dönemindeki piyasa değeri (A), dışarıya olan borçları (B) ve firma varlıklarının piyasa değerlerinin volatilitesi-dalgalanması (σ_A). Herşeyden önce, bir firmanın varlıklarının değerinin kısa vadeli yükümlülüklerinin altına düşmesi durumunda temerrüt olayının gerçekleştiği öngörüsü bulunmaktadır. Varlık değerinin gelecekteki dağılımının B 'nin altında kalan normalize alanı temerrüt olasılığını belirlemektedir (Altman ve Saunders, 1998).

İndirgenmiş Model, temerrüt olayını ani ve öngörülemez olarak tanımlanmaktadır. Amaç, kredi riskini ayrıştırarak rassal temerrüt yoğunluk sürecini tahmin etmektir. Bu yaklaşım temerrüdü, yoğunluk fonksiyonu tarafından belirlenen bir olasılıkla tamamen rassal olarak gerçekleşen bir olay olarak tanımlamaktadır. Üretilen olasılık yoğunluk fonksiyonu Poisson dağılımına benzemektedir, yani temerrüt olayı bir Poisson süreci olarak modellenmektedir: $TO=1-e^{-s(t)}$. $s(t)$ bir firmanın t sene boyunca temerrüt etmemesi olasılığıdır. Bu modelde hayatta kalma istatistikleri tablo bazlı hazırlanmakta ve her derecedeki firmaların kaç sene boyunca hayatta kalacak olduklarına ilişkin olasılık tablolarından belirlenmektedir (Candan ve Özün, 2009).

Bunlara Lopez ve Saidenberg (2000)'in panel veriye dayalı kesitsel benzetim (cross-sectional) temelli modeli örnek verilebilir. Çalışmada sadece firmaların doğru sınıflandırılmaları değil, belli bir andaki tahminler de değerlendirilmektedir. Temerrüt olasılığı, derece geçiş modellerinden hareketle olasılıklı Markov zinciri benzeri bir yöntemle hesaplanmaktadır. Bir diğer örnek çalışma Tabakis ve Vinci (2002)'ye aittir. Bu çalışma farklı kaynaklardan elde edilen kredi-verilebilirlik değerlendirmelerinin analizine dayanmaktadır. Derecelendirme kuruluşlarından

alınan sonuçların karşılaştırılmasında, değerlendirmeler arasında tek bir ortak nokta bulunup bu noktadan olan sapmalar irdelenmektedir. Bu da tahmin hataları arasındaki korelasyonların incelenmesi yoluyla gerçekleştirilmektedir.

2.1.8.2 Riske maruz değer temelli yaklaşımlar

Crouhy ve diğ. (2000), Basel uzlaşısında kullanılması önerilen “riske maruz değer” temelli kredi riski ölçüm yöntemlerinin bir özetini sunmaktadırlar. Burada kredi derecelendirme kuruluşlarında yaygın olarak kullanılan dört kredi riski ölçüm modeli ana hatları itibariyle özetlenmektedir.

CreditMetrics: 1997 yılında JP Morgan tarafından geliştirilmiş olan bu modelde kredi riskinin hem borçlunun temerrüde düşmesi hem de kredi-verilebilirliğindeki düşüş nedeniyle oluştuğu varsayılmaktadır. CreditMetrics modeli derece geçişlerinden yararlanmaktadır. Portföydeki değişime ilişkin tüm dağılım simüle edilerek kredi riski hesaplanmaktadır. Model, farklı borçluların özsermaye getirileri arasındaki korelasyonları tahmin eder; sonra da doğrudan özsermaye getirilerinin ortak dağılımlarından kredi sınıflarının değişimleri arasındaki korelasyonları çıkarır. Sonuçta derece geçişi matrislerinden oluşturulan standart normal dağılım grafikleri oluşturulmuş olmaktadır. Bu grafikler her bir kredi derecesi için ayrı ayrı oluşturulmaktadır.

KMV: CreditMetrics’in dayandığı iki temel varsayım, yöntemin aynı zamanda dezavantajıdır: aynı dereceye sahip firmaların aynı temerrüt olasılıklarına sahip olması ve gerçek temerrüt olasılığının ortalama tarihi temerrüt olasılığına eşit olması. Merton modelinin bir uygulaması olan bu yaklaşımda firmanın sermaye yapısı girdi olarak alınır. Firmanın varlıkları belli bir kritik değerin altında kaldığında temerrüt durumu ortaya çıkar. KMV, beklenen temerrüt sıklığını hesaplar. Özsermaye değeri piyasa tarafından değerlendirildiği için bu model çoğunlukla halka açık (borsada işlem gören) firmaların değerlendirilmesine uygundur. Uygulamadan örnek vermek gerekirse, temerrüt durumundan 2 standart sapma uzaklıktaki bir firma için temerrüt olasılığı hesaplanacaksa veri tabanında temerrüde 2 standart sapma uzaklıkta olan firmalar arasındaki bir senelik temerrüt frekansı sorgulanmaktadır.

CreditRisk+: Kredi portföyüne aktüeryal mantık ile yaklaşan bu model temerrüdün kendisiyle ilgilenmekte ve Poisson sürecine uyacağını varsaymaktadır. Bu nedenle indirgenmiş model olarak sınıflandırılabilir. Kredi riski bu modelde sadece

firma temerrüdünden kaynaklanan zarar olarak tanımlanmaktadır. İlk aşamada temerrüt sıklığı belirlenmekte, ikinci aşamada temerrüdün neden olduğu kayıpların bankaya zararı öngörülmeğe çalışılmakta, son aşamada ise temerrüt kayıplarının dağılımı belirlenmeğe çalışılmaktadır. Bir kredi derecesindeki kayıp değerin belli bir sayıya yakınsayacağı varsayımı altında her bir derece için olasılık üreten fonksiyon ve tüm portföy için olasılık üreten fonksiyon belirlenir. Daha sonra da Poisson temelli kayıp dağılımı hesaplanmaktadır. İçerik olarak daha az girdinin tahmin edilmesini gerektirmektedir. Gordy (2000), CreditMetrics ve CreditRisk+ modellerini karşılaştırılmakta ve yüzeydeki farklılıklarına rağmen matematiksel yapılarının benzer olduğu sonucuna ulaşmaktadır. Bu özellikten yola çıkarak iki modelin birleştirilmesi amacıyla CreditRisk+'ın genelleştirilmiş çok-durumlu Monte Carlo versiyonunun oluşturulabileceği üzerinde durulmaktadır.

CreditPortfolioView: Makroekonomik faktörlerin de kredi karar sürecine katıldığı çok faktörlü bir model olup hem ortak koşullu temerrüt olasılığı dağılımı hem de geçiş olasılıklarına bağlı dereceler hesaplanmaktadır. Söz konusu makroekonomik faktörler: işsizlik oranı, GSMH artış oranı, uzun vadeli faiz oranlarının seviyesi, yabancı döviz oranları, hükümet giderleri ve toplam tasarruf oranlarıdır. Bu faktörler temerrüt ve geçiş olasılıklarıyla ilişkilendirilirler. Faktörlerin ağırlıklandırılmasında lojistik regresyon fonksiyonu kullanılır.

Bankaların kullandıkları derecelendirme modelleri arasındaki benzerlikleri ve farklılıkları inceleyen çalışmalar da bulunmaktadır. Jacobson ve diğ. (2006), aynı derecelendirme modellerini kullanan bankaların eşit temerrüt kayıp dağılımına sahip olup olmayacaklarını irdelemekte ve iki büyük bankanın temerrüt dağılımları arasında büyük farklılıklar olduğu sonucuna ulaşmaktadır. Bir diğ. önemli sonuç ise portföy hacminin ikiye katlanması durumunda kredi riskinin %40 oranında azaltılabileceğidir. İsveç'ten seçilen A bankası 15, B bankası 7 derece kullanmaktadır. Dereceler incelendiğinde görülmektedir ki, bankaların derecelendirme modellerinde büyük farklılıklar bulunmaktadır. Örneğin A'da temerrüt sonucu çıkan firmaların %34,5'inin B bankasının modelinde orta derecede temerrüt riski taşıyor olarak değerlendirildikleri görülmektedir. Çalışmada iç derecelendirme sistemleriyle ilgili iki önemli gözlem bulunmaktadır: (i) derece sayısının belirlenmesi hayati öneme sahip olabilmektedir; (ii) borçluların büyük oranının benzer derecelerde yoğunlaşması temerrüt riskinin bazı derece aralıklarında

homojen dağılmamasına neden olabilmektedir. Bu çalışmada ulaşılan sonuçlar, istatistiki temelli çalışmaların ortaya çıkarabileceği dezavantajlı durumlarına güzel birer örnek teşkil etmektedir.

2.1.9 Puan kartı yaklaşımı

Yazında pek çok kredi riski derecelendirme yöntemi bulunmakla birlikte uygulamada en sık kullanılan derecelendirme yöntemi puan kartı (scorecard) yaklaşımıdır. Banka için puan kartı geliştirme uygulamaları son yıllarda büyük artış göstermiştir. Bunun temel nedenleri arasında yazılım sektöründeki gelişmeler, teknolojinin giderek sayısı artan olanakları ve veri analizi konularının daha uygulanabilir hale gelmesi sayılabilmektedir. Banka içinde puan kartı geliştirilmesinin maliyeti ve uzun vadedeki yararları göz önüne alındığında bu uygulamanın banka içerisinde oluşturulmasına daha sık rastlanmaktadır.

Kredi puan kartlarının temel amacı, kredi çekmek amacıyla bankaya başvuru yapan kişi ya da kuruluşların geri ödeme yeteneğini ve niyetini ölçmektir. Burada başvuru yapanların iyi ya da kötü kredi değerliliği sahibi oldukları belirlenir, yani aslında bu bir sınıflandırma sorunudur. Başvuru yapan firmaların iyi ya da kötü kredi değerliliğine ve eğer iyiye hangi şartlarla krediden yararlanabileceklerine ilişkin sınıflandırma sorununun çözümünde kullanılacak yöntemler firmaları kesin hatlarla ikiye ayırmaz. Burada sadece firmanın iyi ya da kötü kredi değerliliğine sahip olma olasılıkları belirlenmiş olur (Siddiqi, 2006).

Bir puan kartı, firmaların derecelerinin belirlenmesinde anlamlı etki sahibi olduğu belirlenen bir takım kriterler barındırmaktadır. Örnek bir puan kartı Çizelge 2.4’de verilmektedir. Bireysel kredileri değerlendirmek amacıyla hazırlanan bu puan kartında dört bileşen belirtilmektedir: yaş, bakmakla yükümlü olduğu kişi sayısı, araba sayısı, adresin bölgesi. Her kriter bir takım niteliklerden oluşmaktadır. Örneğin, yaş göstergesinin nitelikleri 32’den az; 32-37, 37-46, 46-53 ve 53’ten fazladır (Yap ve diğ., 2011). Başvuru yapan bir adayın genel puanı, kriterler bazında aldığı puanların toplamı olabileceği gibi ağırlıklı toplamı, ortalaması ya da ağırlık ortalaması da olabilmektedir. Örneğin 30 yaşında, tek başına yaşayan, bir arabası olan ve Klang bölgesinde yaşayan bir kredi müşterisinin genel puanı yaş kriterinden 95; kendisine bağımlı kimse olmaması nedeniyle ilgili kriterden 40; arabası sayısı

kriterinden 107 ve Klang bölgesinde oturuyor olması nedeniyle konum kriterinden 118 alması sonucu 360 olarak belirlenmektedir.

Çizelge 2.4 : Puan kartı örneği (Yap ve diğ., 2011).

Kriter	Grup	Nitelik	Puan
Yaş	1	<32	95
	2	32-37	101
	3	37-46	111
	4	46-53	118
	5	>53	130
Kişi sayısı	1	6-9	152
	2	5	137
	3	2-4	115
	4	1	91
	5	0	40
Araç sayısı	1	3	95
	2	2	105
	3	1,6	107
	4	4,5,7	143
Konum	1	KL	93
	2	Jaya	113
	3	Klang	118
	4	Diğer	68

Kredilendirme işine yeni başlayan ve bu nedenle elinde istatistiksel anlamlılıkta sonuçlar verecek yeterli veri bulunmayan bankaların kullanımına uygun olacak şekilde tasarlanan puan kartları genel özelliklidir. Tek bir bankanın kendi gereksinimlerine uygun olacak şekilde sadece kendi geçmiş verileri kullanılarak hazırlanan puan kartları ise özelleştirilmiş özelliktedir. Bankanın hangi tip puan kartını kullanacağı ya da bunların bir kombinasyonunu mu kullanacağı hakkında bir karar vermesi gerekmektedir. Genellikle, kredilendirme sektöründe yeni olan ya da yeni bir kredi ürünü çıkaran ya da farklı sektörlere kredi vermeye başlayacak olan bankalar genel kredi puan kartları ile derecelendirmeye başlamaktadırlar. Zaman içerisinde bankanın kendi veritabanı yeterli boyutlara ulaşmaya başladığında özelleştirilmiş puan kartlarının kullanımına geçilmektedir. İki model uygulamada bu şekilde ilişkilendirilmektedir (T. Türkoğlu, kişisel görüşme, 16 Eylül 2014).

Özelleştirilmiş puan kartları bankaların kullanımı açısından daha tutarlı olmakla birlikte bunların uygulanabilirlikleri ile ilgili bir takım sorunlar söz konusu olabilmektedir. Bankalar puan kartı tipi seçiminde üç unsuru göz önüne almalıdırlar: yapılabilirlik, geliştirme ve uygulamaya koyma (Mays, 2004).

Yapılabilirlik analizi özelleştirilmiş puan kartlarının oluşturulabilirliğine ilişkindir. Örneğin, bir bankanın kredilendirme konusunda elinde geçmiş veriler yoksa bu tip puan kartı kullanması olanaklı olmayacaktır. Eğer ilgili alana ve ekonomik koşula ilişkin kredi geçmişi yoksa bankanın genel puan kartlarına yönelmesi daha yararlıdır. *Model geliştirme*, banka ile model geliştiriciler arasındaki ilişkiye dayanmaktadır. Bu tip ilişkiler genel modellerde olmamaktadır, çünkü bankalar tekil olarak model geliştirme işlemiyle ilgilenmemekte, modeli ve/veya sonucunu sadece satın almaktadırlar. *Uygulama*, hangi tip model kullanılırsa kullanılsın o modelin banka içinde nasıl uygulanabileceği ile ilgilenmektedir. Veri girişi, otomasyon, performans öngörüsü, doğrulama ve denetleme, bilgi ve deneyim paylaşımı, sistemin güvenliğinin sağlanması ve yönetimi konularında politikalar geliştirilmesi gerekmektedir.

Bazı durumlarda tüm firmalar üzerinde tek bir puan kartı kullanılması yerine, en iyi risk farklılaşmasının elde edilmesine olanak tanıyacak farklı puan kartlarının kullanılması daha faydalı olabilmektedir. Eğer bir popülasyonun bir takım alt popülasyonları mevcutsa ve tek bir puan kartı tüm bu alt popülasyonlar için verimli çalışmıyorsa, müşteri segmentasyonu zorunluluğu ortaya çıkmaktadır. Genelde segmentasyonda iki yöntem izlenmektedir: (i) deneyim ve sektör bilgisine dayanarak segmentlerin belirlenmesi ve analitik yöntemlerle doğrulama; (ii) kümeleme ya da karar ağaçları gibi istatistiksel teknikler kullanarak segmentlerin oluşturulması. Her iki durumda da, seçilen segmentler ayrı puan kartları geliştirilebilmesine olanak tanıyacak örneklem hacmine sahip olmalıdır. Hangi segmentasyon yöntemi kullanılırsa kullanılsın, bu segmentasyonun gerçekten yararlı olup olmadığı analiz edilmelidir. Eğer segment bazındaki doğru tahmin oranları genel derecelendirmenin doğru tahmin oranlarından büyükse segmentasyon yapılması anlamlı olmaktadır (Siddiqi, 2006).

Bir puan kartı, bir firmaya ilişkin niteliklerin ağırlıklandırılması yoluyla o firmanın kredi değerliliğinin belirlenmesinde kullanılmaktadır. Puan kartı tasarımının en önemli sorunu karttaki kriterlerin nasıl belirleneceği ve her bir niteliğe kaç puan atanacağına ortaya çıkmaktadır. Yöntem olarak çoğunlukla doğrusal regresyon, lojistik regresyon, diskriminant analizi ve probit analiz gibi istatistiksel yöntemler kullanılmaktadır. Uygulamada lojistik regresyon daha geniş yer bulmaktadır (E. Karaman, kişisel görüşme, 27.10.2014). Lojistik regresyonun kullanılma nedeni,

bağımlı değişkenin iki değerden birini alıyor oluşudur: eğer firma kötü kredi değerliliğine sahipse 0; iyi kredi değerliliğine sahipse 1 değerini alabilmektedir. Regresyon sonucunda elde edilen genel puan ise bu durumda 0 ile 1 arasındaki bir olasılık değeridir (Mays, 2004).

Kötü kredi değerliliğine sahip firma oranı ile kredi puanı arasında denklem 2.2’de verilen doğrusal ilişki bulunmaktadır (Siddiqi, 2006). Burada *pdo* ifadesi, kötü kredi değerliliğine sahip firma olasılığının ikiye katlandığı değer farkını göstermektedir. Sektörde *pdo* için pek çok öneri bulunmakla birlikte, genel olarak kabul edilen ölçek 20’dir. Herhangi bir nitelik için baz değer ilgili formülden hesaplanabilmektedir.

$$puan = baz_değer + \frac{pdo}{\ln(2)} \times \ln(kötü_firma_oranı) \quad (2.2)$$

Örneğin, 600 puana sahip firmalar içerisinde kötü kredi değerliliğine sahip firma oranının 50:1 olması ve *pdo*=20 olması isteniyorsa bu durumdaki baz değer ve genel puan denklemi şu şekilde çıkarılabilmektedir:

$$baz_değer = 600 - \frac{20}{\ln(2)} \times \ln(50) = 487,123$$

$$puan = 487,123 + \frac{20}{\ln(2)} \times \ln(kötü_firma_oranı)$$

Görülmektedir ki, ilgili nitelikte kötü firma oranının ne olması gerektiği belirlenebiliyorsa o nitelikteki puanın ne olacağı yukarıdaki formülle hesaplanabilmektedir. Mays (2004), lojistik regresyon denkleminin katsayılarının kullanılması yoluyla da bu puanların elde edilebileceğini söylemektedir. Burada, bir ölçekteki ilgili niteliklere ilişkin aralıklar ayrıldıktan sonra lojistik regresyon yöntemi kullanılarak her bir aralığın katsayısı belirlenmektedir. Bu katsayı “20/(ln(2))” değeriyle çarpılarak ilgili aralık için puan hesaplanabilmektedir.

2.1.10 Derecelendirmede kullanılan kriterler

Kredi riski analiz edilirken bankanın kredi uzmanları bir takım kriterlerdeki verileri kullanmaktadırlar. Finansal göstergeler kredi analizi konusunda kilit öneme sahiptirler. Burada firmaların aldıkları borcu geri ödeyebilme niyet ve yeteneklerinin ölçümünde kullanılabilecek olan nitelikler araştırılmaktadır. Çeşitli nedenlerle genel kabul görmüş muhasebe ilkeleri dışında ve sağlıklı olmayan veriler ile taraflı, kasti

olarak yanlış veya eksik hazırlanan tablolar yanıltıcı olmakta, firmanın finansal durumunu olduğundan daha iyi ya da kötü göstermektedir. Firmaların gerçek finansal durumunun en sade ve güvenilir şekliyle ortaya konulması amacıyla kullanılan aktarma ve arındırma uygulamalarına genel olarak *düzeltilme işlemleri* denir. Bu etkinlik bankanın mali işlemler ile ilgili biriminin görevi olduğundan dolayı çalışma kapsamında değildir. FAUEU (2014), dört finansal analiz tekniği olduğunu belirtmektedir.

1. Farklı ve birbirini izleyen tarihlerdeki iki ya da daha fazla döneme ilişkin düzenlenen tablolarda yer alan kalemlerde görülen değişikliklerin incelenmesi ve bu değişikliklerin değerlendirilmesine *yatay (karşılaştırmalı) analiz* denir. Finansal kalemler yıl bazında karşılaştırıldığından dolayı dinamik bir analiz türüdür.
2. Aynı döneme ait finansal tabloda yer alan her kalemin, toplam içerisindeki payının yüzde olarak ifade edilmesine *dikey analiz* denir. Tek bir döneme ait verileri içerdiğinden dolayı statiktir. Tutarlardaki mutlak değişimleri göstermediğinden dolayı farklı yıllar arasında karşılaştırmalar yaparken yanlış yorumlar çıkarılmasına neden olabilir.
3. Finansal tablolarda yer alan hesapların zaman içerisinde gösterdiği eğilimin saptanmasına *trend (eğilim) analizi* denir. Bu yöntem, firmanın yıllar içerisinde gösterdiği eğilimi incelediğinden dolayı dinamik bir analizdir.
4. *Rasyo (oran) analizinde*, finansal tablolarda yer alan iki hesap arasındaki ilişkinin basit matematiksel ifadesi olan oranlar temel alınarak karşılaştırmalar yapılır. Finansal tablolarda yer alan ve aralarında anlamlı ilişkiler bulunan kalemler arasında çok sayıda oran hesaplanabilir.

Akgüç (2011), finansal analizde kullanılabilecek rasyoları 6 gruba ayırmaktadır. Burada temel açıklamalarla yetinilmektedir. Konu, çalışmada önerilen modelin açıklandığı 4. bölümde ayrıntılandırılmaktadır.

1. Likidite Oranları: Firmanın kısa vadeli borçlarını ödeme gücünü ve işletme sermayesinin yeterliliğini göstermektedir:

$$cari_oran = \frac{dönen_varlıklar}{kısa_vadeli_yabancı_kaynaklar} \text{ gibi.}$$

2. Aktivite Oranları: Firmanın sahip olduğu varlıkların faaliyet döngüsüne katkısını ölçen ve faaliyet döngüsünde ortaya çıkan finansman ihtiyacının boyutunu ortaya koyan oranlardır: $alacak_devir_hızı = \frac{satışlar}{alacaklar}$ gibi.
3. Mali Bünye Oranları: Firmanın finansman yapısını ve borçlanma seviyesinin gösterir: $finansman_oranı = yabancı_kaynak / öz_sermaye$ gibi.
4. Karlılık Oranları: Firmanın karlılık seviyesi, satışların sermaye ile ilişkisi hakkında bilgi verir:
 $ekonomik_rantabilite = \frac{faiz_ve_vergi_öncesi_kar}{varlıklar_toplamı}$ gibi.
5. Karın Mali Yükümlülükleri Karşılamadaki Yeterliliğini Gösteren Oranlar:
 $faiz_karşılama_oranı = \frac{faiz_ve_vergi_öncesi_kar}{finansman_giderleri}$ gibi.
6. Büyüme Oranları: İş hacmindeki gelişmeleri gösteren oranlar olup bu durum firmanın rekabet gücünün bir göstergesi olarak alınabilir:

$$satışlarda_büyüme = \frac{(satışlar_i - satışlar_{i-1})}{satışlar_{i-1}} \text{ gibi.}$$

Kredi kararı temelde finansal bir içerik taşıdığından dolayı en temel kriter grubu finansal niteliktedir. Bununla birlikte pek çok durumda sadece finansal verilerin kullanımı yetersiz kalmaktadır. Yeşilyaprak (2012), Türkiye'nin bazı bölgelerinde kayıt dışılığın yoğun olması nedeniyle finansal olmayan kriterlerin kredi taleplerinin incelenmesinde göz önüne alınmasının bir zorunluluk olduğunu belirtmektedir. Benzer şekilde Kredi Kayıt Bürosu'ndan Sayın Emre Karaman ile yapılan kişisel görüşmede kendisi kredi analizi sürecinde istihbari çalışmaların öneminden bahsederek, finansal verilerde bilerek ya da bilmeyerek bir takım oynamalar yapıldığını, bu yanlışlıkların muhasebe teknikleriyle düzeltilmeye çalışıldığını, ancak yine de tam bir başarı sağlanamadığını belirtmişlerdir (E. Karaman, kişisel görüşme, 27.10.2014).

Gruner ve diğ. (2005), finansal olmayan kriterlerin kredi risk analizindeki önemini istatistiksel bir uygulamayla ortaya koymaktadırlar. Çalışmada kullanılan temel finansal veriler sermaye yapısı, karlılığı ve likidite olup finansal olmayan kriterler olarak firmalara ilişkin yönetim kalitesi ve pazardaki pozisyon bilgileri dikkate alınmıştır. Brier skoru, doğru sınıflanan gözlem oranı, tip-1 hata oranı (temerrüde düşen bir dosyanın iyi olarak sınıflandırılması) ve tip-2 hata oranı (temerrüde düşmeyen bir dosyanın kötü olarak sınıflandırılması) karşılaştırmaları yapılmış ve sonuç olarak finansal olmayan verilerin analize katılmasının yararlı olacağı gösterilmiştir. Örneğin, tip-1 hata oranı sadece finansal veriler kullanıldığında 0,5217 iken hem finansal hem de finansal olmayan veriler hesaba katıldığında 0,4058'e düşmektedir.

Finansal olmayan kriterlere yazından ve uygulamadan şu örnekleri vermek olanaklıdır: pazar payı, marka imajı, yerel rakipler, örgüt içi sorun çözme kültürü, stratejik planlara uyum, yöneticilerin deneyimleri, firma ve fabrika konumu, firma yaşı, bankayla olan geçmiş ilişkiler, kredi kullanma amacı, yönetsel denetim faaliyetleri gibi.

Uygulamada bu finansal olmayan kriterler kredi uzmanları tarafından puanlandırılmaktadır. Finansal değerler ise kredi uzmanı tarafından sisteme girildiğinde sistem tarafından bir puan kartı yaklaşımıyla değerlendirilmektedir. Görülmektedir ki, hem finansal hem de finansal olmayan göstergeler kendi değerleriyle değil puan kartında denk geldikleri aralık ile temsil edilmektedirler. Finansal veriler dahi hiçbir puan kendi değeriyle değil, daha önceden oluşturulmuş olan ölçeklerde hangi aralığa düşüyorlarsa o aralığın değeri ile işlem görmektedirler. Sistematiik olarak incelendiğinde böyle bir uygulama bilgi kaybına neden olması nedeniyle sakıncalı olarak değerlendirilmektedir. Örneğin, bu derecelendirme mantığına göre 5 ve 15 finansal rasyoları arasındaki fark sadece 1 ya da 2 puan farkına indirgenebilmektedir. Bilgi kaybını ortadan kaldırmak amacıyla tüm verilerin oldukları halleriyle kullanılmaları büyük önem taşımaktadır.

2.2 Kredi Derecelendirme Üzerine Yapılan Çalışmalar

Geniş bir alanı kapsaması düşünülerek seçilmiş olan ve ayrıntılı bir biçimde irdelenen 43 yayına ilişkin taksonomi çizelgesi Ek A'da verilmektedir.

2.2.1 Yazın taraması içerikli çalışmalar

İncelenen yayınlardan altısı yazın taramasına odaklanmış çalışmalardır. Bu çalışmalardan Türkiye kökenli olan ikisinin hedefinde BASEL uzlaşısı yer almaktadır. Dayan ve Karğın (2013), çalışmalarında ticari bankaların kullanmakta olduğu kredi riski modellerini BASEL düzenlemeleri kapsamında karşılaştırmalı olarak incelemekte ve aralarındaki farklılıkları ortaya koymaktadır. Oktay ve Temel (2007) ise Türkiye bankacılığının BASEL uygulamalarına hazırlık seviyesini belirlemeye çalışmakta ve bankalarımızın bu düzenlemeye uyumda karşılaşılabilecekleri zorluklar ile neler yapılması gerektiği konusunda önerilerde bulunmaktadır. Çalışmaya göre bankalarımızın karşılaştacakları en büyük güçlüklerden biri % 44 ile teknolojik altyapıların yetersiz olmasıdır. Bankaların düzenlemeyle uyum düzeyleri ise % 88 oranında başlangıç seviyesinde görülmektedir. Buna göre, Türkiye bankacılığı açısından ortada uluslararası standartlara uyum sağlamış modellere gereksinim duyulduğu açıkça görülmektedir.

Tüm yazında genel olarak hiçbir yöntemin tüm koşullarda uygulanabilir olmadığı belirtilmekte ve her yöntemin, kullanıldığı veri tabanı ile sınırlı bir geçerliliğe sahip olduğu ifade edilmektedir. Crook ve diğ. (2007) çalışmalarında bireysel kredi riski değerlendirme modellerinin bir özetini sunmaktadırlar. Kredi puanlama modellerinin doğru sınıflandırma oranlarına göre karşılaştırıldığı çalışmada geleneksel yöntemler içerisinde en doğru sınıflandırmayı lojistik regresyon modelinin; modern yöntemler içerisinde ise yapay zeka yöntemlerinden biri olan destek vektör makinelerinin yaptığı belirtilmekte; ancak sonuncu yöntemin hala bir takım hassas incelemelere gereksinim duyduğu notu eklenmektedir. Abdou ve Pointon (2011) ise kredi puanlamadaki istatistiksel yöntemler ile bunlarda kullanılan değerlendirme kriterleri üzerinde durmaktadırlar. İstatistiki yöntemlerin görece olarak daha az kriter kullanarak daha doğru sonuçlara ulaştığı belirtilen çalışmada (bunun istatistiksel yöntemlerin sadece anlamlılık gösteren göstergelerin göz önüne almasının etkisi olduğu ifade edilmektedir) söz konusu yöntemlerin dezavantajının bir takım varsayımların sağlanma zorunluluğu olduğuna vurgu yapılmaktadır. Çalışmada yöntemler değerlendirilirken, modern yöntemlerin geleneksel yöntemlere oranla çok daha doğru sonuçlar ortaya koydukları belirtilmektedir.

Marques ve diğ. (2013), kredi puanlama yazınında evrimsel algoritmaların kullanım olanakları üzerinde durmaktadırlar. Diğer yöntemler ile genetik algoritmaların

kullanılabilirliğinin karşılaştırmalı olarak irdelendiği çalışma sonucunda genetik algoritmaların mevcut ve yaygın kullanımı bulunan yöntemler kadar iyi sonuçlar verebileceği belirtilmekte, özellikle bulanık ya da sinir ağı modelleriyle birlikte kullanıldıklarında açıklayıcılıklarının ve kapsayıcılıklarının artma olanağı bulunduğu vurgulanmaktadır. Ayrıca karar kriterlerinin çıkarımı konusunda da genetik algoritmalarından yeterince yararlanılmadığı da bir çalışma önerisi olarak sunulmaktadır. Treacy ve Carey (2000) ise ABD'deki 50 büyük bankada kullanılmakta olan kredi derecelendirme sistemlerini incelemektedirler. Bu çalışmada da tüm bankacılık sistemlerinde uygulanabilecek optimal bir derecelendirme yönteminin bulunamayacağı belirtilmektedir. Analizlerde kullanılan verilerin bankaya özel olması bunun en önemli nedeni olarak görülmektedir. Buradan bankanın müşteri portföyünün analizde özellikle yer alması gereken bir gösterge olduğu sonucu ortaya çıkmaktadır.

2.2.2 Derecelendirme modeli geliştirilen çalışmalar

Eldeki yayınların 37'sinde çeşitli kredi derecelendirme yöntemleri geliştirilmiştir. Bazı yayınlar tek bir yöntem üzerinde dururken çoğu yayında yöntem hibritleştirilmesine gidilmiş ve farklı yöntemlerin avantajlı tarafları birleştirilerek eksik yönlerin giderilmesine çalışılmıştır.

2.2.2.1 İstatistiksel yöntemler içeren çalışmalar

Bu yöntemler genel olarak yazında geleneksel yöntemler olarak sınıflandırılmaktadırlar (Marques ve diğ., 2013; Abdou ve Pointon, 2011). Yayınlar istatistiksel yöntemlerden fazlaca yararlanılmış olmakla birlikte sadece 2 tanesinde doğrudan bir istatistiksel teknik (diskriminant analizi) kullanılarak yeni bir yöntem geliştirilmektedir. Diğer yayınlar ise bu yöntemlerden doğru sınıflandırma oranlarının karşılaştırılması amacıyla yaygın bir biçimde yararlanılmaktadır.

Lee ve diğ. (2002), çalışmalarında geleneksel diskriminant analizinin puanlama sonuçlarını yapay sinir ağının girdi katmanının verileri olarak almışlar ve bu yolla bir geleneksel ve bir modern tekniği bütünleştirmişlerdir. Elde ettikleri doğru sınıflama yüzdelere göre ise ikinci tip hata (kredi-verilemez çıkması gereken bir müşterinin kredi-verilebilir olarak sınıflandırılması) oranında ciddi iyileşmeler sağlamışlardır. Ayrıca genel doğru sınıflama oranı açısından da geliştirilen yöntem diğer iki yöntemin sonuçlarından daha doğru sınıflama yapmıştır. Falbo (1991) ise

diskriminant analizinin uygulanışında bir takım iyileştirme önerilerinde bulunmuştur. Buna göre, değerlendirme yapılırken finansal rasyoların yanı sıra bu rasyolardaki eğilimlerin ve rasyoların istikrarının da ayrı birer değişken olarak değerlendirmeye katılması; istikrarın ise standart sapma değeri ile belirlenmesi önerilmiştir. Bu eklemeler ile doğru sınıflama oranı %88,24'ten %97,87'ye çıkarılabilmektedir.

2.2.2.2 Karar verme yöntemlerini içeren çalışmalar

Bu kısımda dört alt yöntem grubunun olduğu gözlemlenmektedir. Bunlar veri zarflama analizi (VZA), matematiksel programlama, hedef programlama ve ÇKKV yöntemleridir.

Yapılan yazın taramasında VZA ile çözüm metodu geliştirilen dört yayına ulaşılmıştır. VZA'da aynı amaç ve hedeflere sahip firmaların göreceli olarak verimlilikleri sıralanmaktadır. Kredi kararının verilmesinde iki tip çıktı bulunmaktadır: firmanın kredi-verilebilir ya da kredi-verilemez olması. Kriterler ise girdi değişkenlerini oluşturmaktadır. Yöntemin kredi kararının verilmesinde kullanımını ilk öneren Troutt ve diğ. (1995) olmuştur. Emel ve diğ. (2003) ile Min ve Lee (2008) VZA'dan firmaların kredi-verilebilirlik puanlarının hesaplanması amacıyla yararlanmışlardır. Finansal rasyoların sayıca indirgenmelerinde her iki yayında da faktör analizi kullanılmaktadır. Oluşturulan VZA denklemi yeni gelen bir başvurunun hızlı bir şekilde sınıflandırılmasına olanak tanımaktadır. Cheng ve diğ. (2007), VZA yönteminden yararlanılması için iki öneride bulunmaktadır. Bunlardan ilkinde VZA sonucunun başarılı veya başarısız olarak değerlendirilebilmesi için karar vericinin bir eşik değer belirlemesi öngörülmektedir. İkinci olarak ise ideal bir müşteri belirlenmesi ve bununla diğerlerinin karşılaştırılması önerilmektedir.

Matematiksel programlama kullanan yöntemler, kredi derecelendirme sürecinin matematiksel modelini kurmaktadır. Eldeki beş yayından dördünün matematiksel model ve karar verme yöntemlerini bütünleştirdikleri görülmektedir. Doumpos ve diğ. (2002), kredi derecelendirme sürecine hiyerarşik bir diskriminant analizi uygulaması yapmıştır. Bu modelde başvuru sahipleri daha önceden belirlenmiş kredi derecelerine atanmaktadır. İlk kredi derecesi en düşük risk seviyesini göstermekte olup derece arttıkça risk seviyesi de artmaktadır. Derecelere atamalarda yapılan hatanın enküçüklenmesini amaç fonksiyonu olarak alan modelin kısıtlarını derecelere

atamalarda kullanılan fayda fonksiyonlarıyla ilişkili sistematik bileşenler oluşturmaktadır.

Zopounidis ve Doumpos (1998), çalışmalarında FINCLASS (FINancial CLASSification) sistemini önermekte ve bunda UTADIS (UTilités Additives DIScriminantes) yöntemini kullanmaktadırlar. Bu teknikte de firmaların önceden tanımlanmış sınıflara atanmasına çalışılmaktadır. Amaç fonksiyonu toplam hatanın enküçüklenmesi değil, toplam yanlış sınıflama hatası sayısının enküçüklenmesi olarak alınmıştır. Kısıtları bir kez daha fayda fonksiyonlarına ilişkin sistematik bileşenler oluşturmaktadır. Bir diğer doğrusal programlama yöntemi uygulaması ise İç (2012)'e ait olup çalışmada, bulanık TOPSIS kullanılarak firmalar önceliklendirilmekte ve firmaların TOPSIS sıralamaları doğrusal programlama modelinin girdileri arasında yer almaktadır. Eldeki bir bütçenin firmalar arasında dağıtılacağı bu modelde TOPSIS puanları her bir firmanın ağırlığını oluşturmaktadır.

Yu ve diğ. (2009), bulanık grup kararının verilmesine odaklanmışlardır. Öncelikle kredi puanlarının bulanık sayılar şeklinde tanımlanmasıyla yöntem farklılığını ortaya koymaktadır. Bulanık puanın alt değerini en düşük puan, üst değerini ise en yüksek puan, ortanca değerini ise en olası puan oluşturmaktadır. Çalışmada en küçük kareler bütünleşik eniyileme yaklaşımı kullanılmış ve bulanık yargılar arasındaki mesafe enküçüklenmeye çalışılmıştır. Puanların hesaplanmasında yapay zeka tekniklerinden yararlanılmaktadır. Li ve diğ. (2011), doğrusal programlama yönteminden, çok kriterli programlama yaklaşımının evrimsel strateji tabanlı bir modelinin çözümünde yararlanmaktadırlar. Kernel (çekirdek) fonksiyonlarının kullanıldığı çalışmada amaç, bu fonksiyonların oluşturduğu çok göstergeli modelin evrimsel algoritmalar yoluyla çözümlenmesidir.

Kredi derecelendirme konusunda hedef programlamanın kullanımı Garcia ve diğ. (2013) tarafından önerilmektedir. Yöntemde her bir firma için bir ödeme-kabiliyeti fonksiyonu geliştirilmiş olup bu fonksiyonun bileşenlerini finansal rasyolar ile onların katsayıları oluşturmaktadır. Finansal rasyolar ile uzman görüşlerinin dikkate alınması ile optimal firma sıralamasına ulaşılmaya çalışılmaktadır. Belli bir eşik değerin üstünde kalan firmalar, kredi-verilebilir olarak sınıflandırılmaktadır.

Yazın taramasında karşılaşılan karar verme temelli 8 çalışmadan dördü, doğrusal programlamanın özetlendiği yukarıdaki paragraflarda açıklanmaktadır (İç, 2012;

Doumpos ve diğ., 2002; Zopounidis ve Doumpos, 1998 ve Yu ve diğ., 2009). Bunların dışında ÇKKV yöntemlerinden yararlanan dört çalışma daha bulunmaktadır. Söz konusu yayınlarda AHP ve TOPSIS ikişer kez kullanılmıştır. Böylece 8 çalışmanın üçünde TOPSIS, ikisinde ise AHP'den yararlanıldığı görülmektedir.

Yurdakul ve İç (2004), AHP yöntemiyle kantitatif ve kalitatif kredi kararı değişkenlerinin ağırlıklarını hesaplamaktadırlar. Firmanın kredi-verilebilirliğinin ise önceden belirlenen bir eşik değerden yüksek olup olunulmamasına göre değerlendirilmesi önerilmektedir. AHP kullanan ikinci çalışmada (Kayalı ve Çümen, 2011) da kriterlerin ağırlıklarındırılmasında AHP'den yararlanılmıştır.

Wu ve Hsu (2012), geliştirdikleri kredi riski değerlendirme yönteminde TOPSIS'ten farklı yöntemlerin sonuçlarının önceliklendirilmesinde yararlanmışlardır. Geliştirilen modelde İlişki Vektör Makinesi (Relevance Vector Machine) kullanılmış ve elde edilen sonuçlar ile diğer yöntemlerin sonuçları TOPSIS kullanılarak bütünleştirilmiştir. Daha sonra da buna göre bir takım örüntüler tanımlanmıştır. Buradaki yöntemin destek vektör makinelerinden farkı, Bayesgil çıkarsama yoluyla bulunan olasılıklı sonuçları da içermeleridir. Destek Vektör Makineleri ile ilgili bilgiler ileriki bölümde verilmektedir. Zhu ve diğ. (2013) ise TOPSIS yöntemine bir sınıflandırma niteliği kazandırmaya çalışmışlardır. Buna göre TOPSIS ile belirlenen kredi puanı belirli bir eşik değerle karşılaştırılmakta ve bu değerden yüksek ise ilgili müşteri kredi-verilebilir olarak sınıflandırılmaktadır. Göstergelerin belirlenmesinde lojistik regresyon yönteminin kullanılması önerilirken, kriter önemlerinin hesaplanmasında eniyiye yakın olma ve en kötüden uzak olma durumu göz önüne alınmıştır. Buna göre karar kriterlerinin bir eniyileme yöntemiyle belirlenmesi; yani ağırlıklandırılmış iyi müşterilerle en iyi müşteri ve ağırlıklandırılmış kötü müşterilerle en kötü müşteri arasındaki ortalama mesafelerin toplamalarının enküçüklenmesi önerilmiştir.

Çalışmalar genel olarak incelendiğinde karar verme konusunun kredi puanlama alanında kullanımının yeterli düzeyde olmadığı ve bazı yöntemlerle sınırlı kaldığı görülmektedir. Özellikle derecelendirme konusunda karar verme tekniklerinden tam olarak yararlandığını söylemek oldukça güçtür. Bu alandaki yöntemler çoğunlukla diğer yöntemlerin bütünleştirilmesi ya da onların çözümünde birer yardımcı yöntem olarak yer almaktadırlar.

2.2.2.3 Veri madenciliği temelli çalışmalar

Bu kapsamdaki çalışmalar yazında çağdaş sistemler olarak anılmaktadırlar (Marques ve diğ., 2013). Bu yöntemler bilgisayar teknolojilerinin gelişmesi ile ortaya çıkmış olup tümü yazılımlar yoluyla kullanılabilirler. Veri madenciliği (data mining) daha önceden bilinmeyen, geçerli ve uygulanabilir bilgilerin geniş veritabanlarından elde edilmesi ve bu bilgilerin işletme kararları verilirken kullanılması şeklinde tanımlanmaktadır (Silahtaroglu, 2013). Veri madenciliği, eldeki verilerden üstü kapalı, çok net olmayan, önceden bilinmeyen ancak potansiyel olarak kullanışlı olan bilginin ortaya çıkarılmasıdır.

Yazında en yaygın şekilde kendine yer bulan kredi derecelendirme sistemleri, özellikle son yıllarda veri madenciliği tekniklerinin kullanımına yoğunlaşmaktadır. Yazın incelendiğinde altı farklı alanda veri madenciliği modellerinin geliştirilip kullanıldığı görülmektedir. Bunlar genetik algoritmalar, bulanık mantık, k-ortalamlar yoluyla kümeleme, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri ve karar ağaçlarıdır.

Yapay sinir ağlarını içeren çalışmaların çoğu diğer yöntemlerle bütünleşik olarak çalışabilecek şekilde tasarlanmaktadır. Bu gibi hibritleşmeler genetik programlama ya da bulanık mantık ile ortaklaşa çalışan modellerde de görülmektedir. Lee ve diğ. (2002), yapay sinir ağları ile diskriminant analizi yöntemini; Wu ve Hsu (2012) ise TOPSIS yöntemini bütünleştirmektedir. Yapay sinir ağları, yapay sinir hücrelerinin birbirleriyle çeşitli şekillerde bağlanmasından oluşmakta ve üç temel katmanı içerecek şekilde tasarlanmaktadır: girdi, gizli ve çıktı katmanları. Bu yöntemin en belirgin özelliği birbirine bağlı nöronlar ile bağlantılar arasındaki ağırlıkların belirlenmesinde kullanılan ateşleme fonksiyonlarıdır (Silahtaroglu, 2013).

Eldeki çalışmaların dördünde yalnızca yapay sinir ağlarından yararlanıldığı görülmektedir. Yapay sinir ağlarının kredi derecelendirmedeki ilk örneklerinden biri West (2000)'dir. Bu çalışmada derecelendirme yöntemlerinde sinir ağlarının ne şekilde kullanılabileceği üzerinde durulmakta ve elde edilen sonuçlar diğer yöntemlerin sonuçları ile kıyaslanmaktadır. Çalışma alanındaki öncülerden biri olduğu için büyük önem taşımakta olup burada 5 farklı yapay sinir ağı modeli ile kredi derecelendirme yapılmıştır. Sonuçta en yüksek doğru sınıflandırma oranlarını uzmanların bileşimi ve radyal temelli fonksiyon algoritmalarının sağladığı

görülmüştür. Geleneksel yöntemlerde en yüksek doğru sınıflamayı ise lojistik regresyon yöntemi vermiştir. Yazar, bu yöntemlerle ilgili en büyük zorluğun sinir ağının mimarisi ve daha yüksek kalitede eğitim metotlarının geliştirilmesi ile ilişkili olduğunu söylemektedir. Malhotra ve Malhotra (2003) ise, yapay sinir ağlarından sadece geriye yayılma tekniğini kullanmaktadır. Çalışmalarında girdi katmanında 6 değişkene yer vermişlerdir. Gizli katmanda eğitim kümesinin özelliğine göre farklı sayılarda düğüm bulunmakta, çıktı katmanında ise iyi ve kötü müşteri şeklinde sadece 2 düğüm yer almaktadır. Daha sonra elde edilen en yüksek doğru sınıflama oranı ile diskriminant analizi sonucunda bulunan en yüksek doğru sınıflama oranları *t*-testiyle irdelenmiş ve sinir ağlarının diskriminant analizinden istatistikî anlamlılığı sağlayarak daha üstün olduğu gösterilmiştir.

Huang ve diğ. (2006), sınıf dengesizliği sorununa eğilmektedirler. Bilinmektedir ki, iyi ve kötü sınıflandırmada iki kümenin de elemanı sayısı her zaman eşit olamayabilmektedir. Bu sorunu ortadan kaldırmak için yazarlar iki öneride bulunmuşlardır: eğitim kümesinden sınıf niteliklerinin değerlerine göre rassal bir şekilde örnekler alınması ve sınıflandırmada PRISM filtresinin uygulanması. Abdou ve diğ. (2008) ise Mısır bankacılık sektöründeki geleneksel kredi derecelendirme yöntemleriyle sinir ağlarını karşılaştırmaktadırlar. Geleneksel yöntemler olarak diskriminant, probit ve lojistik regresyon yöntemleri göz önüne alınırken çağdaş yöntemlerden ise olasılıklı sinir ağları, çok katmanlı ileri besleme ve eniyi ağ arama stratejileri incelenmiştir. Sınıflandırma sonuçlarına göre en iyi yöntemler olasılıklı sinir ağları ve eniyi ağ arama stratejileridir.

Yapay sinir ağı modellerinin geliştirildiği çalışmaların ikisinde *k*-ortalamlar yönteminden de yararlanılmaktadır. Hsieh (2005), yöntemi veri ön işleme amacıyla kullanmaktadır. *k*-ortalamlar yöntemi ile veri setleri homojen gruplara ayrılmakta ve temsil yeteneği olmayan ya da düşük olan verilerin ayrı şekilde kümelenebilmesi sağlanmaktadır. İzole edilen aşırı değerler kümeden tamamen çıkarılırken, tutarsız veriler kümesi daha detaylı olarak analiz edilmektedir. Oluşan kümeler birer girdi katmanı düğümü olarak alınıp iyileştirilmiş ileri besleme yapay sinir ağı yöntemi ile sonuca ulaşılmıştır. Chen ve diğ. (2012) de benzer şekilde *k*-ortalamlar yönteminden temsil yeteneği düşük olan verilerin veri kümesinden ayıklanması amacıyla yararlanmışlardır.

Genetik algoritmalar, doğal genetik metaforlardan ortaya çıkan arama ve eniyileme algoritmaları olup genel anlamda, dizilerden oluşan bir popülasyona çoğalma, çaprazlama ve mutasyon operatörlerinin uygulanmasını içermektedirler. Oluşturulan yeni popülasyon eskisi ile yer değiştirilerek evrim süreci işletilmektedir (Taşkın ve Emel, 2009). Genetik algoritmalar ile kredi derecelendirme sorununa eğilen 5 çalışma bulunmaktadır. Li ve diğ. (2011) bir önceki başlık altında verildiğinden burada tekrar edilmemektedir. Yobas ve diğ. (2000), kredi derecelendirmede genetik algoritmaların kullanıldığı öncü çalışmalardan birine imza atmaktadırlar. Burada her bir başvuru sahibinin tanımlanması ve bu tanımlamalardan belli kredi kararı kurallarının çıkarılması amacıyla genetik algoritmalarından yararlanılmıştır. Ong ve diğ. (2005), genetik algoritmalarından kural çıkarımında yararlanmış ve uyum fonksiyonu olarak gerçek ve öngörülen sınıfların farklılıklarını almışlardır. Analiz sonucunda genetik algoritmaların diskriminant analizi, karar ağaçları, bulanık mantık gibi yöntemlerden daha doğru sınıflandırma yaptığı gözlemlenmiştir.

Huang ve diğ. (2006) ise iki aşamalı bir uygulama geliştirmişlerdir. İlk aşamada kredi kararına ilişkin bir takım kuralların çıkarılmasında genetik algoritmalarından yararlanmışlar ve bu kuralların karmaşıklığını gidermek amacıyla ikinci bir aşama önermişlerdir. Buna göre, genetik algoritmalarından tüm veri seti için değil de her bir derece için ayrı kurallar çıkarılmasına çalışılmıştır. Chi ve Hsu (2012) ise, genetik algoritmalarından en uygun ve önemli karar göstergelerinin seçilmesinde yararlanmışlar ve elde edilen göstergelere bağlı olarak bankanın iç değerlendirme sistemi ile dışarıdan elde edilen değerlendirmeleri bütünleştirmeye çalışılmışlardır.

Kredi derecelendirmede son dönemde kullanımı yaygınlaşan bir diğer çağdaş yöntem de destek vektör makineleri (DVM) olup bu yöntem istatistiksel öğrenme teorisine dayalı bir kontrollü sınıflandırma algoritmasıdır. DVM'nin çalışma prensibi iki sınıfı birbirinden ayırabilen en uygun karar fonksiyonun tahmin edilmesi, başka bir ifadeyle iki sınıfı birbirinden en uygun şekilde ayırabilen hiper-düzlemin tanımlanmasıdır. İki sınıflı verileri birbirinden ayırabilen birçok hiper-düzlem bulunmakla birlikte DVM'nin amacı kendisine en yakın noktalar arasındaki uzaklığı maksimuma çıkararak bulabilmektir (Kavzoğlu ve Çölkesen, 2010). Kredi derecelendirmede DVM'lerden yakın dönemde oldukça yaygın bir biçimde yararlanılmaya başlanmış olup Yu ve diğ. (2008) tarafından sadece bu yöntemi inceleyen bir kitap yayımlanmıştır.

Huang ve diğ. (2007), DVM temelli bir veri madenciliği yaklaşımı getirmektedirler. Burada grid arama yöntemi ile kriter seçimi yapılmış, DVM ile en iyi ayırım parametreleri belirlenmiş ve genetik algoritmalar tabanlı bir yaklaşımla parametre eniyilemesi yapılmıştır. Hens ve Tiwari (2012) çalışmalarında, katmanlı bir örnekleme yapmakta ve gösterge seçiminde F -skorlarından yararlanmaktadırlar. Daha sonra karar fonksiyonunun belirlenmesinde DVM kullanılmaktadır. Harris (2013), DVM'nden iki farklı temerrüt tanımı arasındaki farklılıkları açıklayacak şekilde yararlanmaktadır. 90 günü geçen ve geçmeyen ödeme gecikmelerinin ayrı ayrı analiz edildiği çalışmada, 7 farklı örneklem grubuyla incelemelerde bulunulmuştur. 90 günden daha az süre geciken ödemelerin daha doğru şekilde sınıflandırıldığı görülmektedir.

Bulanık mantık, belirsizliklerin anlatımı için kurulan matematiksel bir altyapı olup belirsizlik ortamında değerlendirme yaparak sonuç elde etmeyi sağlamaktadır. Bulanık mantık, ikili mantığın ele alamadığı bulanık durumları ve olayları içermektedir. Yazının buraya kadar ulaşılan kısmında 4 adet bulanık mantık içeren çalışmaya rastlanılmış olup İç (2012) tarafından geliştirilen modele daha önce değinildiği için burada tekrar edilmeyecektir.

Chen ve Cheng (2013), küresel bankacılık sektörünü değerlendirdikleri yayınlarında kredi kararlarının alınmasında kaba küme sınıflayıcılarından yararlanmışlardır. 1980'li yılların başlarında tanıtılan kaba küme teorisi, belirsizliklerin ve şüphelerin üstesinden gelen matematiksel bir araçtır. Kaba küme teorisi doğrulanmış mantığa, tutarsızlık gösteren verilere ve kesinlik içermeyen gizli örüntülerin çıkarımına izin vermektedir. Bulanık kümelerde olduğu gibi, kaba küme teorisi de kesin sınırlamaları kabul etmeyen bir yapıdadır.

Bulanık sinir ağı mantığı; yapay sinir ağlarının öğrenme ve en uygunu bulma yeteneği ile bulanık mantığın insan gibi karar verebilme ve uzman bilgisi sağlama üstünlüklerinin birleştirilmesi esasına dayanmaktadır. Malhotra ve Malhotra (2002), bu konudaki öncü çalışmalardan biri olan makalelerinde Matlab programının ANFIS (Artificial Neuro-Fuzzy Inference Systems) modulünü kullanarak kredi-verilebilir ve kredi-verilemez sınıflarının birbirlerinden ayrılmasına çalışmışlardır. Oluşturulan model, hem başvuru sahibinin red ya da kabul durumunu belirlemekte hem de kabul için gerekli kuralların çıkarımını sağlamaktadır. Burada bulanık sinir ağı, girdi nesnelerinden bir takım çıktı kuralları oluşturmaktadır. Elde edilen sonuçlar

yöntemin, kredi-verilemez müşterilerin tahmininde yüksek anlamlılıkta ayırıcı olduğunu göstermektedir. Abiyev (2014) ise bulanık sinirsel ağıın modellenmesinde tip-2 bulanık sayıların kullanım olanaklarını araştırmaktadır. Tip-2 bulanık sayıların kullanımının eğitim süresini azalttığı sonucuna ulaşılan çalışmada, geliştirilen yöntemin doğru sınıflamada tip-1 bulanık sinir ağlarına yakın performansta doğru sınıflama yaptığı da görülmektedir.

Diğer alt dallarda incelenemeyen iki çalışma söz konusudur. Yap ve diğ. (2011), veri madenciliğinden puan kartı (scorecard) tasarlamada yararlanmışlardır. Çalışmada eşik değerler belirlenerek bir takım sınıflar oluşturulmuştur. Karar ağaçları ve regresyon yöntemiyle belirlenen doğru sınıflandırma oranlarıyla karşılaştırmalar yapılmıştır. Vega ve diğ. (2013) ise pek çok kredi derecelendirme yöntemini mikro boyutlu işletmelerin kredi puanlarının hesaplanmasında kullanmışlardır. Bu yöntemler içerisinde diskriminant analizi, lojistik regresyon, karar ağaçları, yapay sinir ağları, destek vektör makineleri, rassal orman sayılabilir. Burada mikro işletmeler için en uygun ayrımı diskriminant analizinin yaptığı sonucuna ulaşılmıştır.

2.2.3 Amaçlarına göre çalışmalar

Yazın incelendiğinde kredi derecelendirme modeli öneren/geliştiren çalışmaların genel olarak 3 başlık altında toplanabilecek amaçlara sahip oldukları görülmektedir. Bunlardan ilki eldeki veritabanı kullanılarak firmaların iki gruba ayrılmasıdır. Söz konusu olan iki grup kredi-verilebilir ve kredi-verilemez sınıflarıdır. Çalışmaların çoğu bu iki sınıfa ayırma üzerinde durmakta ve geçerlilik analizlerini de bu sınıflara doğru atama yapıp yapmamalarına göre değerlendirmektedir. İkinci sıradaki amaç kredi başvurusu yapan firmaların çok sayıda gruba ayrılmasını içermektedir. Buradaki amaç, sadece kredi verilme yeterliliğini ölçmek değil, aynı zamanda firmaları derecelendirmektir. Derecelendirme yoluyla banka müşterisinin yükümlülükleri de derecesine göre belirlenebilmektedir. Bu yükümlülüklerin özel bir bileşeni olan dereceye bağlı kredi limiti tahsisi ise üçüncü amaç türünü oluşturmaktadır. Burada sadece tek bir makale bulunmakta olup yazında bu konuda ciddi bir açık söz konusudur (İç, 2012).

2.2.4 Uygulamanın odağına göre çalışmalar

Yazında temelde iki tip uygulama alanı olduğu görülmektedir. Bunlardan ilki bireysel, diğeri ise ticari kredilerin değerlendirilmesidir. Ticari kredilerde iki alt

uygulama vardır. Çalışmaların bir kısmı üretim, tekstil gibi tek bir sektörü ele alırken, diğerleri endüstri farkı gözetmeksizin tüm sektörlerde uygulabilecek modeller geliştirmişlerdir. Bireysel kredi finansmanı ile ilgilenen çalışmaların ise bir kısmı internette ulaşılabilen bir veri kümesi üzerinde modellerinin uygulamasını yapmışlardır (UCI Repository of Machine Learning Databases).

2.2.5 Coğrafi bölgeye göre çalışmalar

Çalışmaların uygulandığı veritabanlarının alındığı ülke ve coğrafi bölgeler irdelendiğinde beş farklı bölge yoğunluk kazanmaktadır. Bunlar Avrupa, Amerika Birleşik Devletleri, Asya (özellikle uzak doğu ülkeleri), Türkiye ve küresel çaptaki örneklerdir. Son dönemde artan bir hızla uzak doğu ülkelerinde yapılan çalışmaların, yazında önemli bir yer kaplamaya başlamış olduklarını gözlemlenmektedir. Özellikle ABD’de bu tip çalışmalara nadiren rastlanılmış olması dikkat çeken bir konudur.

2.2.6 Kullanılan verinin kaynağına göre çalışmalar

Yazında iki tip veri kaynağının kullanıldığı görülmekte olup sadece banka içi veritabanlarının kullanıldığı çalışmaların büyük bir yer kapladığı görülmektedir. Günümüze doğru yaklaştıkça yazında, dış kaynaklı bilginin de kullanımının artmakta olduğu görülmektedir. İnternetin veri tabanı olarak kullanıldığı bir çalışma henüz yazında yer almamıştır.

2.2.7 Kullanılan ana kriter gruplarına göre çalışmalar

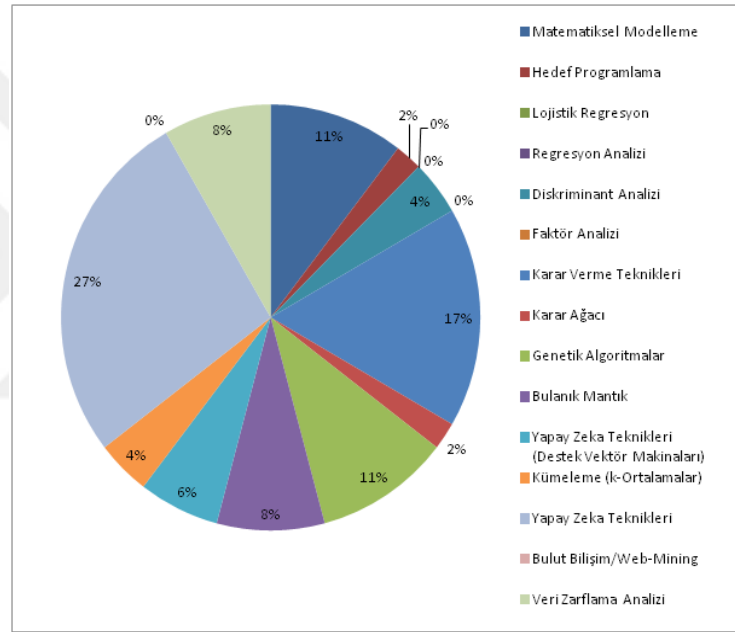
İrdelenen alan doğrudan finansla ilgili olduğu için çalışmaların tümü finansal verilerden (bilanço ve gelir tablosu tabanlı finansal rasyolardan) yararlanmaktadır. Söz konusu rasyoların yanında bireysel krediler için demografik faktörler; ticari krediler için ise işletme politikaları, sektör payları, örgüt içi yönetim anlayışı gibi çok farklı türde kriterler göz önüne alınmaktadır. Özellikle kalitatif kriterlerin sayısallaştırılması sorunu bu tip çalışmalarda ortaya çıkmaktadır. Şu ana dek incelenen çalışmalarda kullanılan tüm finansal ve finansal olmayan rasyolar taksonomik bir sınıflandırma çerçevesinde Ek B olarak sunulmaktadır.

2.2.8 Yazına ilişkin genel değerlendirme

Geçmiş, ticaretin ilk zamanlarına dayanan kredi uygulamaları konusunda puanlama ve derecelendirme yaklaşımlarının geliştirilmesi 1940’lı yıllardan sonra olmuştur. O

yıllardan bu yana geleneksel ya da çağdaş pek çok yöntem geliştirilmiş ve farklı veri kümeleri ile uygulamalar yapılmıştır. Bu bölümünde yazındaki durum özet olarak ortaya konulmakta ve boşluklar belirlenilmeye çalışılmaktadır.

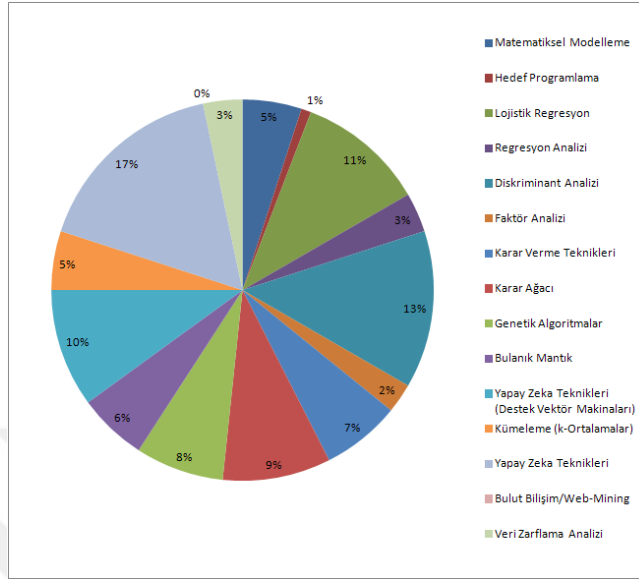
Eldeki yayınların altısı yazın taraması olup geri kalan yayınlarda farklı yöntemler kullanılarak kredi derecelendirme konusunda yöntem önerileri getirilmektedir. Şekil 2.3 ve 2.4’de yazındaki modellerde kullanılan yöntemler özetlenmektedir. Bazı makalelerde birden fazla yöntem hibritleştirilerek kullanılmıştır. Şekil 2.3’de sadece hangi yöntemin yazında ne kadar yer aldığı gösterilmiş olup yeni yöntem önerisinde bulunan çalışmalar verilmektedir. Şekil 2.4’de ise yazında atıf yapılan tüm yöntemlere ilişkin bilgiler özetlenmektedir.



Şekil 2.3 : Yöntem öneren yayınlar.

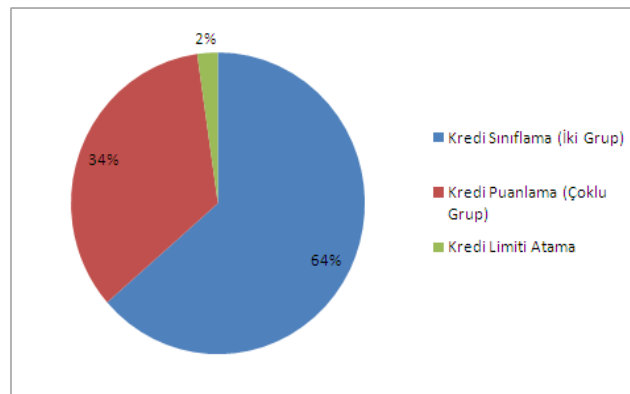
Şekil 2.3’den görülmektedir ki, model geliştirilirken en çok kullanılan yöntemler yapay zekâ teknikleri ve ÇKKV yöntemleridir. Genetik algoritmalar, bulanık mantık ve destek vektör makineleri de yapay zekâ tekniklerinden sayılmakla birlikte burada taşıdıkları önem nedeniyle ayrı birer sınıf olarak alınmaktadırlar. ÇKKV tekniklerinin tümü her iki değerlendirmede de aynı sayıda geçmekte, yani bu yöntem sadece model geliştirilirken doğrudan kullanılmakta; geçerlilik testi gibi amaçlarla kullanılmamaktadır. Bu nedenle en sık kullanılan bu iki tekniğin hibritleştirilerek kullanılması olanaklı olup her iki yöntemin de dezavantajlı olduğu noktalar bu yolla giderilebilir. Yazında sadece 1 makalede bu tip bir hibritleştirme yapılmaktadır (Wu ve Hsu, 2012). Bu nedenle, söz konusu iki yöntemin bütünleştirilmesi yazındaki bir

boşluk olarak değerlendirilmektedir. Bu bulgu dâhilinde tez çalışmasında bu amaca yönelik olarak ÇKKV tekniklerinin kredi derecelendirme alanında daha etkin bir şekilde kullanılabilmesinin olanakları araştırılmaktadır.



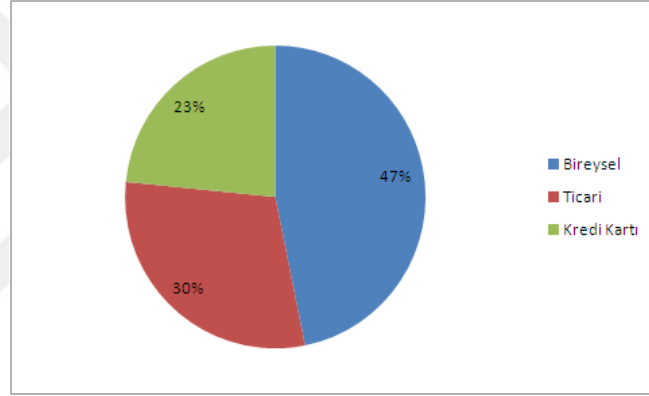
Şekil 2.4 : Yazında atıf yapılan tüm yöntemler.

Çalışmaların amaçlarına göre sınıflandırılmasıyla oluşan yüzdelik dilimler Şekil 2.5’de verilmektedir. Bazı çalışmalar (Min ve Lee, 2008; Yap ve diğ., 2011; Chi ve Hsu, 2012 vb) iki amaca birden yönelmiş olmalarına rağmen şekilde böyle bir ayrıma gidilmeksizin genel olarak çalışmaların ne kadarının hangi amaca yöneldiği gösterilmektedir. Buna göre en yüksek orandaki amaç, firmaların kredi-verilebilir ve kredi-verilemez olarak iki sınıfa ayrılmasıdır. Bunu firmaların puanlanması amacı takip etmektedir. Kredi limiti atamasıyla ilgilenenlerin sayısı ise sadece birdir. Yazında kredi derecelendirme ve limit atama modelleri konusunda bir açık bulunduğu gözlemlenmektedir.



Şekil 2.5 : Amacına göre çalışmalar.

Şekil 2.6’da yine amaç olarak değerlendirilebilecek bir diğer konu üzerinde durulmakta ve çalışmaların bireysel müşterileri mi yoksa ticari müşterileri mi sınıflandırmaya/puanlandırmaya çalıştığı gösterilmektedir. Bir diğer grup ise kredi kartlarına ilişkindir. Kredi kartları da bireysel bazlı olduğundan burada toplam bireysel kredi oranı %70’ı bulmaktadır. Bu bulguya göre, yazında ticari kredilerin değerlendirmesini yapan çalışma sayısının oldukça sınırlı kaldığı görülmektedir. Ticari kredileri değerlendirmeye alan çalışma sayısı 12 olup bunların sadece 4’ü derecelendirme yapmaktadır (Min ve Lee, 2008; Doumpoş ve diğ., 2002; Yurdakul ve İç, 2004; Kayalı ve Çümen, 2011). Sonuç olarak, ticari kredilerin derecelendirilmesinde önemli bir yazın boşluğu olduğu görülmekte olup bu tez çalışması kapsamında bu eksiğin giderilebilmesine yönelik olarak ticari kredilerin derecelendirilmesi konusuna eğilinilmektedir.

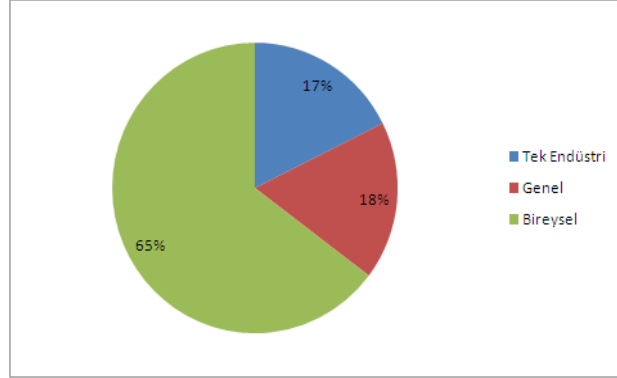


Şekil 2.6 : Hedef kitleye göre çalışmalar.

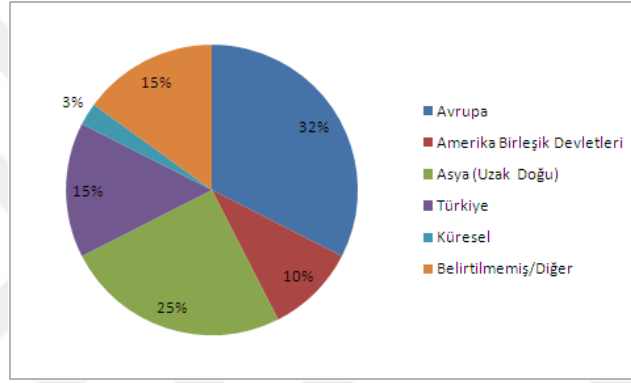
Şekil 2.7’de çalışmalar bir kez daha temel aldıkları kredi tipine göre sınıflandırılmaktadır. Çalışmaların büyük kısmı bireysel krediler hakkında olup ticari krediler hakkındaki çalışmaların düşük oranları burada da dikkat çekmektedir. Buna göre, tek endüstriye odaklanan ya da genel olarak faaliyet kolu göz önüne alınmaksızın tüm bir veri kümesine odaklanan çalışmaların eşit sayıda oldukları görülmektedir. Tezde genel kullanıma uygun bir modelin geliştirilmesi hedeflenmektedir.

Şekil 2.8’de uygulamaların geliştirildiği coğrafik bölgelere göre çalışmalar sınıflandırılmaktadır. Tez çalışmasında doğaldır ki, ülkemiz bankacılık sektörü için bir kredi derecelendirme model önerisinde bulunmaktadır. Yazında, en yüksek uygulama bölgelerinin Avrupa ve Uzak Doğu olduğu görülmektedir. Ülkemizde

sadece 6 çalışma yapılmış ve bunlarında 4'ünde bir model önerisi getirilmiştir (İç, 2012; Emel ve diğ., 2003; Yurdakul ve İç, 2004; Kayalı ve Çümen, 2011).



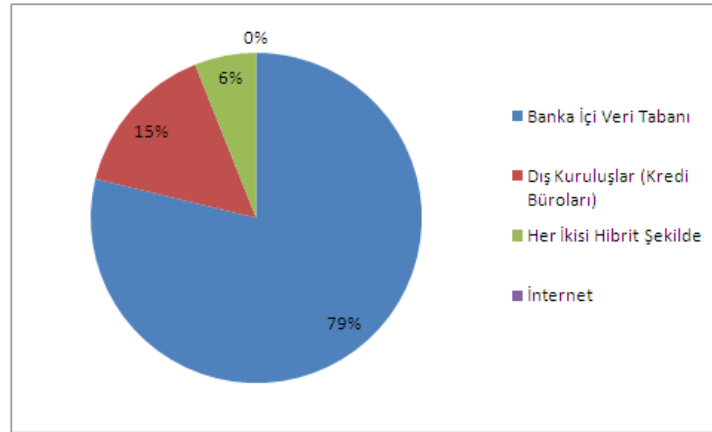
Şekil 2.7 : Bireysel ya da ticari olmasına göre çalışmalar.



Şekil 2.8 : Uygulanan bölgeye göre çalışmalar.

Uygulamalarda kullanılan verinin kaynağına ilişkin bilgiler Şekil 2.9'da özetlenmektedir. Burada baskın bir şekilde işletmelerin sadece iç kaynaklarından yani kendi veritabanlarından yararlanan çalışmaların yoğunluk kazandığı; ulusal kredi büroları gibi dış kaynaklardan yeterince yararlanılmadığı; bilgi çağında bulunduğumuz günümüzde ise internetten hiç yararlanılmadığı görülmektedir. Buradan yazında internetin de bir dış kaynak olarak kullanıldığı uygulamaların eksik kaldığı görülmekte olup tez çalışmasında bu eksiğin kapatılmasına çalışılmakta ve internetten en etkin bir biçimde yararlanmanın olanakları araştırılmaktadır.

Daha önce de açıklandığı gibi yazında ÇKKV yöntemlerinin ortaya koyduğu olanaklardan çok fazla yararlanılmadığı dikkat çekmektedir. Yazında ÇKKV teknikleri kullanılmak suretiyle kredi derecelendirme sorununa nasıl yaklaşıldığı bir sonraki bölümün konusunu oluşturmaktadır.



Şekil 2.9 : Verinin kaynağına göre çalışmalar.

2.3 Kredi Derecelendirme Üzerine Yapılan ÇKKV Çalışmaları

Karar verme sorunlarıyla ilgilenilirken değişmeyen tek özellik, karar sürecinde birden fazla sayıda ölçütün göz önüne alınma zorunluluğudur. Kararı etkilemesi olası ölçütlere ilişkin görüş ve değerlendirmeler bir araya getirilerek karar sorunu çözümlenmektedir. ÇKKV yöntemleri sorunları üç tipe ayırarak çözmektedirler (Roy, 1996).

- i. α -Problematığı: Pek çok seçenek içerisinde eniyisinin seçilmesi (Seçme).
- ii. β -Problematığı: Seçeneklerin, daha önceden tercih sırasına dizilerek tanımlanmış olan homojen sınıflar arasında dağıtılması (Sınıflandırma).
- iii. γ -Problematığı: Seçeneklerin eniyiden enkötüye doğru sıralanması (Sıralama).

Kredi derecelendirme, bunlardan ikincisi yani sınıflandırma tipinde bir karar sorunudur. Daha önce de belirtildiği gibi, kredi derecelendirme işlemi firmaların kredi-verilebilirliğinin belirlenerek homojen derecelerden uygun olanına atanmasını içermektedir. Her bir derecenin homojen bir yapısı olmalı ve ilgili derecedeki firmaların tümü banka tarafından aynı şekilde işlem görmelidir. Buna göre, kredi derecelendirme sisteminin oluşturulması derecelerin yani homojen kredi değerlilik sınıflarının firmalara atanması anlamına gelmektedir. Ishizaka ve Nemery (2014), üç tip sınıflandırmanın söz konusu olduğunu belirtmektedir.

- a. Nominal sınıflandırmada (classification) sınıflar arasında bir öncelik sıralaması söz konusu değildir. Burada, alternatifler önceden belirlenen sınıfların özelliklerine olan yakınlık ya da benzerlik değerlerine göre bir

araya getirilmekte, yani bir gruba toplanmaktadır. Nominal sınıflandırmada sınıflar birbirlerinden daha iyi ya da daha kötü olarak nitelendirilmezler.

- b. Ordinal sınıflandırmada (sorting) sınıflar tercih sıralamasına tabii tutulmaktadır, yani sınıflar arasında iyi ya da kötü, olumlu ya da olumsuz gibi nitelikler açısından farklılıklar bulunmaktadır. Örneğin ilk sınıf en iyi alternatifleri içerirken, son sınıf en kötü alternatifleri içerecek şekilde düzenlenmektedir. Böylece hem sınıflar arasında hem de seçenekler arasında bir tercih sıralaması yapılmış olur, yani üstünlük (outranking) ilişkileri ortaya çıkarılır.
- c. Denetimsiz sınıflama ya da kümeleme (clustering) denilen sınıflamada herhangi bir öncül tanımlı sınıf söz konusu değildir. Burada alternatifler birbirlerine olan yakınlıklarına göre bir araya getirilmektedir. Küme içinde seçeneklerin birbirine olabildiğince yakın olması istenirken, küme merkezlerinin birbirlerinden olabildiğince uzak olmaları tercih edilerek sınıflandırma yapılmaktadır.

Kredi derecelendirme sorunu yukarıdaki üç tipten ikincisine yani ordinal (sırasal) sınıflandırma sorununa girmektedir. Ordinal sınıflandırmada, ÇKKV yöntemleri kredi derecelendirme sorunu için oldukça uygun fırsatlar sunmaktadırlar. Doumpos ve Zopounidis (2014), kredi derecelendirme sistemlerinin ordinal sınıflandırma yöntemlerinden olan ÇKKV yaklaşımlarıyla çözümlenmesi gerektiğini üç bileşenle gerekçelendirmektedirler. Öncelikle, kredi derecelendirmesi yapılacak firmaların kriter bazındaki puanları monotondur yani bir firma diğerinden daha iyiye bu üstünlük en az bir ölçütte belirgin şekilde olmalı yani tüm ölçütlerde denklik söz konusu olmamalıdır. Firmalar arasındaki üstünlük aynı şekilde firmaların gireceği kredi sınıfları arasında da bulunmalıdır. ÇKKV yöntemleri, kriter tabanlı yaklaşım sergilediklerinden dolayı bu monotonluk önşartını sağlayabilmektedirler. İkinci olarak kredi derecelendirme sorununun çözümü kolay anlaşılabilir ve kapsayıcı olmalıdır. ÇKKV yöntemleri tüm alternatifleri herhalükarda ilgili sınıflara atayabilmekte ve dışarıda seçenek kalmadığı gibi bu atamaların ne şekilde ve hangi gerekçelerle yapıldığı şeffaf bir şekilde ortaya konabilmektedir. Üçüncü bileşen kredi derecelerinin sırasal olmasıyla ilgili olup, ÇKKV yöntemlerinin sırasal sınıflandırma konusunda oldukça tutarlı ve başarılı oldukları görülmektedir.

Bilindiği gibi, yazında büyük yer kaplayan geleneksel çok değişkenli istatistiksel yaklaşımların bir takım dezavantajları bulunmaktadır. Bunların ilki firma verilerinin belli varsayımları sağlama zorunluluklarıdır. Sosyal medya gibi tutarsızlık oranlarının yüksek olduğu mecralardan gelecek olan verilerin bu tip varsayımları sağlaması oldukça güçtür. Yapay zekaya dayalı veri madenciliği tekniklerinin ise ayrıntı vermeksizin doğrudan sonuç çıkaran yaklaşımları bankacılık sektöründe kullanışsız olarak değerlendirilmekte (E. Karaman, kişisel görüşme, 27.10.2014) ve bankacılar süreç üzerinde tam yetki sahibi olmayı istemektedirler. Bu nedenle söz konusu iki yöntem grubu yerine ÇKKV yaklaşımlarının kullanımı hem istatistiksel varsayımlar gerektirmemeleri hem de anlaşılabilirliklerinin yüksek düzeyde olması nedeniyle daha kullanışlı görülmektedir. Sınıflandırma amacını güden ÇKKV yöntemleri grubu üstünlük (outranking) tabanlı yöntemlerdir.

Üstünlük (outranking) ilişkileri teorisinin kökenleri Bernard Roy'un ELECTRE çalışmalarına dayanmakta olup özellikle Fransa'da ÇKKV yöntemleri üzerine çalışan araştırmacıların ilgisine mazhar olmaktadır. Bu teoriye göre, karar verilirken seçenekler kriter tabanlı olarak ikili şekilde birbirleriyle karşılaştırılmakta ve genel bir üstünlük derecesi belirlenmektedir. Bu aşamadan sonra her seçenek için belirlenen üstünlük dereceleri göz önüne alınarak yukarıda verilen üç tip soruna da çözüm bulunabilmektedir. En bilinen üstünlük yöntemleri ELECTRE ve PROMETHEE yöntem aileleridir. ELECTRE, Bernard Roy'un 1968 tarihli çalışmasına dayanırken PROMETHEE, Jean-Pierre Brans tarafından 1982 yılında ortaya atılmıştır.

2.3.1 ELECTRE ile sınıflandırma

ELECTRE (ELimination Et Choix Traduisant la REalité) yöntem ailesi temelde seçeneklerin kriter bazlı olarak birbirleriyle karşılaştırılmaları ve genel üstünlük derecelerine göre sıralanmaları amacını gütmektedir. ELECTRE I ve IS yöntemleri seçme, ELECTRE II, III ve IV sıralama, ELECTRE TRI yöntemi ise sınıflandırma amaçlarına uygun olarak çözümler üretmektedir (Zopounidis ve Doumpos, 2002). Sınıflandırma amaçlı ELECTRE TRI aşağıda açıklanmaktadır.

Doumpos ve Zopounidis (2011), ELECTRE TRI'yı kredi derecelendirme sistemi oluşturulmasında kullanmışlardır. Bu yöntemin amacı, karar seçeneklerinin b adet sınıftan uygun olanına atanması olup burada sınıflar ordinal olarak sıralanmışlardır:

$C_1 > C_2 > \dots > C_b$. C_1 eniyi seçeneklerin bulunduğu sınıfı, C_b ise enkötü seçeneklerin bulunduğu sınıfı göstermektedir. Sınıflar r_k ile gösterilen profiller ile birbirlerinden ayrılmaktadırlar: $r_1, r_2, \dots, r_{b-1}$. Her bir r_k profili, C_k sınıfı için alt sınır iken C_{k+1} sınıfı için üst sınır olup $r_k = (r_{k1}, \dots, r_{km})$ çok değişkenli vektörü ile tanımlanmaktadırlar çünkü ÇKKV'de m adet karar ölçütü bulunmaktadır ($k=1, \dots, b-1$). Her bir x_i seçeneği de $x_i = (x_{i1}, \dots, x_{ik})$ vektörü ile gösterilmektedir. Kredi derecelendirme sorununda C_k kredi sınıflarını, r_k kredi sınıflarını ayıran sayısal performans değerlerini, x_i ise kredi değerliliği belirlenecek firmaları göstermektedir.

Üstünlük yöntemlerinde her seçenek diğer tüm seçeneklerle karşılaştırılmakta ve genel üstünlük değeri belirlenmektedir. ELECTRE TRI'da ise seçenekler, sınıfları ayıran profil değerleriyle üstünlük karşılaştırmasına tabii tutulurlar. Bunun için de $x_i S r_k$ ve $r_k S x_i$ karşılaştırmaları yapılır (S , üstünlük ilişkisini göstermektedir). Burada anlaşılmaya çalışılan şey şudur: x_i alternatifi en az r_k profili kadar iyi midir? Her bir üstünlük ilişkisi iki aşamada irdelenmektedir. Aşağıdaki tüm işlemler her bir $x_i S r_k$ ve $r_k S x_i$ ikilisi için tek tek yapılmakta ve tüm seçenekler, tüm profillerle ve tüm profiller de tüm seçeneklerle üstünlük dereceleri açısından karşılaştırılmaktadırlar.

Uyum (concordance) testi, $x_i S r_k$ üstünlük ilişkisini kabul etmek için gereken üstünlük gücünün belirlenmesidir. Her seçenek ayrı ayrı tüm profillerle karşılaştırılarak toplam uyum değeri hesaplanır. Üstünlük gücü, uyum indeksi (concordance index) ile belirlenir: $C(x_i, r_k) = \sum_{j=1}^m w_j c_j(x_{ij}, r_{kj})$. Formüldeki w_j bileşeni ölçütlerin ağırlıkları olup toplamı 1'dir. İndekste c_j bileşeni ise kriter başına (kısmi) üstünlük ölçümünü vermekte olup denklem 2.3 ile hesaplanmaktadır.

$$c_j(x_{ij}, r_{kj}) = \begin{cases} 0, & \text{eğer } x_{ij} \leq r_{kj} - p_j \\ \frac{x_{ij} - r_{kj} + p_j}{p_j - q_j}, & \text{eğer } r_{kj} - p_j < x_{ij} < r_{kj} - q_j \\ 1, & \text{eğer } x_{ij} \geq r_{kj} - q_j \end{cases} \quad (2.3)$$

Formülde yer alan $p_j \geq q_j \geq 0$ terimleri, her bir kriter için karar verici tarafından belirlenen tercih eşiği (p : preference threshold) ve farksızlık eşiği (q : indifference threshold) değerleridir. Tercih eşiği değeri, karşılaştırılan iki unsur arasındaki farkın en az ne kadar olması durumunda üstünlük ilişkisinin bulunduğu kabul edileceğini belirtir, yani bir unsurun diğerinden en az ne kadar daha iyi olursa karar verici tarafından üstün olarak niteleceğini gösterir. Farksızlık eşiği ise, karşılaştırılan unsurların en fazla hangi fark seviyesinde aynı olarak nitelendirileceğini gösterir.

Uyumsuzluk (discordance) testi, üstünlük ilişkisinin reddedilmesi için gereken karşıt gücü ifade etmektedir. Üstünlük ilişkisini geçersiz kılma ölçümü olup uyumsuzluk indeksi (discordance index) ile tanımlanmaktadır (denklem 2.4). Denklemdeki v_j terimi veto eşiği olarak isimlendirilmekte olup x_iSr_k iddiasıyla uyumlu olmayan ve karşılaştırılan iki unsur arasındaki üstünlük ilişkisinin reddedilmesini sağlayacak en küçük fark olarak tanımlanmaktadır. Uyumsuzluk testi, tüm kriterler için uygulanabileceği gibi sadece gerekli görülen ve karar sorunu için hayati önem taşıyan ölçütler için de uygulanabilir.

$$d_j(x_{ij}, r_{kj}) = \begin{cases} 0, & \text{eğer } x_{ij} \geq r_{kj} - p_j \\ \frac{r_{kj} - x_{ij} - p_j}{v_j - p_j}, & \text{eğer } r_{kj} - v_j < x_{ij} < r_{kj} - p_j \\ 1, & \text{eğer } x_{ij} \leq r_{kj} - v_j \end{cases} \quad (2.4)$$

Uyum ve uyumsuzluk testlerinin sonuçları denklem 2.5 ile verilen güvenilirlik indeksi (credibility index) ile bütünleştirilmektedir.

$$\sigma(x_{ij}, r_{kj}) = C(x_i, r_k) \prod_{j \in F} \frac{1 - d_j(x_{ij}, r_{kj})}{1 - C(x_i, r_k)} \quad (2.5)$$

Denklemdeki F kümesi, $d_j(x_{ij}, r_{kj}) > C(x_i, r_k)$ koşulunu sağlayan ölçütleri içermektedir. $\sigma(x_{ij}, r_{kj})$ değeri $[0,1]$ aralığında değişmekte olup x_iSr_k üstünlük ilişkisinin genel güvenilirlik derecesini vermektedir. Eğer $\sigma(x_{ij}, r_{kj}) > \lambda$ sağlanıyorsa bulunan üstünlük derecesinin varlığı kabul edilmektedir. Genelde eşik değeri için $\lambda \in (0.5, 1)$ olması kabul edilmektedir. Aynı işlemler r_kSx_i üstünlük ilişkisi için de tekrarlanır. $\sigma(x_{ij}, r_{kj})$ ve $\sigma(r_{kj}, x_{ij})$ değerleri kullanılarak seçenekler sınıflara atanırken iki yaklaşım izlenmesi önerilmektedir.

Kötümser yaklaşıma göre, her bir x_i seçeneği $r_1, r_2, \dots, r_{b-1}$ profillerinin tümüyle alt sınıftan üst sınıfa doğru gidilerek tek tek karşılaştırılır. r_k profili x_iSr_k özelliğini taşıyan yani x_i 'nin üstün geldiği ilk profil olsun. Bu durumda x_i , C_k sınıfına atanmaktadır. Eğer bu üstünlüğün sağlandığı herhangi bir profil yoksa i seçeneği C_b sınıfına yani en kötü sınıfa atanmaktadır.

İyimser yaklaşıma göre, $r_{b-1}, r_{b-2}, \dots, r_1$ profilleri ile üst sınıftan alt sınıfa doğru gidilerek tek tek karşılaştırma yapılır. r_k profili r_kSx_i ve $x_i \neg Sr_k$ özelliklerini taşıyan ilk profil olsun. Burada $\neg$ simgesi, olumsuzlama anlamı taşımaktadır. Bu durumda x_i

seçeneği C_{k+1} sınıfına atanmaktadır. Eğer yukarıdaki koşulları sağlayan profil bulunamıyorsa, i seçeneği C_1 ile gösterilen en iyi sınıfa atanmaktadır.

ELECTRE TRI'nın önemli bir dezavantajı farksızlılık sonucuna sahip olan bir karşılaştırma söz konusu olduğunda çözüm sunamaması, farksız çıkan iki unsur arasında hangisinin üstün olduğuna uzman bir kredi analistin karar vermesi gerekliliğidir. Bu durumda, eğer bir firma ile kredi sınıf profili (limit değeri) arasında farksızlık bulunuyorsa ELECTRE TRI yöntemi ile bu firmaların kredi sınıflarının belirlenmesi mümkün olamamaktadır. Ayrıca, bu yöntemde yukarıda görüldüğü gibi üç tipteki eşik değerler, profil değerleri ve kriter önemleri gibi çok sayıda parametrenin karar verici tarafından belirlenmesi gerekmektedir. Kredi derecelerinin oluşturulması için kredi derecelerini birbirinden ayıran limit değerlerin belirlenmesi karar verici açısından büyük sorun oluşturmaktadır.

Yöntem kendi bünyesinde bu limit değerlerin belirlenmesi için herhangi bir öneri getirememektedir. Doumpos ve Zopounidis (2011), evrimsel bir algoritma kullanılarak eğitim verisinden bu parametreleri kendileri çıkarma yoluna gitmişlerdir. Algoritmada eğitim verisindeki atama sonuçlarının doğruluk ve yanlışlık oranlarının optimize edilmesi amaç işlevi olarak belirlenmiştir.

Sonuç olarak görülmektedir ki, parametre ve kredi limit profillerinin tanımlanması için ayrı yöntemler gerekte olup ayrıca yöntem kendi bünyesinde sadece uyum değil aynı zamanda uyumsuzluk indeksi gibi hesaplamaları da içerdiğinden dolayı işlem yük ve zamanı açısından uygun olarak değerlendirilmemektedir.

2.3.2 PROMETHEE ile sınıflandırma

Üstünlük yöntemlerinin ikinci büyük ailesi PROMETHEE (Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluations) olup bunda da ELECTRE'de olduğu gibi her bir alternatif, kriter bazlı olarak diğer alternatiflerle karşılaştırılmakta ve her bir alternatif için genel bir üstünlük derecesi belirlenmektedir. Daha sonra bu üstünlük derecelerine göre alternatifler kısmi ya da tam bir üstünlük ilişkisi çerçevesinde sıralanmaktadır.

Brans ve Mareschal (2005), PROMETHEE tercih modelleme tekniğinde temelde iki tip bilginin bulunması gerektiğini belirtmektedirler. Bunlardan ilki kriterler arası bilgi olup kriterlerin ağırlıkları olarak isimlendirilmektedirler: w_j . İkinci bilgi türü ise seçenekler arası olup seçeneklerin kriterler temel alınarak ikili olarak

karşılaştırılmalarına dayanmaktadır. İkili karşılaştırma yapılırken iki seçenek arasında bir ölçüt açısından ne kadar fark bulunduğu belirlenmektedir. Bu fark $d_j(a, b) = g_j(a) - g_j(b)$ ile hesaplanmaktadır. g_j fonksiyonları a ve b seçeneklerinin j ölçütü açısından sahip oldukları performans puanlarıdır. Bu fark ne kadar fazlaysa, ilk seçeneğin ikinci seçenektan üstünlüğü o derece fazladır. Söz konusu farklar 6 tipte sınıflandırılmış olan genelleştirilmiş tercih fonksiyonlarından uygun olanı seçilerek $P_j(a, b)$ olasılığına indirgenmektedir. Tercih olasılıkları a seçeneğinin b seçeneğinden ne derece üstün olduğunu göstermektedir. Seçenekler arası farklardan üstünlük olasılıklarına geçişe olanak tanıyan genelleştirilmiş kriter fonksiyonları Çizelge 2.5'te verilmektedir.

Çizelge 2.5 : Genelleştirilmiş tercih fonksiyonları (Brans ve Mareschal, 2005).

Kriter Adı	Tanımı	Parametreleri
Tip 1 – Olağan	$P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ 1, & d > 0 \end{cases}$	-
Tip 2 – U-şekilli	$P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ 1, & d > q \end{cases}$	q
Tip 3 – V-şekilli	$P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ \frac{d}{p}, & 0 < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$	p
Tip 4 – Seviye	$P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{1}{2}, & q < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$	p, q
Tip 5 – Doğrusal	$P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{d - q}{p - q}, & q < d \leq p \\ 1, & d > p \end{cases}$	p, q
Tip 6 – Gaussian	$P(d) = \begin{cases} 0, & d \leq 0 \\ 1 - e^{-\frac{d^2}{2s^2}}, & d > 0 \end{cases}$	s

PROMETHEE yönteminde her seçenek diğer seçenekler ile tek tek karşılaştırılıp üstünlük ilişkisi ortaya çıkarılırken kriter bazlı farklardan doğan tercih fonksiyonu değerleri ilgili kriterin ağırlığı kullanılarak ilişkilendirilmektedir. Bu hesaplamalar her iki üstünlük durumu için de ayrı ayrı yapılmaktadır. Genel olarak, a 'nın b 'ye daha tercih edilebilir olma derecesi $\pi(a, b) = \sum_{j=1}^k P_j(a, b)w_j$ ile hesaplanırken, $\pi(b, a) = \sum_{j=1}^k P_j(b, a)w_j$ ile b 'nin a 'ya göre daha tercih edilebilir olma derecesi hesaplanmaktadır. Tek tek üstünlük dereceleri belirlendikten sonra her bir seçenek için genel bir üstünlük gücünün belirlenmesi gerekmektedir. Bunun için her

seçeneğin diğer tüm seçeneklere karşı olan genel üstünlük gücü ($\emptyset^+$) denklem 2.6 ile; diğer tüm seçeneklerin bu seçeneğe olan bütünleşik üstünlük gücü yani alternatifin zayıflık derecesi ($\emptyset^-$) ise denklem 2.7 ile hesaplanmaktadır.

$$\emptyset^+ = \frac{1}{n-1} \sum_{x \in A} \pi(a, x) \text{ [Pozitif Akış]} \quad (2.6)$$

$$\emptyset^- = \frac{1}{n-1} \sum_{x \in A} \pi(x, a) \text{ [Negatif Akış]} \quad (2.7)$$

Pozitif ve negatif akışlar gözönüne alınarak seçenekler arasındaki üstünlük sıralamaları belirlenmektedir. PROMETHEE I yönteminde seçeneklerin her iki akış değerleri de ayrı ayrı değerlendirmeye tabii tutularak seçenekler kısmi olarak sıralanmaktadır. Bu sıralamada tercih üstünlüğü (preference – P) ilişkisi (denklem 2.8) dışında farksızlık (indifference – I) ve karşılaştırılamazlık (incomparability – R) ilişki türleri (denklem 2.9 ve 2.10) de söz konusu olabilmektedir.

$$aPb \quad \text{eğer} \quad \begin{cases} \emptyset^+(a) > \emptyset^+(b) \text{ ve } \emptyset^-(a) < \emptyset^-(b) \text{ veya} \\ \emptyset^+(a) = \emptyset^+(b) \text{ ve } \emptyset^-(a) < \emptyset^-(b) \text{ veya} \\ \emptyset^+(a) > \emptyset^+(b) \text{ ve } \emptyset^-(a) = \emptyset^-(b) \end{cases} \quad (2.8)$$

$$aIb \quad \text{eğer} \quad \emptyset^+(a) = \emptyset^+(b) \text{ ve } \emptyset^-(a) = \emptyset^-(b) \quad (2.9)$$

$$aRb \quad \text{eğer} \quad \begin{cases} \emptyset^+(a) > \emptyset^+(b) \text{ ve } \emptyset^-(a) > \emptyset^-(b) \text{ veya} \\ \emptyset^+(a) < \emptyset^+(b) \text{ ve } \emptyset^-(a) < \emptyset^-(b) \end{cases} \quad (2.10)$$

Yazında farklı amaç ve özelliklere sahip pek çok PROMETHEE yöntemi önerilmektedir (Behzadiani ve diğ., 2010). Bunlardan TRI, PROMSORT ve FLOWSORT versiyonları sınıflandırma amacı taşımaktadırlar.

PROMETHEE TRI, ordinal sınıflamaya uygulanabilir bir versiyonudur. ELECTRE TRI'dan temel farkı her sınıf için limit değerler belirlemek yerine her sınıfın merkezi alternatifini karşılaştırma amacıyla referans olarak almasıdır. Bu versiyonda C_h sınıfını temsil etme gücü bulunan bir r_h merkezi alternatifi tanımlanmaktadır. Öncelikle her bir alternatif ile tüm referans alternatifler tek tek karşılaştırılarak tek ölçütlü net akış değerleri $[\emptyset_j(a)]$ hesaplanır. Bunun yanı sıra tüm referans alternatifler, tüm ataması yapılacak seçeneklerle tek tek karşılaştırılarak tek ölçütlü net akış değerleri $[\emptyset_j(r_h)]$ hesaplanır. Örneğin a seçeneği atanacak olsun. a seçeneği

ile r_h referans seçeneği arasındaki tekil net akış değerleri farkı kriter ağırlıkları ile ağırlıklandırılarak genel bir fark değeri ortaya çıkarılmaktadır (denklem 2.11).

$$e(a, r_h) = \sum_{j \in J} |\phi_j(a) - \phi_j(r_h)| w_j \quad (2.11)$$

a seçeneği tüm referans alternatiflerle karşılaştırılmakta ve minimum farkın olduğu sınıfa atama yapılmaktadır. Bu yaklaşım PROMETHEE II ile bulunan üstünlük ilişkilerini kullanmadan sadece tek ölçüt bazında bulunan net akış değerlerini kullanması, yani seçenekler arasındaki üstünlük ilişkilerini sürece katmaması nedeniyle eleştiri almaktadır, çünkü a seçeneği b 'ye üstün olmasına rağmen b 'den daha düşük bir sınıfa atanma riskiyle karşı karşıya bulunmaktadır. Bir diğer eleştiri konusu da ELECTRE TRI'da limit değerlerin hesaplanmasındaki güçlüğü benzer şekilde PROMETHEE TRI'da bulunan merkezi sınıf alternatifinin nasıl belirleneceğine ilişkin bir öneri sunulmamış olmasıdır (Araz ve Ozkarahan, 2007).

PROMSORT, Araz ve Ozkarahan (2007) tarafından geliştirilen bir yöntem olup PROMETHEE I ve II sonuçlarını hem sınıf limiti oluşturmada hem de alternatiflerin sınıflara atanmalarında kullanmaktadır. Temeli Doumpos ve Zapounidis (2004)'in çok ölçütlü sınıflandırma yaklaşımına dayanan bu yöntemin sınıf atamaları prosedüründe hem sınıfları ayıran profil değerleri (ELECTRE TRI) hem de referans alternatifler (PROMETHEE TRI) kullanılmaktadır.

$k+1$ sayıda sınıfı ayıran limit profili sayısı $B (= \{1, 2, \dots, k\})$ olsun. Burada b_h , C_h sınıfının üst limiti ve C_{h+1} sınıfının alt limitini gösterebilir ($C_{h+1} > C_h$). Buna göre sınıf profilleri arasında şu ilişki bulunmalıdır: $[b_k P b_{k-1}]$, $[b_{k-1} P b_{k-2}]$, ..., $[b_2 P b_1]$. Bu tipte bir sıralama, sınıflar arasında sırasal bir ilişki olduğunu göstermekte olup bunun sağlanabilmesi için limit profillerinin ölçüt fonksiyon değerleri arasında şu özelliğin bulunması gerekir: $g_j(b_{h+1}) \geq g_j(b_h) + p_j$. İki limit profili olan b_{h-1} ve b_h 'in ikili olarak karşılaştırılması üç sınıfın birbirinden ayrılmasını sağlar: C_{h-1} , C_h ve C_{h+1} . Burada PROMETHEE I'deki üç üstünlük ilişkisi (P , I ve R), yöntem açıklamasında verilen şekliyle denetlenmektedir. PROMSORT yönteminin limit belirleme açısından bir kural getirmediği görülmektedir. Limit belirlemede, uyulması gereken üstünlük bazlı sırasallığın sağlanması açısından bir takım koşullar söz konusudur. Yöntemde üç temel adım vardır.

1. PROMETHEE I yöntemindeki hesaplamalar kullanılarak ELECTRE TRI'ya benzer şekilde her seçenek ile her bir limit profili tek tek karşılaştırılmakta ve seçenekler ile limit profilleri olan b_h 'lar arasındaki üstünlük ilişkileri belirlenmektedir.
2. Seçenekler atanmaya başlanmaktadır. İlk atamalarda doğrudan tercih üstünlüğü ilişkisi olan P ilişkileri göz önüne alınmaktadır. b_h , $[aPb_h]$ ilişkisine sahip ilk profil ve b_t , $[aRb_t]$ veya $[aIb_t]$ ilişkilerinden birine sahip ilk profil olsun. Bu durumda eğer $h > t$ koşulu sağlanıyorsa a seçeneği C_{h+1} sınıfına atanmaktadır. Eğer bu şartı sağlayan bir h değeri bulunamıyorsa atama yapılamaz. Çünkü burada alternatiflerden bazıları limit profilleri ile karşılaştırılamazlık ya da farksızlık ilişkisi içerisinde olabilmektedirler.
3. Bir önceki aşamada ataması yapılamayan seçeneklerin atamaları yapılmaktadır. PROMSORT yöntemi atama yapılan alternatiflerin tümünü ilgili sınıf için referans alternatifler olarak almakta (referans kümesi) ve bunların içerisinde bir seçim yapmak ya da bunları kullanarak sanal bir alternatif yaratmak yerine söz konusu atanmış seçeneklerin tümünden yararlanmaktadır. h sınıfına atanan m adet seçeneği içeren referans kümesi X_h olsun ($X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$). Henüz ataması yapılmamış a seçeneği için Doumpos ve Zopounidis (2004) tarafından önerilen mesafe ölçümü yapılmaktadır (denklem 2.12).

$$d_k = \frac{1}{n_t} d_k^+ - \frac{1}{n_{t+1}} d_k^- \quad (2.12)$$

Burada d_k^+ terimi ($d_k^+ = \sum_{x \in X_t} (\phi(a) - \phi(x))$) a seçeneğinin C_t sınıfına atanmış tüm referans seçeneklerine olan genel *üstünlüğünün* bir göstergesi, d_k^- ise ($d_k^- = \sum_{x \in X_{t+1}} (\phi(x) - \phi(a))$) a seçeneğinin C_{t+1} sınıfına atanmış tüm referans seçeneklerine olan genel *zayıflığının* bir ölçümüdür. n_t değeri ise C_t sınıfındaki referans alternatiflerin sayısıdır. Bu durumda d_k mesafesi, alternatifin t ya da $t+1$ sınıflarından hangisine daha yakın olduğunu göstermektedir. Sınıf atamasında bir b kesim değerine gereksinim duyulmakta ve atamalar denklem 2.13 ile yapılmaktadır. Burada b kesim değerinin karar verici tarafından sağlanması gerekmektedir. Karar verici

ELECTRE TRI'daki gibi iyimser ya da kötümser olabilme potansiyeli taşımakta ve buna göre de sonuç değişebilmektedir.

$$\text{Eğer } d_k > b \text{ ise } a \in C_{t+1} \text{ ve } \text{Eğer } d_k < b \text{ ise } a \in C_t \quad (2.13)$$

Çalışmada sadece referans alternatiflere göre değil, tüm alternatiflerin üstünlük ilişkileri göz önüne alınarak atama yapıldığı için atama sonuçları PROMETHEE üstünlük ilişkilerine uygun olarak yapılmış olmaktadır. Böylece PROMETHEE TRI'daki eleştiri bu yöntem için söz konusu değildir. Ayrıca hem limit profillerinin hem de referans alternatiflerin göz önüne alınması bilgi kaybı yaşanmaması açısından da önemlidir. Ancak burada bir kez daha karar vericiden oldukça fazla sayıda bilgi isteniyor oluşu önemli bir dezavantajdır. Karar verici, b_h limit değerleri, kriter ağırlıkları, p ve q eşik değerleri ile b kesim değerini sağlamak zorunda kalmaktadır. Yöntemde bu parametrelerin optimum olarak belirlenmesi için duyarlılık analizinden yararlanılmaktadır. Ancak duyarlılık analizleri de belirtilen 4 değişken için de ayrı ayrı incelenecek olursa çok büyük işyükü getirmektedir.

FLWSORT, Nemery ve Lamboray (2007) tarafından geliştirilmiştir. Bu yöntemde sınıflar $C_h > C_{h+1}$ olarak sıralanmaktadır. Her bir sınıf iki şekilde tanımlanmakta ve her iki tanıma da uygun olarak farklı sınıf atama yaklaşımı önerilmektedir: merkezi referans profili veya limit profili. Eğer bir sınıf, limit profili ile tanımlanacak olursa C_h sınıfının limitleri r_h ve r_{h+1} olmaktadır. Limit profilleri kümesi $R = \{r_1, r_2, \dots, r_{K+1}\}$ ile gösterilmektedir. Eğer bir sınıf merkezi, bir profil ile tanımlanacaksa K adet sınıf için merkezi referans profilleri şöyle tanımlanmaktadır: $\tilde{R} = \{\tilde{r}_1, \tilde{r}_2, \dots, \tilde{r}_K\}$. Eğer limit profil kümesi ile referans profil kümesi arasında bir ayrım gözetilmeyecekse gösterim kolaylığı sağlamak amacıyla referans profiller $R^* = \{r_1^*, r_2^*, \dots\}$ olarak gösterilebilir. a_i atanacak seçenek ve bunun atanacağı küme R_i^* olsun. Bu yöntemde her bir referans kümesi içerisindeki seçeneklerin üstünlük değerleri kullanılarak pozitif (denklem 2.14), negatif (denklem 2.15) ve net akış (denklem 2.16) değerleri hesaplanmaktadır ($|R_i^*|$, kümedeki eleman sayısı olmak üzere).

$$\phi_{R_i^*}^+(x) = \frac{1}{|R_i^*|-1} \sum_{y \in R_i^*} \pi(x, y) \quad (2.14)$$

$$\phi_{R_i^*}^-(x) = \frac{1}{|R_i^*|-1} \sum_{y \in R_i^*} \pi(y, x) \quad (2.15)$$

$$\emptyset_{R_i^*}(x) = \emptyset_{R_i^*}^+(x) - \emptyset_{R_i^*}^-(x) \quad (2.16)$$

Buradan hareketle, eğer sınıflar alt ve üst limit profilleri ile tanımlanmışlarsa üç atama kuralı takip edilerek atamalar yapılmaktadır. İlk iki kural kısmi atamaya, son kural ise tam atamaya izin vermektedir.

- Eğer $\emptyset_{R_i}^+(r_h) \geq \emptyset_{R_i}^+(a_i) > \emptyset_{R_i}^+(r_{h+1})$ ise a_i alternatifi C_h sınıfına atanır.
- Eğer $\emptyset_{R_i}^-(r_h) < \emptyset_{R_i}^-(a_i) \leq \emptyset_{R_i}^-(r_{h+1})$ ise a_i alternatifi C_h sınıfına atanır.
- Eğer $\emptyset_{R_i}(r_h) \geq \emptyset_{R_i}(a_i) > \emptyset_{R_i}(r_{h+1})$ ise a_i alternatifi C_h sınıfına atanır.

Eğer sınıflar merkezi bir referans profili ile tanımlanmışlarsa atama kuralı yukarıdakilere benzer şekilde aşağıda verildiği gibi olmaktadır.

- Eğer $\frac{\emptyset_{R_i}^+(\tilde{r}_h) + \emptyset_{R_i}^+(\tilde{r}_{h+1})}{2} < \emptyset_{R_i}^+(a_i) \leq \frac{\emptyset_{R_i}^+(\tilde{r}_h) + \emptyset_{R_i}^+(\tilde{r}_{h-1})}{2}$ ise a_i alternatifi C_h sınıfına atanır.
- Eğer $\frac{\emptyset_{R_i}^-(\tilde{r}_h) + \emptyset_{R_i}^-(\tilde{r}_{h+1})}{2} \geq \emptyset_{R_i}^-(a_i) > \frac{\emptyset_{R_i}^-(\tilde{r}_h) + \emptyset_{R_i}^-(\tilde{r}_{h-1})}{2}$ ise a_i alternatifi C_h sınıfına atanır.
- Eğer $\frac{\emptyset_{R_i}(\tilde{r}_h) + \emptyset_{R_i}(\tilde{r}_{h+1})}{2} < \emptyset_{R_i}(a_i) \leq \frac{\emptyset_{R_i}(\tilde{r}_h) + \emptyset_{R_i}(\tilde{r}_{h-1})}{2}$ ise a_i alternatifi C_h sınıfına atanır.

Diğer tüm sınıflandırma amaçlı yöntem önerilerinde görülen eksiklik bu yöntem için de söz konusudur. Burada da limit profillerinin seçimi, ağırlıkların seçimi, parametrelerin seçimi gibi hususlar karar vericiye bırakılmakta ve dolaylı olarak eğitim verisinden çıkarılması üzerine herhangi bir öneride bulunulmamaktadır.

Yazında yer alan bir diğer PROMETHEE temelli kredi derecelendirme çalışması Hu ve Chen (2011)'e aittir. Bu yaklaşımda, uyum değerinin yanı sıra uyumsuzluk değeri de kullanılmaktadır. $P(a,b)$ ölçüt fonksiyon değeri hesaplanırken veto değeri de göz önüne alınmaktadır. Uyum endeksi denklem 2.17, uyumsuzluk endeksi ise denklem 2.18 ile verilmektedir. Genel üstünlük değeri hesaplanırken denklem 2.19 kullanılmaktadır.

$$C_p = \sum_{k \in S_{con}^{ij}} w_k p_k(a, b) [S_{con}^{ij} = \{k | a_k \geq b_k\}] \quad (2.17)$$

$$D_p = 1 - \prod_{k \in S_{dis}^{ij}} (1 - d_k(a, b))^{\tau/n} \quad (\tau \in [1, n] \text{ ve } S_{dis}^{ij} = \{k | a_k < b_k\}) \quad (2.18)$$

$$P(a, b) = C_p(a, b)(1 - D_p(a, b)) \quad (2.19)$$

Bu durumda, eğer uyum indeksi yeterince büyük ve uyumsuzluk indeksi yeterince küçük olursa a seçeneği b seçeneğine üstün olabilecektir. Daha sonra net akış değeri hesaplanmaktadır. Bu değer belli bir kesim değerinden büyük ise kredi verilebilirliğini durumda olduğu, eğer kesim noktasının altında ise kredi verilmemesi gerektiği yönünde karar verilmesi önerilmektedir. Belirtilen kesim noktasının hesaplanması için bir genetik algoritma tabanlı öğrenme yaklaşımı kullanılmaktadır. Önerilen algoritma PROMETHEE yönteminde kullanılacak kriter ağırlıkları, eşik değerleri, τ teknik sabiti ve θ kesim noktası parametrelerinin tümünün karar vericiye sorulmaksızın üretilmesinde kullanılmaktadır. Çalışma bazı açılardan diğer yöntemlerden daha gelişmiş olmakla birlikte şu iki temel dezavantaja sahiptir: kredi derecesi olarak sadece kredi verilebilir/verilemez olarak iki sınıfa ayırma ve genetik algoritmaların kullanımında bir kapalı kutu anlayışı söz konusudur. Bankacılık sektörü uygulamaları incelendiğinde bankalarda yapay zekâ tekniklerinin kullanımına karşı sürecin tamamen kullanıcı tesirini dışarıda bırakması nedeniyle bir direnç bulunduğu görülmektedir.

2.4 Yazın Taramasının Sonuçları

Tüm yazın birlikte değerlendirildiğinde sonuç olarak görülen boşluklar aşağıdaki gibi olup bu sonuçlar tez kapsamında odaklanılacak alanları göstermektedir.

- a. Kredi derecelendirme sorunu üzerinde fazlaca durulmamış, çoğunlukla puanlamaya yönelik çalışmalar yapılmıştır.
- b. Bireysel krediler üzerinde daha fazla durulmuş, derecelendirme konusunda puanlandırma ile yetinildiği görülmektedir.
- c. Verilerin bütüncül olarak kullanılması konusunda eksiklikler bulunmaktadır çünkü hem puanlandırma hem de derecelendirme konusundaki çalışmalar firmaları tek bir dereceye indirgemekte ve bu nedenle bilgi kaybına sebebiyet vermektedirler.
- d. Açık veri kaynağı olan sosyal ağlardan şimdiye dek hiç yararlanılmamıştır.

- e. Çağdaş veri madenciliği ve ÇKKV yöntemleri bütünleşik halde kullanılmamış ve kredi derecelendirme konusundaki potansiyelden yeterince yararlanılmamıştır.
- f. ÇKKV yöntemlerinde kriter önemlerinin belirlenmesi, kredi uzmanlarına bırakılmaktadır. Bu tip bir ağırlıklandırma kararını vermek, kredi uzmanları için hem zorlayıcı olmakta hem de ağırlıkların öznellik taşıması riskini doğurmaktadır. Bu çerçevede öznellikten arındırılmış bir kriter ağırlık setinin oluşturulması ve kredi uzmanlarına en az düzeyde başvurularak sürecin etkinliğinin sağlanması oldukça önemli görülmektedir.
- g. Üstünlük yöntemlerindeki p ve q farksızlık parametrelerinin belirlenmesi süreci karar vericiye bırakılmaktadır. Bu da parametrelerin eniyi bir biçimde ortaya konulması konusunda öznel negatif etkiler barındırmaktadır.
- h. Sınıflandırma yöntemlerindeki en önemli sorun doğrudan sınıflandırmanın kendisiyle ilişkilidir. Sınıflar arasındaki sınırların belirlenmesi konusunda hiçbir yöntem bir öneri getirememekte, sınır belirlemelerini kredi uzmanına bırakmaktadır. Bu konudaki muhtemel keyfilik, oldukça yanıltıcı sonuçlara neden olabilmektedir.
- i. Sınıf tanımlamadaki bir diğer sıkıntı sınıfın nasıl karakterize edileceği ile ilgilidir. Kredi sınıfının alt ve üst sınır değerleri ile mi yoksa sınıf içerisindeki merkezi ya da sanal bir referans seçeneğe göre mi tanımlanacağı analize yeni girecek bir firmanın derece atamasında firma verilerinin neyle karşılaştırılacağını doğrudan etkilediğinden oldukça önemlidir.

Bu çalışmada önerilen kredi derecelendirme karar destek modeli, yukarıdaki açıkların tümünün kapatılmasına yönelik özellikler barındırmaktadır. Önerilen model ile ticari kredi başvuruları en az bilgi kaybı olacak şekilde derecelendirilmekte ve bu yapılırken mümkün olduğunca kredi uzmanlarının öznelliği süreç dışında tutulmaktadır. Ayrıca, günümüzde önemli bir fenomen olan sosyal medya verileri de kredi derecelendirmede bir ana kriter olarak ele alınmakta ve bunun analizine yönelik olarak web madenciliği ile ÇKKV yöntemleri bütünleşik olarak kullanılmaktadır.

3. YARARLANILAN TEKNİKLER

Bu bölümde, tez çalışmasında önerilen kredi derecelendirme karar destek modelinde hangi tekniklerden ne amaçla yararlanıldığı hakkında ayrıntılı bilgiler verilmektedir. Öncelikle sosyal medyanın kredi derecelendirmede bir veri seti olarak kullanılmasını sağlayan sentiment (duygu) analizi (SA) üzerinde durulmakta, daha sonra kredi derecelendirme sorununun çözümlenmesinde kullanılacak olan birikimli kanı dereceleri (BKD – Cumulative Belief Degrees: CBD) yaklaşımı açıklanmakta ve en sonda da kriterlere ilişkin firma verilerinin bütünleştirilmesinde kullanılan nesnel ve öznel ağırlıklandırma tekniklerinden bahsedilmektedir.

3.1 Kredi Derecelendirmede Sosyal Medyanın Önemi ve Sentiment (Duygu) Analizi

Bu başlık altında sosyal medyanın kredi derecelendirme sorununun çözümlenmesi açısından yaratabileceği olumlu etkilerden bahsedilmekte ve sosyal medya verilerinin kriter olarak kullanılabilmesinin olanakları üzerinden durulmaktadır.

3.1.1 Kredi derecelendirmede sosyal medya verilerinin kullanımı

Günümüzde ticari faaliyetler ve kurum ilişkileri, küreselleşmenin de yarattığı etki ile eskisinden çok daha karmaşık bir hal almıştır. İşletmelerin değerlendirilmesinde ticari faaliyetlerine ilişkin finansal göstergeler dışında finansal olmayan göstergelerin de incelenmesi giderek önem kazanmıştır. Finansal olmayan göstergelerin belirlenmesi ve sayısallaştırılması, yani bunlara ilişkin puanların hesaplanabilmesi finansal göstergelere oranla çok daha karmaşık olabilmekte ve öznel bir uzman yargısını gerektirebilmektedir. Uzman yargıları konusundaki öznellik, kredi analizinde bazı manipülasyonlara neden olabilmektedir. Bu manipülasyonun kaynağı kişisel çıkar peşine düşebilecek olan kredi uzmanları olduğu kadar onları aldatmaya yönelik müşteriler de olabilmektedir (Abdou ve Pointon, 2011).

Yukarıda değinilen manipülasyon riskine ek olarak bazı durumlarda kredi müşterilerinin bir takım finansal olmayan göstergelere ilişkin verilerine ulaşmak

olanaklı olmamaktadır (Grunert ve diğ., 2005). Özellikle, kredi müşterisi firmanın mamul ya da hizmet üretimine olan talebin artıp artmayacağı, yani firmanın gelir yaratmaya devam etme konusunda bir risk taşıyıp taşımadığına ilişkin müşteri tatmini verisi firmadan istenememekte, istense bile güvenilir olamamaktadır. Bu ve bunun gibi finansal olmayan göstergeler konusundaki zayıflıkların giderilebilmesi amacıyla daha nesnel bir veri kaynağı olarak sosyal medya etkinliklerine ilişkin verilerin kredi derecelendirmede kullanımı önemli bir araştırma konusu olarak dikkat çekmektedir.

Bugün internet platformlarında kullanıcıların dikkatine sunulan haberler ya da sosyal medya ortamlarında yapılan paylaşımlar, hızlı bir şekilde ülke ve bazı özel durumlarda tüm dünyada etki uyandırabilmektedir. Kredi müşterisi olan firmalara ilişkin bazı finansal olmayan kriterler internet ortamında da bulunabilmektedir. Bunlara ek olarak internette firmalar hakkındaki olası ve mevcut rahatsızlıkların/şikâyetlerin yer aldığı platformlar bulunmaktadır. Ayrıca firmaların güncel piyasa koşullarındaki finansal durumları, firmanın çıkardığı bir ürünün pazar ya da kullanışlılık analizleri, işçilerine olan yaklaşımları gibi konularda pek çok bilgiye ulaşmak mümkündür. Özellikle sosyal ağlarda firmalar hakkında yapılan yorumlar büyük bir veri havuzu oluşturmaktadır.

Bankadaki kredi uzmanlarının tecrübe ve deneyimlerine dayalı olarak yapılan sayısal değerlendirmelerdeki muhtemel öznelliklerin giderilebilmesi açısından sosyal medya verileri büyük bir güçlendirici potansiyel barındırmaktadır. Bununla birlikte bugüne dek internetten/sosyal ağlardan kredi-verilebilirlik analizinde yararlanılmadığı görülmektedir. Bu tez çalışmasıyla web madenciliğinin kullanımı da kredi derecelendirme yazınında kendine yer bulabilecek, böylelikle firmaların tüm etkenler göz önüne alınarak incelenmeleri kredi kararlarının daha etkin ve daha düşük risk ile alınabilmesine olanak tanıyacaktır.

Sosyal medyanın veri sağlama potansiyeline ilk atıf yapan yayınlardan biri Kosinski ve diğ. (2013)'ne aittir. Bu çalışmada, bireylerin kişisel özellikleri ve niteliklerinin, onların dijital ortamlardaki izlerinden yararlanılarak öngörülebileceği söylenmektedir. Buradaki veri kaynağı kolayca ulaşılabilen dijital kayıtlar, örneğin Facebook ortamındaki beğenilerdir. 58466 gönüllünün Facebook beğenileri, çok sayıda psikolojik testin sonuçları ve katılımcıların detaylı demografik özellikleri kullanılarak yapılan istatistiksel analiz sonucunda (lojistik/doğrusal regresyon

kullanılmıştır), iddiayı doğrulayacak sonuçlar elde edilebilmiştir. Örneğin, cinsel tercihlere ilişkin olarak % 88; siyahi ve beyaz Amerikalı ayrımında % 95; demokrat ve cumhuriyetçi ayrımında % 85 gibi oranlarda başarı elde edilmiştir. Bu çalışmanın da göstermekte olduğu gibi, sosyal medyadaki hareketlerin incelenmesi hesap sahipleri hakkında oldukça yüksek oranlarda doğru bilgi elde edilmesini sağlamaktadır. Sosyal medya günümüzde artık önemli bir değerlendirme kriteri olma potansiyeli barındırmaktadır.

Yazında bulunan az sayıdaki makaleden biri olan Wei ve diğ. (2016)'de sosyal medya verilerinin kredi puanlamada kullanılabileceği üzerinde durmakta ve teorik bir model tanıtmaktadır. Önerilen model bireysel kredi başvurularının sosyal medya verileri kullanılarak analiz edilebilmesi olanak tanımaktadır. Burada sosyal medyanın kullanım mantığına şöyle bir örnek verilebilir: sosyal medyada yaptığı paylaşımlara dayanarak bir kişinin çok fazla yurtdışı seyahat ediyor oluşu bilgisi, o kişinin orta-yüksek gelir grubu içerisinde olduğu yönünde bir gösterge olarak değerlendirilebilmektedir. Benzer bilgiler biraraya getirildiğinde elde edilen sosyal medya kredi derecesi bankalar tarafından finansal veriye dayanılarak yapılan derecelendirme ile birlikte yorumlanmaktadır. Bu açıdan sosyal medya kredi derecelendirmesi, bankalar açısından ek bir bilgi kaynağı oluşturmaktadır. Özellikle, sosyal medya ortamlarında oldukça aktif olan genç nesil bankalar için büyük bir potansiyel barındırmaktadır. Bankalar da bu kişiler için herhangi bir finansal geçmiş kaydına sahip olmadıklarından dolayı potansiyel müşteri kitlelerini tanımak amacıyla sosyal medya analizlerine başvurabilmektedirler. Ancak görüldüğü gibi bu modelde finansal verilerle bütünleşik çalışacak bir yaklaşım getirilmemektedir.

Bankacılık sektör bileşenleriyle yapılan görüşmelerde de tüm uzmanlar sosyal medya verilerinden yararlanılmasının önemi üzerinde durmakta ve bu konudaki açığa dikkat çekmektedirler. Özel bir bankada CIO (Chief Information Officer) görevini yürüten Sayın Tanol Türkoğlu ile yapılan görüşmede kendisi sosyal medyanın güncel uygulamalarda sadece göz atma usulüyle, bir ek değerlendirme olanağı olarak uzman düzeyinde sürece katıldığını ve bu verinin sayısallaştırılması ile derecelendirme sürecine entegrasyonunun önemli bir açık olduğunu belirtmişlerdir. Sosyal medyanın geçici bir moda olduğu ve gelecekte herhangi bir yerinin bulunmayacağına ilişkin görüşlerin gerçeği yansıtmadığını ifade eden T. Türkoğlu, bu kadar akışkan bir ortamın geleceğinin şimdiden öngörülmesinin olanaklı olmadığını söylemektedir.

Benzer şekilde, Kredi Kayıt Bürosu Veri Analizi ve Karar Destek Sistemleri Birim Müdürü Sayın Dr. Emre Karaman da benzer şekilde sosyal medya verilerinin kredi derecelendirmede kullanım olanaklarının kendilerinin de gündeminde olduğunu belirtmekte, ancak bu konuda henüz bir pozisyon almadıklarını ifade etmektedir.

Yazında kendine çok fazla yer bulamamış olsa da kredi derecelendirmede sosyal medyanın kullanımı konusu, popüler medyada oldukça yer alan güncel bir konudur. Taylor ve Sadowski (2015) tarafından “TheNation.com” sitesinde yayımlanan makalede, bireysel kredi müşterilerinin değerlendirilmesinde Facebook hesaplarındaki paylaşımlardan yararlanılma potansiyeli üzerinde durulmaktadır. Küçük miktarlarda kredi tahsisi yapan online siteler tarafından kullanılan bu yaklaşım, çoğunlukla kredi geçmişi olmayan bireylerin ya da yeni kurulan küçük sermayeli firmaların derecelendirilmesinde önemli rol oynamaktadır. Benzer şekilde, Credeur (2011) “Bloomberg.com” sitesinde yayımlanan makalesinde ABD’de yeni kurulan firmalara ufak miktarlarda kredi tahsisi yapan online kredi kuruluşlarının sosyal medya verilerinden, Amazon.com ve Yahoo! servislerindeki bilgilerinden ve çevrimiçi hareketlerinden kredi derecelendirmede yararlandıklarından bahsetmektedir. Sanal ortamda kredi tahsisi yapan sistemlere örnek olarak Lenddo verilebilir. Bu kuruluş, kredi başvurusu yapan firmaların veya bireylerin Facebook, LinkedIn ve Twitter verilerinden yararlanmaktadır.

Tüm bu örneklerle rağmen sosyal medya kredi derecelendirmesinde bir takım eksiklikler söz konusudur. Bunların ilki kredi derecelendirmenin çoğunlukla bireysel kredi müşterilerini hedef alıyor oluşudur. Bir diğer önemli konu da bu sistemlerin metodolojik ayrıntıları ve algoritmaları hakkında bilgi sahibi olunamıyor oluşu nedeniyle güvenilirliklerinin ve geçerliliklerinin ne seviyede olduğunun belirlenememesidir. Son ve belki de en önemli dezavantaj yazında ve uygulamada kredi derecelendirme sürecinde sosyal medya ve diğer kriterlerin puanlarının birlikte bütünleşik olarak kullanılmıyor oluşudur. Tez çalışmasında ÇKKV tekniklerinden yararlanılarak tüm kriterlerin bütünleştirilmesini sağlayacak bir yaklaşım önerilmektedir.

3.1.2 SA ile sosyal medya verilerinin elde edilmesi

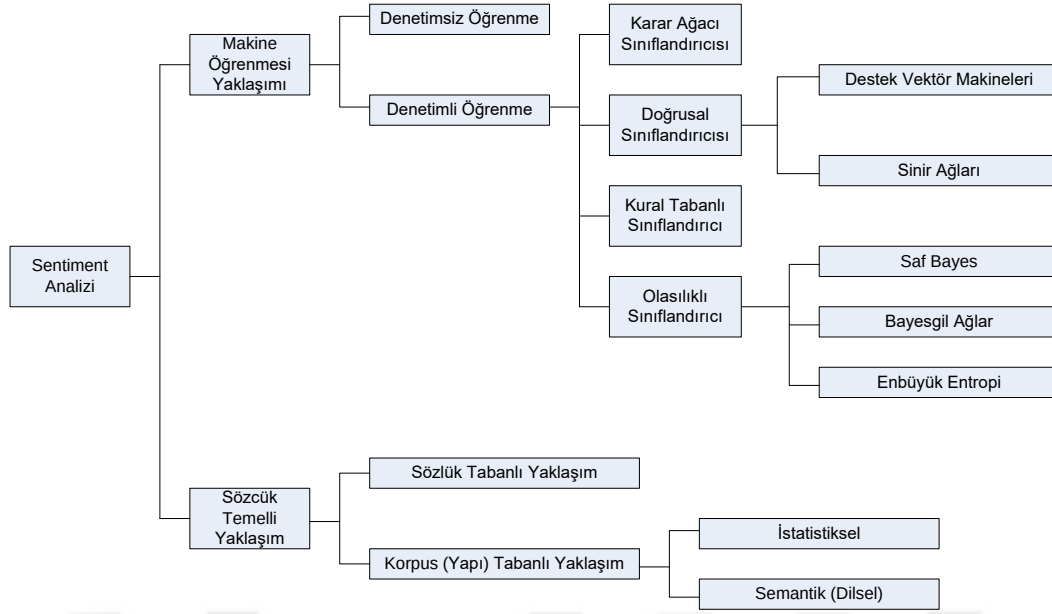
Doktora tezinin en önemli bileşenlerinden biri kredi analizi yapılacak firmanın sosyal medya etkinliğinin, kredi-verilebilirliğin belirlenmesi sürecine katılmasını

içermektedir. Yazında sosyal medya verilerinin sayısallaştırılarak kullanıldığı çalışmalar son yıllarda artış göstermektedir. Sosyal medya verileri genel olarak firmaların sosyal medya hesaplarını takip eden, onlar hakkında paylaşımlarda bulunan kişilerin firmalara ilişkin görüşlerinden/yorumlarından oluşmaktadır. Sosyal medya analizleri de firmalar hakkında yapılan bu fikir, görüş, eleştiri ya da övgü paylaşımlarının olumlu, olumsuz ya da nötr ifadelerinden hangilerine girdiğinin belirlenmesini kapsamaktadır.

Kelimelerle ifade edilen görüşlerin sayısal analize uygun hale getirilmesi konusunda en çok başvurulacak yaklaşımlardan biri sentiment (duygu) analizi (SA) yöntemidir. Makine öğrenmesi temelli bu yöntem, yapay zekaya sahip bir bilgisayar yazılımına kelimelerin ve kelime öbeklerinin olumlu, olumsuz ya da nötr duygu türlerinden hangisine girdiklerinin belirlenmesini öğretmesini ve bunların oransal olarak sayısallaştırılmasını içermektedir.

Medhat ve diğ. (2014), SA algoritmalarını ve uygulamalarını içeren yazın araştırması çalışmalarında SA'yı duygu, düşünce ve metin özelliğinin sayısal olarak operasyonelize edilmesi olarak tanımlamaktadırlar. Metin madenciliği uygulamalarından biri olan SA, sosyal medyadaki paylaşımların analizine de uygun olduğundan dolayı aynı zamanda bir web madenciliği konusu olarak da değerlendirilmektedir.

Şekil 3.1'de sentiment analizi yöntemleri sınıflandırılmaktadır. Şekilden de görülebileceği gibi SA, temelde iki yönteme ayrılmaktadır. Bunlarda ilkinde makine öğrenmesi temelli bir sınıflandırma söz konusudur. Buradaki iki alt yöntem ailesinden ilki etiketlenmiş eğitim dokümanının bulunduğu denetimli öğrenme algoritmaları, diğeri ise eğitim dokümanında hangi elemanın nasıl yorumlanacağı bilgisinin bulunmadığı denetimsiz öğrenme algoritmalarıdır. Bu algoritmaların işletilmesini sağlayan yöntemlere belirtilen çalışmadan ulaşılabilmektedir. İkinci temel yaklaşım sözcük temelli olup burada yazılım kendi kendine öğrenerek, kelimelerin kategorilerine karar vermemektedir. Bunun yerine bilgisayara hangi kelimenin hangi kategoride olduğu bilgisi verilmektedir.



Şekil 3.1 : SA tekniklerinin sınıflandırılması (Medhat ve diğ., 2014).

Tez çalışmasında SA'dan firmalara ilişkin sosyal medya paylaşımlarının iyi ya da kötü olarak sınıflandırılmasında yararlanılmaktadır. Böylelikle finansal olmayan kriterler ilişkin bilgilerin müşteri yorumları gözönüne alınarak güçlendirilmesi hedeflenmektedir. Bu amaca yönelik olarak da, sosyal medya verilerinin sayısallaştırılması adımıyla Doğrusal Sınıflandırıcılar yöntem kümesinden olan Destek Vektör Makineleri (DVM) kullanılmaktadır. DVM yönteminin ana ilkesi, bir araştırma uzayındaki verilerin ait olduğu farklı sınıfları tespit edip en iyi şekilde ayırabilecek hiperdüzlemi hesaplamaktır. Altınel ve diğ. (2015a; 2015b) tarafından ayrıntıları verilen DVM yöntemi aşağıdaki şekilde özetlenebilir.

Bir hiperdüzlem, veri noktaları analitik düzlemde gösterildiğinde herhangi iki nokta arasındaki normalize mesafeyi enbüyükleyerek sınıfları ayırmayı sağlamaktadır. Destek vektörleri, ait olduğu sınıfın sınırını belirlemekte ve ayırma hiperdüzlemine paralel bir düzlem üzerinde yer almaktadır. Destek vektörlerinin üzerinde bulunduğu düzlemlere sınır düzlemleri denir. Sınır düzlemlerinin tam ortasından geçen ve her iki düzlemde de eşit uzaklıkta bulunan düzlem hiperdüzlem olarak tanımlanmaktadır (Ayhan ve Erdoğan, 2014). Doğrusal olarak ayrıştırılabilir uzayın genel matematiksel gösterimi denklem 3.1'de verilmektedir. Burada, w ağırlık vektörü, b bir sapma değişkeni ve d ise sınıflandırma yapılacak dokümana ilişkin vektördür.

$$w^T \phi(d) + b = 0 \quad (3.1)$$

Optimal ayrıcılığa sahip bir hiperdüzlemin bulunması sorununun çözümünde denklem 3.2 ile modellenmekte olan doğrusal kısıtlı kuadratik programlama yaklaşımı kullanılmaktadır. Burada $\zeta = (\zeta_1, \zeta_2, \dots, \zeta_l)^T$ gevşek değişkenler vektörü ve C eğitim hatası ile genelleştirme arasındaki dengeyi sağlayan bir parametresidir.

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l \zeta_i \quad (3.2)$$

Kısıt: $y_i(w^T \varphi(d) + b) \geq 1 - \zeta_i \quad (\zeta_i \geq 0, \forall i)$

Bu denklem ile verilen model, Lagrange yöntemi ile çözülebilmektedir. Karar fonksiyonu denklem 3.3’de verildiği şekilde formüle edilmektedir. Burada, $\alpha_i > 0$ bir Lagrange çarpanı, k belirli bir kernel (çekirdek) fonksiyonu ve d_i ise dokümana ilişkin unsurlardır.

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i k(d_i, d_j) + b) \quad (3.3)$$

Kernel fonksiyonu burada bir tür benzerlik ölçüsü olup dokümandaki veri noktaları arasındaki benzerlik değerini göstermektedir. Doğrusal, polinom ve diğer farklı türlerde fonksiyonlar olmakla birlikte benzerlik ölçüm gücü konusundaki üstünlüğü nedeniyle doğrusal kernel fonksiyonu bu çalışmada tercih edilmektedir. Doğrusal kernel fonksiyonu denklem 3.4’te verilmekte olup dokümanın özellik vektörlerinin iç çarpımında ibarettir. Burada benzerlik, iki dokümanın paylaşılan terimlerindedir.

$$k(d_i, d_j) = d_i d_j \quad (3.4)$$

Makine öğrenmesi yoluyla SA’nın en çok atıf alan uygulamalarından biri Pang ve diğ. (2002)’ye aittir. Çalışmalarında Internet Movie DataBase (IMDB) sitesindeki forum yazıları kullanarak bu sitedeki filmlere ilişkin kullanıcı yorumları analiz edilmekte ve farklı makine öğrenmesi tekniklerinin performansları karşılaştırılmaktadır. Önceden iyi ya da kötü olduğu bilinen 1400 kadar yorum alınmış ve tekrar gruplandırılarak çeşitli yöntemlerle yeniden sınıflandırılmışlardır. En yüksek doğru sınıflandırma oranlarının DVM tarafından verilmekte olduğu görülmektedir.

Son yıllarda Facebook, Twitter gibi sosyal medya kanallarında yapılan kullanıcı paylaşımları da SA ile analiz edilmeye başlanmıştır. Mostafa (2013), müşteri marka duygularının analizi için sosyal medya paylaşımlarını metin madenciliği teknikleri ile analiz etmiştir. Çalışmada, 16 küresel marka için sentiment skoru hesaplanarak

firmalar hakkında yapılan sosyal medya yorumlarının olumlu ya da olumsuz olma oranları belirlenmiştir. Ayrıca, bu oranların firmaların sosyal medya etkinliğinin değerlendirilmesinde de kullanılabileceği belirtilmektedir. Kang ve Park (2014), mobil hizmetlerdeki müşteri memnuniyetinin ölçümünde SA ve ÇKKV yöntemlerinin hibrit bir kullanımını önermektedirler. Burada veri olarak bazı mobil yazılımlar (Facebook, Bump, Twitter, Skype vb) hakkında forum sayfalarındaki kullanıcı yorumları alınmış ve her bir yazılıma ilişkin görüşler SA ile 9 farklı ölçüt (indirilme hızı, arayüzün kullanıcı dostu olması gibi) açısından incelenmiştir. Her yazılım için performans puanları niteliği taşıyan sentiment puanları hesaplanmış ve oluşturulan karar matrisi VIKOR yöntemi ile analiz edilmiş ve yazılım seçenekleri önceliklendirilmiştir. Bu yolla, sosyal medya kullanıcılarının memnuniyetleri temel alınmış olmaktadır. Bu çalışmayla SA ve ÇKKV yaklaşımları mobil sosyal medya uygulamaları çerçevesinde bütünleştirilmektedir. Buradaki SA, sözcük tabanlı olup DVM gibi makine öğrenmesi tabanlı yaklaşımlardan yararlanılmamıştır. Sözcük tabanlı SA, kelimeler kullanıcı tarafından tek tek belirlenip girildiği için daha kısıtlı bilgi sunmakta ve daha yoğun bir iş yükü getirmektedir.

Kredi derecelendirme konusu, finans sektörüne ilişkin olup SA'nın finansal analize yardımcı olduğu çalışmalara da yazında yer almaktadır. Schniederjans ve diğ. (2013), finansal performansın sosyal medya etkinlikleriyle güçlendirildiğini iddia ettikleri çalışmalarında sosyal medya verilerinin sayısallaştırılmasında SA'dan yararlanmaktadırlar. Sosyal medyadaki paylaşımların ağızdan ağza yayılıyor olma özelliğinin ve sosyal medyadaki imaj yönetimi çalışmalarının, firmaların finansal performansları üzerinde etkisi olduğu belirtilmektedir. Finansal performans göstergeleri olarak borsadaki hisse senedi fiyatlarının üç aylık değişim oranlarından yararlanılmaktadır. Yapılan çoklu regresyon analizi sonucunda sosyal medyadaki imaj yönetimi başlıklarındaki sentiment puanlarının hemen hemen hepsi ile finansal performans arasında anlamlı ilişkiler bulunmuştur. Ayrıca, DVM ile belirlenen sonuçların diğer sınıflandırma sonuçlarından her başlık için daha iyi olduğu görülmektedir. Yu ve diğ. (2013) ise sosyal medya ve geleneksel medya (gazete, dergi vb.) etkinliklerinin firmanın özsermaye değeri üzerinde yarattığı değişimi irdeledikleri çalışmalarında, SA'dan tüm medya yollarında yapılan paylaşımların sayısallaştırılmasında yararlanmaktadırlar. Firmanın sermaye değeri olarak hisse senedi fiyatları kullanılmaktadır. Yapılan çoklu regresyon analizi, sosyal medya

etkinliklerinin geleneksel medya etkinliklerinden daha fazla oranda firma sermaye değerini etkilediğini göstermektedir. Bu çalışmada da SA'dan sözcük tabanlı olarak yararlanılmaktadır. Sosyal medya boyutları arasında da bir etki değerlendirmesi yapılan çalışmada blog paylaşımlarının pozitif yönde, forum paylaşımlarının ise negatif yönde etki sahibi olduğu, Twitter paylaşımlarının da en az blog paylaşımları kadar etki sahibi olduğu gözükmemektedir.

Yukarıdaki yayın örneklerinin de göstermekte olduğu gibi firmaların finansal performansları ile sosyal medyadaki görünüşleri arasında ciddi bir etkileşim bulunmaktadır. Kredi derecelendirme konusunun önemli bir kısmı da firmaların finansal performanslarının ölçümü ile finansal yapılarından kaynaklı şekilde kredi borcunu ödeme niyet ve güçlerinin belirlenmesini kapsamaktadır. Açıktır ki, kredi derecelendirmede sosyal medya kullanımı bu açıdan olanaklı ve gereklidir. Ancak yayınlarda sonuçların ülke bazlı olduğu görülmektedir. Gelişmiş ülkeler ile gelişmekte olan ülkeler arasında yukarıda anlatılan gibi bir ilişkinin varlığı ve etki düzeyleri konularında farklılıklar olup olmadığı kesin değildir. Bu nedenle ülkemiz firmaları için de benzer bir çalışmanın yapılması gereksinimi bulunmaktadır.

3.2 Birikimli Kanı Dereceleri (BKD) Yaklaşımı

Bölüm 2.3'de belirtildiği gibi yazında genel olarak üstünlük temelli ÇKKV yöntemlerinin kredi derecelendirme sorununun analizinde kullanılmakta olduğu görülmektedir. Bununla birlikte, bu yöntemlerdeki parametre belirleme konusunun uzmanlara bırakılması ve ağırlıklandırmada yine uzmana fazlaca alan açılmış olması gibi nedenlerle mevcut yöntemlerin manipülasyonu engelleyecek şekilde tasarlanmamış olduğu eleştirileri söz konusudur. Bunların yanı sıra tek kredi derecesi ile kredi değerliliğinin temsil edilmesinin, bilgi kaybına neden olduğu ve karar uzmanlarının yorumlama olanaklarını kısıtladığı gibi eleştirileri de tüm yöntemler açısından söylemek olanaklıdır. Tüm bu eleştirileri gözönüne alarak bulanık mantık temelli bir yaklaşımın kredi derecelendirmede kullanılmasının olanaklarının araştırılması gerekliliği ortaya çıkmaktadır. Bunun sonucu olarak kredi derecelendirmede yorumlama kolaylığı ve genişliği sağlayan BKD yaklaşımı, kredi uzmanları için avantaj sağlayacak bir potansiyel barındırıyor olarak değerlendirilmektedir.

Kabak ve Ruan (2011a) tarafından önerilen BKD yaklaşım, risk sınıflarına yapılacak atamaların belirlenmesinde bulanık mantığın dilsel yargı ifadelerinden yararlanılan bir “çok kriterli grup karar verme anlayışı” sunmaktadır. Çok sayıda uzman, belli bir özelliğin ya da kriterin bir sorundaki varlığına ve varlık seviyesine ilişkin yargı belirtmektedirler. Bu yargılar, kanı yapıları (KY) ile tanımlanmaktadır. KY ise dilsel terimlere dayanmaktadır.

Genel olarak bir dilsel terimin olası değeri s_i etiketi ile temsil edilmektedir. Soruna ilişkin yargı değerlerinin dilsel terimler kümesi $S = \{s_i\}$, $i \in \{0,1,\dots,m\}$ sonlu kümesi ile gösterilmektedir. Bu dilsel terimler bir kriterin varlığına ilişkin sırasallık özelliği göstermektedirler. Örneğin, bir nükleer enerji tesisinde nükleer silah üretme amacının bulunup bulunmadığının belirlenmesi amacıyla Kabak ve Ruan (2011a), 7 elemanlı bir dilsel terim kümesi kullanmaktadır: $S = \{s_i\}$, $i \in \{0,1,\dots,6\}$.

- s_0 terimi ile kesinlikle böyle bir amacın bulunmadığı,
- s_1 ile bulunmamaya ilişkin olarak güçlü bir kanaatin bulunduğu,
- s_2 ile bulunmama durumuna ilişkin zayıf bir kanaatin bulunduğu,
- s_3 ile bulunma ya da bulunmamaya ilişkin herhangi bir karar verilemediği;
- s_4 ile nükleer silah üretme ihtimaline ilişkin zayıf bir kanaatin bulunduğu,
- s_5 ile bu tip bir silahın üretilmesine ilişkin güçlü bir kanaate sahip olunduğu ve
- son olarak da s_6 ile bu amacın kesinlikle bulunduğu belirtilmektedir.

Sorunun kendi özelliklerine ve araştırmacının bakış açısında göre dilsel terim kümesinin kaç elemanlı olacağı belirlenmektedir. Kabak ve diğ. (2013), enerji kaynaklarının önceliklendirilmesi sorununda 5 elemanlı bir kümenin yeterli olacağını belirtirken, Ruan ve diğ. (2013) yine enerji politikası belirlenmesi sorununda 7 farklı dilsel terim seviyesi kullanmaktadır.

Benzer şekilde, kredi derecelendirme sorununda risk derecelerine üyelik açısından bir değerlendirme yapılacak olursa bankaların A , B , C , D ve E harflerini ayrıntılandırarak kullandıkları görüldüğünden dolayı 5 elemanlı bir kümenin yeterli olacağı öngörülmektedir. A eniyi risk derecesini yani en yüksek kredi-verilebilirlik seviyesini (s_4) gösterirken, E en kötü risk derecesini yani riskin kesinlikle varolduğu en düşük kredi-verilebilirlik durumunu (s_0) göstermektedir. Bankalar risk ayrıntılandırmasını AAA-AA-A ve BBB-BB-B gibi her bir risk derecesini üçe ya da

bazen daha fazla sayıda risk sınıfına bölerek yapmaktadırlar. Bu kapsamda riski gösteren dilsel terimlerin sayısı da arttırılabilir.

KY, bir uzmanın bir kritere ilişkin kanaatinin dilsel terimler kullanılarak ifade edilmesi olup bu kanaat, dilsel terimler arasındaki bir dağılımla ifade edilmektedir. Kabak ve Ruan (2011a), nükleer santrallerdeki kriterlerin nükleer silah üretme amacını taşıyıp taşımadığına ilişkin uzman yargılarını kanı yapıları şeklinde tanımlanmaktadır. Örneğin, bir nükleer santralde gaz difüzyonu bariyerine ilişkin durum bir karar verici tarafından $\{(0,3;s_4), (0,2;s_5), (0,5;s_6)\}$ gibi bir KY ile ortaya konulmuş olabilir. Bu uzmana göre söz konusu bariyerin o tesisteki varlığı, nükleer silah yapım riski taşındığını göstermektedir çünkü 7 terimli dilsel ifade dağılımı göz önüne alınırsa yargılar hep yüksek derecelerden seçilmiştir. Ayrıca, 0,3 ve 0,2 gibi sayısal değerler, uzmanın belli bir dilsel terimin varlığına ilişkin yargısının derecesini göstermekte olup bunlara kanı dereceleri denilmektedir. Örnekteki uzman için gaz difüzyonu bariyerinin mevcut durumu s_4 yani zayıf kanıya 0,3; güçlü bir kanıya (s_5) 0,2 ve kesinlikle bulunduğu kanısına (s_6) 0,5 derecesinde üyedir. Bu kanı dereceleri bulanık mantıktaki üyelik dereceleri (membership degree) ile aynı işleve sahiplerdir.

Uzmanlardan bir diğeri ise şu şekilde bir tanımlama yapabilir: $\{(0,2;s_0), (0,8;s_1)\}$. Söz konusu bariyerin mevcut durumu bu uzmanda nükleer silah yapımı konusunda zayıf bir kanı oluşturmakta, yani ikinci uzman böyle bir tehlikenin varolma olasılırlığını oldukça zayıf görmektedir. Farklı uzmanlardan gelen birbirinden bağımsız ve farklı kanı yapılarının bir araya getirilebilmesi olanağı, BKD yaklaşımını bir grup karar verme yöntemi yapmaktadır. Genel olarak KY denklem 3.5 ile tanımlanmaktadır.

$$B^e(I_k) = \{(\beta_{ik}^e; s_i), i = 0, \dots, m\}, \forall k, \forall e (\sum_{i=0}^m \beta_{ik}^e \leq 1, \forall k, \forall e) \quad (3.5)$$

Burada k kriterleri, e ise uzmanları göstermekte olup β_{ik}^e terimi e uzmanının k kriterine s_i seviyesindeki kanı derecesini temsil etmektedir. Tanımdan görüldüğü gibi kanı derecelerinin toplamı 1'den küçük olabilmektedir. Kesinlik belirtmeden kaçınma, gösterge hakkında yetersiz bilgi ya da uzmanlık gibi nedenlerle bu değer 1'den düşük olabilmektedir.

Yöntemin bir diğer önemli özelliği de eksik verilerin olduğu durumlar için de kullanılabilir olmasıdır. Eğer bir uzman belli bir kriter konusunda *yeterli bilgiye* sahip değilse, o uzmanın ilgili kriter için herhangi bir görüş belirtmesi olanaklı

değildir ve tüm kanı derecelerine 0 üyelik derecesi verilmektedir. Eğer bir uzman belli bir kriter konusunda *bilgi sahibi ama yeterli uzmanlık* sahibi değilse ve bu nedenle bir değerlendirme yapamıyorsa tüm dilsel terimlere eşit kanı derecesi atanmaktadır $[1/(1+m)]$. Bunun nedeni uzmanın dilsel terimler arasındaki farklılığı belirtemiyor oluşudur.

Uzmanlar, bir karar sorunu hakkındaki değerlendirmelerini doğrudan kanı yapıları kullanarak belirtebilecekleri gibi çok daha farklı ölçeklere de başvurabilmektedirler.

- a. Uzman, kanaatini 0-C gibi bir skaladan sabit bir puan ile belirtebilir. Bu durumda atanan değer KY halinde temsil edilmesinde bulanıklaştırma işleminden yararlanılmaktadır. Atanan değer üyelik dereceleri ile temsil edilen durumu, kanı derecesi olarak kabul edilmektedir. Örneğin, 7'li kanı yapısı Şekil 3.2(a)'deki gibi üçgen bulanık sayılarla temsil edildiğinde s_i dilsel teriminin üyelik fonksiyonu μ_{si} ile gösterilmektedir (Kabak ve Ruan, 2011a). Uzman tarafından yapılan bir v_k^e atamasının KY'si denklem 3.6'da verilmektedir.

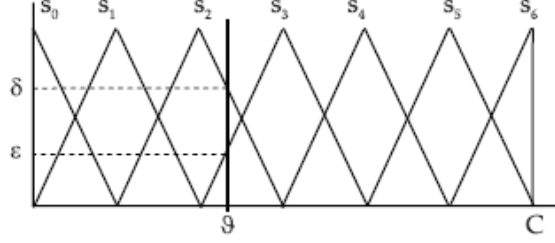
$$B^e(I_k) = \{(\mu_{si}(v_k^e); s_i) \mid i = 0, \dots, m\}, \forall k, \forall e. \quad (3.6)$$

Örneğin, uzman tarafından yapılan v puan atamasının KY'si şu şekilde olur (Şekil 3.2(a)): $\{(\delta, s_2), (\epsilon, s_3)\}$. Ayrıca, Ruan ve diğ. (2013) tarafından belirtildiği şekilde uzman, yargısına bir de güven yüzdesi ekleyebilmektedir. Bu güven yüzdesi uzmanın kendi uzmanlığına güveninin bir göstergesi olarak kabul edilmekte ve kanı yapısındaki tüm üyelik dereceleri bu güven yüzdesi ile çarpılarak kanıya uzmanlık seviyesi de eklenebilmektedir.

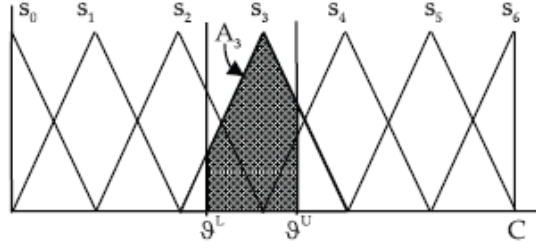
- b. İkinci bir gösterim, uzmanın yargısını değer aralığı şeklinde belirtmesidir. Bu durumda uzman belli bir konudaki kanısını yine 0-C skalasında tek bir değer olarak değil, bir değer aralığı olarak verebilmektedir. $[v_k^{Le}, v_k^{Ue}]$ şeklinde verilebilecek olan bu aralık, uzman kanısının alt ve üst sınırlarını belirtmektedir. Bu durumda s_i dilsel terimine ilişkin üyelik fonksiyonları arasındaki alan, ilgili yargının kanı derecesi olarak kabul edilmektedir (Şekil 3.2(b)). Böyle bir aralık atanmasının KY'si denklem 3.7'de verilmektedir. Şekil 3.2(b)'deki uzman v^L ve v^U gibi bir aralık verirse bu yargının s_3 dilsel terimine ilişkin kanı derecesi bu iki değer üyelik fonksiyonları arasındaki alana eşit olmaktadır.

$$B^e(I_k) = \left\{ \left(\frac{A_{ki}^e}{\sum_{q=0}^m A_{ki}^e}, s_i \right), i = 0, \dots, m \right\}, \forall k, \forall e \quad (3.7)$$

$$A_{ki}^e = \int_{v_k^{Le}}^{v_k^{Ue}} \mu_{si}(x) dx, \forall k, \forall e$$



(a) Bir değer atamasının kanı yapısına dönüştürülmesi.



(b) Bir değer aralığı atamasının kanı yapısına dönüştürülmesi.

Şekil 3.2 : Değerlerin kanı yapılarına dönüştürülmesi (Kabak ve Ruan, 2011a).

- c. Uzman sadece dilsel terim kullanarak konu hakkındaki yargısını belirtebilir. Bu durumda KY, dağılım şeklinde değil; tek bir dilsel terimden oluşmakta ve bu değer kanı derecesi de 1 olmaktadır. Burada uzman kesin bir yargı ifade etmektedir: $B^e(I_k) = \{(1, s_i)\}$.

Kredi derecelendirme sorunundaki dilsel terimlere yönelik üçgen bulanık sayı kümelerinin oluşturulması konusu bölüm 3.3’de irdelenmektedir.

Tüm uzman değerlendirmeleri alındıktan sonra, sıra bu kanıların bütünleştirilmesi ve bu yolla tek bir yargıya ulaşılabilmesine gelmektedir. Bunun için öncelikli olarak uzman görüşleri kriter bazında bütünleştirilmekte ve her bir kriter için bir KY, ardından da birikimli kanı yapısı (BKY) oluşturulmaktadır. Uzmanların görüşlerinin birleştirilebilmesi için her bir uzmanın uzmanlık seviyesinin belirlenmesi ve buna göre ağırlıklandırılmaları gerekmektedir (w_e). Her bir s_i dilsel terimi konusundaki bütünleştirilmiş KY, ilgili konuda yargı belirtmiş olan tüm uzmanların o dilsel terime verdikleri kanı derecelerinin ağırlıklandırılmış toplamından ibaret olmaktadır (β_{ik}). Tüm s_i terimlerine verilen bütünleştirilmiş KY’larının birlikte gösterimi ise bir

kritere ilişkin KY'nı oluşturmaktadır ($B(I_k)$). Burada önemli olan bir konu da kanı bütünleştirmede sadece görüş bildiren uzmanların hesaba katılmakta olduğudur. Eğer bir uzman görüş bildirmediyse denklem 3.8 ile verilen bütünleştirilmiş KY formülünün paydasında o uzmanın ağırlığı yer almamaktadır.

$$\beta_{ik} = \frac{\sum_e w_e \beta_{ik}^e}{\sum_e w_e |e| \sum_{j=0}^m \beta_{jk}^e > 0} \quad (3.8)$$

$$B(I_k) = \{(\beta_{ik}, s_i), i = 0, \dots, m\}, \forall k$$

Kriter bazında belirlenen KY'larının BKY'larına dönüştürülmesi gerekmektedir. Her bir dilsel terim için BKY [$C(I_k)$] belirlenirken, o terim ve daha üst seviyelerdeki dilsel terimlerin kanı dereceleri ters birikimli olarak toplanmaktadır (denklem 3.9). Örneğin, s_3 dilsel terimi için BKD hesaplanırken $s_3, s_4, \dots, s_m$ dilsel terimlerinin kanı dereceleri toplamı alınmaktadır.

$$C(I_k) = \{(\gamma_{ik}, s_i), i = 0, \dots, m\}, \forall k, \gamma_{ik} = \sum_{j=i}^m \beta_{jk} \quad (3.9)$$

Daha önce örnek verilen gaz difüzyon bariyerine ilişkin uzman yargılarının bütünleştirilmesi işlemi ve BKD belirlenmesi Çizelge 3.1'de verilmektedir. Burada 3 numaralı uzman bilgi vermemiştir. Tüm uzmanların ağırlıkları parantez içinde belirtilmektedir.

Çizelge 3.1 : BKD hesaplama örneği.

Uzman No	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4	s_5	s_6
E1 (3)				0.7	0.3		
E2 (5)			1				
E3 (4)			Bilgi Verilmemiş. Bu nedenle ağırlığı gözönüne alınmamalı.				
E4 (2)					0.3	0.2	0.5
β_{ik}	0	0	$\frac{1 * 5}{3 + 5 + 2}$	$\frac{0,7 * 3}{3 + 5 + 2}$	$\frac{0,3 * 3 + 0,3 * 2}{3 + 5 + 2}$	$\frac{0,2 * 2}{3 + 5 + 2}$	$\frac{0,5 * 2}{3 + 5 + 2}$
$B(I_k)$	0	0	0,50	0,21	0,15	0,04	0,10
[KY]							
γ_{ik}	1	1	0,50+0,50	0,29+0,21	0,14+0,15	0,10+0,04	0,10
$C(I_k)$	1	1	1	0,50	0,29	0,14	0,1
[BKY]							

Burada görüldüğü gibi uzman görüşleri biraraya getirildiğinde gaz difüzyon bariyeri göstergesinin bu tesisteki varlığının nükleer silah yapım konusunda düşük bir risk taşıdığı anlaşılmaktadır çünkü kanı derecelerinin yoğunlaşması ilk üç seviyededir. Bu değerlendirme sadece bir kritere ilişkin bütünleşik uzman görüşünü yansıtmaktadır.

Tüm kriterler açısından değerlendirmeler yapıldıktan sonra her biri için belirlenen BKD'ler bütünleştirilerek genel sonuca ulaşılmaktadır. İşte burada kriter bazındaki BKD'lerden soruna ilişkin genel BKD'nin belirlenmesi işleminin nasıl bir ağırlıklandırma yaklaşımı ile çözümlenebileceği sorunu ortaya çıkmaktadır. Temelde öznel ve nesnel olmak üzere iki tip ağırlıklandırma işlemi bulunmakta ve bu yaklaşımlar bölüm 3.4'te ayrıntılı olarak açıklanmaktadır.

3.3 Kriter Puanlarının KY Şekilde Temsil Edilmelerinde Bulanık Sayıların Kullanımı

Bir önceki bölümde verilen açıklamalardan da görüldüğü gibi, BKD yaklaşımının kullanılabilmesi için tüm kriter puanlarının bulanık mantığın dilsel terimler anlayışı kullanılarak KY'larına dönüştürülmesi gerekmektedir. Yöntemde genel olarak daha önce üçgen bulanık sayılar kullanılarak bu işlem gerçekleştirilmiştir. Hangi tip dilsel terim kümesi kullanılırsa kullanılsın kümeyi oluşturan bulanık sayıların sağ ve sol yayılımlarının belirlenmesinde soruna özgü bir yöntem önerisi gereksinimi bulunmaktadır.

Kredi derecelendirme sorununda temelde iki tip kriter bulunmaktadır: finansal olmayan kriterler ve finansal kriterler. İlk tipteki kriterlerin bulanıklaştırılması uzman görüşlerine dayanmakta olup ikinci tip kriterlerin bulanıklaştırılmasında firmaların ilgili değerleri yani örneklemdeki finansal rasyolar kullanılmaktadır. Finansal rasyoların ideal durumlarına, örneğin hangi rasyo hangi aralıkta olursa iyi olarak değerlendirilir gibi yorumlara yazında kısmi olarak ulaşmak olanaklıdır, ancak bunların kesin sayısal değerlerle aralıklandırılmaları için genel bir kural bulunmamaktadır. Yazında finansal kriterlerin bulanıklaştırılması işleminde kullanılabilecek yöntem önerileri getirilmektedir.

Başkaya ve Öztürk (2012), finansal rasyoların bulanıklaştırılmasında oldukça temel bir yaklaşım kullanmakta olup firmaların dört yıllık bir dönemdeki minimum, ortalama ve maksimum değerlerini üçgen bulanık sayısının sol ayağı, ortanca değeri ve sağ ayağı olarak kabul etmektedirler. Benzer şekilde, Wang (2014) de karşılaştırılacak üç firmanın beş yıllık bir dönemdeki en yüksek, ortalama ve en düşük değerlerini göz önüne almaktadır. Bu yaklaşım gerek basitliği gerekse de dilsel terim kümelerinin oluşturulmasına olanak tanımaması nedeniyle dezavantajlıdır.

Tavakkoli ve diğ. (2010), üyelik derecesi belirlemede sürekli üyelik fonksiyonu formülleri önermektedirler. Her kriter için üyelik fonksiyonu hazırlanmış olup eldeki rasyo bu üyelik fonksiyonu ile bulanıklaştırılmaktadır. Burada da dilsel terim kümesi oluşturulması olanaklı değildir. Ayrıca çalışmada üyelik fonksiyonlarının nasıl belirlendiği konusunda da ayrıntı verilmemektedir.

Chen ve Chiou (1999), Syau ve diğ. (2001) ve Jiao ve diğ. (2007), finansal kriterlerin puanlarının bulanıklaştırılmasında bankaların oluşturduğu rasyo aralıklarından yararlanmaktadırlar. Bu yolla bankanın rasyo derecelendirmesi gözönüne alınarak üyelik fonksiyonları belirlenmektedir. Üç çalışmada da aynı kredi tabloları kullanılmaktadır. Bu tablolarda her bir finansal rasyo için güven aralıkları verilmektedir. Örneğin, cari oran için belirlenmiş aralıklara göre yapılabilecek yorumlar şöyledir:

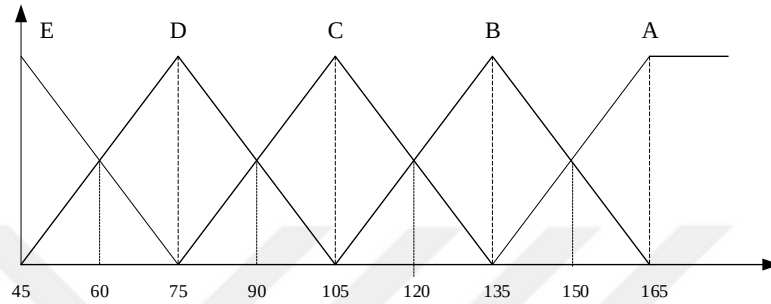
- Eğer bir firmanın cari oranı %59'dan düşükse bu firmanın en kötü durumda olduğu yorumu yapılmaktadır (E yani red derecesi).
- Cari oran %60-%89 arasında ise firmanın biraz daha iyi bir durumda olduğu anlaşılmaktadır (D derecesi).
- %90-%119 arasında cari orana sahip olan firmaların durumu orta olarak değerlendirilmektedir (C derecesi).
- Firmaları cari oranları %120-%149 arasında ise bu tip firmalar iyi durumda olarak değerlendirilmektedir (B derecesi).
- Cari oranları %150'den fazla olan firmalar en iyi durumda kabul edilmektedirler (A derecesi).

Bu aralıkların sınır değerleri (p_j) olan 60, 90, 120 ve 150 kullanılarak söz konusu aralıklar üçgen bulanık sayılara dönüştürülmektedir. Bunun için aşağıdaki yaklaşım geliştirilmiştir.

- D derecesi ($j=2$) için $(p_1 + p_2)/2=(60+90)/2=75\%$;
- C derecesi ($j=3$) için $(p_2 + p_3)/2=(90+120)/2=105\%$;
- B derecesi ($j=4$) için $(p_3 + p_4)/2=(120+150)/2=135\%$ ortanca değerler olarak kabul edilmektedir.
- B,C ve D derecelerinin sol ve sağ ayakları, yukarıda hesaplanan ortanca değerlerden güven aralığının genişliği ($90-60=30$) çıkarılarak ve eklenerek bulunmaktadır.

- E'nin sağ ayağı, D'nin ortanca değerine; ortanca değeri ise D'nin sol ayağının bulunduğu değere eşittir.
- A'nın sol ayağı, B'nin ortanca değerine; ortanca değeri ise B'nin sağ ayağının bulunduğu değere eşittir.

Her üç makalede de aynı yordam kullanılmakta olup bu yaklaşım çerçevesinde geliştirilen dilsel terim kümesi Şekil 3.3'de verilmektedir.



Şekil 3.3 : Cari oran için üyelik fonksiyonu örneği.

Güven aralıklarından üçgen bulanık sayılara geçişin yapıldığı bu yaklaşım sadece finansal kriterlerin dilsel terimlere dönüştürülmesinde kullanılmaktadır. Diğer tip kriterlerin dilsel terimlerle ifade edilmelerinde, bu aralıklı yaklaşım yerine sol ve sağ ayak genişliğinin 20 olduğu sabit değerli bulanık sayılar kullanılmaktadır. Örneğin, 12 finansal ve 15 finansal olmayan göstergenin bulunduğu bir sorunda toplam 13 dilsel terim kümesi kullanılmaktadır.

Rommelfanger (1998) ile Duc ve Thien (2013), çalışmalarında olasılık teoremlerine dayanan bulanıklaştırma yaklaşımları önermektedirler. Rommelfanger (1998), gösterge puanlarının s-şekilli yani üstel sayılar ile tanımlanmasını önermektedir. Dönüştürme sürecinin pratik bir uygulaması göstermek amacıyla çalışmada küçük firmaların yıllık finansal raporlarının bir kısmının kullanılmasıyla finansal pozisyonlarının belirlenmesine çalışılmaktadır. Her kriter için medyan, %25'lik kartil ve %50'lik kartil değerleri hesaplanmıştır. Standart prosedürde ortalama, düşük ve yüksek kredi değerliliğinin belirlenmesi için aşağıdaki yordam önerilmektedir.

- “Ortalama” ifadesinin 1 üyelik derecesi, veri kümesindeki merkezi %25'lik kartilde bulunmaktadır.
- “Düşük” ifadesinin 1 üyelik derecesinin üst limitini, merkezi %50'lik kartildeki firmalar arasındaki en düşük değer oluştururken,

- “Yüksek” ifadesinin 1 üyelik derecesinin alt limitini, merkezi %50’lik kartildeki firmalar arasındaki en yüksek değer oluşturmaktadır.

Eğer risk göstergeleri için bir uygulama yapılmak isteniyorsa, ortalama ifadesi %12,5’luk alana kadar daraltılıp, diğer iki ifade uç kısımlarından %12,5 kadar genişletilebilmektedir.

Duc ve Thien (2013), finansal kriterlerin iki tipte olabileceğini söylemektedir. Kriterlerin bir kısmı enküçükleme ya da enbüyükleme amacına uygun olarak sürekli artan ya da sürekli azalan dağılım gösterebilmektedirler; bazı kriterler ise tek bir enbüyük ya da enküçük değer etrafında normal dağılım gösterebilmektedirler. Son durumda eniyi değer tek bir zirve ya da dip noktası olmaktadır. Yazarlar, kredi derecelendirmede iki ardışık yılın finansal tablolarından yararlanmaktadırlar. Ağırlıkları eşit kabul edilen 34 kriter hesaba katılmaktadır. Finansal kriterlerin üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde borsada işlem gören 643 firmanın verilerinden yararlanılmaktadır. Finansal kritere ilişkin veri kümesinin dağılımı yıllık bazda Kikare ve Kolmogorov-Smirnov testleri ile belirlenmekte ve dağılım, üyelik fonksiyonu olarak kabul edilmektedir. Her yıl için ayrı ayrı kriter bazlı olarak dağılımlar belirlenmekte ve sonuç olarak normal dağılım, gamma dağılımı, logaritmik dağılım, üstel dağılım gibi pek çok dağılım üyelik fonksiyonu olarak kabul edilmektedir.

Dilsel terim kümelerinin oluşturulması konusunda yazında yer alan yöntemler yukarıda verildiği gibidir. Bankacılık sektöründe genel olarak tüm kriterler için güven aralıklarına (confidence interval) başvurulmaktadır. Chen ve Chiou (1999)’nun yukarıda açıklanan yaklaşımındaki aralıklandırma anlayışına benzer bir şekilde, sektördeki uygulamalarda bulanık mantığa başvurulmaksızın, tüm kriterler bankanın derecelendirme sistemine uygun olacak şekilde bölümlendirilerek kullanılmaktadır. Ancak bankalar güvenlik standartları çerçevesinde kriter bazlı olarak kullandıkları bu derecelendirme tablolarını banka dışındaki araştırmacılarla paylaşmamaktadırlar. Bu nedenle bölüm 4’te açıklanmakta olan bulanıklaştırma yöntemi Chen ve Chiou (1999), Syau ve diğ. (2001) ve Jiao ve diğ. (2007) temel alınarak geliştirilmiştir.

3.4 Öznel ve Nesnel Ağırlıklandırma

Bölüm 3.2’de belirtildiği gibi kriter bazındaki BKY’larının bir ağırlıklandırma sürecinden geçerek bütünleştirilmesi ve her firma için tek bir BKY oluşturulması gerekmektedir. Bu bütünleştirme işleminde temelde iki tip ağırlıklandırma söz konusu olmaktadır. Öznel ağırlıklandırmada tamamen uzman görüşlerinden yararlanılırken nesnel ağırlıklandırmada herhangi bir uzman görüşü bulunmayıp tamamen eldeki veriden ya da risk durumunun tanımından kaynaklı bir şekilde ağırlık vektörleri belirlenmektedir.

3.4.1 Öznel ağırlıklandırma

Öznel ağırlıklandırma süreci tamamen uzman görüşlerine dayanmakta olup en bilinen uygulaması T. Saaty’nin AHS (Analitik Hiyerarşi Süreci) yöntemindeki ikili karşılaştırma mantığıdır. Bunun için öncelikle uzmanlar kriterleri kendi uzmanlık ve tercihlerine göre ikili olarak karşılaştırmakta, daha sonra onlardan alınan ikili karşılaştırma sonuçları birleştirilerek kriterlerin önemleri, yani ağırlıkları belirlenmektedir.

İkili karşılaştırma tekniğinin dayandığı mantık, karar vericinin birbirinden bağımsız iki kriteri tek bir ölçek yardımıyla karşılaştırabilmesidir. Örneğin bir kare ile bir dairenin alanları karşılaştırılırken sadece gözlem yoluyla kesin bir yargıda bulunmak mümkün değildir. O nedenle karar verici, kendi bakış açısından hangisinin daha büyük olduğunu sözel bir ifadeyle ortaya koymaktadır. Böylece iki nesnenin matematiksel alanlarının farklılığı karar vericinin gözlemlerine göre belirlenmiş olmaktadır. Aynı şey, iki kriterin karşılaştırılmasında da söz konusudur. Karar verici, bu yolla tercihini karara yansıtırken kriterler arasında bir önceliklendirme işlemi gerçekleştirmektedir.

Saaty (1990)’nin, ortaya koyduğu karşılaştırma mantığı dokuzlu ölçek anlayışına dayanmaktadır. Kriterler arasındaki önceliklendirme işlemlerinde temel teşkil edecek olan ölçek puanları Çizelge 3.2’de verilmektedir. Bu puanlar, bir karşılaştırma unsurunun diğer karşılaştırma unsuru karşısındaki önem derecesini belirtmektedir.

Karşılaştırmalarda önem taşıyan bir diğer husus, karşılaştırma matrisleridir. n kriterin karşılaştırıldığı bir durumda $n \times n$ boyutlu bir matris oluşturularak satır ve sütun elemanları aynı sırayla yazılmaktadır. Matrisin köşegeni 1 elemanlarından

oluşmaktadır, çünkü bir kriterin kendisi ile karşılaştırılmasındaki önem derecesi mantıki olarak aynı olmaktadır. $n \times n$ boyutlu bir matriste doldurulması gereken hücre sayısı “ $n \times (n-1)/2$ ” ile hesaplanmaktadır. Buradan da anlaşılmaktadır ki, kriter sayısındaki her bir artış, doldurulması gereken hücre sayısında önemli miktarda büyümeye neden olmaktadır.

Çizelge 3.2 : İkili karşılaştırma ölçeği (Saaty, 1990).

Puan	Tanımlama	Açıklama
1	Eşit Önemde	İki unsur eşit önemdedir.
3	Biraz Daha Önemli	Deneyim ve yargılar birinci unsuru diğerinden biraz daha önemli kılmaktadır.
5	Önemli	Deneyim ve yargılar birinci unsuru diğerinden daha önemli kılmaktadır.
7	Çok Daha Önemli	Bir unsur diğerinden güçlü bir şekilde daha önemlidir ve bu baskınlık uygulamada da rahatça görülebilir.
9	Aşırı Derecede Önemli	Bir unsurun diğerinden daha önemli olduğuna ilişkin tam bir güven durumu söz konusudur.
2, 4, 6, 8	Ara Değerler	Tercih değerleri birbirine yakın olduğunda kullanılırlar.
Çarpmaya göre tersi	i unsurunun, j unsurundan yukarıda belirtilen puanlar kadar önemli olması durumunda; j unsurunun i unsuruna göre önem puanıdır.	
Rasyonel	Ölçekten kaynaklanan oranlar	n nümerik değer elde edilerek matrisin tutarlılığı sağlanırken kullanılır.

a_{ij} , i kriterinin j kriterine göre bağlı önem puanı olsun. Bu durumda A karşılaştırma matrisi denklem 3.10 ile verilebilir.

$$A = (a_{ij}), a_{ij} > 0, i, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.10)$$

a_{ji} ise, j 'nin i 'ye göre bağlı önem puanıdır. Bu değer, a_{ij} değerinin çarpma işlemine göre tersi şeklinde denklem 3.11'de verilmektedir (Saaty, 1990).

$$a_{ji} = 1 / a_{ij}, a_{ij} > 0, i, j = 1, 2, \dots, n \quad (3.11)$$

İkili karşılaştırma matrisi kurulduktan sonra, kriterler için ağırlıkların belirlenmesi işlemine geçilmektedir. Bu işlem aracılığıyla tüm kriterler 1 üzerinden önem derecelerine sahip olmaktadır. Sözü edilen ağırlıkların belirlenmesinde Saaty (1980) matematiksel anlamlılığı dolayısıyla geometrik ortalamaların kullanılmasını önermektedir. Bu işlem aşağıdaki üç adım ile gerçekleştirilmektedir (Gül ve Topçu, 2015).

1. İkili karşılaştırma sonuçlarını göstermekte olan karşılaştırma matrisinin kriterleri göstermekte olan satırlarının geometrik ortalamaları hesaplanır. Bunun için, satırlardaki n sayıda karşılaştırma puanı çarpılır ve daha sonra bulunan çarpımın n 'nci dereceden kökü alınır. Bulunan değerler, yeni bir sütunda ilgili satırın karşısına yazılır.
2. Her bir satır için ayrı ayrı bulunan geometrik ortalamaların toplamı bulunarak yeni sütunun en alt hücreğine yazılır.
3. İlk adımda hesaplanan geometrik ortalama değerleri tek tek ikinci adımda hesaplanan toplam değere bölünerek normalizasyon işlemi gerçekleştirilir. Böylece her bir satır elemanının (kriterin) yüzde ağırlığı belirlenmiş olmaktadır.

Bir diğer öznel ağırlıklandırma işlemi de uzmanların doğrudan puan atamaları yoluyla yapılmaktadır. Kabak ve diğ. (2013) tarafından yapılan çalışmada kriter önemlerinin belirlenmesinde doğrudan uzman görüşüne başvurulmaktadır. Buna göre, tüm uzmanlar tüm göstergeleri 10 üzerinden ağırlıklandırmaktadır. Bunların ortalamaları alınarak önemleri belirlenmiş ve gösterge ağırlığı 7'nin üzerinde olanlar çalışmaya dâhil edilmiştir. Eğer uzmanlar farklı ölçekler kullanarak kriterlerin önemlerini puanlamışlar ise, her kritere ilişkin önem puanı şu formülle normalize edilmektedir: $N = (x - 1)/(n - 1)$. Formüldeki x değeri uzmanın ilgili alternatife n üzerinden verdiği puandır.

3.4.2 Nesnel ağırlıklandırma

Hem mevcut akademik çalışmalarda hem de pratik bankacılık uygulamalarında kriter puanlarının bütünleştirilmesinde kriterlerin önemleri kullanılmaktadır. Söz konusu kriter önemlerinin belirlenmesinde genellikle, öznel ağırlıklar kullanılmaktadır. Kriter önemleri konusunda uzman kredi analizcileri ve banka yöneticileri tarafından bilgi sağlanmakta, yani ağırlıklar uzmanların görüş, tercih ve önerilerine göre belirlenmektedir. Bununla birlikte uzmanlardan veri toplama sürecinin bir takım dezavantajları vardır. Öncelikle öznel değerlendirmeler kötü niyetli veya çıkar amacı güden bazı uzmanlara kriter ağırlıkları konusunda manipülasyon yapma imkanı tanımakta, bunun yanında başka yanlış değerlendirme sonuçlarına da yol açabilmektedir. Ayrıca, ağırlıkları uzmanların belirlemesi durumunda tüm sürece ek olarak bir de veri toplama süreci söz konusu olmaktadır.

3.4.2.1 Klasik nesnel ağırlıklandırma yöntemleri

Belirtilen dezavantajları elemine edebilmek amacıyla yazında nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinden yararlanılmaktadır. Nesnel ağırlıklandırmada kriter ağırlıkları uzmanlar tarafından belirlenmemekte, farklı varsayımlar altında eldeki kriter puanlarından ağırlık çıkarımı yapılmaktadır. Yazında en çok karşılaşılan nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinden bazıları bu bölümde özetlenmektedir.

Yu ve Lai (2011), nesnel ağırlıklandırma sürecinde kriterlerdeki puanların kriter bazlı olarak birbirlerinden olan uzaklıklarına göre ağırlıkların belirlenebilmekte olduğunu belirtmektedirler. Bir kriterdeki puanlar birbirlerinden ne kadar uzak yani veriler ne kadar dağınıksa o kriterin ağırlığı o kadar yüksek olmaktadır. Bu çalışmada üç tip nesnel ağırlıklandırma yöntemi açıklanmaktadır.

Varyasyon Katsayısı Yöntemi (Variation Coefficient Method): Bu yöntemde öncelikle Manhattan tipi normalizasyon (kriter içindeki her bir puanın o kriterdeki puanlar toplamına bölünmesi) uygulanmakta ve normalize matris oluşturulmaktadır. Daha sonra kriter bazındaki puanların standart sapması, o kriterdeki puanların ortalamasına bölünerek varyasyon katsayısı hesaplanmaktadır. Kriter ağırlıkları ise her kriterin varyasyon katsayısı, bu katsayıların toplamına bölünerek (yine Manhattan tipi normalizasyon) bulunmaktadır.

Entropi Temelli Yöntem (Entropy-Based Method): Yöntem Shannon'ın entropi konseptine dayanmakta olup burada entropi, olasılık teorisi kullanılarak formüle edilen bir bilgidaki belirsizliğin bir ölçüsüdür. Buna göre, geniş bir dağılım sivri bir dağılıma göre daha fazla belirsizlik içermektedir. Diğer bir deyişle tüm faktörler arasından enbüyük ayrıma sahip olan kriter en önemli kriterdir, yani kriterlerin kendi içlerindeki puanların birbirlerinden uzaklıkları ne seviyede büyükse kriterin ağırlığı da o kadar büyük olmaktadır (Wang ve diğ., 2012). Yöntemde öncelikle puanların Manhattan tipi normalize değerleri hesaplanmaktadır. Daha sonra her kriter için entropi değeri denklem 3.12 ile belirlenmektedir.

$$En_j = -\frac{1}{\ln(n)} \sum_{i=1}^n U'_{ij} \ln(U'_{ij}) \quad (3.12)$$

Daha sonra denklem 3.13 ile kriter ağırlıkları hesaplanmaktadır.

$$w_j^c = \frac{1-En_j}{n-\sum_{j=1}^n En_j} \quad (3.13)$$

Uzaklık Temelli Yöntem (Distance-Based Method): Bu yaklaşımda en iyimser ve en kötümser değerlere uzaklıklar temel alınarak ağırlıklar belirlenmektedir. Öncelikle kriter puanları yine Manhattan normalizasyonuna tabii tutulmaktadırlar. Daha sonra her bir kriter için en iyimser ve en kötümser değerler tanımlanmaktadır. Kriteria ilişkin puanların iyimser ve kötümser puanlara olan uzaklıkları denklem 3.14 ile belirlenmektedir.

$$d_j^+ = \sqrt{\sum_{i=1}^n (U'_{ij} - U_j^+)^2} \quad ; \quad d_j^- = \sqrt{\sum_{i=1}^n (U'_{ij} - U_j^-)^2} \quad (3.14)$$

Her bir kriter için ayırım ölçümü denklem 3.15 ile yapılmakta ve ağırlıklar da bu ayırım ölçümünün Manhattan tipi normalizasyonu ile hesaplanmaktadır.

$$\varepsilon_j = \frac{d_j^+}{d_j^+ + d_j^-} \quad (3.15)$$

Ağırlıklandırma sürecine hem belli bir derecede öznellik hem de belli bir derecede nesnellik katılması amacıyla Jahan ve Edwards (2013) tarafından hibrit bir yöntem önerilmektedir. Bu yöntemde öznel ve nesnel ağırlıklar yanında bir de kriterler arasındaki ilişkiden doğan korelasyon değeri ağırlık hesabına katılmaktadır. Öznel ağırlıkların (w_j^s) ikili karşılaştırma, nesnel ağırlıkların (w_j^o) varyasyon katsayısı yöntemi ile belirlendiği modelde kriterler arasındaki korelasyon kullanılarak bir de ilişkisel ağırlık (w_j^c) hesaplanmaktadır. Daha sonra bu üç ağırlık bir λ tercih parametresi yardımıyla denklem 3.16'da verildiği şekilde bütünleştirilmektedir. Bu parametre hangi tip ağırlığa ne kadar önem verildiğini göstermekte olup karar verici tarafında seçilmektedir.

$$W_j = w_j^s \lambda + \frac{w_j^o + w_j^c}{2} (1 - \lambda) \quad (3.16)$$

Yukarıda açıklanan ve sayıları arttırılabilecek olan nesnel ağırlıklandırma yöntemlerine yazında bazı eleştiriler getirilmektedir. Bunların en önemlilerinden biri, mesafe tabanlı bu anlayışın kriter ağırlığının belirlenmesinde güvenilir olmadığına ilişkindir. Çünkü örneklemden puanlardan herhangi birinin herhangi bir nedenle çıkarılması veya değerinin çok az arttırılması ya da azaltılması kriter ağırlıklarında büyük değişikliklere yol açabilmektedir. Han ve Xiao (2009), örneklem bazlı olarak bu eleştirilerin haklılığını göstermektedirler. Çalışmalarında bir kriterdeki bir puanın çok az değiştirilmesi durumunda sadece o kriterin önem sırasının değişmesini

beklerken tüm kriter sıralamasının tamamen değiştiğini gözlemlemişlerdir. Bir diğer önemli eleştiri ağırlıkların belirlenmesinde çözüm aranan sorunun karakteristiklerinin gözönüne alınmıyor oluşudur. Aynı kriterlere sahip iki sorun farklı iki sektör için aynı ağırlıklarla incelenmektedir. Bu da sektörel bir takım gereksinimleri karşılayamama olasılığını ortaya çıkarmaktadır.

Bu ve bunun gibi eleştiriler gözönüne alındığında nesnel ağırlıklandırmanın klasik yöntemlerinin kredi derecelendirme karar destek modeline katılması yerine, OWA (ordered weighted averaging) yönteminin kullanımının daha doğru olacağı düşünülmektedir. OWA yaklaşımında, ne öznel ağırlıklandırma ne de puanlardan yola çıkılarak klasik bir nesnel ağırlıklandırma yapılmaktadır. İleride de açıklanmakta olduğu gibi, özellikle risk unsurunun ölçüldüğü karar sorunlarında OWA yönteminin kullanılması önemli avantajlar getirmektedir.

3.4.2.2 OWA yöntemi

OWA yaklaşımının genel ögesi, kriterlerin önemleri değil onların sırasallıklarının önemleridir. Kredi derecelendirme sorunundan örnek verilecek olunursa, firmaların her kriter bazında her dilsel terime ilişkin bir BKD'si vardır. Bu BKD'ler firmaların kriter bazındaki risk durumlarını temsil etmekte olup kriter ağırlıklarından bağımsız olarak herhangi bir kriterdeki büyük bir BKD, firmanın o kriter açısından büyük bir risk barındırdığını göstermektedir. Bu gibi risk temsil edilen durumlarda, her bir bilgi unsuru önem taşımakta olup sırasal açıdan büyüklük ve küçüklük gözönüne alınması gereken bir konu haline gelmektedir. Burada riskin daha belirgin hale getirilmesi açısından büyük BKD'lere daha fazla ağırlık verilmesi önem taşımaktadır (Ruan ve diğ., 2013).

Bir karar sorununda kriter puanlarının bütünleştirilmesi, kriter ağırlıkları ile puanların çarpım toplamlarından ibarettir: $F(a_1, \dots, a_n) = \sum_{i=1}^n w_i b_i$. Burada OWA yöntemini farklılaştıran unsur i indisi olup büyüklük sırasını temsil etmektedir. Yani b_i , $(a_1, a_2, \dots, a_n)$ kümesinin i 'nci büyük elemanıdır ($b_1 > b_2 > \dots > b_n$).

Bu konudaki öncü çalışmalardan biri O'Hagan (1988)'a ait olup orada *veyalık derecesi (orness degree)* tanımı yapılmaktadır. Sırasal ağırlıkların toplamı 1 olup, eğer $[1, 0, \dots, 0]$ gibi bir ağırlık satır vektörü söz konusuysa bu durumda enbüyük puan sonuç olarak kabul edilmiş ve en iyimser şekilde davranılmış olmaktadır. Eğer $[0, 0, \dots, 1]$ gibi bir vektör söz konusuysa enküçük değer sonuç olarak alınmış ve en

kötümser şekilde davranılmış olmaktadır. İlk ağırlık vektörü enbüyüklemeyi sağladığı için bulanık mantıktaki “veya (or)” operatörüne; ikinci vektör enküçüklemeyi sağladığı için “ve (and)” operatörüne karşılık gelmektedir. Böylece tüm vektör elemanlarının 0 ile 1 arasındaki değişiminde *veyalık derecesi* ortaya çıkmakta, yani *veyalık derecesine* göre sırasal ağırlıkların belirlenebilmesi olanaklı olmaktadır. Burada *veyalık derecesi*, karar vericinin iyimserlik seviyesini de temsil etmektedir çünkü *veyalık derecesi* ne kadar büyük olursa ilk sıralarda yer alan büyük puanlara o kadar büyük ağırlıklar verilecek demektir.

Yager (1988) da bu yaklaşımın öncülerinden biri olup OWA ağırlıklarının belirlenebilmesi için iki önemli bileşen ortaya koymaktadır. Denklem 3.17 ile verilen bileşen kriterler arasındaki ayrımı gösteren entropi olup nesnel ağırlıklandırmadaki yaklaşım ile aynı mantığa sahiptir. Denklem 3.18 ise w_i ağırlığına karar verilecek *veyalık derecesi* kısıtını ortaya koymaktadır.

$$Disp(W) = - \sum_{i=1}^n w_i \ln(w_i) \quad (3.17)$$

$$veyalık(W) = \frac{1}{1-n} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i \quad (3.18)$$

Bu iki bileşenden ilki amaç fonksiyonunu, ikincisi ise kısıtı oluşturmakta olup O'Hagan (1988) maksimum entropi temelli kısıtlı doğrusal olmayan eniyileme modelinin çözümü yoluyla ağırlıkların bulunabileceğini söylemektedir. Denklem 3.19 ile verilen modelde eniyileme işlevinin enbüyükleme olmasının nedeni, enbüyük ayrımın sağlanması yoluyla ağırlıkların bireysel önemlerinin ortaya çıkarılmasının amaçlanmasıdır. Kısıtta karar verici α *veyalık derecesini* belirleyerek iyimserlik konusundaki tutumunu ortaya koyabilmektedir. Modelde n kriter sayısını, i ise kriterin büyüklük sırasını temsil etmektedir. Yazında OWA ağırlıklarının belirlenebilmesi için pek çok çalışma bulunmaktadır. Bunlardan en yaygın olarak bilinip kullanılanları ileride açıklanmaktadır.

$$\begin{aligned} \text{Enb } Disp(W) &= - \sum_{i=1}^n w_i \ln(w_i) \\ \text{Öyle ki } veyalık(W) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i = \alpha \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \in [0,1], i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.19)$$

Fuller ve Majlender (2003), verilen bir *veyalık derecesi* için OWA ağırlık setinin varyanslarını enküçükleyecek bir yöntem önermektedir. Buradaki amaç, OWA ağırlıklarının değişkenliğini olabildiğince enküçükte tutmak, yani ağırlıkların

yayılımını azaltmaktır. Denklem 3.20’de verilen modelin çözümü bu yöntemle göre OWA ağırlıklarının belirlenmesini sağlamaktadır.

$$\begin{aligned} \text{Enk } D^2(W) &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n w_i^2 - \frac{1}{n^2} \\ \text{Öyle ki } veyalık(W) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i = \alpha \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \in [0,1], i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.20)$$

Wang ve Parkan (2005), iki ardışık ağırlık arasındaki enbüyük ayrımın enküçüklenmesini amaçlayan bir OWA belirleme modeli önermektedirler. Buradaki amaç, ağırlıkların hesaplanmasında yüksek dereceden cebir işlemleri ve doğrusal olmayan programlama yerine doğrusal programlama yoluyla en basit yoldan ağırlıkların hesaplanabilmesidir (denklem 3.21). Amin ve Emrouznejad (2006), bu yöntemi herhangi iki ağırlık arasındaki enbüyük farkın enküçükleneceği şeklinde bir anlayışa yükseltmekte ve modeli denklem 3.22 ile vermektedirler.

$$\begin{aligned} \text{Enk } \delta \\ \text{Öyle ki } veyalık(W) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i = \alpha \\ w_i - w_{i+1} - \delta &\leq 0, i = 1, \dots, n-1 \\ w_i - w_{i+1} + \delta &\geq 0, i = 1, \dots, n-1 \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \in [0,1], i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned} \text{Enk } \delta \\ \text{Öyle ki } veyalık(W) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i = \alpha \\ w_j - w_i + \delta &\geq 0, i = 1, \dots, n-1; j = i+1, \dots, n \\ w_i - w_j + \delta &\geq 0, i = 1, \dots, n-1; j = i+1, \dots, n \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \in [0,1], i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.22)$$

Wang ve diğ. (2007), ağırlıkların çok fazla yayılım göstermeksizin olabildiğince birbirine yakın çıkmasını sağlayan iki OWA ağırlık seti belirleme modeli ortaya koymaktadırlar. Bunlardan denklem 3.23 enküçük kareler yöntemine, denklem 3.24 ki-kare yöntemine dayanmaktadır.

$$\begin{aligned} \text{Enk } J_1 &= \sum_{i=1}^{n-1} (w_i - w_{i+1})^2 \\ \text{Öyle ki } veyalık(W) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i = \alpha \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \in [0,1], i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.23)$$

$$\begin{aligned} \text{Enk } J_2 &= \sum_{i=1}^{n-1} \left(\frac{w_i}{w_{i+1}} + \frac{w_{i+1}}{w_i} - 2 \right) \\ \text{Öyle ki } veyalık (W) &= \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (n-i)w_i = \alpha \\ \sum_{i=1}^n w_i &= 1, w_i \in [0,1], i = 1, \dots, n \end{aligned} \quad (3.24)$$

Filev ve Yager (1998), üssel OWA ağırlığı belirleme yaklaşımları geliştirmişlerdir. Denklem 3.25 karar vericinin iyimser davrandığı durumdaki süreci, denklem 3.26 ise kötümser davrandığı durumdaki ağırlık belirleme sürecini özetlemektedir. Aynı çalışmada bir de denklem 3.27 ile verilen süreç önerilmektedir ki burada ilk ve son ağırlıklar haricindeki ağırlıklar eşit, ilk ağırlık enbüyük ve son ağırlıklık da enküçük olmaktadır.

$$\begin{aligned} w_1 &= \alpha \in [0,1] ; w_j = w_{j-1}(1 - w_1), j = 2, \dots, n-1 ; \\ w_n &= \frac{w_{n-1}(1-w_1)}{w_1} \end{aligned} \quad (3.25)$$

$$\begin{aligned} w_n &= (1 - \alpha) ; w_j = w_{j+1}(1 - w_n), j = 2, \dots, n-1 ; \\ w_1 &= \frac{w_2(1-w_n)}{w_n} \end{aligned} \quad (3.26)$$

$$w_1 - w_n = 2(\alpha - 0,5) ; w_i = \frac{1}{n-2} (1 - w_1 - w_n) \quad (3.27)$$

Xu (2005), uçlardaki sıralara endüşük, ortalandaki sıralara ise daha yüksek ve en ortadaki sıraya en yüksek ağırlıkların verilmesi istenilen durumlar için normal dağılım denkleminde hareketle bir OWA ağırlık seti belirleme yöntemi önermektedir. Burada sonuç kararını en fazla ortalama değerlerin etkilemesi ve uçdeğerlerin olabildiğince az etkilemesi istenmektedir. Ağırlıkların tümü denklem 3.28 ile hesaplanmaktadır.

$$w_i = \frac{e^{-\left[\frac{\left(i-\frac{1+n}{2}\right)^2}{2\sigma_n^2}\right]}}{\sum_{j=1}^n e^{-\left[\frac{\left(j-\frac{1+n}{2}\right)^2}{2\sigma_n^2}\right]}} ; \sigma_n = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(i - \frac{1+n}{2}\right)^2} ; i = 1, 2, \dots, n \quad (3.28)$$

Yazında yukarıda örnek olarak verilenler dışında da pek çok farklı OWA ağırlık seti belirleme yöntemi bulunmaktadır. Tez çalışmasında kullanılan yöntem ise bir sonraki başlıkta açıklanmaktadır.

3.4.2.3 OWA ile BKD'lerinin bütünleştirilmesi

Klasik OWA yaklaşımlarının aksine, BKD yaklaşımında kriter puanlarının büyükten küçüğe dizilimi söz konusu olmamaktadır. Onun yerine burada her bir puan BKD ile temsil edildiği için her dilsel terime ilişkin BKD'ler azalan sırada dizilebilmektedir. Ruan ve diğ. (2013), klasik OWA tanımına benzer şekilde denklem 3.29 ile verilen bir BKD için OWA (OWA for Cumulative Belief Degrees: OWAC) tanımlaması yapmaktadır. Burada b_{ij} terimi, γ_{ij} BKD'sinin j 'nci büyük bileşenini; i ise dilsel terim numarasını temsil etmektedir.

$$OWAC_w^i(\gamma_{i1}, \gamma_{i2}, \dots, \gamma_{in}) = \sum_{j=1}^n w_j b_{ij} \quad (3.29)$$

Yine aynı çalışmada OWA ağırlıklarının nasıl belirlenebileceği ile ilgili de bir öneri getirilmektedir. Yukarıdaki model temelli yaklaşımlar yerine burada özetlenen yaklaşımın kullanılması işlemsel kolaylık getirmesi nedeniyle tercih edilmektedir. Bunun için ardışık ağırlıkların β parametresiyle oransal bir bileşimi kullanılmakta ve denklem 3.30 ile verilen *veyalık derecesi*ne bağlı bir ilişki tanımlanmaktadır.

$$w_i = \beta * w_{i-1} ; \quad w_1 = \begin{cases} \frac{1-\beta}{1-\beta^n} & \beta \neq 1 \\ \frac{1}{n} & \beta = 1 \end{cases} \quad (3.30)$$

Bu yöntemle göre, *veyalık derecesi* 0'a yaklaştırdıkça yüksek BKD'lere ve 1'e yaklaştırdıkça da düşük BKD'lere daha fazla ağırlık verilmektedir. Denklem 3.30, $\beta \neq 1$ durumu için denklem 3.31'deki ağırlık belirleme formülüne dönüştürülebilmektedir. Buradaki *veyalık derecesi* belirleme formülü de denklem 3.32'de verilmekte olup bu denklemden istenen bir *veyalık derecesi* için β parametresi çekilerek denklem 3.31'deki yerine konulursa OWA ağırlık seti kolayca belirlenebilir.

$$w_i = \frac{1-\beta}{1-\beta^n} \beta^{i-1} , \quad \beta > 0 , \quad \beta \neq 1 \quad (3.31)$$

$$veyalık(w) = \frac{1-\beta}{(n-1)*(1-\beta^n)} \sum_{i=1}^n (n-i) \beta^{i-1} = \alpha , \quad \beta > 0 , \quad \beta \neq 1 \quad (3.32)$$

Bölüm 3.2'de verilen örnek firma için bir OWAC uygulaması aşağıdaki gibidir. Uygulamada elde toplam 12 kriter bulunduğu varsayılın. Bu durumda 12 sırasal OWA ağırlığına gereksinim duyulmaktadır. *Veyalık derecesinin* de $\alpha = 0,75$ alındığı varsayılın. Öncelikle, aşağıdaki şekilde β parametresi hesaplanmalıdır.

$$\frac{1-\beta}{(12-1)*(1-\beta^{12})} \sum_{i=1}^{12} (12-i)\beta^{i-1} = \frac{1-\beta}{11*(1-\beta^{12})} \sum_{i=1}^{12} (12-i)\beta^{i-1} = 0,75$$

Yukarıdaki denklem çözüldüğünde yaklaşık olarak $\beta=0,764691$ çıkmaktadır. Denklem 3.31 kullanılarak $i=1,...,12$ kriterlerinin tümü için ağırlıklar aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır.

$$w_1 = \frac{1-0,764691}{1-0,764691^{12}} * 0,764691^{1-1} = 0,245108$$

$$w_2 = \frac{1-0,764691}{1-0,764691^{12}} * 0,764691^{2-1} = 0,187432$$

$$w_3 = \frac{1-0,764691}{1-0,764691^{12}} * 0,764691^{3-1} = 0,143328$$

$$w_4 = 0,109601 ; w_5 = 0,083811 ; w_6 = 0,064090 ; w_7 = 0,049009 ;$$

$$w_8 = 0,037477 ; w_9 = 0,028658 ; w_{10} = 0,021915 ; w_{11} = 0,016758 ;$$

$$w_{12} = 0,012815$$

Görüldüğü gibi, 12 kriter için belirlenen sırasıl ağırlıklar azalan sırada dizilmiş olmaktadır. Bu ağırlıklar ile dilsel terim bazındaki BKD'ler çarpılarak toplanmakta ve genel olarak sorunun varlığına ilişkin bir genel kanı yapısı ortaya konulmuş olmaktadır.

3.5 Kredi Derecelerinin Netleştirilmesinde Ki-Kare Benzerlik Ölçümü

Firmaların tüm kriterlerden aldıkları puanlar öncelikle BKD ile temsil edilmekte, daha sonra BKD'ler kriter ağırlıklarından yararlanarak dilsel terim (sorunda kredi derecesi) bazlı olarak bütünleştirilmekte ve böylece, her firma için bir kredi derece dağılımı elde edilmektedir. Kredi derece dağılımı, temel olarak bir firmanın kredi-verilebilirliğinin kredi dereceleri arasındaki bir yayılımından ibarettir. Daha önce de söylendiği gibi, kredi derece dağılımlarının kullanımı kredi analistine yorumlama genişliği sağlamak ve kredi karar kurallarının çıkarılması konusunda önemli bir potansiyel barındırmaktadır. Bununla birlikte, bankacılık sektöründeki yasal mevzuatlar kredi derecelerinin netleştirilmesini de gerektirmektedir. Örneğin, BASEL II uzlaşısına göre firmaların kredi dereceleri arasındaki dağılımın ölçülebiliyor ve yönetilebiliyor olması gerekmektedir. Bu ve bunun gibi nedenlerle, firmaların tekil kredi derecelerinin de belirlenmesi gerekmektedir.

Kredi derece dağılımının tekilleştirilmesinde, yani kredi derecesinin netleştirilmesinde BKD yaklaşımı τ eşik değerini kullanmaktadır. Burada, kredi derece dağılımında karar verici tarafından belirlenen eşik değeri geçen ilk BKD'ye sahip olan dilsel terimin temsil ettiği kredi derecesi, ilgili firmanın tekil kredi derecesi olarak atanmaktadır. Örneğin, bir firmanın kredi derece dağılımı şu şekilde olsun: $\{(1,000; s_0), (0,865; s_1), (0,565; s_2), (0,376; s_3), (0,260; s_4)\}$. Eğer kredi uzmanı $\tau = 0,700$ gibi bir eşik değer seçerse firmanın tekil kredi derecesi s_1 yani D; $\tau = 0,500$ seçerse s_2 yani C olacaktır. Görüldüğü gibi, seçilecek olan eşik değere göre kredi derecesi farklılaşmaktadır. Burada mevzuattan kaynaklanan bir netleştirme zorunluluğu bulunmakta, ancak farklı eşik değerler farklı firma sayısı dağılımlarına neden olmaktadır.

Tekil kredi derecelerinin belirlenmesindeki bir başka neden, her bir dereceye kaçar adet firma düştüğünün hesaplanarak bu sayıların yorumlanması konusundaki gerekliliktir. Örneğin, A kredi derecesine çok fazla sayıda firma düşmesi durumunda banka kaynaklarının büyük çoğunluğunu düşük teminatlarla dağıtacak ve büyük bir risk üstlenecek demektir. E derecesindeki firma sayısının çok olması durumunda ise firma aşırı hassas davranıp çok az firmaya kredi verecek ama bu durumda da gelirlerinde önemli bir azalma söz konusu olacaktır. Oysa firmaların büyük çoğunluğunun C derecesinde olması durumunda banka normal teminatlarla belli bir miktara kadar kredi verecek, böylece de hem riskini hem gelirlerini belli bir seviyede tutabilecek demektir. BASEL II uzlaşısının *risk konsentrasyonu* dediği bu konunun dikkatle incelenmesi gerekmektedir.

Açıklamalardan da anlaşılabileceği gibi, firma sayılarının kredi dereceleri arasında riskin ve gelirlerin belli bir dengede tutulabileceği şekilde dağılması gerekmektedir. Bu durumu eniyi temsil edecek dağılımın normal dağılım olduğu değerlendirilmektedir. Farklı τ eşik değerleri için firma sayılarının kredi dereceleri arasındaki dağılımları belirlendikten sonra yapılması gereken işlem, eldeki bu dağılımlardan normal dağılıma en fazla uyanın ya da hiçbiri tam bir uyum göstermiyorsa en az uymayanın belirlenmesidir. Eldeki bir dağılımın herhangi bir teorik dağılıma uyup uymadığının belirlenmesi işlemine *uyum iyiliği testi (goodness-of-fit test)* denmektedir.

Eldeki karar sorununda kredi dereceleri kategorik bir yapı gösterdikleri için benzerlik ölçütünün *Ki-Kare* değeri olması uygundur (Law ve Kelton, 1991). Burada bir takım

istatistiksel varsayımlar sağlanamadığı için doğrudan bir test uygulandığını söylemek doğru olmayacaktır. Bu nedenle yapılan işlemin *ki-kare benzerlik ölçümü* olarak isimlendirilmesi daha doğru gözükmetedir.

Orijinal Ki-kare testinde, gözlemlenen bir dağılımın teorik (beklenen) bir dağılıma uyum gösterip göstermediğinin belirlenmesini amaçlamaktadır. Bunun için her iki dağılım durumu için gözlemlenen ve beklenen dağılımlara gereksinim duyulmaktadır (Spiegel ve Stephens, 1999). Eldeki bu iki dağılım kullanılarak denklem 3.33 ile gösterilen ki-kare test istatistiği hesaplanmaktadır. Bu denklemde G_i , gözlenen frekansı; B_i , beklenen frekansı; m ise gözlem (firma) sayısını temsil etmektedir.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^m \frac{(G_i - B_i)^2}{B_i} \quad (3.33)$$

Ramachandran ve Tsokos (2014), bu istatistik ile şu hipotezlerin test edileceğini belirtmektedir.

H_0 : Eldeki veriler normal dağılımdan gelmektedir.

H_1 : Eldeki veriler normal dağılımdan gelmemektedir.

Hipotezlerin test edilebilmesi için χ^2 istatistiğinin tablo değeri ile karşılaştırılması gerekmektedir ($\chi^2_{\alpha, k-1}$). Buradaki α , testin anlamlılık düzeyi; $k-1$, serbestlik derecesi; k ise kategori sayısıdır. Eğer $\chi^2 \geq \chi^2_{\alpha, k-1}$ ise H_0 reddedilecek olup bu durum eldeki dağılımın normal dağılımdan gelmediği anlamını taşıyacaktır. Burada normal dağılımdan gelme durumu için aranması gereken bağıntı $\chi^2 < \chi^2_{\alpha, k-1}$ şeklinde olmalıdır. Madem ki test istatistiğinin tablo değerinden küçük olması istenmektedir, bu durumda enküçük χ^2 değerine sahip dağılımı sağlayan τ eşik değeri, kredi derecelerinin kurallara uygun olarak netleştirilmesinde kullanılabilir demektir.

Ki-Kare benzerlik ölçümünün uygulanması ile ilgili diğer önemli bir konu da kredi derecelendirme karar sorunundaki değişkenlerin kategorik olması, yani sürekli olmamasıdır. Testin uygulanabilmesi için kredi derecelerini gösteren değişkenlerin kategorik değişkenden sürekli değişken haline dönüştürülmesi gerekmektedir. Bu amaçla her bir karar derecesi öncelikle sürekli hale dönüştürülmekte; daha sonra süreklilik aralıkları için hesaplamalar yapılmaktadır (Ramachandran ve Tsokos, 2014). Diğer yöntemler gibi bu yöntemin de model içerisinde ne şekilde yer aldığı ve matematiksel ayrıntılarının neler olduğu dördüncü bölümde açıklanmaktadır.

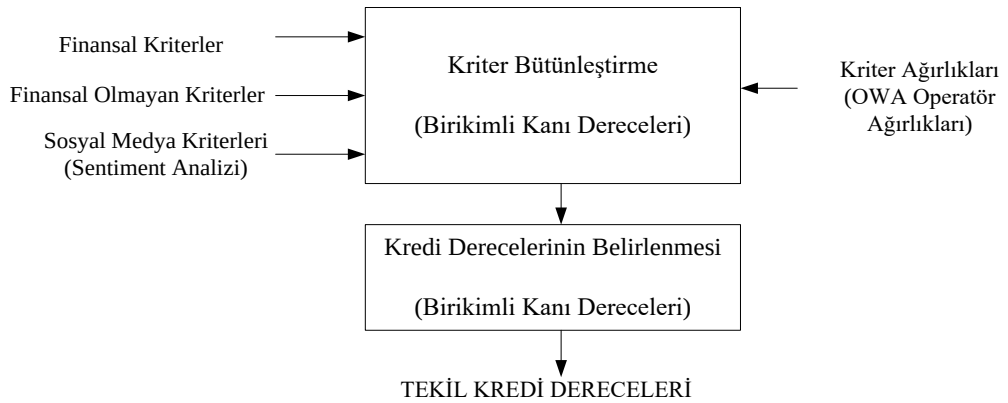


4. ÖNERİLEN KREDİ DERECELENDİRME KARAR DESTEK MODELİ

İçerdiği finansal ve finansal olmayan pek çok kriter gözönüne alındığında kredi derecelendirme sorunu bir ÇKKV sorunu olarak değerlendirilebilmektedir. Doktora tez çalışmasında oluşturulan kredi derecelendirme karar destek modeli Şekil 4.1’de gösterilmekte olup temelde beş adımdan oluşmaktadır:

- (i) üç farklı tipteki kriterlere ilişkin alt kriterlerin tanımlanması;
- (ii) kriterlere ilişkin firma puanlarının hesaplanması ve kriter ağırlıklarının elde edilmesi;
- (iii) kriter bazında belirlenen puanların birikimli kanı yapılarına (BKY) dönüştürülmesi;
- (iv) kriter ağırlıkları gözönüne alınarak BKY’lerin bütünleştirilmesi ve önce kredi derece dağılımlarının, sonra da tekil kredi derecelerinin belirlenmesi.
- (v) Kredi analistinin risk tutumuna uygun olacak şekilde iyimser ve kötümser kredi derecelerinin netleştirilmesi.

Bu adımlarda ilki ve ikincisi sistemin girdisini; üçüncü adım sistemdeki işlemi; dördüncü adım ise sistemin çıktısını oluşturmaktadır.



Şekil 4.1 : Önerilen yöntemin akış gösterimi.

Önerilen model, yazındaki mevcut yöntemlerden farklı olarak firmaların kredi değerliliklerini kredi derece dağılımı ile göstermekte ve bu yolla kredi analizcisine daha geniş yorumlama olanakları sunmaktadır. Çeşitli nedenlere bağlı olarak

gereklik duyulması halinde kredi derece dağılımlarının tekil kredi derecelerine dönüştürülebilmesi de olanaklıdır.

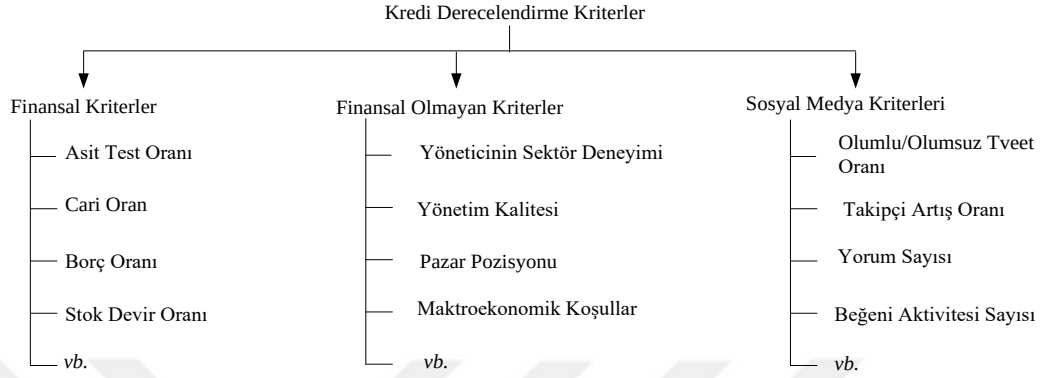
Önerilen yönteme ilişkin 4 temel adım aşağıdaki gibidir.

- ADIM 1. Kredi Derecelendirme Kriterlerinin Tanımlanması
- ADIM 2. Veri Toplama
 - 2.1 Kriterler İlişkin Performans Puanlarının Elde Edilmesi
 - 2.2 Ağırlık Vektörünün Oluşturulması
- ADIM 3. Puanların BKD ile Gösterilmeleri
 - 3.1 Dönüşüm Parametrelerinin Tanımlanması
 - 3.2 Puanların KY'larına Dönüştürülmesi
 - 3.3 BKD'lerin Hesaplanması
- ADIM 4. Kredi Derecesinin Belirlenmesi
 - 4.1 BKD'lerin Bütünleştirilmesi
 - 4.2 Her Firma İçin Tekil Kredi Derecesinin Belirlenmesi
 - 4.3 Kredi Derecelerinin Netleştirilmesi
 - 4.4 Risk Tutumuna Göre Kredi Derecelerinin Belirlenmesi

4.1 Adım 1. Kredi Derecelendirme Kriterlerinin Tanımlanması

Kredi derecelendirmede firmalar finansal ve finansal olmayan performanslarına göre değerlendirilmektedirler. Pratikte, kredi derecelerinin belirlenmesinden bankaların farklı bölümleri sorumlu olabilmektedirler ve bu sorumlulukların dağılımı talep edilen kredinin miktarı, tipi ve amacına ya da kredi başvurusu yapan firmanın sektör, büyüklük, segment gibi özelliklerine göre farklılıklar gösterebilmektedir. Ayrıca, kredi başvurularının değerlendirilmesinde göz önüne alınacak kriterler de kriterlerin ağırlıkları da farklılıklar gösterebilmektedir. Örneğin, zirai ve ticari KOBİ kredi başvurularının değerlendirilmesinde farklı kriter havuzlarından yararlanılması doğaldır. Bununla birlikte, gözönüne alınacak kriterlerden bağımsız olarak her kredi başvurusu aynı sayısal yöntemle değerlendirilmektedir. Bu tez kapsamında ticari banka kredilerinin derecelendirilmesi yapılmaya çalışıldığı için kriter havuzunda üç

tip ana kriter söz konusudur: finansal, finansal olmayan ve sosyal medya kriterleri. Örnek bir kriter hiyerarşisi Şekil 4.2’de verilmektedir. Modelin uygulamasında kullanılmakta olan kriterler Bölüm 5’te ayrıntılı olarak tanıtılmaktadır. Modelde tüm kriterler için k ($k = 1, \dots, n$) indisi kullanılmaktadır.



Şekil 4.2 : Kredi derecelendirme kriterleri hiyerarşisi örneği.

4.2 Adım 2. Veri Toplama

Bir önceki adımda belirlenen kriterler bazında firmaların performans puanlarının hesaplanması ve kriterlere ilişkin ağırlık vektörünün oluşturulması bu adımı oluşturmaktadır.

4.2.1 Adım 2.1. Kriterlere ilişkin performans puanlarının elde edilmesi

Finansal kriterlere ilişkin performans puanlarının hesaplanmasında finansal rasyo analizi kullanılmaktadır. Bu rasyolar, bütçe ve gelir tablosundaki bir takım bileşenler arasındaki basit ilişkilerden ibarettir. Örneğin, Şekil 4.2’de görülen *cari oran*, firma bütçesinin aktif tarafında bulunan dönen varlıklar ile pasif tarafında bulunan kısa vadeli yabancı kaynaklar elemanlarının birbirine oranıdır:

$$Cari Oran = \frac{Dönen Varlıklar}{Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar}$$

Bu rasyoların hesaplanabilmesi için öncelikle firmaların finansal tablolarının elde bulunması gerekmektedir. Daha sonra eldeki rasyoların formülleri kullanılarak finansal performans puanları hesaplanmaktadır (Chen ve Chiou, 1999; Jiao ve diğ., 2007).

Finansal olmayan kriterler, firmaların kredi başvurusu esnasında teslim ettikleri evraklar, faaliyet raporları, geçmiş faaliyetlerine ilişkin internette yayınlanan bilgiler, firma ziyaretleri, yöneticilerle yapılan görüşmeler, istihbarat çalışmaları vb.

faaliyetler yoluyla sahip olunan nesnel ve öznel içerikli puanlardır. Öznel puanlandırma için farklı skalalar kullanılabilmektedir: nümerik olarak 100 üzerinden puan verme ya da bir dilsel terim kümesinden en uygun yargıyı belirten dilsel terimin seçilmesi gibi. Nesnel olarak yapılan değerlendirmelerde ise doğrudan veri puan olarak kabul edilebilmektedir: üst düzey yöneticilerin ortalama deneyim süresi gibi.

Sosyal medya kriterlerinin kredi derecelendirme sürecinde kullanılması, tez çalışmasının yeniliklerinden biridir. Burada, sosyal medyada bir firma hakkında kullanıcılar tarafından yapılan yorumların firmanın finansal olmayan performansı konusunda ek bilgi sunma konusunda önemli bir potansiyel taşıdığı değerlendirilmektedir. Sosyal medya platformlarında bir firma hakkında kullanıcılar tarafından yapılan paylaşımlar özel bir yazılımla toplanmakta ve elde edilen veriler sentiment analizi (SA) ile işlenerek firma hakkında sosyal medya verisi elde edilmektedir. Örnek olarak şöyle bir sosyal medya kriteri olabilir: Olumlu/Olumsuz Sentiment Oranı. Bu oran, firma hakkında sosyal medya platformlarında kullanıcılar tarafından yapılan yorumların oranını göstermekte olup bunun pay ve paydasındaki değerler SA ile belirlenmektedir.

Tüm kriterlerden alınan puanlar kredi derecelendirmenin girdilerinden ilkidir. j firmasının k kriterine ilişkin puanı x_{jk} ile gösterilmektedir.

4.2.2 Adım 2.2. Ağırlık vektörünün oluşturulması

Kriterlere ilişkin firma performans verilerinin bütünleştirilmesi amacıyla kriterlerin, ağırlıklarının belirlenmesi gerekmektedir. Modelde temel olarak, nesnel ağırlıklandırma olanağı sunan Ordered Weighted Averaging (OWA) yönteminin kullanılması önerilmektedir. OWA yaklaşımının genel ögesi, kriterlerin önemleri değil onların sırasallıklarının önemleridir. Kredi derecelendirme sorunu açısından firmaların kriter bazındaki dilsel terimlere ilişkin BKD'leri, aynı zamanda firmaların kriter bazında risk durumlarını temsil etmekte olup kriter ağırlıklarından bağımsız olarak herhangi bir kriterdeki küçük bir BKD, firmanın o kriter açısından büyük bir risk barındırdığı anlamına gelmektedir. Böyle risk temsil edilen durumlarda, her bir bilgi unsuru önem taşımakta olup sırasal açıdan büyüklük ve küçüklük gözönüne alınması gereken bir konu haline gelmektedir. Kredi derecelendirmenin asıl belirlemeye ve ölçmeye çalıştığı bu riskin daha belirgin hale getirilmesi açısından

büyük riskleri temsil eden küçük BKD'lere daha fazla ağırlık verilmesi önem taşımaktadır (Ruan ve diğ., 2013).

BKD ile uyumlu olarak kullanılabilecek OWA ağırlık kümelerinin oluşturulması amacıyla Ruan ve diğ. (2013) öncelikli olarak denklem 4.1 ile verilen bir *veyalık derecesi* hesabı önermektedir.

$$veyalık(w) = \frac{1-\beta}{(n-1)*(1-\beta^n)} \sum_{k=1}^n (n-k)\beta^{k-1} = \alpha, \quad \beta > 0, \quad \beta \neq 1 \quad (4.1)$$

Karar sorununa özgü olarak atanabilecek ya da farklı şekillerde belirlenebilecek olan *veyalık derecesi* (α) denklemde yerine konulmakta ve buradan ağırlıkların hesaplanmasında kullanılacak olan β parametresi hesaplanmaktadır. Denklem 4.1'deki n , kriter sayısıdır. Denklemden hesaplanan β parametresi Denklem 4.2'de kullanılarak tüm ağırlıklar sırasal olarak hesaplanmaktadır.

$$w_b = \frac{1-\beta}{1-\beta^n} \beta^{b-1}, \quad \beta > 0, \quad \beta \neq 1 \quad (4.2)$$

Bu yöntem ile bulunan ağırlıklar, doğrudan k ile gösterilen kriterlerin önemleri olmayıp k kriterlerinin sırasallıklarının ağırlığı konumundadırlar. Onun için, b indisi ($b=1, \dots, n$) kullanılmaktadır. Örneğin $b=1$ için bulunan w_1 enbüyük BKD'nin ağırlığı iken $b=n$ için bulunan w_n enküçük BKD'nin ağırlığıdır.

OWA yönteminde, *veyalık derecesi* 0'a yaklaştırıldıkça düşük BKD'lere daha fazla ağırlık verilmekte, 1'e yaklaştırıldıkça yüksek BKD'lere daha fazla ağırlık verilmektedir. Kredi uzmanı, eğer arzu ederse *veyalık derecesini* kendi risk tercihine göre belirleyebilir. OWA ağırlık vektörü $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ ile gösterilmektedir.

4.3 Adım 3. Puanların BKD ile Gösterilmeleri

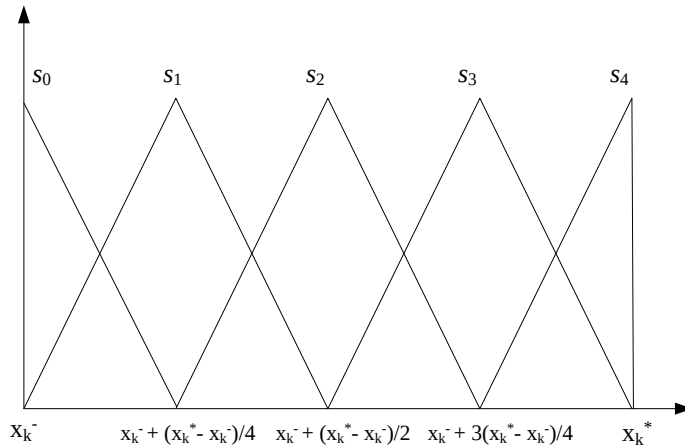
Firma puanlarını BKD ile gösterebilmek için öncelikle dilsel terim kümelerinin tanımlanması gerekmektedir. Kredi derecelendirmede mevcut yöntemler incelendiğinde bankaların genel olarak A, B, AAA, CC gibi harflerin farklı kombinasyonlarından yararlandıkları görülmektedir. Bu nedenle modelde beş terimli bir dilsel terim kümesinin kullanılması yeterli görülmektedir: $S = \{s_i\}, i \in \{0,1,2,3,4\}$. Kredi dereceleri dilsel terimlerle şu şekilde eşleştirilmektedir: s_0 : E, s_1 : D, s_2 : C, s_3 : B, s_4 : A. Bu gösterimde kredi değerliliğinin en iyi olduğu durum yani en büyük indis

olan 4 ile A derecesi; en kötü olduğu durum olan E derecesi ise en küçük indis olan 0 ile temsil edilmektedir.

4.3.1 Adım 3.1. Dönüşüm parametrelerinin tanımlanması

Kriter bazında elde edilen firma performans puanlarının (x_{jk}) herhangi bir bilgi kaybı olmaksızın BKD yöntemi ile işlenebilmesi için dilsel terim kümesinde belirtilen 5 terim ile ifade edilmeleri gerekmektedir. Bunun için puanlar kanı derecelerine dönüştürülmektedir. Bu dönüşüm işlemi üçgen bulanık sayılar ile yapılmakta olup her bir kriter için 5 farklı dilsel terimi karşılayacak şekilde 5 farklı üçgen bulanık sayı tanımlanmıştır. Üçgen bulanık sayıların oluşturulması ise bunlara ilişkin parametrelerin belirlenmesini gerektirmektedir.

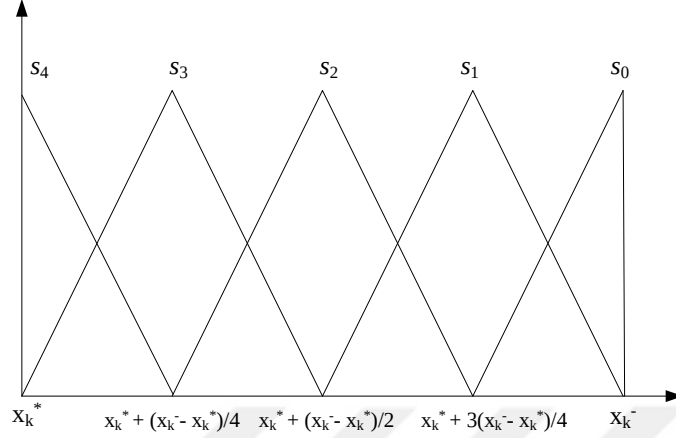
Bir k kriterine ilişkin üçgen bulanık sayılar, her bir dilsel terim için ayrı ayrı olmak üzere en çok tercih edilen (x_k^*) ve en az tercih edilen (x_k^-) puanlar temel alınarak tanımlanabilmektedir. Bir i dilsel terimine ilişkin üçgen bulanık sayı gösterimi (a_i^L, a_i^C, a_i^R) olsun. Burada L ve R , sol ve sağ yayılımları gösterirken C merkezi değeri temsil etmektedir. Beş farklı dilsel terim (kredi derecesi) olduğu için kriter bazında 5 farklı bulanık sayının oluşturulması gerekmektedir. Fayda ve maliyet türü kriterler için oluşturulan üçgen bulanık sayı kümesi örnekleri sırasıyla Şekil 4.3 ve 4.4'te verilmektedir. Fayda ve maliyet tipi kriterler için oluşturulan üçgen bulanık sayılar Çizelge 4.1'de özetlenmektedir.



Şekil 4.3 : Fayda kriterleri için üçgen bulanık sayıların gösterimi.

Tüm kriterler için 5 farklı üçgen bulanık sayı oluşturulabilmesinin önkoşulu, her bir kriter için en çok ve en az tercih edilen puanların belirlenmesidir. Bunun için farklı yollar söz konusudur. Örneğin, bir banka elindeki veritabanında bulunan firmaları

inceleyip belli bir kriterdeki enbüyük değeri en çok tercih edilen, enküçük değeri ise en az tercih edilen puan olarak kabul edebilir ya da yasal mevzuatlar, yazın veya uzmanların genel kanıları temel alınabilir.



Şekil 4.4 : Maliyet kriterleri için üçgen bulanık sayıların gösterimi.

Çizelge 4.1 : Maliyet ve fayda tipi kriterler için üçgen bulanık sayı oluşturma.

	Maliyet Kriterleri			Fayda Kriterleri		
	a_i^L	a_i^C	a_i^R	a_i^L	a_i^C	a_i^R
s_0	$x_k^* + \frac{3(x_k^- - x_k^*)}{4}$	x_k^-	x_k^-	x_k^-	x_k^-	$x_k^- + \frac{x_k^* - x_k^-}{4}$
s_1	$x_k^* + \frac{x_k^- - x_k^*}{2}$	$x_k^* + \frac{3(x_k^- - x_k^*)}{4}$	x_k^-	x_k^-	$x_k^- + \frac{x_k^* - x_k^-}{4}$	$x_k^- + \frac{x_k^* - x_k^-}{2}$
s_2	$x_k^* + \frac{x_k^- - x_k^*}{4}$	$x_k^* + \frac{x_k^- - x_k^*}{2}$	$x_k^* + \frac{3(x_k^- - x_k^*)}{4}$	$x_k^- + \frac{x_k^* - x_k^-}{4}$	$x_k^- + \frac{x_k^* - x_k^-}{2}$	$x_k^- + \frac{3(x_k^* - x_k^-)}{4}$
s_3	x_k^*	$x_k^* + \frac{x_k^- - x_k^*}{4}$	$x_k^* + \frac{x_k^- - x_k^*}{2}$	$x_k^- + \frac{x_k^* - x_k^-}{2}$	$x_k^- + \frac{3(x_k^* - x_k^-)}{4}$	x_k^*
s_4	x_k^*	x_k^*	$x_k^* + \frac{x_k^- - x_k^*}{4}$	$x_k^- + \frac{3(x_k^* - x_k^-)}{4}$	x_k^*	x_k^*

4.3.2 Adım 3.2. Puanların KY'lere dönüştürülmesi

Kanı yapıları (KY) genel olarak karar vericilerin ortak beklentilerini temsil etmektedirler ve farklı ölçekleri içerebilmektedirler. Her firmanın her kriterdeki performans puanının ayırıklaştırılmış risk sınıfları, yani kredi dereceleri ile temsil edilebilmeleri için KY'larına dönüştürülmeleri gerekmektedir. KY, belli bir kriter hakkındaki genel kanıyı ifade etmekte olup elemanları kanı dereceleri. Önerilen yöntemde üçgen bulanık sayılarla üyelik derecesi belirleme, performans puanlarının KY'lere dönüştürülmeleri için kullanılmaktadır. Bu amaca ulaşabilmek için her bir

kriterde dilsel terim bazında belirlenen ve ayrıntısı bir önceki adımda verilen üçgen bulanık sayılar kullanılmaktadır.

Bir firmanın x_{jk} performans puanı, μ_{s_i} dilsel terimi ile ilişkili üyelik fonksiyonu temel alınarak kanı yapısına dönüştürülmektedir. β_{jki} , j firmasının k kriterinde i seviyesindeki kanı derecesi olsun.

Eğer $x_k^- \leq x_{jk} \leq x_k^*$ (veya maliyet kriteri için $x_k^* \leq x_{jk} \leq x_k^-$)

$$\beta_{jki} = \mu_{s_i}(x_{jk}), \quad \forall i \quad (4.3)$$

Eğer $x_{jk} < x_k^-$ (veya maliyet kriteri için $x_{jk} > x_k^-$)

$$\beta_{jk0} = 1, \beta_{jk1} = \beta_{jk2} = \beta_{jk3} = \beta_{jk4} = 0 \quad (4.4)$$

Eğer $x_{jk} > x_k^*$ (veya maliyet kriteri için $x_{jk} < x_k^*$)

$$\beta_{jk0} = \beta_{jk1} = \beta_{jk2} = \beta_{jk3} = 0, \beta_{jk4} = 1 \quad (4.5)$$

Bir kriterin performans puanı eğer en çok ve en az tercih edilen değerler arasında ise o kritere ilişkin kanı yapısı üçgen bulanık sayı temelli olarak hesaplanmaktadır (denklem 4.3). Eğer söz konusu puan en az tercih edilen puandan daha küçük ise bu durumda en kötü dereceyi gösteren s_0 (E)'a ilişkin kanı derecesi 1, diğerleri için 0 ataması yapılmaktadır (denklem 4.4). Eğer en çok tercih edilen puandan daha büyük bir performans puanı söz konusu ise bu durumda en iyi dereceyi gösteren s_4 (A)'e ilişkin kanı derecesi 1, diğerleri için ise 0 ataması yapılmaktadır (denklem 4.5).

4.3.3 Adım 3.3. BKD'lerin hesaplanması

Bir firmanın bir kriterdeki kanı dereceleri denklem 4.6 ile BKD haline dönüştürülmektedir. Her seviyedeki birikimli kanı derecesi, o dereceye varana kadar ki tüm kanı dereceleri ve o seviyedeki kanı derecesinin toplamından, başka bir deyişle ters birikimli toplam alma işleminden ibarettir. Böylece her kriter için performans puanları BKD'ye dönüştürülmüş olmaktadır. γ_{jki} , j firmasının k kriterinde i seviyesindeki BKD'yi, $C_j(I_k)$ ise j firmasının k kriterindeki BKY'sini göstermektedir.

$$C_j(I_k) = \{(\gamma_{jki}, s_i), i = 0, 1, 2, 3, 4\}, \forall k, \forall j, \gamma_{jki} = \sum_{p=i}^4 \beta_{jkp} \quad (4.6)$$

4.4 Adım 4. Kredi Derecesinin Belirlenmesi

Bir önceki adımda kriter bazında belirlenen BKD'ler bu adımda bütünleştirilmekte ve her firma için bir kredi derece dağılımı bulunmaktadır. Çeşitli nedenlerle tekil kredi derecesine gereksinim duyulabilmesi olasılığı için kredi derecesinin netleştirilmesi işlemi de bu adımın son basamağını oluşturmaktadır.

4.4.1 Adım 4.1. BKD'lerin bütünleştirilmesi

Kriter bazında belirlenen $C_j(I_k)$ BKY'lerinin, kriterlere ilişkin ağırlıklar göz önüne alınarak bütünleştirilmesi yoluyla firma için kredi derece dağılımları oluşturulmaktadır. Bütünleştirme işlemi dilsel terim bazında olmaktadır. OWA ağırlık seti kullanıldığı için, ilk olarak her dilsel terimdeki BKD'ler azalan sırada dizilmektedirler. b_{jki} terimi, γ_{jki} BKD'lerinin k 'nci büyük bileşenini temsil etmektedir. Denklem 4.7'de gösterilmekte olduğu gibi dilsel terim bazındaki BKD'ler ile kriterlere ilişkin OWA ağırlıkları çarpılarak toplanmakta ve her bir dilsel terim seviyesinde bütünleşik BKD'ler hesaplanmış olmaktadır.

$$C_j(I) = \{(\gamma_{ji}, s_i), i = 0,1,2,3,4\}, \forall j \gamma_{ji} = \sum_k w_k b_{jki} \quad (4.7)$$

Bütünleştirme işlemi sonrasında, incelenen firma için kredi derecesi, BKD'ler ile temsil edilmiş olmakta ve firmanın kredi değerliliği kredi dereceleri arasında bir dağılımla gösterilmiş olmaktadır. γ_{ji} ile j firmasının s_i kredi derecesine ilişkin genel BKD'si temsil edilmektedir. $C_j(I)$ ise j firmasına ilişkin bütünleşik BKY'sını yani firmaya ilişkin kredi derece dağılımını göstermektedir.

4.4.2 Adım 4.2. Her firma için tekil kredi derecesinin belirlenmesi

Bir firmanın kredi derecesini netleştirebilmek için BKD gösterimi yerine tekil bir kredi derecesi belirlenmesi de olanaklıdır. Eğer bankacılık mevzuatı böyle bir işlemi gerektiriyorsa veya kredi uzmanının bu şekilde bir tercih ya da gereksinimi bulunuyorsa, firmanın kredi derece BKD'sinden tekil kredi derecesi çıkarılabilmektedir. Bir BKY denklem 4.8 ile tekil bir dereceye indirgenebilmektedir.

$$R_j^T = \text{Sup}_{i=0,\dots,m} [s_i | \gamma_{ji} \geq \tau] \quad (4.8)$$

Burada $\tau \in (0,1)$ bir eşik değeri olup karar verici konumundaki banka yönetiminin ya da kredi analizcisinin risk tutumunu ifade etmektedir. Denklem 4.8'e göre, τ eşik değerine eşit ya da bu değerden yüksek olan ilk dilsel terim j firmasının tekil kredi derecesi olarak atanabilir. Denklemde, R_j^τ ile karar verici tarafından seçilen τ eşik değeri için j firmasının tekil kredi derecesi gösterilmektedir.

Kabak ve diğ. (2013), tek bir dilsel terime indirgemede %50 çoğunluk kriterinin uygulanabileceğini ifade etmektedirler. Burada da benzer şekilde aşağıdaki yorumlamayı getirmek olanaklıdır.

- Eğer karar verici riske karşı nötr bir pozisyonda ise $\tau = 0,5$ almalıdır. Böylece grup karar vermedeki çoğunluk ilkesine göre hareket etmiş olur.
- Eğer karar verici riskten kaçınma tutumu içindeyse $\tau > 0,5$ almalıdır çünkü bu durumda kredi derecesi daha düşük atanmakta ve firma daha riskli olarak değerlendirilerek daha yüksek koşullar ve daha düşük kredi meblağları ile çalışılmaktadır. Bu durumda banka ihtiyatlı davranıyor demektir.
- Eğer karar verici risk iştahı içindeyse $\tau < 0,5$ almalı ve bu yolla kredi derecesini daha yüksek belirlemelidir. Burada banka risk seven bir tutum takınarak daha düşük teminatla daha yüksek meblağlı krediler vermeyi tercih etmekte ve gelirini maksimize etmeye çalışmakta demektir.

Bankaların portföylerindeki firmaların, kredi dereceleri arasındaki sayısal dağılımlarının BASEL II uzlaşısına uygun olarak, belli kredi derecelerinde yoğunlaşma yaratmayacak şekilde olması gerekmektedir. Bu durum ise %50 gibi bir değerin herhangi bir dayanaktan yoksun şekilde seçilmesini engellemekte ve eşik değeri seçiminin belli bir değere sabitlemesi için farklı bir yaklaşım getirilmesini gerektirmektedir.

4.4.3 Adım 4.3. Kredi derecelerinin netleştirilmesi

Tekil kredi dereceleri belirlendikten sonra her bir dereceye kaç adet firma düştüğünün belirlenmesi gerekmektedir. Örneğin, A kredi derecesine çok fazla sayıda firma düşmesi durumunda banka kaynaklarının büyük çoğunluğunu düşük teminatlarla dağıtacak ve büyük risk üstlenecek demektir. E derecesindeki firma sayısının çok olması durumunda ise firma aşırı hassas davranıp çok az firmaya kredi verecek ama bu durumda da gelirlerinde önemli bir azalma söz konusu olacaktır. Oysa firmaların büyük çoğunluğunun C derecesinde olması durumunda banka

normal teminatlarla belli bir miktara kadar kredi verecek, böylece de hem riskini hem de gelirlerini uygun bir seviyede tutacak demektir. BASEL II uzlaşısının risk konsantrasyonu dediği bu durumun dikkatle incelenmesi gerekmektedir.

Yukarıdaki açıklamalardan da anlaşılacağı gibi, riskin ve gelirlerin belli bir dengede tutulabilmesi için kredi derecelerindeki firma sayılarının, normal dağılıma benzer şekilde dağılması daha uygun olarak görülmektedir. Belli bir dağılıma olan benzerliğin belirlenebilmesi için de istatistikteki uyum iyiliği testleri (goodness-of-fit tests) kullanılabilir. Öncelikle farklı τ eşik değerleri için firma sayısı dağılımları belirlenmelidir. Daha sonra bu dağılımlar arasından normal dağılıma en fazla benzeyen bulunur. Eldeki karar sorununda kredi dereceleri kategorik bir yapı gösterdikleri için Ki-Kare değeri kullanılmalıdır (Law ve Kelton, 1991). Geliştirilen Ki-Kare değeri temelli benzerlik ölçüm yönteminin adımları aşağıda verilmektedir.

ADIM 4.3.1: Kategori durumundaki değişkenler için ortalama (μ) ve standart sapma (σ) hesaplanır.

ADIM 4.3.2: Her bir kredi derecesi kategorik değişken durumundan sürekli değişken durumuna dönüştürülür. Bunun yapılabilmesi için her kategorik değişken için bir süreklilik aralığının hesaplanması gerekmektedir. İlk ve son dereceler arasındaki sayısal fark, eşit aralıklara bölünerek derecelerin süreklilik aralıkları bulunur.

ADIM 4.3.3: Kategorik değişkenlerin olasılık değerlerinin hesaplanması için öncelikle her bir kategorik değişkenin alt ve üst limitlerine ilişkin standart değerler $Z_i = \frac{X_i - \mu}{\sigma}$ formülü ile bulunur. Burada i dilsel terimleri yani kredi derecelerini göstermekte olup s_i ile aynı anlamdadır.

ADIM 4.3.4: Z_i değerlerinin normal dağılım tablosundaki olasılık değerleri okunarak beklenen olasılıklar denklem 4.9'da verilen formüllerden uygun olan biri ile hesaplanır.

$$\{X \leq X_i\} = P\left\{Z_i \leq \frac{X_i - \mu}{\sigma}\right\} = p_i$$

$$P\{X_{i-1} < X \leq X_i\} = P\left\{\frac{X_{i-1} - \mu}{\sigma} < Z_i \leq \frac{X_i - \mu}{\sigma}\right\} = p_i \quad (4.9)$$

$$P\{X_i < X\} = P\left\{\frac{X_i - \mu}{\sigma} < Z_i\right\} = p_i$$

ADIM 4.3.5: s_i kredi derecesi için beklenen frekans $B_i = m * p_i$ formülü ile bulunur. m , eldeki örnek hacmi, yani firma sayısıdır.

ADIM 4.3.6: Ki-Kare istatistiği denklem 4.10 ile hesaplanır. Burada G_i , s_i kredi derecesindeki gerçek firma sayısı, B_i ise beklenen firma sayısıdır.

$$\chi^2 = \sum_{i=1}^4 \frac{(G_i - B_i)^2}{B_i} \quad (4.10)$$

ADIM 4.3.7: Eldeki tüm dağılımlar içinden *enk* χ^2 koşulunu sağlayan τ , en uygun dağılım olarak seçilir ve bu eşik değerdeki firma kredi dereceleri atanacak kredi dereceleri olarak netleştirilir. Ancak örnek hacmi küçük olduğunda bazı kredi derecelerinde firma bulunmayabilmektedir. Bu durumlarla başa çıkabilmek için de örnek hacminin küçük olduğu durumlarda en fazla 1 kredi derecesinde firma bulunmayabileceği şeklinde bir varsayım getirmek anlamlı olmaktadır. Öyleyse, sonuç olarak *en az 4 kredi derecesinde firma bulunan dağılımlar içerisinde enk χ^2 koşulunu sağlayan eşik değer uygun* olarak seçilmelidir.

Son adımda enküçük ki-kare değerinin uygun benzerlik ölçümü olarak alınmasının nedeni orijinal Ki-Kare Testinde bu test istatistiğinin tablo değerinden küçük olanının normal dağılıma uygunluk gösterdiğinin kabul ediliyor olmasıdır (Ramachandran ve Tsokos, 2014).

4.4.4 Adım 4.4. Risk tutumuna göre kredi derecelerinin netleştirilmesi

Bir önceki adımda belirlenen eşik değer, riskin nötr olduğu durumu temsil etmektedir. Kredi analisti kendi risk tutumuna uygun olarak, eldeki eşik değer altında ya da üstünde değerler belirleyerek farklı kredi derecelerine ulaşabilme olanağına sahiptir. Belirlenenin altında bir eşik değer kabul edildiğinde kredi dereceleri daha yüksek olarak bulunmakta, üstünde bir eşik değer belirlenildiğinde ise daha düşük kredi dereceleri ortaya çıkmaktadır.

Bir önceki adımda kredi derecelerinin netleştirilmesinde nötr risk tutumu temel alınmaktadır. Kredi analistinin risk tutumuna göre kredi derecelerinin belirlenebilmesi için ise yine ki-kare temelli bir anlayışla iyimser ve kötümser kredi dereceleri netleştirilmektedir. Bu son adım iki alt basamaktan oluşmaktadır.

ADIM 4.4.1: Nötr risk tutumunun belirlenmesi eşik değere bağımlıdır. Oysa bu eşik değerden önce belirlenmesi gereken bir diğer model bileşeni daha vardır ki o da α veyalık derecesidir. Hatırlamak gerekirse, her eşik değeri bir veyalık derecesi için belirlenmektedir. Bu adımın temel amacı nötr risk tutumunu temsil yeteneği olan veyalık derecesinin belirlenmesidir. Bu amaçla Ölçer ve Odabaşı (2005)'nin çalışmalarında önerdikleri benzerlik ölçümü temel alınmaktadır.

Veyalık derecesinin seçimi söz konusu olduğu için öncelikle bir benzerlik matrisi oluşturulmaktadır. Bu matrisin satır ve sütunlarında analizde gözönüne alınan eşik değerler, hücrelerinde ise karşılaştırılan iki veyalık derecesinde kredi dereceleri aynı olan firma sayısı oranı bulunmaktadır. Daha sonra, bu matrisin köşegen elemanları hariç satır ortalamaları alındığında her bir veyalık derecesi için ortalama olarak aynı kredi derecesini atama oranı bulunmuş olmaktadır. Tüm veyalık derecelerinin ortalama benzer kredi derecesine sahip olma oranları karşılaştırılarak enbüyük olan değeri belirlenir ve bu değere sahip olan veyalık derecesi, nötr risk tutumunu temsil eden veyalık derecesi olarak alınır. Bu adımın sonunda hangi veyalık derecesinde hangi eşik değeri, nötr risk tutumunu temsil ettiği belirlenmiş olmaktadır.

ADIM 4.4.2: Nötr risk tutumunu temsil eden α ve bundaki τ belirlendikten sonra kredi analistin risk tutumlarına göre kredi derecelerini nasıl netleştirebileceği konusunda yine ki-kare benzerlik ölçümü temelli bir yaklaşım önerilmektedir. Nötr risk tutumu, normal dağılıma en çok benzeyen dağılım dikkate alınarak tanımlandığı için kredi derecelerindeki firma sayılarının dağılımının sağa ya da sola çarpıklığı temel alınarak risk tutumuna göre kredi derecesi netleştirmek olanaklıdır.

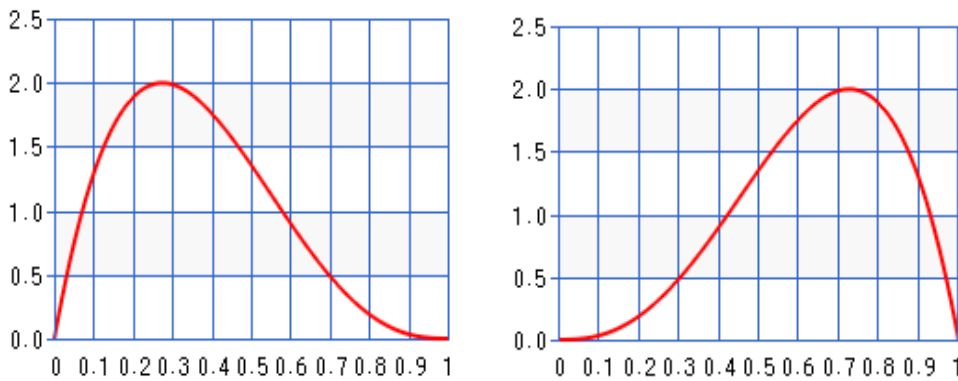
Daha önce de belirtildiği gibi, eğer kredi analisti risk iştahı içindeyse kredi derecelerini daha yüksek belirlemek isteyecektir. Bu durumda nötr riski temsil eden eşik değerden daha düşük bir τ tercih etmek durumundadır. O halde sağa çarpık bir dağılıma benzerliğin araştırılması gerekmektedir. Benzer şekilde riskten kaçınma tutumuna sahip olan bir kredi analisti ise nötr riski temsil eden eşik değerden daha yüksek bir τ tercih ederek kredi derecelerinin daha düşük belirlenmesini sağlayabilecektir. Her iki durum için de sağa ya da sola çarpıklığın belli sınırlar içinde kalmasını sağlayabilmek adına mevcut kredi derece dağılımlarının sağa ya da sola çarpık olduğu bilinen bir dağılıma benzerliğinin, Adım 4.3'teki ki-kare benzerlik ölçümü temelli yaklaşımla değerlendirilmesi önerilmektedir.

Burada karar kriteri yine χ^2 olup bunu sağlayan eşik değerdeki kredi dereceleri farklı risk tutumlarını yansıtan kredi derece dağılımları olarak atanmaktadır. Ki-kare benzerlik ölçümünde kullanılan yöntemin adımları aşağıda açıklanmaktadır.

ADIM 4.4.2.1: İşlemlere başlayabilmek için öncelikle sağa ve sola çarpık olabilen bir dağılıma gereksinim bulunmaktadır. Sadece parametreleriyle oynanarak sağa ya da sola çarpık olabilen bir dağılım olduğu için Beta dağılımının kullanılması uygun görülmektedir. Beta dağılımı, bir beta fonksiyonu ile tanımlanır. Bu fonksiyon denklem 4.11’de verilmekte olup Eularian integralinin birinci tipidir. $a, b > 1$ olup şekil parametreleri ve $\Gamma(y) = (y - 1)!$ ise gama fonksiyonu tanımlamaktadır.

$$f(x, a, b) = \frac{\Gamma(a+b)}{\Gamma(a)\Gamma(b)} x^{a-1} (1-x)^{b-1} ; 0 < x < 1 \quad (4.11)$$

ADIM 4.4.2.2: Kategorik durumdaki kredi derecesi değişkenlerinin sürekli hale getirilmesi gerekmektedir. Bu amaçla beta dağılımına uygun bir olasılık yoğunluk fonksiyonu ile beklenen olasılıkların hesaplanması gerekmektedir. Sağa çarpık bir dağılım elde edilebilmesi için beta dağılımındaki a ve b parametreleri sırasıyla 2 ve 3,67 seçilirken; sola çarpık dağılım için parametreler sırasıyla 3,67 ve 2 seçilmiştir. Kredi analisti parametre değerleriyle oynayarak kararını farklılaştırabilmektedir. Bu parametrelerin oluşturduğu beta dağılımlarının olasılık yoğunluk fonksiyonları Şekil 4.5’e verilmektedir. Her s_i kredi derecesi için hesaplanan beklenen olasılık değeri p_i ile gösterilmektedir.



Şekil 4.5 : Beta dağılımı örnekleri.

ADIM 4.4.2.3: s_i kredi derecesi için beklenen frekans $B_i = m * p_i$ formülü ile bulunur. m , eldeki örnek hacmi, yani firma sayısıdır.

ADIM 4.4.2.4: Ki-Kare istatistiği denklem 4.10 ile hesaplanır. Hem risk iştahı hem de riskten kaçınma durumları için yapılan 2 farklı ki-kare benzerlik ölçümü sonucunda ortaya çıkan dağılımlar içerisinde tercih yapılırken *enk* χ^2 koşulunu sağlayan τ temel alınır ve bu eşik değerdeki firma kredi dereceleri atanacak kredi dereceleri olarak netleştirilir.

Görüldüğü gibi önerilen karar destek modeli ile öncelikle nötr risk tutumunu temsil eden bir *veyalık derecesi* ve buna bağlı olarak bir eşik değer belirlenmektedir. Sonrasında, risk tutumuna göre kredi derecelerinin nasıl farklılaştırılabileceği konusunda da bir öneri getirilmektedir. Bu durumda kredi analistinin karar vermesi gereken tek konu, farklılaştırmada kullanacak olan dağılımın ve ilgili dağılımdaki parametrelerin ne olacağıdır.

4.5 Öznel Ağırlıklar ile Kredi Derecelendirme Karar Destek Modeli

OWA nesnel ağırlıklandırma yöntemi yerine ikili karşılaştırmalar yoluyla belirlenen öznel ağırlıklar da kullanılarak model işletilmektedir. Yukarıda açıklanan modelde yapılması gereken güncellemeler, ağırlıkların belirlenmesi ve BKY'lerin bütünleştirilmesinde bu ağırlıkların kullanılmasına ilişkindir. Modelin adımları içerisinde sadece değişiklik yapılanlar aşağıda verilmektedir.

ADIM 1. Kredi Derecelendirme Kriterlerinin Tanımlanması

ADIM 2. Veri Toplama

ADIM 2.1. Kriterlere İlişkin Performans Puanlarının Elde Edilmesi

ADIM 2.2. Ağırlık Vektörünün Oluşturulması: Bu adımda kredi derecelendirme uzmanlarının görüşlerinden yararlanılmaktadır. Hem üç ana kriter hem de tüm alt kriterler, ana kriter bazlı olarak, ikili karşılaştırılmaktadır. Alınan görüşler geometrik ortalama ile birleştirilerek ağırlıklar belirlenmektedir. Öznel ağırlıklarla belirlenen ağırlık vektörü, $W=(w_1, w_2, \dots, w_n)$ ile gösterilmektedir.

ADIM 3. Puanların BKD ile Gösterilmeleri

ADIM 3.1. Dönüşüm Parametrelerinin Tanımlanması

ADIM 3.2. Puanların KY'lere Dönüştürülmesi

ADIM 3.3. BKD'lerin Hesaplanması

ADIM 4. Kredi Derecesinin Belirlenmesi

ADIM 4.1. BKD'lerin Bütünleştirilmesi: Burada denklem 4.12 kullanılmaktadır. Görüldüğü gibi bu bütünleştirme işleminde BKD'ler azalan sırada dizilmemektedir, çünkü her bir kriterin kendine has bir önem derecesi, yani ağırlığı bulunmaktadır. Burada basitçe, BKD'ler kriter ağırlıklarıyla çarpılarak toplanmaktadır denilebilir.

$$C_j(I) = \{(\gamma_{ji}, s_i), i = 0,1,2,3,4\}, \forall j \gamma_{ji} = \sum_k w_k \beta_{jki} \quad (4.12)$$

ADIM 4.2. Tekil Kredi Derecelerinin Belirlenmesi

ADIM 4.3. Uygun Eşik Değerin Belirlenmesi ve Kredi Derecelerinin Netleştirilmesi

ADIM 4.4. Risk Tutumuna Göre Kredi Derecelerinin Belirlenmesi

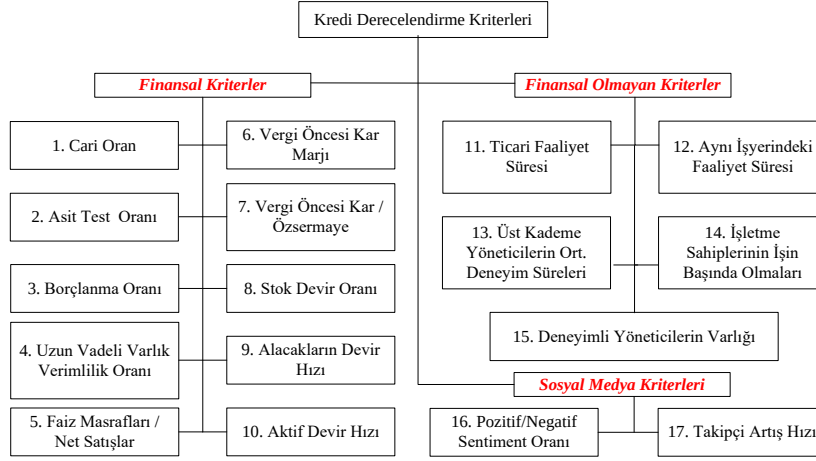
Öznel ağırlıkların kullanımı, 2 adım dışında herhangi bir değişiklik gereksinimi doğurmamaktadır. Burada yapılan öneri, her iki yöntemle de uygulamaları gerçekleştirdikten sonra elde edilen sonuçların karşılaştırılması ve bankanın tercihinine göre bir yöntem seçiminde bulunmasıdır. Bu bölümde ayrıntıları verilen kredi derecelendirme karar destek modelinin uygulaması bir sonraki bölümde yapılmaktadır.

5. ÖNERİLEN KREDİ DERECELENDİRME KARAR DESTEK MODELİNİN UYGULANMASI

Önceki bölümde ayrıntılı olarak açıklanan kredi derecelendirme karar destek modelinin uygulama ayrıntıları bu bölümün konusunu oluşturmaktadır. Uygulama için öncelikli olarak veri temini konusunda bankalarla görüşmeler gerçekleştirilmiş ve tümünden verilerin gizliliği ilkesi uyarınca banka dışına firma verilerinin çıkarılamayacağı sonucu alınmıştır. Hem özel ve kamu bankaları hem de diğer finansal kuruluşlar firma verilerinin kendi sistemleri dışına çıkarılmasını, bilimsel amaçlar dahilinde bile olsa kabul etmemektedirler. Bu nedenle modelin Borsa İstanbul'da işlem gören ve finansal raporları sürekli açıklanmak durumunda olan firmalar için uygulanması yoluna gidilmiştir. Firma seçim sürecinde finansal ve finansal olmayan kriterlerdeki puanlara kolaylıkla ulaşılabilmesinin yanı sıra firmaların sosyal medyadan da etkin bir şekilde yararlanıyor olma durumları göz önüne alınmıştır. Sonuç olarak, hem Borsa İstanbul'da işlem gören hem de Twitter sosyal medya hesapları olup buralarda etkin faaliyet yürüten 64 firmalık bir uygulama örnek kitlesi belirlenmiştir. Verilerin toplanması ve işlenmesi sürecinin ayrıntıları ilerleyen bölümlerde açıklanmaktadır.

5.1 Adım 1. Kredi Derecelendirme Kriterlerinin Tanımlanması

Kredi derecelendirme sürecinde göz önüne alınan kriterler iki temel niteliğe sahiptirler: finansal kriterler firmaların bütçe ve gelir tablosu gibi finansal tabloları kullanılarak hesaplanan rasyolar ile puanlandırılırken finansal olmayan kriterler firmaların finansal nitelikleri haricindeki kriterlerdir. İkinci tip kriterler kredi uzmanlarının öznel görüşlerine dayanabilmekte ya da nesnel bir takım çizelgeler kullanılarak puanlandırılabilirler. Tez çalışmasının özgün yanlarından biri olan sosyal medya kriterleri de esas itibarıyla finansal olmayan kriter havuzuna giriyor olsa da modeldeki önemi ve ağırlığı nedeniyle üçüncü bir kriter tipi olarak ortaya konulmaktadır. Modelde gözönüne alınan tüm kriterler Şekil 5.1'de verilmektedir.



Şekil 5.1 : Uygulamadaki Kriter Hiyerarşisi.

Model içerisindeki tüm kriterlere ilişkin puanların üçgen bulanık sayıya dönüştürme prosedüründen geçirilerek dilsel terimlerle ifade edilebilir hale getirilmesi gerekliliğinden dolayı finansal kriterler, rasyoların bulanıklaştırılması konusunda öneri getiren yayınlardan seçilmiştir (Chen ve Chiou, 1999; Syau ve diğ., 2001; Jiao ve diğ., 2007). 4 kategoride toplam 10 adet finansal rasyo, finansal kriter olarak çalışmada kullanılmaktadır.

- Likidite: Firmanın kısa vadeli borçlarını ödeme gücünü ve işletme sermayesinin yeterli olup olmadığını göstermektedir.
 - x_1 : *Cari Oran* = *Dönen Varlıklar / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar*: Bu oran, firmanın kısa vadedeki varlıklarının kısa vadedeki borçlarını karşılayabilme gücünü göstermektedir.
 - x_2 : *Asit Test Oranı* = $(Dönen Varlıklar - Stoklar) / Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar$: Bu oran bir önceki oranı, nakite çevrilmesi daha güç olan stokları elemine ederek güçlendirmektedir.
- Finansal Yapı: Firmanın finansman yapısını ve borçlanma seviyesini göstermektedir.
 - x_3 : *Borçlanma Oranı* = *Toplam Borç / Özsermaye*: Firma dışı sağlanan kaynak oranıdır.
 - x_4 : *Uzun Vadeli Varlık Verimlilik Oranı* = $\frac{Duran Varlıklar + Uzun Vadeli Yatırımlar}{Özsermaye + Uzun Vadeli Yabancı Kaynaklar}$: Bu oran, firmanın duran

varlıklarını ve uzun vadeli yatırımlarını yönetme becerisinin bir göstergesi konumundadır.

- **Karlılık:** Firmanın karlılık seviyesi ve satışların sermaye ile ilişkisi hakkında bilgi vermektedir.
 - x_5 : *Faiz Masrafları/Net Satışlar*: Firmanın toplam satışının ne kadarının faiz borcu ödemeye harcandığını göstermektedir.
 - x_6 : *Vergi Öncesi Kar Marjı = Vergi Önceki Kar/Toplam Satışlar*: Firmanın operasyonel verimliliğinin bir göstergesi olup satışların kara dönüştürülebilme kapasitesini göstermektedir.
 - x_7 : *Vergi Öncesi Kar/Özsermaye*: Yatırımın her bir parasal birimi için elde edilen kazancı göstermektedir.
- **Verimlilik:** Firmanın sahip olduğu varlıkların faaliyet döngüsüne katkısını ölçen ve faaliyet döngüsünde ortaya çıkan finansman ihtiyacının boyutunu ortaya koymaktadır.
 - x_8 : *Stok Devir Oranı = Satışların Maliyeti/Ortalama Stoklar*: Bir periyot boyunca stokların kaç kere devredildiğini gösterir.
 - x_9 : *Alacakların Devir Hızı = $\frac{\text{Net Satışlar}}{\text{Ticari Alacaklar}}$* : Firmanın kredi açısından borç toplayabilme kapasitesini göstermektedir.
 - x_{10} : *Aktif Devir Hızı = Net Satışlar/Toplam Varlıklar*: Firmanın satış kazancı yaratmada varlıklarından yararlanma verimliliğinin bir göstergesidir.

Finansal olmayan kriterler bankacılık sektöründe uygulanan bir mevzuattan seçilmiş olup bunların seçiminde nesnel olarak değerlendirilebiliyor oluşları göz önüne alınmıştır. Hem modelin mümkün olduğunca öznellikten arındırılması hem de uzman görüşleri konusunda bankaların ketum tutumları bu tercih için önemli bir kıstas olmuştur. Kriterler ile genel olarak firmanın, ortaklarının ve yöneticilerinin deneyim ve yönetim performansının değerlendirilmesi hedeflenmektedir.

- x_{11} : *Ticari Faaliyet Süresi*: Bu kriter firmanın içinde bulunduğu sektörde kaç yıldır faaliyet yürüttüğünün bir ölçüsü olup kendi alanındaki deneyim seviyesinin bir göstergesidir. Firmanın gelecekte de varlığını sürdürüp sürdüremeyeceğine ilişkin bir öngörü sunmaktadır.

- x_{12} : *Aynı İşyerindeki Faaliyet Süresi*: Bu kriter firmanın güvenilirliğinin bir göstergesi konumundadır çünkü ne kadar uzun yıllar boyunca aynı işyerinde faaliyet sürdürülmüşse firma o kadar izlenebilir ve ulaşılabilir olarak değerlendirilmektedir.
- x_{13} : *Üst Kademe Yöneticilerin Ortalama Deneyim Süreleri*: Bununla, firmada çalışan üst kademe yöneticilerin işlerinde ne derecede uzman oldukları anlaşılmaya çalışılmaktadır. Firmanın yönetim yeteneği hakkında bir bilgi sunması açısından önemlidir.
- x_{14} : *İşletme Sahiplerinin İşin Başında Olmaları*: Firma sahiplerinin yönetim faaliyetlerinde resmi olarak yer almaları da istenen durumlardan biridir. Bu da firmanın manipülatif faaliyetlerden olabildiğince uzak durduğunun bir göstergesi olarak kabul edilmektedir.
- x_{15} : *Deneyimli Yöneticilerin Varlığı*: Bu bilgi bir önceki kriteri güçlendirecek bir niteliğe sahiptir çünkü burada işletme sahipleri dışındaki yöneticilerden bahsedilmektedir. Firmanın yönetimine işletme sahiplerinin ilgisinin kaybolması durumunda dahi firmanın yetkin yöneticilerce faaliyetlerine devam edip etmeyeceği bu kriter çerçevesinde değerlendirilmiş olmaktadır.

Sosyal medya kriterleri Schniederjans ve diğ. (2013) tarafından önerilenlerden ikisi olup bunların seçiminde hem firma müşterilerinin firmalar hakkındaki görüşlerini içermeleri hem de firmanın tanınırlığının belirlenilmesi amacı güdülmüştür. Burada SA ile elde edilebilecek sosyal medya kriterleri Twitter kaynaklıdır.

- x_{16} : *Pozitif/Negatif Sentiment Oranı*: Sosyal medya ortamlarından biri olan Twitter'da firmalar hakkında yapılan paylaşımların SA ile işlenmesi yoluyla ölçülen bu kriter genel olarak firmaların müşterilerinin ya da diğer paydaşlarının firmadan memnuniyet derecelerinin, firma ya da ürün ve hizmetlerinin kalitesi konusundaki görüşlerinin bir yansıması olarak kabul edilmektedir.
- x_{17} : *Takipçi Artış Hızı*: Bu kriter ile analiz dönemi süresince firmanın Twitter hesabını kullanan takipçilerin sayılarındaki değişim ölçülmekte olup bu değer, firmaya olan gelecek talebin bir öngörüsü niteliğindedir. Pozitif değerler takipçi sayısındaki bir artışı gösterirken, negatif değerler bir azalışa işaret etmektedir.

5.2 Adım 2. Veri Toplama

5.2.1 Adım 2.1. Kriterlere ilişkin performans puanlarının elde edilmesi

Örnek olarak alınan 64 firmaya ilişkin kriter puanları farklı kaynaklar kullanılarak elde edilmektedir. Firmalara ilişkin finansal kriter puanları Kamuyu Aydınlatma Platformu internet sitesinden (www.kap.gov.tr) ulaşılabilen bütçe ve gelir tabloları temel alınarak hesaplanmıştır. Söz konusu 64 firma tarafından 2015 yılının ikinci çeyreği için açıklanan finansal tablolar gözönüne alınmıştır. Tez kapsamında incelenen firmaların isimleri ve tanınmalarına neden olabilecek herhangi bir bilgi yer almamaktadır.

Firma 37'nin kısa vadeli borçlar toplamı 941.592.093 TL, uzun vadeli borçlar toplamı 53.394.664 TL ve özsermayesi 934.575.547 TL olduğuna göre bu firmanın 3. kriter olan “Borç Oranı” kriterinden aldığı puan aşağıdaki şekilde hesaplanmaktadır. $x_{37,3}$ terimi, firma 37'nin 3 numaralı kritere ilişkin puanını temsil etmektedir.

$$x_{37,3} = \frac{\text{Kısa Vadeli YK}_{37} + \text{Uzun Vadeli YK}_{37}}{\text{Özsermaye}_{37}} = \frac{941.592.093 + 53.394.664}{934.575.547} = 1,0646$$

Tüm firmaların finansal puanları Çizelge 5.1’de verilmektedir.

Finansal olmayan kriter puanlarının belirlenebilmesi için firmalar hakkında internette araştırmalar yapılmıştır. Firmalara, firma yöneticilerine ve firma sahiplerine ilişkin bilgiler, firmaların Kamuyu Aydınlatma Platformu internet sitesinde yayınladıkları faaliyet raporları, resmi sitelerinin yatırımcı köşesi bölümleri, yöneticilere ilişkin kurumsal internet sayfaları vb. kaynaklardan toplanmıştır. Sosyal medya kriterleri için finansal kriterler ile aynı dönem kapsamında firmalar hakkında Twitter sosyal medya platformunda yapılan paylaşımlar özel bir algoritma ile toplanarak depolanmış ve elde edilen yaklaşık 1.500.000 paylaşım SA ile analiz edilmiştir. Bu yöntemin kullanılmasının ön hazırlığı olan firmaların, firmalara ilişkin resmi Twitter hesaplarının ve algoritmanın firmalara ilişkin Twitter paylaşımlarını tanımasına olanak sağlamaya yönelik olarak kelime listelerinin hazırlanması tarafımızdan gerçekleştirilmiş olup bu bilgiler firmalara ilişkin tanımlayıcı nitelik taşıdıklarından dolayı paylaşılamamaktadır. Veriler algoritma tarafından toplandıktan sonra SA yardımıyla analiz edilmiştir. Tüm firmalara ilişkin finansal olmayan ve sosyal medya kriterlerine ilişkin puanlar Çizelge 5.2’de verilmektedir.

Çizelge 5.1 : Tüm firmaların finansal puanları.

	X_{j1}	X_{j2}	X_{j3}	X_{j4}	X_{j5}	X_{j6}	X_{j7}	X_{j8}	X_{j9}	X_{j10}
Firma 1	1,4806	1,4890	2,2858	0,7953	0,0202	-0,0192	0,0000	0,7985	0,0063	0,0071
Firma 2	0,8056	0,8696	2,5184	1,0459	0,0231	0,1184	0,1214	0,0970	0,0048	0,0016
Firma 3	0,4736	0,9234	1,6580	1,0587	0,0340	0,0219	0,0170	0,0083	0,0080	0,0016
Firma 4	1,0464	1,4958	2,6449	0,6534	0,0494	0,0713	0,1106	0,0128	0,0036	0,0024
Firma 5	1,4393	2,1092	0,5885	0,4406	0,0085	0,0873	0,1177	0,0210	0,0074	0,0047
Firma 6	1,2128	1,6847	1,9307	0,5465	0,1036	0,0485	0,0695	0,0145	0,0036	0,0027
Firma 7	1,0504	1,4037	1,8793	0,5201	0,1640	0,0561	0,1041	0,0187	0,0072	0,0036
Firma 8	0,9487	1,1591	9,3534	0,7068	0,0503	0,0283	0,1571	0,0218	0,0068	0,0030
Firma 9	3,0624	4,0926	0,2915	0,2460	0,0865	0,0726	0,0171	0,0050	0,0014	0,0010
Firma 10	0,7472	1,1258	1,7256	0,9154	0,0203	0,0523	0,1364	0,0349	0,0237	0,0053
Firma 11	0,5306	0,8994	7,5520	1,1888	0,0452	-0,0083	-0,0275	0,0090	0,0071	0,0022
Firma 12	0,9913	1,1974	2,5964	0,8498	0,0000	0,0719	0,1575	0,0380	0,0112	0,0034
Firma 13	0,4991	1,0948	1,9819	0,8666	0,0128	0,0516	0,1969	0,0204	0,0270	0,0071
Firma 14	1,2294	1,5719	0,8414	0,5887	0,0145	0,0868	0,1101	0,0267	0,0111	0,0038
Firma 15	0,6223	1,6561	0,9192	0,6393	0,0554	0,0581	0,0699	0,0095	0,0182	0,0035
Firma 16	1,6759	2,8238	0,4023	0,3990	0,0043	0,1073	0,0714	0,0093	0,0076	0,0003
Firma 17	0,5451	0,7310	15,0609	2,3082	0,0511	-0,0430	-0,7396	0,0386	0,0190	0,0060
Firma 18	1,4951	1,7194	0,5446	0,6514	0,0129	0,1360	0,1094	0,0395	0,0095	0,0029
Firma 19	0,3561	0,4983	-7,5135	2,8621	0,3112	-0,2844	-14,8398	0,0194	0,0097	0,0022
Firma 20	0,5011	0,9778	2,3255	1,0172	0,1853	-0,1266	-0,0872	0,0055	0,0095	0,0012
Firma 21	0,8690	1,3332	0,3799	0,9044	0,0002	0,1091	0,0899	0,0321	0,0197	0,0033
Firma 22	3,4486	3,8563	1,6611	0,4266	0,1356	0,0939	0,1138	0,0371	0,0145	0,0025
Firma 23	0,3461	0,9856	5,0517	1,0130	0,2097	-0,2077	-0,5670	0,0083	0,0207	0,0025
Firma 24	0,9750	1,4123	1,2526	0,8794	0,1367	0,0252	0,0214	0,0212	0,0187	0,0021
Firma 25	0,5290	0,9459	9,8393	1,0668	0,2247	-0,1425	-0,7823	0,0122	0,0126	0,0028
Firma 26	1,0436	1,1885	6,5329	0,7525	0,0776	0,0112	0,0326	0,0261	0,0038	0,0021
Firma 27	1,1636	1,3686	1,2702	0,5940	0,0132	0,0097	0,0133	0,0310	0,0064	0,0033
Firma 28	0,4988	1,1720	2,4473	0,8008	0,0560	0,0345	0,0591	0,0077	0,0122	0,0028
Firma 29	1,4920	2,0578	1,2409	0,5836	0,1080	0,0613	0,0443	0,0112	0,0041	0,0018
Firma 30	0,8941	1,2737	2,0420	0,5602	0,0519	0,2127	0,2346	0,0086	0,0044	0,0020
Firma 31	0,6522	1,0521	1,6311	0,9893	1,1558	-0,5918	-0,0717	0,0038	0,0025	0,0003
Firma 32	3,5240	4,8177	0,2818	0,1329	0,0009	0,0862	0,0520	0,0109	0,0066	0,0026
Firma 33	1,2037	1,8718	1,3664	0,7221	0,0609	-0,0029	-0,0016	0,0082	0,0052	0,0013

Çizelge 5.1 (devam) : Tüm firmaların finansal puanları.

	X_{j1}	X_{j2}	X_{j3}	X_{j4}	X_{j5}	X_{j6}	X_{j7}	X_{j8}	X_{j9}	X_{j10}
Firma 34	0,9088	1,1132	0,5051	0,9727	0,0272	0,0581	0,0727	0,1164	0,0423	0,0046
Firma 35	0,3114	1,3257	4,1748	0,4387	0,0503	0,0004	0,0020	0,0089	0,0541	0,0057
Firma 36	0,5336	0,9855	37,9078	1,0396	0,0349	-0,0413	-1,0376	0,0108	0,0160	0,0036
Firma 37	0,1273	0,6538	1,0646	1,3300	0,0083	0,0619	0,1086	0,0184	0,1102	0,0047
Firma 38	1,7820	1,8848	3,5422	0,1753	0,0418	0,0442	0,1060	0,0591	0,0041	0,0029
Firma 39	0,3310	0,3340	0,1236	1,0763	0,3442	-1,9381	-0,0129	0,1070	0,0013	0,0000
Firma 40	0,7695	1,1627	1,3145	0,8545	0,0265	0,0842	0,0917	0,0141	0,0111	0,0026
Firma 41	0,8630	1,1218	5,9762	0,5790	0,0136	0,0185	0,1616	0,0346	0,0103	0,0484
Firma 42	0,4479	0,9777	2,2771	1,0233	0,0606	0,0016	0,0020	0,0080	0,0181	0,0022
Firma 43	1,3640	2,4984	1,2684	0,1112	0,1185	0,0348	0,0654	0,0109	0,0108	0,0046
Firma 44	1,2517	1,8331	1,0588	0,4729	0,1625	-0,0273	-0,0192	0,0084	0,0073	0,0019
Firma 45	0,5603	0,8176	4,2337	1,1520	0,1794	-0,1873	-0,2155	0,0104	0,0062	0,0012
Firma 46	0,7488	0,9172	11,6272	1,8016	0,0914	-0,1725	-2,0678	0,0345	0,0079	0,0053
Firma 47	1,6708	1,6843	0,5957	0,6905	0,0299	0,4052	0,2456	0,5841	0,0073	0,0021
Firma 48	0,3606	0,7772	6,1892	1,1761	0,0459	-0,0205	-0,1091	0,0224	0,3502	0,0041
Firma 49	1,2528	1,3957	1,8988	0,3454	0,0486	0,0332	0,0296	0,0192	0,0043	0,0017
Firma 50	1,2049	1,5298	0,9860	0,7332	0,0793	0,0995	0,0859	0,0222	0,0159	0,0024
Firma 51	0,7097	1,1341	0,5885	0,9427	0,0051	0,0694	0,0699	0,0277	0,0192	0,0035
Firma 52	2,8724	3,8498	0,4889	0,3295	0,0165	0,0941	0,1070	0,0228	0,0118	0,0042
Firma 53	1,0414	1,0561	2,8663	0,9799	0,1313	0,2574	0,1575	0,2261	0,0093	0,0009
Firma 54	0,2694	0,9346	0,0220	1,2916	0,0085	-0,0199	-0,1844	0,0170	0,1618	0,0208
Firma 55	0,2257	0,5283	0,9461	1,3906	0,0238	-0,1194	-0,1911	0,0333	0,2756	0,0046
Firma 56	1,6194	1,6318	0,5312	0,7545	0,1589	0,1722	0,0776	0,4693	0,0067	0,0016
Firma 57	1,3536	1,3880	3,3257	0,8783	0,2850	0,0742	0,1128	0,2376	0,0113	0,0020
Firma 58	0,2752	1,0081	2,7161	0,9790	0,0103	0,0044	0,0203	0,0129	0,2960	0,0068
Firma 59	0,6796	1,4935	1,1348	0,7257	0,0493	-0,0284	-0,0351	0,0111	0,0235	0,0032
Firma 60	0,5635	1,0321	0,9821	0,9811	0,0336	0,0148	0,0115	0,0125	0,0132	0,0022
Firma 61	0,2092	1,9272	1,7312	0,3746	0,0549	-0,0363	-0,0545	0,0044	0,0661	0,0031
Firma 62	1,2686	1,4216	1,3257	0,7374	0,0927	0,0304	0,0177	0,0237	0,0039	0,0014
Firma 63	0,4824	1,0336	3,5341	0,8996	0,0040	0,0043	0,0371	0,0258	0,0399	0,0106
Firma 64	0,9484	1,7486	1,3050	0,3218	0,0343	0,0253	0,0356	0,0089	0,0107	0,0034

Çizelge 5.2 : Tüm firmaların finansal olmayan ve sosyal medya puanları.

	X_{j11}	X_{j12}	X_{j13}	X_{j14}	X_{j15}	X_{j16}	X_{j17}
Firma 1	26	26	Bilgi Yok	EVET	EVET	0,0242	0,0870
Firma 2	83	83	7,7500	EVET	EVET	0,0633	0,0526
Firma 3	58	45	23,0000	HAYIR	EVET	0,1939	0,0037
Firma 4	42	42	15,2000	EVET	EVET	0,0282	-0,0085
Firma 5	55	42	7,8750	EVET	EVET	0,0000	0,0182
Firma 6	61	28	8,6667	EVET	EVET	0,1038	1,6426
Firma 7	32	32	19,8300	EVET	EVET	0,0679	0,2223
Firma 8	62	37	7,5000	EVET	HAYIR	0,0512	0,0593
Firma 9	26	26	22,4000	HAYIR	EVET	0,0000	-0,0062
Firma 10	57	25	14,5700	EVET	EVET	0,0697	0,2117
Firma 11	53	19	27,6000	EVET	EVET	0,0620	0,1988
Firma 12	48	47	19,7200	EVET	EVET	0,0429	0,0399
Firma 13	22	22	16,7500	HAYIR	EVET	0,0655	0,1783
Firma 14	51	23	25,0000	HAYIR	EVET	0,0099	0,0996
Firma 15	43	43	7,3333	EVET	EVET	0,1532	0,1300
Firma 16	46	33	Bilgi Yok	NO	EVET	0,0045	0,3039
Firma 17	48	Bilgi Yok	21,7500	EVET	EVET	0,0904	-0,0139
Firma 18	58	37	3,5000	HAYIR	HAYIR	0,0282	0,0031
Firma 19	39	39	Bilgi Yok	EVET	EVET	0,0272	0,0372
Firma 20	28	28	Bilgi Yok	EVET	EVET	0,0938	0,0428
Firma 21	35	31	14,0000	EVET	EVET	0,0098	-0,0269
Firma 22	72	34	13,0000	EVET	EVET	0,0366	0,0113
Firma 23	32	32	36,0000	HAYIR	EVET	0,0059	0,0000
Firma 24	52	24	15,7692	EVET	EVET	0,1012	0,0023
Firma 25	81	31	3,5714	EVET	HAYIR	0,0536	-0,0214
Firma 26	62	49	14,5000	EVET	HAYIR	0,0146	0,0677
Firma 27	51	51	4,0000	EVET	HAYIR	0,1270	0,2000
Firma 28	40	30	31,6667	EVET	HAYIR	0,0825	0,3702
Firma 29	16	12	9,5000	EVET	EVET	0,0034	0,0115
Firma 30	49	1	21,3810	EVET	EVET	0,0313	0,4960
Firma 31	40	25	16,6667	EVET	EVET	1,4113	0,0717
Firma 32	62	16	26,9000	EVET	EVET	0,0000	-0,0151
Firma 33	41	37	27,6000	EVET	EVET	0,0142	0,1359
Firma 34	55	44	16,3000	HAYIR	EVET	0,0441	0,2111
Firma 35	26	26	15,4000	EVET	EVET	0,1485	-0,0024
Firma 36	24	24	7,4000	EVET	EVET	0,1996	0,1298
Firma 37	25	25	8,6250	HAYIR	EVET	0,2786	0,2720
Firma 38	41	38	Bilgi Yok	EVET	HAYIR	0,0284	0,0791
Firma 39	25	42	Bilgi Yok	EVET	HAYIR	0,0000	0,0000
Firma 40	64	41	5,5000	EVET	EVET	0,0000	0,0000
Firma 41	27	10	15,2500	EVET	EVET	0,0588	0,0000
Firma 42	28	12	Bilgi Yok	EVET	EVET	0,1429	0,0252
Firma 43	31	11	Bilgi Yok	EVET	HAYIR	0,0000	0,0000
Firma 44	30	23	Bilgi Yok	EVET	EVET	0,4167	0,0909
Firma 45	50	34	9,0000	EVET	EVET	0,2453	0,0348
Firma 46	11	11	Bilgi Yok	HAYIR	HAYIR	0,4375	0,0116
Firma 47	30	30	16,8571	EVET	EVET	0,0036	0,1915
Firma 48	41	Bilgi Yok	21,0000	HAYIR	EVET	0,2730	0,3642
Firma 49	49	Bilgi Yok	14,5000	EVET	EVET	0,2759	0,0365
Firma 50	51	51	12,8000	EVET	EVET	0,0020	0,0000
Firma 51	43	21	13,0000	EVET	EVET	0,0679	0,1196
Firma 52	49	38	2,5000	HAYIR	EVET	0,0385	0,0432
Firma 53	19	10	12,4688	EVET	EVET	3,0975	0,0787
Firma 54	16	16	6,0000	HAYIR	EVET	0,0254	0,0878
Firma 55	24	24	13,0000	EVET	EVET	0,0478	0,2253
Firma 56	23	1	7,7143	HAYIR	EVET	0,0397	0,0102
Firma 57	22	8	7,8421	EVET	EVET	0,0236	0,0127
Firma 58	18	3	13,0000	EVET	EVET	0,0000	0,0281
Firma 59	56	8	Bilgi Yok	EVET	EVET	0,0274	0,0229
Firma 60	25	25	8,6250	HAYIR	EVET	0,0123	1,4989
Firma 61	44	26	22,3333	EVET	EVET	0,0857	0,0075
Firma 62	52	39	13,0000	EVET	EVET	0,2857	0,0107
Firma 63	15	15	8,0000	HAYIR	HAYIR	0,2500	0,0678
Firma 64	51	17	18,1000	EVET	EVET	0,0000	0,0714

5.2.2 Adım 2.2. Ağırlık vektörünün oluşturulması

Tüm kriterlere ilişkin performans bilgilerinin bütünleştirilebilmesi amacıyla gerek duyulan ağırlıkların belirlenmesinde OWA yöntemi kullanılmaktadır. Model kapsamında toplam 17 kriter bulunmakla birlikte Çizelge 5.2’de örnekleri görülebileceği gibi bazı firmaların x_{12} ya da x_{13} kriterlerindeki performanslarına ilişkin bilgiye ulaşılammamaktadır. OWA ağırlıklandırma yönteminin kullanılacağı modelde ağırlık setinin oluşturulmasında kriter sayısı ve *veyalık derecesi* gibi iki bilgi gerekmektedir. Karşılaştırma yapabilmek ve en uygun kredi dereceleri arasındaki firma sayısı dağılımını belirleyebilmek amacıyla *veyalık derecesi* olarak 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8 gibi 7 farklı değer seçilmiştir. Firmalardan ellisi, 17 kriter; ondördü ise 16 kriter gözönüne alınarak değerlendirilmektedir. Sonuç olarak toplam 14 farklı ağırlık kümesi oluşturulmuştur. Elde edilen tüm w_k ağırlıkları Çizelge 5.3’de verilmektedir.

Çizelge 5.3 : Tüm OWA ağırlık kümeleri.

Kriter Sayısı	Ağırlık Sıralaması	veyalık dereceleri						
		0,20	0,30	0,40	0,50	0,60	0,70	0,80
17	w_1	0,00378	0,01424	0,03227	0,05882	0,09603	0,14867	0,22918
	w_2	0,00489	0,01649	0,03455	0,05882	0,08970	0,12840	0,17733
	w_3	0,00632	0,01909	0,03699	0,05882	0,08379	0,11089	0,13721
	w_4	0,00817	0,02210	0,03959	0,05882	0,07827	0,09576	0,10616
	w_5	0,01055	0,02559	0,04239	0,05882	0,07311	0,08270	0,08214
	w_6	0,01364	0,02964	0,04538	0,05882	0,06830	0,07143	0,06356
	w_7	0,01763	0,03431	0,04858	0,05882	0,06380	0,06168	0,04918
	w_8	0,02278	0,03973	0,05200	0,05882	0,05960	0,05327	0,03805
	w_9	0,02944	0,04601	0,05567	0,05882	0,05567	0,04601	0,02944
	w_{10}	0,03805	0,05327	0,05960	0,05882	0,05200	0,03973	0,02278
	w_{11}	0,04918	0,06168	0,06380	0,05882	0,04858	0,03431	0,01763
	w_{12}	0,06356	0,07143	0,06830	0,05882	0,04538	0,02963	0,01364
	w_{13}	0,08214	0,08270	0,07311	0,05882	0,04239	0,02559	0,01055
	w_{14}	0,10616	0,09576	0,07827	0,05882	0,03959	0,02210	0,00817
	w_{15}	0,13721	0,11089	0,08379	0,05882	0,03699	0,01909	0,00632
	w_{16}	0,17732	0,12840	0,08970	0,05882	0,03455	0,01649	0,00489
	w_{17}	0,22918	0,14867	0,09603	0,05882	0,03227	0,01424	0,00378
16	w_1	0,00413	0,01530	0,03445	0,06250	0,10165	0,15680	0,24056
	w_2	0,00541	0,01787	0,03702	0,06250	0,09458	0,13427	0,18345
	w_3	0,00710	0,02087	0,03979	0,06250	0,08799	0,11498	0,13989
	w_4	0,00930	0,02437	0,04277	0,06250	0,08187	0,09845	0,10668
	w_5	0,01220	0,02846	0,04597	0,06250	0,07617	0,08431	0,08135
	w_6	0,01600	0,03324	0,04941	0,06250	0,07087	0,07219	0,06204
	w_7	0,02098	0,03881	0,05310	0,06250	0,06594	0,06182	0,04731
	w_8	0,02751	0,04533	0,05708	0,06250	0,06135	0,05293	0,03608
	w_9	0,03608	0,05293	0,06135	0,06250	0,05708	0,04533	0,02751
	w_{10}	0,04731	0,06182	0,06594	0,06250	0,05310	0,03881	0,02098
	w_{11}	0,06204	0,07219	0,07087	0,06250	0,04941	0,03324	0,01600
	w_{12}	0,08135	0,08431	0,07617	0,06250	0,04597	0,02846	0,01220
	w_{13}	0,10668	0,09845	0,08187	0,06250	0,04277	0,02437	0,00930
	w_{14}	0,13989	0,11498	0,08799	0,06250	0,03979	0,02087	0,00710
	w_{15}	0,18345	0,13427	0,09458	0,06250	0,03702	0,01787	0,00541
	w_{16}	0,24056	0,15680	0,10165	0,06250	0,03444	0,01530	0,00413

0,40 *veyalık derecesi*nde 17 kriter için OWA ağırlık setinin nasıl hesaplandığı örnek olarak açıklanmaktadır. Toplam kriter sayısı $n = 17$ ve *veyalık derecesi* de $\alpha = 0,40$ alındığı durumda OWA sırasal ağırlıklarının belirlenmesinde kullanılacak olan β parametresi, denklem 4.1 ile göre aşağıdaki formülden çıkarılmaktadır.

$$\frac{1-\beta}{(17-1)*(1-\beta^{17})} \sum_{i=1}^{17} (17-i) \beta^{i-1} = \frac{1-\beta}{16*(1-\beta^{17})} \sum_{i=1}^{17} (17-i) \beta^{i-1} = 0,40$$

Bu denklemin çözümünden $\beta = 1,07053$ çıkmaktadır. Parametre denklem 4.2’de yerine konulursa ağırlıklar sırasal olarak aşağıdaki gibi bulunmaktadır.

$$w_1 = \frac{1-1,07053}{1-1,07053^{17}} 1,07053^{1-1} = 0,03227 ; w_2 = 0,03227 \times 1,07053^{2-1} = 0,03455$$

$$w_3 = 0,03227 \times 1,07053^2 = 0,03699 ; w_4 = 0,03227 \times 1,07053^3 = 0,03959$$

$$w_5 = 0,04239 ; w_6 = 0,04538 ; w_7 = 0,04858 ; w_8 = 0,05200 ; w_9 = 0,05567 ;$$

$$w_{10} = 0,05960 ; w_{11} = 0,06380 ; w_{12} = 0,06830 ; w_{13} = 0,07311 ;$$

$$w_{14} = 0,07827 ; w_{15} = 0,08379 ; w_{16} = 0,08970 ; w_{17} = 0,09603.$$

Analizin ilerleyen bölümlerinde hangi firmanın kaç kriterde bilgisi söz konusuysa o ağırlık seti kullanılarak toplam 7 farklı analiz sonucu bulunmakta ve karşılaştırmalar yapılmaktadır.

5.3 Adım 3. Puanların BKD ile Gösterilmeleri

5.3.1 Adım 3.1. Dönüşüm parametrelerinin tanımlanması

Performans skorlarının dilsel terimlerle ifade edilebilmesi için öncelikle dilsel terimlerin üçgen bulanık sayılarla tanımlanmaları gerekmektedir. Daha önce de açıklandığı gibi bu çalışmada en çok (x_k^*) ve en az (x_k^-) tercih edilen değerler temel alınarak üçgen bulanık sayılar tanımlanmaktadır.

Finansal kriterler için en çok ve en az tercih edilen değerler Jiau ve diğ. (2007) tarafından önerilen güven aralıkları tablosu dikkate alınarak belirlenmektedir. Bir kriterdeki en çok tercih edilen değer o finansal kriterin en iyi sınıfının sol ayağı, en az tercih edilen değer ise o finansal kritere ilişkin en kötü sınıfın sağ ayağı olarak belirlenmiştir. Finansal olmayan kriterlere ilişkin değerler ise bankacılık mevzuatından elde edilmiştir. Yine benzer şekilde banka tarafından eniyi görülen

değer en çok tercih edilen ve enkötü görülen değer de en az tercih edilen değerler olarak kabul edilmiştir.

Sosyal medya kriterlerinde herhangi bir yazın ya da uygulama önerisi olmadığı için buradaki değerler tez kapsamında oluşturulmuştur. Grup karar vermedeki çoğunluk (% 50) ilkesi gözönüne alınarak, olumsuz sentiment sayısının olumlu sentiment sayısından en fazla 2 kat daha büyük olması gerektiği düşüncesinden hareketle ilk sosyal medya kriterinin en çok tercih edilen değeri 0,5 olarak kabul edilmiştir ($x_{16}^* = 0.5$). İkinci sosyal medya kriteri olan Takipçi Artış Oranı için de herhangi bir öneri olmadığı için eldeki 64 firmanın Twitter verileri incelenmiştir. İki dışa düşen (outlier) veri dışarıda bırakıldığında en yüksek değer 0,35 olduğu görülmüş ve en çok tercih edilen değer 0,35 olarak kabul edilmiştir ($x_{17}^* = 0,35$). En az tercih edilen değerler olarak ise hiçbir sosyal medya puanı değişikliğinin olmadığı 0, her iki kriter için de kabul edilmiştir.

En çok ve en az tercih edilen puanlar belirlendikten sonra Çizelge 4.1’de gösterilen şekilde fayda ve maliyet tipi kriterler için ayrı ayrı dilsel terimlerin üçgen bulanık sayı gösterimleri belirlenmektedir. 17 kriter içerisinde sadece x_3 , x_4 ve x_5 kriterleri maliyet tipi, diğer kriterlerin tümü fayda tipidir. Örneğin, ilk finansal kriter olan Cari Oran için $x_1^* = 0.875$ ve $x_1^- = 0.275$ belirlenmiştir. Bu durumda dilsel terimlere ilişkin üçgen bulanık sayılar aşağıdaki gibi olur.

$$s_0; (a_0^L, a_0^C, a_0^R) = \left(x_1^-, x_1^-, x_1^- + \frac{x_1^* - x_1^-}{4}\right) = (0.275, 0.275, 0.425),$$

$$s_1; (a_1^L, a_1^C, a_1^R) = \left(x_1^-, x_1^- + \frac{x_1^* - x_1^-}{4}, x_1^- + \frac{x_1^* - x_1^-}{2}\right) = (0.275, 0.425, 0.575),$$

$$s_2; (a_2^L, a_2^C, a_2^R) = \left(x_1^- + \frac{x_1^* - x_1^-}{4}, x_1^- + \frac{x_1^* - x_1^-}{2}, x_1^- + \frac{3(x_1^* - x_1^-)}{4}\right) = (0.425, 0.575, 0.725),$$

$$s_3; (a_3^L, a_3^C, a_3^R) = \left(x_1^- + \frac{x_1^* - x_1^-}{2}, x_1^- + \frac{3(x_1^* - x_1^-)}{4}, x_1^*\right) = (0.575, 0.725, 0.875),$$

$$s_4; (a_4^L, a_4^C, a_4^R) = \left(x_1^- + \frac{3(x_1^* - x_1^-)}{4}, x_1^*, x_1^*\right) = (0.725, 0.875, 0.875)$$

Dilsel terimlerle ifade edilen iki kriter olan x_{14} ve x_{15} dışındaki tüm kriterler için oluşturulan dilsel terim setleri Çizelge 5.4’te özetlenmektedir. Söz konusu iki kriter için oluşturulan dilsel terim setleri ise Çizelge 5.5’de verilmektedir.

Çizelge 5.4 : Kriterlerin dilsel terim bazlı üçgen bulanık sayı gösterimleri.

	x^*	x^-	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4
x_1	0.875	0.275	(0.275,0.275,0.425)	(0.275,0.425,0.575)	(0.425,0.525,0.725)	(0.525,0.725,0.875)	(0.725,0.875,0.875)
x_2	1.650	0.450	(0.450,0.450,0.750)	(0.450,0.750,1.050)	(0.750,1.050,1.350)	(1.050,1.350,1.650)	(1.350,1.650,1.650)
x_3	0.500	3.500	(3.500,4.500,4.500)	(2.500,3.500,4.500)	(1.500,2.500,3.500)	(0.500,1.500,2.500)	(0.500,0.500,1.500)
x_4	0.633	1.633	(1.633,1.967,1.967)	(1.300,1.633,1.967)	(0.967,1.300,1.633)	(0.633,0.967,1.300)	(0.633,0.633,0.967)
x_5	0.013	0.052	(0.053,0.067,0.067)	(0.040,0.053,0.067)	(0.027,0.040,0.053)	(0.013,0.027,0.040)	(0.013,0.013,0.027)
x_6	0.093	-0.013	(-0.013,-0.013,0.013)	(-0.013,0.013,0.040)	(0.013,0.040,0.067)	(0.040,0.067,0.093)	(0.067,0.093,0.093)
x_7	0.175	-0.025	(-0.025,-0.025,0.025)	(-0.025,0.025,0.075)	(0.025,0.075,0.125)	(0.075,0.125,0.175)	(0.125,0.175,0.175)
x_8	0.067	0.013	(0.013,0.013,0.027)	(0.013,0.027,0.040)	(0.027,0.040,0.053)	(0.040,0.053,0.067)	(0.053,0.067,0.067)
x_9	0.067	0.013	(0.013,0.013,0.027)	(0.013,0.027,0.040)	(0.027,0.040,0.053)	(0.040,0.053,0.067)	(0.053,0.067,0.067)
x_{10}	0.013	0.005	(0.005,0.005,0.007)	(0.005,0.007,0.009)	(0.007,0.009,0.011)	(0.009,0.011,0.013)	(0.011,0.013,0.013)
x_{11}	12	0	(0,0,3)	(0,3,6)	(3,6,9)	(6,9,12)	(9,12,12)
x_{12}	8	0	(0,0,2)	(0,2,4)	(2,4,6)	(4,6,8)	(6,8,8)
x_{13}	15	0	(0,0,3.75)	(0,3.75,7.5)	(3.75,7.5,11.25)	(7.5,11.25,15)	(11.25,15,15)
x_{16}	0.500	0.000	(0.000,0.000,0.125)	(0.000,0.125,0.250)	(0.125,0.250,0.375)	(0.250,0.375,0.500)	(0.375,0.500,0.500)
x_{17}	0.350	0.000	(0.000,0.000,0.0875)	(0.000,0.0875,0.175)	(0.0875,0.175,0.2625)	(0.175,0.2625,0.350)	(0.2625,0.350,0.350)

Çizelge 5.5 : Dilsel olarak tanımlanan iki kritere ilişkin KD.

	s_0	s_1	s_2	s_3	s_4
x_{14} = Evet	0	0	0.2	0.4	0.4
x_{14} = Hayır	0.4	0.4	0.2	0	0
x_{15} = Evet	0	0	0.2	0.4	0.4
x_{15} = Hayır	0.4	0.4	0.2	0	0

5.3.2 Adım 3.2. Puanların KY'lere dönüştürülmesi

Performans puanları bir önceki bölümde verilen üçgen bulanık sayılar kullanılarak kanı yapılarına dönüştürülmektedir. Bu kısımdan itibaren modelin işlemesine ilişkin olarak tüm işlemler firma 37 özelinde örneklendirilmektedir. Firma 37 için söz konusu dönüşümler, denklem 4.3, 4.4 ve 4.5 kullanılarak aşağıdaki gibi yapılmaktadır. Örneğin, firma 37'nin asit test oranı (x_2) olan 0,6538 puanı, dilsel terim bazlı olarak üçgen bulanık sayılarla aşağıdaki şekilde ifade edilmektedir.

$$\beta_{37,2,0} = \mu_{s_0}(0,6538) = (0,6538 - 0,450)/(0,750 - 0,450) = 0,3208.$$

$$\beta_{37,2,1} = \mu_{s_1}(0,6538) = (0,750 - 0,6538)/(0,750 - 0,450) = 0,6792;$$

$$\beta_{37,2,2} = \mu_{s_2}(0,6538) = 0; \beta_{37,2,3} = \mu_{s_3}(0,6538) = 0; \beta_{37,2,4} = \mu_{s_4}(0,6538) = 0$$

Sonuçta firma 37'nin x_2 kriterindeki kanı yapısı şu şekilde olmaktadır: $B_{37}(I_2) = \{(0,3208, s_0), (0,6792, s_1)\}$. Kanı dereceleri 0 olan dilsel terimlerin gösterilmesine gerek bulunmamaktadır. Tüm firmaların tüm kriterlerdeki performans puanları kanı yapılarına bu örneğe benzer şekilde dönüştürülmektedir. Firma 37 için kriter bazında belirlenen KY, Çizelge 5.6'de verilmektedir.

Çizelge 5.6 : Firma 37'nin kanı yapıları matrisi.

	<i>Puan</i>	<i>E (s₀)</i>	<i>D (s₁)</i>	<i>C (s₂)</i>	<i>B (s₃)</i>	<i>A (s₄)</i>
x_1	0,1273	1,0000				
x_2	0,6538	0,3208	0,6792			
x_3	1,0646					1,0000
x_4	1,3300		0,0899	0,9101		
x_5	0,0083					1,0000
x_6	0,0619			0,1744	0,8256	
x_7	0,1086			0,3287	0,6713	
x_8	0,0184	0,6019	0,3981			
x_9	0,1102					1,0000
x_{10}	0,0047	1,0000				
x_{11}	25,0000					1,0000
x_{12}	25,0000					1,0000
x_{13}	8,6250			0,7000	0,3000	
x_{14}	<i>Hayır</i>	0,4000	0,4000	0,2000		
x_{15}	<i>Evet</i>			0,2000	0,4000	0,4000
x_{16}	0,2786			0,7709	0,2291	
x_{17}	0,2720				0,8909	0,1091

5.3.3 Adım 3.3. BKD'lerin hesaplanması

Firmaların kriter bazlı KY'ı denklem 4.6 ile BKD'lere dönüştürülmektedir. Kanı derecelerinin ters birikimli toplamlarından ibaret olan BKD, kredi derecelendirme karar destek modelinin sonuç derecelendirmeleri açısından büyük önem taşımaktadır. x_2 'nin BKD hesaplama işlemi aşağıda örnek olarak verilmektedir. Tüm kriterlere ilişkin BKD'ler ise Çizelge 5.7'de verilmektedir.

$$\gamma_{37,2,0} = \beta_{37,2,0} + \beta_{37,2,1} + \beta_{37,2,2} + \beta_{37,2,3} + \beta_{37,2,4} = 0,3208 + 0,6792 + 0 + 0 + 0 = 1$$

$$\gamma_{37,2,1} = \beta_{37,2,1} + \beta_{37,2,2} + \beta_{37,2,3} + \beta_{37,2,4} = 0,6792 + 0 + 0 + 0 = 0,6792$$

$$\gamma_{37,2,2} = \beta_{37,2,2} + \beta_{37,2,3} + \beta_{37,2,4} = 0 + 0 + 0 = 0$$

$$\gamma_{37,2,3} = \beta_{37,2,3} + \beta_{37,2,4} = 0 + 0 = 0$$

$$\gamma_{37,2,4} = \beta_{37,2,4} = 0$$

Çizelge 5.7 : Firma 37'nin BKY matrisi.

	$E (s_0)$	$D (s_1)$	$C (s_2)$	$B (s_3)$	$A (s_4)$
x_1	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
x_2	1,0000	0,6792	0,0000	0,0000	0,0000
x_3	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
x_4	1,0000	1,0000	0,9101	0,0000	0,0000
x_5	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
x_6	1,0000	1,0000	1,0000	0,8256	0,0000
x_7	1,0000	1,0000	1,0000	0,6713	0,0000
x_8	1,0000	0,3981	0,0000	0,0000	0,0000
x_9	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
x_{10}	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
x_{11}	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
x_{12}	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
x_{13}	1,0000	1,0000	1,0000	0,3000	0,0000
x_{14}	1,0000	0,6000	0,2000	0,0000	0,0000
x_{15}	1,0000	1,0000	1,0000	0,8000	0,4000
x_{16}	1,0000	1,0000	1,0000	0,2291	0,0000
x_{17}	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	0,1091

Sonuç olarak, firma 37'nin x_2 kriterindeki BKD gösterimi şu şekilde olmaktadır:

$$C_{37}(I_2) = \{(1, s_0), (0,6792, s_1), (0, s_2), (0, s_3), (0, s_4)\}.$$

5.4 Adım 4. Kredi Derecelerinin Belirlenmesi

5.4.1 Adım 4.1. BKD'lerin bütünleştirilmesi

Firmanın kredi derece dağılımının belirlenebilmesi için kriterlere ilişkin BKD'lerinin OWA sırasal ağırlıkları kullanılmak suretiyle dilsel terim bazlı olarak denklem 4.7'ye göre bütünleştirilmesi gerekmektedir. *veyalık derecesinin* $\alpha = 0,40$ olarak kabul edildiği durumda firma 37'nin s_1 dilsel terim seviyesindeki BKD'si aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır. Öncelikle söz konusu dilsel terim seviyesindeki BKD'ler azalan sırada dizilmekte ve daha sonra OWA ağırlıkları ile sırasal olarak çarpılarak toplanmaktadır.

$$\begin{aligned}\gamma_{37,1} = \sum_{k=1}^{17} w_k b_{37,k1} &= 1,0000 \times 0,03227 + 1,0000 \times 0,03455 + 1,0000 \times 0,03699 + \\ &1,0000 \times 0,03959 + 1,0000 \times 0,04239 + 1,0000 \times 0,04538 + 1,0000 \times 0,04858 + \\ &1,0000 \times 0,05200 + 1,0000 \times 0,05567 + 1,0000 \times 0,05960 + 1,0000 \times 0,06380 + \\ &1,0000 \times 0,06830 + 0,6792 \times 0,07311 + 0,6000 \times 0,07827 + 0,3981 \times 0,08379 + \\ &0,0000 \times 0,08970 + 0,0000 \times 0,09603 = 0,7091\end{aligned}$$

Sonuç olarak firma 37'nin *veyalık derecesi* $\alpha = 0,40$ olarak kabul edildiği durumdaki bütünleşik BKY şu şekilde olmaktadır: $C_{37}(I) = \{(1,0000, s_0), (0,7091, s_1), (0,5876, s_2), (0,3827, s_3), (0,2092, s_4)\}$. Tüm firmaların BKY, Çizelge 5.8'de verilmektedir.

5.4.2 Adım 4.2. Her firma için tekil kredi derecesinin belirlenmesi

Bu aşamada, firma BKD'leri gözönüne alınarak her firma için tekil bir kredi derecesi belirlenmektedir. Firma 37'nin 0,3; 0,5; 0,7 örnek eşik değerleri için denklem 4.8 ile belirlenen tekil kredi dereceleri aşağıda verilmektedir.

$$R_{37}^{0,3} = \text{Sup}_{i=0,1,2,3,4} [s_i | \gamma_{37,i} \geq 0,3] = \text{Sup}[s_0, s_1, s_2, s_3] = s_3 : B$$

$$R_{37}^{0,5} = \text{Sup}_{i=0,1,2,3,4} [s_i | \gamma_{37,i} \geq 0,5] = \text{Sup}[s_0, s_1, s_2] = s_2 : C$$

$$R_{37}^{0,7} = \text{Sup}_{i=0,1,2,3,4} [s_i | \gamma_{37,i} \geq 0,7] = \text{Sup}[s_0, s_1] = s_1 : D$$

Görüldüğü gibi farklı eşik değerler farklı kredi derecelerinin atanmasına neden olmaktadır. Tüm firmaların $\alpha = 0,40$ için belirlenen BKY'leri ve örnek verilen 3 eşik değer için belirlenen kredi dereceleri Çizelge 5.8'de özetlenmektedir.

Çizelge 5.8 : Tüm firmaların kredi derecesi BKY'leri ve tekil derece örnekleri.

Firma	BKY'ler					Tekil Kredi Derecesi		
	$E (s_0)$	$D (s_1)$	$C (s_2)$	$B (s_3)$	$A (s_4)$	$\tau = 0,3$	$\tau = 0,5$	$\tau = 0,7$
Firma 1	1,0000	0,6914	0,4910	0,4587	0,2728	B	D	E
Firma 2	1,0000	0,7417	0,6083	0,4533	0,2168	B	C	D
Firma 3	1,0000	0,6153	0,3937	0,2317	0,1520	C	D	E
Firma 4	1,0000	0,5956	0,5316	0,4385	0,2557	B	C	E
Firma 5	1,0000	0,6387	0,5791	0,4848	0,3666	A	C	E
Firma 6	1,0000	0,6483	0,5716	0,4048	0,2949	B	C	E
Firma 7	1,0000	0,6517	0,5791	0,4760	0,2584	B	C	E
Firma 8	1,0000	0,6109	0,3896	0,2398	0,1800	C	D	E
Firma 9	1,0000	0,4759	0,3993	0,3763	0,3134	A	E	E
Firma 10	1,0000	0,8621	0,7009	0,5008	0,2134	B	B	C
Firma 11	1,0000	0,4909	0,3802	0,1977	0,1366	C	E	E
Firma 12	1,0000	0,7166	0,6415	0,4918	0,2870	B	C	D
Firma 13	1,0000	0,8805	0,5669	0,3570	0,2369	B	C	D
Firma 14	1,0000	0,7058	0,5357	0,4798	0,3793	A	C	D
Firma 15	1,0000	0,7519	0,5512	0,3141	0,2226	B	C	D
Firma 16	1,0000	0,6064	0,5678	0,4737	0,4150	A	C	E
Firma 17	1,0000	0,4630	0,2443	0,1375	0,1045	D	E	E
Firma 18	1,0000	0,6120	0,4713	0,3700	0,3289	A	D	E
Firma 19	1,0000	0,3003	0,2000	0,1822	0,1468	D	E	E
Firma 20	1,0000	0,4378	0,3187	0,2198	0,1045	C	E	E
Firma 21	1,0000	0,6975	0,6093	0,5034	0,3191	A	B	E
Firma 22	1,0000	0,6198	0,5647	0,4735	0,3397	A	C	E
Firma 23	1,0000	0,3192	0,2311	0,1718	0,1196	D	E	E
Firma 24	1,0000	0,6413	0,4137	0,3659	0,2485	B	D	E
Firma 25	1,0000	0,5936	0,4552	0,3874	0,3874	A	D	E
Firma 26	1,0000	0,5390	0,2986	0,2445	0,1835	D	D	E
Firma 27	1,0000	0,7520	0,4259	0,3372	0,2531	B	D	D
Firma 28	1,0000	0,6614	0,4615	0,2790	0,1826	C	D	E
Firma 29	1,0000	0,7299	0,5024	0,4470	0,4156	A	C	D
Firma 30	1,0000	0,6352	0,5188	0,4715	0,3393	A	C	E
Firma 31	1,0000	0,4993	0,4470	0,3376	0,2160	B	E	E
Firma 32	1,0000	0,5791	0,5476	0,4861	0,4226	A	C	E
Firma 33	1,0000	0,5444	0,4204	0,3659	0,3098	A	D	E
Firma 34	1,0000	0,8124	0,7437	0,4667	0,2506	B	C	C
Firma 35	1,0000	0,5949	0,3562	0,3080	0,1807	B	D	E
Firma 36	1,0000	0,5259	0,4259	0,1783	0,0975	C	D	E
Firma 37	1,0000	0,7091	0,5876	0,3827	0,2092	B	C	D
Firma 38	1,0000	0,6957	0,5130	0,3371	0,2416	B	C	E
Firma 39	1,0000	0,3174	0,2600	0,2239	0,1724	D	E	E
Firma 40	1,0000	0,5850	0,5427	0,4096	0,1971	B	C	E
Firma 41	1,0000	0,6890	0,5655	0,4392	0,3581	A	C	E
Firma 42	1,0000	0,5877	0,3072	0,2216	0,1045	C	D	E
Firma 43	1,0000	0,4605	0,4112	0,2919	0,2706	C	E	E
Firma 44	1,0000	0,4951	0,4235	0,3972	0,3139	A	E	E
Firma 45	1,0000	0,4338	0,3374	0,1650	0,0975	C	E	E
Firma 46	1,0000	0,3644	0,2310	0,1540	0,0858	D	E	E
Firma 47	1,0000	0,7329	0,7305	0,6223	0,4896	A	B	C
Firma 48	1,0000	0,5529	0,3530	0,2189	0,1724	C	D	E
Firma 49	1,0000	0,7081	0,5025	0,3502	0,2195	B	C	D
Firma 50	1,0000	0,5746	0,5108	0,4379	0,3143	A	C	E
Firma 51	1,0000	0,8170	0,6060	0,4365	0,2104	B	C	D
Firma 52	1,0000	0,6471	0,4598	0,4144	0,3405	A	D	E

Çizelge 5.8 (devam) : Tüm firmaların kredi derecesi BKY'leri ve tekil derece örnekleri.

Firma	BKY'ler					Tekil Kredi Derecesi		
	$E (s_0)$	$D (s_1)$	$C (s_2)$	$B (s_3)$	$A (s_4)$	$\tau = 0,3$	$\tau = 0,5$	$\tau = 0,7$
Firma 53	1,0000	0,7226	0,6522	0,4976	0,3252	A	C	D
Firma 54	1,0000	0,5892	0,4148	0,2713	0,2506	C	D	E
Firma 55	1,0000	0,5560	0,4631	0,3436	0,2110	B	D	E
Firma 56	1,0000	0,5518	0,4598	0,3276	0,2801	B	D	E
Firma 57	1,0000	0,5518	0,4598	0,3276	0,2801	B	D	E
Firma 58	1,0000	0,6407	0,4094	0,2790	0,1574	C	D	E
Firma 59	1,0000	0,5072	0,3789	0,3218	0,2051	B	D	E
Firma 60	1,0000	0,6133	0,4553	0,2587	0,1604	C	D	E
Firma 61	1,0000	0,4903	0,3874	0,3659	0,3050	A	E	E
Firma 62	1,0000	0,6370	0,4876	0,3829	0,2472	B	D	E
Firma 63	1,0000	0,8750	0,4719	0,1844	0,1118	C	D	D
Firma 64	1,0000	0,6388	0,4900	0,3911	0,3228	A	D	E

5.4.3 Adım 4.3. Kredi derecelerinin netleştirilmesi

64 firma için bir önceki aşama ile tekil kredi dereceleri hesaplanmaktadır. Daha sonra firmaların kredi derece dağılımlarına ilişkin BKY'leri kullanılarak en uygun eşik değer ve bu eşik değer temel alındığında ortaya çıkan kredi dereceleri belirlenmektedir. Daha önce de belirtildiği gibi buradaki amaç kredi risk konsantrasyonunu önlemek ve buna ilişkin olarak dengeli bir kredi not dağılımı oluşturabilmektir. Çizelge 5.9'da $\alpha = 0,40$ varsayımı ile belirlenen OWA ağırlık seti kullanılarak derecelendirilen 64 firmaya ilişkin olarak, eşik değer 0,2 ile 0,8 arasında değiştiği durumlarda tekil kredi derecelerinin frekansları gösterilmektedir. Görüldüğü gibi eşik değerler büyüdükçe A ve B gibi yüksek kredi derecelerindeki firmaların sayısı azalmakta, D ile E gibi düşük kredi derecelerindeki firma sayıları ise artmaktadır. Buna göre, eşik değer arttırıldıkça yüksek kredi derecesinden düşük kredi derecesine doğru firma kaymaları olduğu gözlemlenmektedir.

Çizelge 5.9 : Farklı eşik değerler için tekil kredi derece dağılımları ($\alpha = 0,40$).

	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8
$s_4 (A)$	44	20	4	0	0	0	0
$s_3 (B)$	12	24	19	3	1	0	0
$s_2 (C)$	7	14	24	23	7	3	0
$s_1 (D)$	1	6	13	15	27	12	5
$s_0 (E)$	0	0	4	13	29	49	59

Eşik değer için $\tau \in [0,01;0,99]$ aralığı göz önüne alınarak her bir α veyalık derecesinde kredi dereceleri arasındaki firma sayısı dağılımlarının ki-kare benzerlik ölçüm yaklaşımı ile analiz edilmesi sonucunda normal dağılıma en benzer eşik

değerin belirlenmesi olanaklı olmaktadır. Aşağıda $\alpha = 0,40$ varsayımı için gerçekleştirilen örnek uygulama açıklanmaktadır.

ADIM 4.3.1: A'dan E'ye olan tüm kredi dereceleri kategorik olarak 1,2,3,4,5 sayıları ile temsil edildiğinde ortalama $\mu=3$ ve standart sapma $\sigma=1,4142$ olmaktadır.

ADIM 4.3.2: Değişkenlerin kategorik yapısından sürekliliğe geçiş 5 kategori durumunda Çizelge 5.10'deki gibi olmaktadır. Burada sınıf genişlikleri şöyle hesaplanmaktadır: $(5-1)/(4-1)=4/3=1,33$.

Çizelge 5.10 : Kategorik değişkenlerin süreklilik durumundaki aralıkları.

Kredi Derecesi	Süreklilik Aralığı
1 (E)	$x \leq 1,00$
2 (D)	$1,00 < x \leq 2,33$
3 (C)	$2,33 < x \leq 3,67$
4 (B)	$3,67 < x \leq 5,00$
5 (A)	$5,00 < x$

ADIM 4.3.3: Her kredi derecesine ilişkin aralığın hesaplanabilmesi için Z_i standart değerlerinin hesaplanması gerekmektedir (Çizelge 5.11).

Çizelge 5.11 : Kategorik değişkenlerin Z_i standart değerleri.

Kredi Derecesi	Z_i
1 (E)	$(1-3)/1,4142 = -1,42$
2 (D)	$(2,33-3)/1,4122 = -0,47$
3 (C)	$(3,67-3)/1,4142 = 0,47$
4 (B)	$(5-3)/1,4142 = 1,42$
5 (A)	$(5-3)/1,4142 = 1,42$

ADIM 4.3.4: Her bir süreklilik aralığının alt ve üst limitleri için Z_i standart değerleri kullanılarak standart normal dağılım tablosundan olasılık değerleri okunmakta ve denklem 4.9 ile her bir kategorik değişken için beklenen olasılıklar hesaplanmaktadır (Çizelge 5.12).

Çizelge 5.12 : Beklenen frekansların hesaplanması.

Kredi Derecesi	Z_i	Tablo Değerleri	p_i
1 (E)	-1,42	-0,9222	0,0778
2 (D)	-1,42	-0,47	0,2414
3 (C)	-0,47	0,47	0,3616
4 (B)	0,47	1,42	0,2414
5 (A)	1,42	0,9222	0,0778

ADIM 4.3.5: $B_i = m * p_i$ formülü ile beklenen frekanslar hesaplanmaktadır ($m=64$).

Bu değerler Çizelge 5.13'ün üçüncü sütununda verilmektedir.

ADIM 4.3.6: Denklem 4.10 ile ki-kare test istatistiği Çizelge 5.13'ün son sütunu ve son satırında verilen şekilde hesaplanmaktadır. Örnek olması açısından çizelgede $\tau = 0,5$ için bulunan firma dağılımları örnek alınmıştır.

Çizelge 5.13 : Ki-kare benzerlik ölçümü hesaplamaları.

Kredi Derecesi	G_i	B_i	$\frac{(G_i-B_i)^2}{B_i}$
1 (E)	13	0,0778	4,9792
2 (D)	25	0,2414	15,4496
3 (C)	23	0,3616	23,1424
4 (B)	3	0,2414	15,4496
5 (A)	0	0,0778	4,9792
$\chi^2 = \sum_{i=1}^m \frac{(G_i-B_i)^2}{B_i}$			<u>33,8363</u>

ADIM 4.3.7: $\tau \in [0,01; 0,99]$ aralığındaki tüm eşik değerlerin her biri için yukarıdaki adımlar tekrarlanarak ki-kare benzerlik değerleri hesaplanmaktadır. Çizelge 5.14'de karşılaştırmaların bir kısmı örnek olarak verilmektedir. $\alpha = 0,40$ durumundaki en az 4 kredi derecesinde firma bulunan dağılımlar içerisinde en küçük olan ki-kare benzerlik değeri 0,83 ile $\tau = 0,41$ eşik değerine aittir. Bu durumda $\alpha = 0,40$ veyalık derecesinde en uygun eşik değerin 0,41 olduğunu söylemek olanaklıdır. Buna göre firmalara 0,41 eşik değeri kullanılarak tekil kredi dereceleri atanmaktadır.

Tüm veyalık dereceleri için de yukarıdaki adımlar tekrarlandığında oluşan sonuçlar Çizelge 5.15'de özetlenmektedir. Buna göre $\alpha = 0,20$ için $\tau = 0,13$; $\alpha = 0,30$ için $\tau = 0,27$; $\alpha = 0,40$ için $\tau = 0,41$; $\alpha = 0,50$ için $\tau = 0,55$; $\alpha = 0,60$ için $\tau = 0,68$; $\alpha = 0,70$ için $\tau = 0,81$ ve son olarak da $\alpha = 0,80$ için $\tau = 0,92$ olarak bulunmaktadır.

Çizelge 5.14 : Ki-kare benzerlik değerlerinin karşılaştırılması.

	0,31	0,32	0,33	0,34	0,35	0,36	0,37	0,38	0,39	0,40
A	18	14	11	9	8	7	6	5	4	4
B	25	28	28	27	27	26	24	23	21	19
C	14	14	17	19	20	20	23	24	24	24
D	6	5	5	6	6	8	7	8	11	13
E	1	3	3	3	3	3	4	4	4	4
χ^2	52,53	38,00	26,96	19,19	17,46	12,83	9,76	7,51	3,69	1,62

	0,41	0,42	0,43	0,44	0,45	0,46	0,47	0,48	0,49	0,50
A	4	2	1	1	1	1	1	1	0	0
B	17	18	19	15	14	12	11	6	5	3
C	25	23	19	23	23	20	19	22	23	23
D	14	17	21	19	20	25	25	26	27	25
E	4	4	4	6	6	6	8	9	9	13
χ^2	0,83	2,55	6,92	4,22	4,87	10,49	12,94	19,47	23,93	33,84

Çizelge 5.15 : Farklı α değerleri için kredi derecelerinin dağılımları.

$\alpha =$	0,20	0,30	0,40	0,50	0,60	0,70	0,80
$\tau =$	0,13	0,27	0,41	0,55	0,68	0,81	0,92
A	4	4	4	4	4	4	3
B	19	18	17	17	18	17	18
C	25	24	25	26	25	25	22
D	12	14	14	13	13	14	17
E	4	4	4	4	4	4	4

5.4.4 Adım 4.4. Risk tutumuna göre kredi derecelerinin belirlenmesi

Ki-kare benzerlik ölçümü aracılığıyla her bir *veyalık derecesi* için hangi eşik değerin kullanılmasının risk konsantrasyonunu en aza indirdiği ortaya konulabilmektedir. Bu adımın amacı ise kredi analistine nötr risk tutumunu temsil etme yeteneği olan bir *veyalık derecesi* önerisinde bulunmak ve bu seçime göre riske karşı nötr, risk iştahı ve riskten kaçınma tutumlarına ilişkin kredi derecelerinin netleştirilmesinde bir öneri getirmektir. Çizelge 5.16 her bir *veyalık derecesi* için nötr riske karşılık gelen eşik değerlere göre belirlenen kredi derecelerini göstermektedir.

ADIM 4.4.1: Çizelge 5.16’da verilen karşılaştırmalı tekil kredi dereceleri kullanılarak benzerlik matrisi oluşturulmaktadır. Çizelge 5.17’deki benzerlik matrisinin oluşturulmasında her bir *veyalık derecesindeki* kredi dereceleri karşılaştırılmakta ve hücrelere, karşılaştırılan *veyalık derecelerinde* aynı kredi derecesine sahip çıkan firma oranları yazılmaktadır. Örneğin 0,2 ve 0,3 *veyalık derecelerinin* atadığı kredi dereceleri karşılaştırıldığında 3, 6 ve 58 numaralı firmalar haricindeki 61 firmanın aynı kredi derecesine sahip olduğu görülmektedir ($61/64=0,9531$).

Daha sonra köşegen elemanları hariç tutularak satırların ortalaması alınır ve *veyalık derecesine* karar verilir. Çizelge 5.17’nin son sütununda bu ortalama değerler görülmektedir. Buna göre, diğerleriyle en fazla aynı kredi derecesini atayan *veyalık derecesi* 0,5 olarak bulunmaktadır. O halde, nötr risk tutumunu temsil eden kredi derece dağılımını $\alpha=0,50$ *veyalık derecesi* ve $\tau = 0,55$ eşik değeri vermektedir.

ADIM 4.4.2: Bu alt adımda α ve τ parametreleri için kredi derecelerinin risk tutumlarına göre farklılaştırılmasına yönelik ki-kare benzerlik ölçümü temelli bir yaklaşım uygulanmaktadır.

ADIM 4.4.2.1: Daha önce de belirtildiği gibi parametreleriyle oynanması suretiyle sağa ya da sola çarpık yapılabilen Beta dağılımı, risk tutumuna göre derece netleştirmede beklenen firma sayısı dağılımı olarak kabul edilmektedir.

Çizelge 5.16 : Farklı α değerleri için firmalara atanan tekil kredi dereceleri.

$\alpha =$	0,20	0,30	0,40	0,50	0,60	0,70	0,80
$\tau =$	0,13	0,27	0,41	0,55	0,68	0,81	0,92
1	B	B	B	B	B	B	B
2	B	B	B	B	B	B	B
3	C	D	D	D	D	D	D
4	B	B	B	B	B	B	B
5	B	B	B	B	B	B	B
6	B	C	C	C	C	C	C
7	B	B	B	B	B	B	B
8	D	D	D	D	D	D	D
9	D	D	D	D	D	D	D
10	B	B	B	B	B	B	B
11	D	D	D	D	D	D	D
12	B	B	B	B	B	B	B
13	C	C	C	C	C	C	C
14	B	B	B	B	B	B	B
15	C	C	C	C	C	C	C
16	A	A	A	A	A	A	B
17	D	D	D	D	D	D	D
18	C	C	C	C	C	C	C
19	E	E	E	E	E	E	E
20	D	D	D	D	D	D	D
21	B	B	B	B	B	B	B
22	B	B	B	B	B	B	B
23	E	E	E	E	E	E	E
24	C	C	C	C	C	C	C
25	C	C	C	C	C	C	C
26	D	D	D	D	D	D	D
27	C	C	C	C	C	C	C
28	C	C	C	C	C	C	C
29	A	A	A	A	A	A	A
30	B	B	B	B	B	B	B
31	C	C	C	C	C	C	C
32	A	A	A	A	A	A	A
33	C	C	C	C	C	C	C
34	B	B	B	B	B	B	B
35	D	D	D	D	D	D	D
36	C	C	C	C	C	C	D
37	C	C	C	C	C	C	C
38	C	C	C	C	C	C	C
39	E	E	E	E	E	E	E
40	B	B	C	C	B	C	C
41	B	B	B	B	B	B	B
42	D	D	D	D	D	D	D
43	C	C	C	C	C	D	D
44	C	C	C	C	C	C	C
45	D	D	D	D	D	D	D
46	E	E	E	E	E	E	E
47	A	A	A	A	A	A	A
48	D	D	D	D	D	D	D
49	C	C	C	C	C	C	C
50	B	B	B	B	B	B	B
51	B	B	B	B	B	B	B
52	B	B	B	B	B	B	B
53	B	B	B	B	B	B	B
54	C	C	C	C	C	C	D
55	C	C	C	C	C	C	C
56	C	C	C	C	C	C	C
57	C	C	C	C	C	C	C
58	C	D	D	C	C	C	D

Çizelge 5.16 (devam) : Farklı α değerleri için firmalara atanan tekil kredi dereceleri.

$\alpha =$	0,20	0,30	0,40	0,50	0,60	0,70	0,80
$\tau =$	0,13	0,27	0,41	0,55	0,68	0,81	0,92
59	D	D	D	D	D	D	D
60	C	C	C	C	C	C	C
61	D	D	D	D	D	D	D
62	C	C	C	C	C	C	C
63	C	C	C	C	C	C	C
64	C	C	C	C	C	C	C

Çizelge 5.17 : Tekil kredi derecelerine ilişkin benzerlik matrisi.

	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	Ort.
0,2	1,0000	0,9531	0,9375	0,9531	0,9688	0,9375	0,9063	0,9427
0,3	0,9531	1,0000	0,9844	0,9688	0,9844	0,9531	0,9531	0,9661
0,4	0,9375	0,9844	1,0000	0,9844	0,9688	0,9688	0,9688	0,9688
0,5	0,9531	0,9688	0,9844	1,0000	0,9844	0,9844	0,9531	0,9714
0,6	0,9688	0,9844	0,9688	0,9844	1,0000	0,9688	0,9375	0,9688
0,7	0,9375	0,9531	0,9688	0,9844	0,9688	1,0000	0,9688	0,9635
0,8	0,9063	0,9531	0,9688	0,9531	0,9375	0,9688	1,0000	0,9479

ADIM 4.4.2.2: Sola çarpık bir dağılım elde edilebilmesi için beta dağılımındaki parametreler sırasıyla 2 ve 3,67; sağa çarpık dağılım için parametreler sırasıyla 3,67 ve 2 seçilmiştir. Buna göre, her s_i kredi derecesi için hesaplanan beklenen olasılık değeri p_i ile gösterilmekte ve Çizelge 5.18’de verilmektedir.

ADIM 4.4.2.3: s_i kredi derecesi için beklenen frekans $B_i = m * p_i$ formülü ile hesaplanır. $m=64$ olup Çizelge 5.19’da beklenen firma sayıları yer almaktadır.

Çizelge 5.18 : Risk tutumlarına ilişkin beklenen olasılıklar.

Risk Tutumu	Risk İştahı	Riskten Kaçınma
Çarpıklık Yönü	Sol	Sağ
a Parametresi	2	3,67
b Parametresi	3,67	2
Beklenen Olasılıklar (p_i)	A	0,3004
	B	0,3304
	C	0,2323
	D	0,1092
	E	0,0278

ADIM 4.4.2.4: Ki-Kare istatistiği denklem 4.10 ile hesaplanır. Çizelge 5.19’da risk iştahı (sağa çarpık dağılım) durumunda $\tau = 0,44$ için örnek ki-kare benzerlik ölçümü örnek verilmektedir. $\tau \in (0,1)$ aralığı için inceleme yapıldığında risk iştahı durumu için en uygun eşik değerin 0,44 olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.19 : Risk iştahı durumu için ki-kare hesaplama örneği.

Kredi Derecesi	G_i	B_i	$\frac{(G_i-B_i)^2}{B_i}$
5 (A)	19	0,3004	19,2281
4 (B)	25	0,3304	21,1428
3 (C)	14	0,2323	14,8646
2 (D)	5	0,1092	6,9885
1 (E)	1	0,0278	1,7760
$\chi^2 = \sum_{i=1}^m \frac{(G_i-B_i)^2}{B_i}$			<u>1,6615</u>

Benzer bir hesaplama riskten kaçınma (sola çarpık dağılım) durumu için de yapıldığında buradaki enküçük ki-kare değerinin 8,65 ile $\tau = 0,68$ eşik değerinde bulunduğu görülmektedir. Sonuç olarak, risk iştahı, nötr risk ve riskten kaçınma tutumlarına ilişkin tekil kredi derecesi atama önerilerin Çizelge 5.20’de özetlenmektedir. Farklı risk tutumlarına ilişkin tüm kredi dereceleri ise Ek C olarak verilmektedir.

Çizelge 5.20 : Farklı risk tutumları için atanan kredi dereceleri.

$\tau =$	Risk İştahı	Nötr Risk	Riskten Kaçınma
	0,44	0,55	0,68
A	19	4	0
B	25	17	1
C	14	26	16
D	5	13	27
E	1	4	20

Çizelge 5.20’den görülebileceği gibi risk iştahı tutumunda firmaların büyük çoğunluğu A ve B kredi derecelerine sahipken, riskten kaçınma durumunda firmalar D ve E’de yoğunlaşmaktadırlar. Burada artık karar verici konumundaki kredi analistinin belirleyeceği konu olasılık dağılımı ve bu dağılıma ilişkin parametreler ile sınırlandırılmış olmaktadır. Bu son aşama ile, kredi derecelendirme sürecindeki öznellik büyük oranda ortadan kaldırılmış olmaktadır.

Yöntem uygulamasına ek olarak ortaya beklenmeyen bir sonuç da çıkmıştır. Çizelge 5.15 incelendiğinden görülmektedir ki, tüm kredi derecelerinde birbirlerine oldukça yakın firma sayıları bulunmaktadır. Çizelge 5.16’da verildiği şekilde firmalara atanan tekil kredi dereceleri de tek tek incelendiğinde görülmektedir ki 64 firmanın 58’inin yani firmaların % 91’inin 7 farklı α değeri için de aynı tekil kredi derecesini almakta olduğu görülmektedir. Kalan 6 firmanın ise tekil kredi dereceleri arasında sadece birer derece farklılık bulunmaktadır. Bu durumu daha ayrıntılı olarak inceleyebilmek

ve genelleştirebilmek amacıyla yapılan benzetim çalışması bir sonraki bölümde açıklanmaktadır.

5.5 Bir Benzetim Çalışması: OWA Ağırlıklarının Önemi

Modelin uygulama kısmında gerçek verilere dayalı olarak ortaya çıkan OWA ağırlıklarına ilişkin durum incelenmesi gereken bir bulgu özelliği taşımaktadır. Buna göre, farklı α *veyalık dereceleri* için belirlenen uygun eşik değerler gözönüne alındığında ortaya çıkan kredi dereceleri tek tek incelendiğinde görülmektedir ki, 64 firmanın % 91’inde firmalara aynı tekil kredi derecesi atanmaktadır. Söz konusu bulgunun genelleştirilebilmesi amacıyla bir benzetim çalışması yapılmıştır.

Benzetim çalışmasında yapılan işlem, önerilen kredi derecelendirme karar destek modelinin farklı firma setleri ile defaten işletilmesi ve oluşan tekil kredi derecelerine ilişkin sonuçların yorumlanması olup çalışma beş adımda gerçekleştirilmiştir.

ADIM 1. Yeni Firma Setlerinin Oluşturulması: Benzetim çalışmasının ilk aşamasında, farklı yinelemeler için firma setleri üretilmiştir. Toplamda 40 yineleme yapılması düşünülmüş ve her yineleme için 100 adet firmadan oluşan veri setleri rassal olarak oluşturulmuştur.

ADIM 1.1. İlk 20 yinelemede yer alan 100’er firmanın 17 kriterdeki verileri, *Ms Excel* programının rassal sayı üretme fonksiyonu kullanılarak oluşturulmuştur. Böylelikle, bu ilk grup için oluşturulan rassal sayılar düzgün olasılık dağılımına uymaktadır. Her bir yinelemede toplam ($100 \text{ firma} \times 17 \text{ veri/firma} =$) 1700 rassal veri bulunmaktadır.

ADIM 1.2. Diğer 20 yineleme için 100’er firmanın 17 kriterdeki verileri, farklı bir mantıkla oluşturulmuştur. Olasılık dağılımlarından kaynaklanan muhtemel farklılıkları belirlemeye yönelik olarak yinelemelerdeki veri setleri, kriterlerin gerçek verilerinin dağılımlarına uygun olacak şekilde rassal olarak üretilmiştir. Yani her bir yinelemedeki firma verileri kriter bazlı olarak düzgün dağılımdan gelecek şekilde değil, o kriterdeki gerçek verinin dağılımı neyse o dağılımdan gelecek şekilde üretilmiştir. Rassal sayı üretiminde kullanılan dağılımlar ve ilişkili parametreler Ek D’de kriter bazlı olarak verilmektedir. Hem mevcut verilerin dağılımlarının çıkarılması ve histogramlarının çizdirilmesinde hem de bu

dağılımlara uygun rassal sayılar üretilmesinde *EasyFit 5.6 Professional* isimli yazılımdan yararlanılmıştır.

ADIM 2. Yinelemelerin Yapılarak Modelin Çalıştırılması: Önerilen kredi derecelendirme karar destek modeli, 40 yineleme için işletilmiştir. Böylelikle 40 farklı uygulama elde edilmiş olmaktadır.

ADIM 3. Her Yinelemedeki Firma Tekil Kredi Derecelerinin Belirlenmesi: Her bir yinelemedeki veri seti için esas uygulamada da yer alan 7 farklı α veyalık derecesi için tekil kredi dereceleri belirlenmiştir.

ADIM 4. Tekil Kredi Derecelerinin Ki-Kare Benzerlik Ölçümü ile Netleştirilmesi: Her bir yinelemedeki 7 farklı α veyalık derecesi için belirlenen tekil kredi dereceleri ki-kare benzerlik ölçümü ile netleştirilmiştir. Sonuç olarak toplamda 40 farklı ki-kare temelli karşılaştırma yapılmış olmaktadır.

ADIM 5. Sonuçların Karşılaştırılması: Her birinde 20 yineleme bulunan iki rassal sayı üretme mantığı için bulunan sonuçlar karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.21’de özetlenmektedir. Çizelgede öncelikle her yinelemede hangi veyalık derecesindeki ki-kare değerinin daha uygun olarak tespit edildiği (eğik değerler) belirtilmektedir. İkinci bilgi, aynı kredi derecesine sahip olan firma oranlarına ilişkindir. Buna göre, tüm firma verilerinin düzgün dağılımla rassal olarak üretildiği ilk 20 yinelemede firmaların kendi yinelemeleri içerisinde aynı tekil kredi derecesine sahip olma oranlarının % 63 ile % 94 arasında değişmekte olduğu ve ortalama olarak firmaların % 80,70’inin tüm veyalık derecelerinde aynı kredi derecesine sahip oldukları görülmektedir. Farklılaşma sayıları gözönüne alındığında, 20 yinelemenin 12’sinde firmaların tümünün sadece bir derece farklılaşma gösterdiği, 3 yinelemede 64 firmadan sadece 1’inde ve kalan 5 yinelemede de 64 firmadan sadece 2’sinde iki derece farklılaşma olduğu gözlemlenmektedir. Benzer şekilde, tüm firma verilerinin kriterlerin kendi dağılımları kullanılarak rassal olarak üretildiği son 20 yinelemede, firmaların kendi yinelemeleri içerisinde aynı tekil kredi derecesine sahip olma oranlarının % 78 ile % 94 arasında değiştiği ve ortalama olarak da firmaların % 84,15’nin kendi yinelemeleri içerisinde aynı tekil kredi derecesine sahip oldukları görülmektedir. Bir öncekinden farklı olarak 20 yinelemenin tümünde firmaların birer derece farklılaşma gösterdikleri, yani hiçbir yinelemede hiçbir firmanın farklı veyalık

derecelerinde iki ya da daha fazla sayıda farklılaşma göstermediği gözlemi yapılmaktadır.

Çizelge 5.21 : Benzetim çalışmasının sonuçları.

$\alpha =$	0,20	0,30	0,40	0,50	0,60	0,70	0,80	Tam Eşleşme	1'den Fazla Farklılaşma
1	10.80	11.58	10.36	13.41	10.56	10.36	12.04	80	0
2	12.64	11.30	10.95	9.97	9.96	9.91	9.26	79	2
3	12.93	11.86	12.39	12.26	12.35	12.39	10.61	93	2
4	9.67	9.33	9.60	9.14	7.82	7.60	7.69	77	0
5	11.49	9.54	10.59	10.59	10.87	10.02	10.38	94	1
6	11.98	10.17	9.54	9.59	7.77	7.48	7.48	89	0
7	12.50	12.79	12.64	12.64	13.08	12.80	16.94	63	2
8	8.04	6.85	4.98	4.98	4.98	4.70	5.16	81	0
9	10.31	10.23	9.90	10.14	10.46	10.36	9.73	63	0
10	10.26	9.32	10.30	10.30	9.85	10.26	10.98	93	0
11	9.54	8.53	6.97	6.97	7.74	7.37	8.00	77	0
12	12.21	11.95	12.12	12.21	11.98	11.93	12.00	86	0
13	12.45	12.39	11.64	11.93	11.56	11.93	10.95	77	0
14	10.29	10.19	8.10	8.10	8.89	8.82	10.57	87	1
15	12.09	12.32	12.30	12.30	12.30	11.74	11.33	81	0
16	15.66	11.74	11.66	10.83	10.65	11.14	12.56	79	0
17	12.93	13.27	14.10	14.10	13.98	13.78	13.98	88	0
18	9.67	9.62	9.78	11.63	11.33	9.75	10.95	75	1
19	7.97	6.57	6.29	5.63	4.30	3.87	3.27	76	2
20	10.81	8.55	9.50	10.20	8.10	7.99	8.59	76	2
Ortalama								80,70	
1	21.33	20.19	21.56	20.19	22.60	19.62	23.38	87	0
2	16.44	22.48	21.52	22.48	25.00	28.18	25.00	86	0
3	20.32	18.44	17.66	17.71	15.38	16.18	19.17	83	0
4	19.52	16.92	16.49	17.45	17.45	18.80	19.21	79	0
5	22.74	21.95	19.79	21.18	23.12	23.12	26.65	86	0
6	17.86	16.57	14.28	15.55	16.48	14.20	14.93	80	0
7	18.95	18.76	17.73	18.38	17.15	17.15	20.92	87	0
8	21.92	20.97	19.43	20.07	18.83	20.26	17.22	78	0
9	15.10	12.36	13.20	12.36	12.69	12.50	14.12	82	0
10	9.03	9.34	10.40	10.45	11.12	11.21	10.80	87	0
11	9.10	9.10	8.81	8.31	8.43	8.81	9.21	92	0
12	21.00	19.89	21.05	21.85	22.32	19.90	21.33	80	0
13	17.38	14.28	14.28	12.81	12.29	12.29	12.29	94	0
14	21.48	22.37	20.31	21.44	22.32	20.19	19.88	80	0
15	12.88	13.31	11.98	13.61	13.61	13.92	13.43	92	0
16	11.28	10.61	11.29	11.74	12.81	12.80	12.77	80	0
17	15.34	15.38	17.55	16.48	18.08	16.76	15.12	84	0
18	13.75	13.95	12.14	11.98	11.22	11.55	11.74	82	0
19	35.76	35.76	29.76	25.52	28.17	27.69	23.83	85	0
20	8.78	6.86	8.07	7.30	7.81	8.03	7.48	79	0
Ortalama								84,15	

Buna göre, modelde önerildiği şekliyle OWA ağırlık kümeleri kullanılırsa ve tekil kredi derecelerinin netleştirilmesinde ki-kare temelli benzerlik yaklaşımı uygulanırsa OWA ağırlık kümelerinin uygulandığı yinelemelerin büyük çoğunluğunda (% 82,43 oranında) aynı firmalara aynı tekil kredi derecelerinin atamakta olduğu gözlemlenmektedir. Ayrıca, firmalar çoğunlukla tek bir kredi derecesi farklılık göstermekte, çok az sayıda firmanın kredi derecesi ikiden fazla sayıda farklılaşma göstermektedir. Buradan da anlaşılabileceği gibi, OWA ağırlık seti ne olursa olsun

netleştirme amacıyla ki-kare benzerlik ölçümü yaklaşımı uygulandığında firmaların hemen hemen hepsine ya aynı kredi derecesi ya da bir seviye farklı kredi derecesi atanmaktadır. Buradan da basitçe OWA ağırlık kümelerinin önemli olmadığı gibi bir sonuç çıkarılabilir. Bununla birlikte, yöntemdeki ağırlıkların sırasal oluşlarının buna neden olduğu gözleminden hareketle bu sonucun genelleştirilemeyeceği ve sadece modeldeki OWA ağırlık seti belirleme yönteminin uygulanması durumunda bu sonucun oluştuğuna dikkat edilmelidir.

5.6 İkili Karşılaştırmalara Dayanan Ağırlıklar ile Modelin İşletilmesi

OWA yerine kredi uzmanları tarafından ikili karşılaştırmalar yoluyla belirlenen öznel ağırlıklar kullanılarak da model işletilebilmektedir. Yukarıda açıklanan modelde yapılan değişiklikler ağırlıkların belirlenmesi, dilsel terim bazındaki BKD'lerin azalan sırada dizilmemeleri ve BKY'lerin bütünleştirilmesinde öznel ağırlıkların kullanılmasından ibarettir. Modelin adımlarını Bölüm 4.5'de açıklanmaktadır.

Modelin uygulanmasında 7 karar vericinin ikili karşılaştırmalarına dayanılarak öznel ağırlıklar hesaplanmaktadır. Bu 7 uzmandan ikili karşılaştırma sonuçları alınmış ve geometrik ortalama yoluyla uzman görüşleri bütünleştirilerek kriter ağırlıkları hesaplanmıştır. Uzmanlardan beşi bir kamu bankası için çalışan kredi analizcileri ve ikisi de bağımsız muhasebe denetçisidirler. Kriterlerin öznel ağırlıkları Çizelge 5.22'de verilmektedir.

Çizelge 5.22 : Kriterlere ilişkin öznel ağırlıklar.

	17 Kriter için	16 Kriter için (x_{12} yokken)	16 Kriter için (x_{13} yokken)
x_1	0,1644	0,1644	0,1644
x_2	0,0520	0,0520	0,0520
x_3	0,0192	0,0192	0,0192
x_4	0,0359	0,0359	0,0359
x_5	0,0260	0,0260	0,0260
x_6	0,0562	0,0562	0,0562
x_7	0,0349	0,0349	0,0349
x_8	0,0662	0,0662	0,0662
x_9	0,1435	0,1435	0,1435
x_{10}	0,0517	0,0517	0,0517
x_{11}	0,0838	0,0869	0,0950
x_{12}	0,0091	-	0,0103
x_{13}	0,0295	0,0306	-
x_{14}	0,0952	0,0988	0,1080
x_{15}	0,0324	0,0336	0,0367
x_{16}	0,0785	0,0785	0,0785
x_{17}	0,0215	0,0215	0,0215

Öznel ağırlıklar kullanılarak dilsel terim bazındaki BKD'ler denklem 4.11 ile bütünleştirilmekte ve her bir firma için kredi derece dağılımları belirlenmiş olmaktadır. Burada *veyalık derecesi* kavramı bulunmadığından dolayı doğrudan sonuç kredi derece frekans dağılımları üzerinde ki-kare benzerlik ölçümü yapılarak en uygun eşik değer seçilebilmektedir. Sonuçlar Çizelge 5.23'da özetlenmektedir. Buna göre, öznel ağırlıkların kullanılması durumunda risk konsantrasyonunu enküçükleyen eşik değer 0,53 olmaktadır. Karar verici 0,53'ü nötr risk tutumu olarak kabul edebilir ya da bunun altında veya üstünde eşik değerler belirleyerek kredi derecelerini farklılaştırabilir.

Çizelge 5.23 : Öznel ağırlıklandırma durumunda eşik değer seçimi.

	0,48	0,49	0,50	0,51	0,52	0,53	0,54	0,55	0,56	0,57
A	7	3	3	3	2	2	2	1	1	1
B	25	29	26	23	21	17	17	15	13	11
C	19	18	21	19	20	21	18	19	21	21
D	10	11	11	16	18	20	23	25	25	26
E	3	3	3	3	3	4	4	4	4	5
χ^2	10,17	15,88	10,26	6,02	5,41	3,67	6,96	10,03	9,86	11,86

Risk iştahı tutumu için yapılan ki-kare benzerlik ölçümü sonucunda en uygun eşik değer 1,01 değeriyle $\tau = 0,43$ 'e; riskten kaçınma tutumu için ise 7,05 ki-kare değeri ile $\tau = 0,63$ 'e ait olduğu görülmektedir. Her üç risk tutumuna ilişkin kredi derece dağılımları Çizelge 5.24'te özetlenmekte olup tüm kredi dereceleri Ek C'de verilmektedir. Ayrıca, hem öznel hem de OWA ağırlık kümeleri ile yapılan uygulamalar sonucunda elde edilen risk tutumu bazlı kredi derece dağılımlarına ilişkin olasılık yoğunluk fonksiyonları Şekil 5.2'de verilmektedir

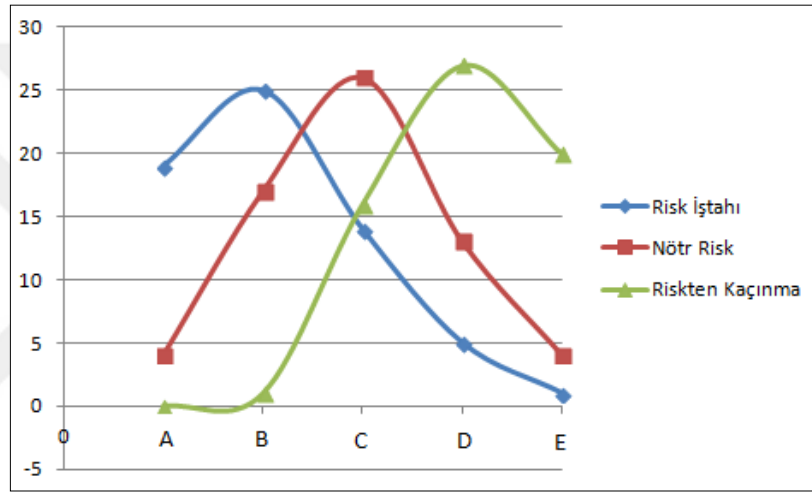
Çizelge 5.24 : Öznel ağırlıklarla yapılan analizde risk tutumları için oluşan sonuçlar.

	Risk İştahı	Nötr Risk	Riskten Kaçınma
$\tau =$	0,43	0,53	0,63
A	18	2	0
B	22	17	2
C	17	21	16
D	5	20	27
E	2	4	19

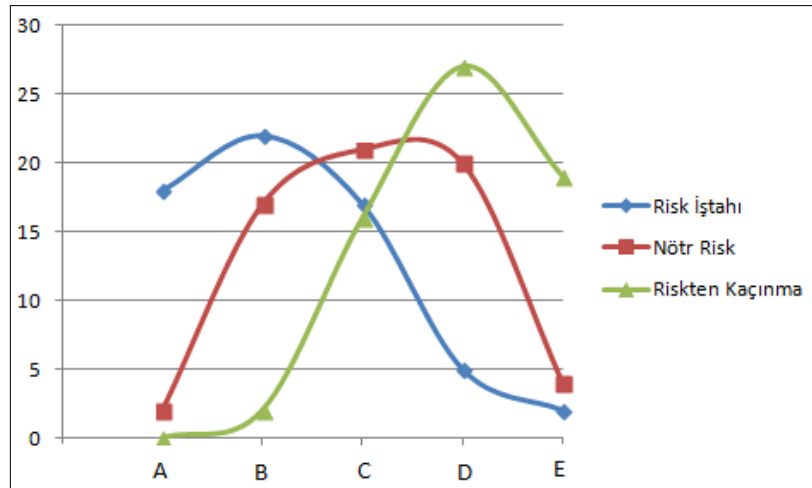
5.7 İkili Karşılaştırmalara Dayanan Model için Duyarlılık Analizi

Kredi dereceleri netleştirildikten sonra farklı kriter ağırlıklarının söz konusu olması durumunda önerilen modelin aynı firmalara aynı tekil kredi derecelerinin atanmasına

neden olup olmadığı da incelenmiştir. Buna göre, OWA ağırlık kümeleriyle rassal firma verilerinin işlenmesi ve işlemlerin farklı veri setleri için tekrarlanmasına dayanan benzetim çalışmasının bir benzeri öznel ağırlıklar için de uygulanmıştır. Ağırlık kümelerinin tamamen rassal olarak üretilmesine dayanan çalışma sonucunda bir önceki yöntemle benzer sonuçlara ulaşılamamaktadır. Yani, farklı ağırlık kümeleri aynı firma verilerine uygulandığında yüksek oranlarda tekil kredi derecesi benzerliği değil, farklılaşması ile karşılaşmaktadır. OWA ağırlık kümeleri için yapılan yorumlamalara öznel ağırlıklandırma sonucunda ulaşılamamakta ve böylece sonuçlar genelleştirilememektedir. Bunun yerine öznel ağırlıklar ile uygulanması daha doğru gözükten duyarlılık analizi gerçekleştirilmiştir.



(a) OWA uygulaması için.



(b) Öznel ağırlık uygulaması için.

Şekil 5.2 : Risk tutumlarına göre kredi derecesi dağılımlarının olasılık yoğunluk fonksiyonları.

Duyarlılık analizinde aşağıda açıklanan 6 senaryo üzerinde çalışılmıştır.

- i. Finansal kriterlerin ana ağırlığının %10 azaltılarak %65'ten ($\%65 \times 0,90 =$) %58,5'a düşürülmesi,
- ii. Finansal kriterlerin ana ağırlığının %10 arttırılarak %65'ten ($\%65 \times 1,10 =$) %71,5'e yükseltilmesi,
- iii. Finansal olmayan kriterlerin ana ağırlığının %10 azaltılarak %25'ten ($\%25 \times 0,90 =$) %22,5'a düşürülmesi,
- iv. Finansal olmayan kriterlerin ana ağırlığının %10 arttırılarak %25'ten ($\%25 \times 1,10 =$) %27,5'a yükseltilmesi,
- v. Sosyal medya kriterlerinin ana ağırlığının %10 azaltılarak %10'dan ($\%10 \times 0,90 =$) %9'a düşürülmesi,
- vi. Sosyal medya kriterlerinin ana ağırlığının %10 arttırılarak %10'dan ($\%10 \times 1,10 =$) %11'e yükseltilmesi,

Duyarlılık analizinde her bir yükseltme ve indirme işleminde ortaya çıkan fark, diğer ana kriter gruplarına onların kendi ağırlıklarınca bölüştürülmektedir. (i) numaralı senaryodan örnek vermek gerekirse;

Finansal kriterlerdeki değişiklikten kaynaklanan farkı: $\%65 - \%58,5 = \%6,5$.

Finansal olmayan kriterlere eklenecek kısım: $\frac{\%6,5}{(\%25 + \%10)} \times \%25 = \%4,64$.

Finansal olmayan kriterlerin yeni ana ağırlığı: $\%25 + \%4,64 = \%29,64$.

Sosyal medya kriterlerine eklenecek kısım: $\frac{\%6,5}{(\%25 + \%10)} \times \%10 = \%1,86$.

Sosyal medya kriterlerinin yeni ana ağırlığı: $\%10 + \%1,86 = \%11,86$.

Yukarıdaki 6 senaryoya ilişkin yeni ana ağırlıklar Çizelge 5.25'de verilmektedir. Bu ağırlıklar ana grup kriterlerinin alt kriterlerinin yerel ağırlıkları ile çarpılarak her bir kriter için genel ağırlık hesaplanmaktadır. Çizelge 5.25'deki ağırlıklar, tüm alt kriterlere dağıtıldıktan sonra her bir senaryo için tekil kredi dereceleri tekrar belirlenmiş olup elde edilen uygun eşik değerler ve bunlara bağlı olarak belirlenen tekil kredi dereceleri Çizelge 5.26'de verilmektedir.

Elde edilen kredi dereceleri ile esas ağırlıkların kullanıldığı durumdaki kredi dereceleri karşılaştırılarak derecelerin ağırlıklara karşı olan duyarlılıkları belirlenmektedir. Çıkarılan sonuçlar Çizelge 5.27'de özetlenmektedir. Buna göre,

kredi derecelerinin değişimlerinin genel olarak oldukça düşük olduğu görülmekle birlikte genelde derecelerin birer seviye iyileşme gösterdiği görülmektedir.

Çizelge 5.25 : Duyarlılık analizi için oluşturulan senaryolar.

	Açıklama	Finansal	Finansal Olmayan	Sosyal Medya
Esas Ağırlıklar	Ana kriter ağırlıkları	0,650	0,250	0,100
Senaryo 1	Finansal kriter öneminin %10 düşürülmesi	0,585	0,296	0,119
Senaryo 2	Finansal kriter öneminin %10 yükseltilmesi	0,715	0,204	0,081
Senaryo 3	Finansal olmayan kriter öneminin %10 düşürülmesi	0,672	0,225	0,103
Senaryo 4	Finansal olmayan kriter öneminin %10 yükseltilmesi	0,628	0,275	0,097
Senaryo 5	Sosyal medya kriter öneminin %10 düşürülmesi	0,657	0,253	0,090
Senaryo 6	Sosyal medya kriter öneminin %10 yükseltilmesi	0,643	0,247	0,110

Analiz sonuçlarından elde edilebilecek genel yorumlar aşağıda özetlenmektedir.

- Finansal kriterlerdeki tüm değişimler göz önüne alındığında firmaların tekil kredi derecesi değiştirmelerinin ortalama oranı %8,59 ile en yüksektir.
- Sosyal medya kriterlerinin ağırlıklarındaki değişimler için ise tekil kredi derecesi değiştirme oranı ortalama olarak %7,81 ile ikinci sıradadır.
- Tekil kredi derecelerinin finansal olmayan kriterlerin ağırlıklarındaki değişimlere olan duyarlılığı ise en düşük seviyede olup ortalama firma derecesi değişim oranı %3,13'tür.

Çizelge 5.26 : Duyarlılık analizindeki senaryolar için tekil kredi dereceleri.

$\tau \rightarrow$	Temel	S-1	S-2	S-3	S-4	S-5	S-6
	0,53	0,54	0,52	0,53	0,54	0,53	0,52
1	B	B	B	B	B	B	B
2	B	B	B	B	B	B	B
3	D	D	D	D	D	D	D
4	B	B	B	B	B	B	B
5	B	B	B	B	B	B	B
6	C	C	C	C	C	C	C
7	B	B	B	B	B	B	B
8	C	C	C	C	C	C	C
9	D	D	D	D	D	D	D
10	B	B	B	B	B	B	B
11	D	D	D	D	D	D	D
12	B	B	B	B	B	B	B
13	D	D	D	D	D	D	D
14	C	C	B	C	C	B	B
15	C	C	C	C	C	C	C
16	C	C	C	C	C	C	C

Çizelge 5.26 (devam) : Duyarlılık analizindeki senaryolar için tekil kredi dereceleri.

$\tau \rightarrow$	Temel 0,53	(i) 0,54	(ii) 0,52	(iii) 0,53	(iv) 0,54	(v) 0,53	(vi) 0,52
17	D	D	D	D	D	D	D
18	C	C	C	C	C	C	C
19	E	E	E	E	E	E	E
20	D	D	D	D	D	D	D
21	B	B	B	B	B	B	B
22	B	B	B	B	B	B	B
23	E	E	E	E	E	E	E
24	C	C	C	C	C	C	C
25	E	D	E	E	E	E	E
26	D	D	D	D	D	D	D
27	C	C	C	C	C	C	C
28	D	D	D	D	D	D	D
29	C	C	C	C	C	B	B
30	B	B	B	B	B	B	B
31	C	C	C	C	C	C	C
32	B	B	B	B	B	B	B
33	C	C	D	D	C	C	C
34	B	C	B	B	B	B	B
35	D	D	D	D	D	D	D
36	D	C	D	D	C	D	C
37	C	C	C	C	C	C	C
38	B	B	B	B	B	B	B
39	E	E	E	E	E	E	E
40	C	C	B	C	C	B	B
41	B	B	B	B	B	B	B
42	D	D	D	D	D	D	D
43	C	C	C	C	C	C	C
44	B	B	B	B	B	B	B
45	D	C	D	D	D	D	C
46	D	D	D	D	D	D	D
47	A	A	A	A	A	A	A
48	D	D	D	D	D	D	D
49	C	C	C	C	C	C	C
50	B	B	B	B	B	B	B
51	C	C	C	C	C	C	C
52	C	D	C	C	D	C	C
53	A	A	A	A	A	A	A
54	D	D	D	D	D	D	D
55	D	C	D	D	D	D	D
56	C	C	B	C	C	C	C
57	B	B	B	B	B	B	B
58	D	D	D	D	D	D	D
59	D	C	D	D	C	C	C
60	D	D	D	D	D	D	D
61	D	D	D	D	D	D	D
62	C	C	C	C	C	C	C
63	C	C	C	C	C	C	C
64	C	C	C	C	C	C	C

Çizelge 5.27 : Duyarlılık analizi sonuçları.

	Derece Değişiklikleri			Derecesi Değişen Firma Oranı (%)
	İyileşme	Kötüleşme	Toplam	
Senaryo 1	5	2	7	10,94
Senaryo 2	3	1	4	6,25
Senaryo 3	0	1	1	1,56
Senaryo 4	2	1	3	4,69
Senaryo 5	4	0	4	6,25
Senaryo 6	6	0	6	9,38

Buna göre, firmaların tekil kredi derecelerinin tüm kriterler bazında anlamlı bir düzeyde duyarlı olmadığı, bu nedenle önerilen modelin kriter ağırlıklarındaki değişimlere karşı gürbüz olduğu söylenebilmektedir.

5.8 Modelin 2016 Yılı Verileriyle İşletilmesi

Ocak-Aralık 2016 dönemi için elde edilen yeni veriler kapsamında tez çalışmasında önerilen kredi derecelendirme karar destek modeli tekrar işletilmiş ve sonuçlar güncellenmiştir. Yöntemle ilgili herhangi bir değişiklik ya da farklılık söz konusu olmadığı için sadece yeni uygulamanın sonuçlarına ilişkin açıklamalar yapılmaktadır. Bir önceki uygulamada 64 firma analiz edilmiş, ancak bu firmalardan altısı 2016 yılı içerisinde Borsa İstanbul kotesinden çıktığı/çıkarıldığı ve 2 yeni firma da eklendiği için yeni analiz 60 firma üzerinden yapılmıştır. OWA ağırlıklandırılmalı modelin işletilmesi sonucunda elde edilen firma sayısı dağılımları bir önceki uygulama sonuçlarıyla karşılaştırmalı olarak Çizelge 5.28’de verilmektedir.

Çizelge 5.28 : Eski ve yeni uygulamadaki kredi derecelerinin dağılımları.

$\alpha =$	0,20		0,30		0,40		0,50		0,60		0,70		0,80	
	'15	'16	'15	'16	'15	'16	'15	'16	'15	'16	'15	'16	'15	'16
$\tau =$	0,13	0,26	0,27	0,42	0,41	0,57	0,55	0,70	0,68	0,80	0,81	0,89	0,92	0,96
A	4	8	4	8	4	6	4	6	4	6	4	6	3	6
B	19	18	18	18	17	19	17	19	18	21	17	22	18	21
C	25	16	24	16	25	17	26	17	25	15	25	14	22	15
D	12	10	14	10	14	10	13	9	13	10	14	11	17	10
E	4	8	4	8	4	8	4	9	4	8	4	7	4	8

Farklı risk tutumlarına uygun olacak şekilde kredi derece dağılımlarının netleştirilmesi işleminin sonuçları Çizelge 5.29’da karşılaştırmalı olarak verilmektedir. Her iki çizelge de incelendiğinde görülmektedir ki, hem eşik değerler yükselmiş hem de iyi ve kötü derecelerdeki firma sayılarında bir konsolidasyon

ortaya çıkmıştır. Genel olarak orta derecelerdeki firmaların kredi derecelerinin yükseldiği gözlemlenmektedir.

Çizelge 5.29 : Eski ve yeni uygulamalarda farklı risk tutumları için atanan kredi dereceleri (OWA).

	Risk İştahı		Nötr Risk		Riskten Kaçınma	
	'15	'16	'15	'16	'15	'16
$\tau =$	0,44	0,49	0,55	0,57	0,68	0,74
A	19	19	4	6	0	0
B	25	17	17	19	1	6
C	14	13	26	17	16	14
D	5	8	13	10	27	18
E	1	3	4	8	20	22

İkili karşılaştırmalara dayanan öznel ağırlıkların göz önüne alındığı durumda ortaya çıkan risk tutumu bazlı kredi derece dağılımları Çizelge 5.30'da verilmektedir. Yukarıdaki çıkarıma benzer şekilde, firmaların kredi derecelerinin yükselmesi durumunun bu uygulama için de geçerli olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.30 : Eski ve yeni uygulamalarda farklı risk tutumları için atanan kredi dereceleri (ikili karşılaştırma).

	Risk İştahı		Nötr Risk		Riskten Kaçınma	
	'15	'16	'15	'16	'15	'16
$\tau =$	0,43	0,70	0,53	0,77	0,63	0,86
A	18	20	2	6	0	0
B	22	19	17	18	2	9
C	17	12	21	18	16	15
D	5	8	20	13	27	18
E	2	1	4	5	19	18

Uygulama sonuçlarının karşılaştırılmasından elde edilebilecek bir diğer sonuç iki inceleme periyodu arasındaki derece geçişleri ile ilgilidir. Farklı periyotlar için gerçekleştirilen uygulamaların sonuçları derece geçiş matrisleri ile analiz edilebilmektedir. Bu matrislerde satırlar 2015 yılındaki, sütunlar ise 2016 yılındaki dereceleri temsil etmektedir. Hücrelerde ise karşılaştırılan iki kredi derecesi arasında değişim gösteren firmaların oranları yer almaktadır. OWA ağırlıklandırılmalı modelde nötr risk tutumu için hazırlanan derece geçiş matrisi Çizelge 5.31'de, ikili karşılaştırmalara dayanan model için elde edilen derece geçiş matrisi ise Çizelge 5.32'de verilmektedir.

Çizelge 5.31'e göre, A derecesine sahip firmaların tümü derecelerini korurken, B derecesi sahibi firmalardan %71'i derecesini koruyabilmiştir. C, D ve E için ise bu

oran sırasıyla %35; %42 ve %33 çıkmıştır. Toplamda ise firmaların %50'sinin kredi derecelerini koruduğu görülmektedir. En fazla 1 derece kötüleşme görülen firma oranı %19 iken, en fazla 1 derece iyileşme görülen toplam firma oranı %14'tür. Buna göre, zamansal farklılık göz önüne alındığında genel olarak firmaların %50'sinin kredi derecesinin değişmediği, % 34'ünün ise en fazla 1 derece değiştiği gözlemlenmektedir.

Çizelge 5.31 : Nötr risk tutumu için derece geçiş matrisi (OWA).

	A	B	C	D	E
A	1,00	0,00	0,00	0,00	0,00
B	0,06	0,71	0,24	0,00	0,00
C	0,09	0,22	0,35	0,13	0,22
D	0,00	0,17	0,33	0,42	0,08
E	0,00	0,00	0,33	0,33	0,33

Çizelge 5.32 : Nötr Risk Tutumu için Derece Geçiş Matrisi (ikili karşılaştırma).

	A	B	C	D	E
A	0,50	0,50	0,00	0,00	0,00
B	0,06	0,53	0,29	0,06	0,06
C	0,22	0,33	0,11	0,22	0,11
D	0,00	0,12	0,59	0,29	0,00
E	0,00	0,00	0,00	0,75	0,25

Çizelge 5.32'de kredi derecesi değişmeyen firma oranının %31; en fazla 1 derece düşen firma oranının %17 ve en fazla 1 derece iyileşme görülen firma oranının ise %34 olduğu görülmektedir. Buna göre, ikili karşılaştırma yoluyla işletilen modele göre firmaların %31'inin kredi derecesi değişmemiş, %51'inin ki ise en fazla 1 derece değişmiştir.

Yukarıdaki derece geçiş matrisleri incelendiğinde görülmektedir ki, her iki model uygulamasında da firmaların %83'ünün kredi dereceleri en fazla 1'er derece değişmektedir. Bu da 1 sene içerisinde firmaların kredi derecelerinde büyük değişimler olmadığını göstermektedir. Elde edilen bu sonuca göre, önerilen kredi derecelendirme karar destek modelinin ortaya koyduğu derece sonuçlarının tutarlı olduğu söylemek olanaklıdır.



6. SONUÇLAR

Kredi, temelde bir borç alma-verme ilişkisinin ürünü olup borç alan kişi ya da firma kredi aldığı meblağı ve buna ilişkin faizi ödeme sözü vererek bir risk üstlenirken, krediyi veren kuruluş ise kullandığı kredinin geri dönüşü konusunda risk üstlenmektedir. Kredi meblağı büyüdükçe krediye ilişkin risk de artmaktadır. Yüzbinlerce ve bazen milyonlarca müşterisi bulunan bir kredi kuruluşunun toplam kredi riskini en etkin bir şekilde yönetebilmesi finansal sürdürülebilirliğin sağlanması açısından büyük önem taşımaktadır. Bu nedenle kredi risk yönetiminin en iyi bir biçimde örgütlenmesi gerekmektedir.

Kredi riskinin ölçülmesinde kullanılan yöntemlerin genel adı kredi derecelendirme olup bu terim kredi müşterilerinin kredi değerliliğinin, yani aldığı krediye ilişkin geri ödeme güç ve niyetinin belirlenmesi anlamına gelmektedir. Genel olarak yazında ve uygulamada istatistiksel tahmin araçları kullanılmakta olup bunların dezavantajı veri kümesine ilişkin bir takım varsayımların sağlanmasını gerektirmeleridir. Daha çağdaş yöntemler ise yapay zeka, genetik algoritmalar gibi modern bilgi işleme tekniklerine dayanmakta olup bu yöntemler uygulamada kendine çokça yer bulamamaktadır. Bunun nedeni, çağdaş yöntemlerin kredi kuruluşlarınca fazla tanınmıyor olmasının yanı sıra söz konusu yöntemlerde kara kutu anlayışının var olmasıdır. Kara kutu anlayışından kasıt, kredi derecelendirme sürecinin algoritmalar çerçevesinde sürdürülüyor oluşu ve bu sürecin kredi uzmanlarına açık olmaması, yani dışarıya işleyişle ilgili bilgi sağlanmıyor oluşudur.

Hangi yaklaşım kullanılırsa kullanılsın belki de en önemli sorun kredi derecelendirmedeki bilgi kaybı konusudur. Kredinin etkin bir şekilde yönetilememesi sorunu, kredi kuruluşlarının finansal sürdürülebilirliklerine engel olurken genel çerçevede ülke ekonomisine de olumsuz etkilerde bulunabilmektedir. Pek çok farklı kriter gözönüne alınarak gerçekleştirilen kredi derecelendirme işlemi sonucunda firmalara farklı skalalarda olmak üzere tek bir kredi derecesi atanmakta ve firmalar o kredi derecesi ile temsil edilmektedir. Bu da firmaların güçlü ya da zayıf olduğu alanları saklamakta, genel olarak firmanın kredi değerliliğinin yorumlanmasını

güçleştirmektedir. Bu sorunun ortadan kaldırılabilmesi amacıyla firmaların tek bir derece ile temsil edilmeleri yerine kredi değerliliğinin tüm kredi dereceleri arasındaki bir dağılım ile gösterilmesinin daha avantajlı olacağı düşünülmektedir.

Yazın taraması sonucunda, Birikimli Kanı Dereceleri (BKD) yaklaşımının istenen şekilde bir kredi derece dağılımı sonucu vereceği görülerek tez kapsamında bu yöntemden yararlanılmıştır. Burada kredi dereceleri birer dilsel terim olarak kabul edilmektedir. Firmaların pek çok kriterdeki puanları önce üçgen bulanık sayı dönüşümleri ile dilsel terimlere ilişkin kanı derecelerine, daha sonra ters birikimli toplamları alınarak birikimli kanı derecelerine dönüştürülmektedir. Her bir dilsel terimdeki BKD, ağırlıklandırma yöntemi kullanılarak bütünleştirilmekte ve sonuç olarak firmaya ilişkin bir kredi derece dağılımı ortaya çıkmaktadır.

Kredi derece dağılımı gösterimi yoluyla, tek bir kredi derecesinin kısıtlı yorumlama imkanları yerine daha geniş yorumlama olanakları kredi analistine sunulmuş olmaktadır. Bu olanak sayesinde kredi tahsisinde yeni kural tabanları yaratmak olanaklı hale gelmektedir. Çizelge 6.1’de aynı tekil kredi derecesine sahip üç firmanın kredi derece dağılımları verilmektedir.

Çizelge 6.1 : Karşılaştırılacak üç firmanın kredi derece dağılımları.

Firma	BKY’ler					$\tau = 0,55$
	$E(s_0)$	$D(s_1)$	$C(s_2)$	$B(s_3)$	$A(s_4)$	
Firma 6	1,0000	0,7611	0,6994	0,5430	0,4250	C
Firma 15	1,0000	0,8380	0,6802	0,4471	0,3401	C
Firma 33	1,0000	0,6714	0,5620	0,5059	0,4431	C

Tez kapsamında önerildiği gibi *veyalık derecesinin* $\alpha = 0,50$ ve eşik değerin $\tau = 0,55$ alındığı durumda karşılaştırılan 3 firmanın kredi derece dağılımları incelendiğinde görülmektedir ki, tekil kredi dereceleri aynı olsa da firmaların kredi değerlilikleri aynı değildir. Aşağıda örnek yorumlar verilmektedir.

- 6 ve 15 numaralı firmaların A’daki kredi değerliliği birikimleri sırasıyla 0,4250 ve 0,3401’dir. Buna göre, tekil kredi dereceleri C olsa da 6 numaralı firma 15 numaralı firmadan daha iyi kredi değerliliğine sahiptir denilebilir çünkü firma performans verileri daha iyi bir derece olan A’da daha fazla birikime neden olmuştur.
- 15 ve 33 numaralı firmaların D’deki birikimleri incelenecek olursa ilk firmanın kredi değerliliğinin (0,8380) ikinci firmadan (0,6714) daha fazla

olduğu görülmektedir. Buna göre, D kredi derecesinde uygulanan sıkı teminat koşullarının 15 numaralı firma için 33 numaralı firmaya göre daha gevşek olması seçeneği değerlendirilebilir.

- 6 ve 33 numaralı firmaların tekil kredi dereceleri de olan C'deki kredi değerliliklerinin sırasıyla 0,6994 ve 0,5620 olduğu görülmektedir. Buna göre, ikinci firma ilk firmadan daha kötü durumdadır ve bu nedenle ikisi de C tekil kredi derecesine sahip olsa da, ikinci firmaya daha düşük bir kredi limiti atanması değerlendirilebilir.

Eğer yasal zorunluluklar ya da kişisel ihtiyaçlar nedeniyle tek bir kredi derecesinin öğrenilmesine de gereksinim bulunuyorsa yukarıda da görüldüğü gibi firmanın kredi derece dağılımı tekil bir dereceye dönüştürülebilmektedir. Dönüşümde bir eşik değer yaklaşımı kullanılmakta olup bu eşik değer risk konsantrasyonunun dengede tutulmasını sağlayacak şekilde hesaplanmasına yönelik olarak bir ki-kare benzerlik ölçümü önerilmektedir.

Tez kapsamında önerilen kredi derecelendirme karar destek modelinin bir diğer önemli yeniliği kredi derecelendirmede nesnel ağırlıklandırmadan yararlanılıyor oluşudur. Öznel ağırlıkların kullanımının süreçte bir manipülasyon yapılabilmesine imkan tanıdığı gerçeğinden hareketle süreçteki tüm öznelliğin ortadan kaldırılmasına yönelik olarak kriter puanlarının bütünleştirilmesinde nesnel ağırlıkların kullanımı önerilmektedir. Bunun için BKD yaklaşımında OWA ağırlıklandırma yöntemi tercih edilmektedir. Burada kriterlerin kendi önemleri değil, kriterlerdeki BKD'lerin sırasallıkları önem taşımaktadır. Kredi derecelendirmede kriterin kendi öneminden bağımsız olarak herhangi bir kriterdeki yüksek miktarda risk birikimi tüm bir kredi değerliliğini etkilemekte olduğu için sırasal bir ağırlıklandırma büyük önem taşımaktadır.

Sonuçların yorumlanmasında dikkat edilmesi gereken bir konu da farklı OWA ağırlık kümeleri için farklı eşik değerlerin söz konusu olmasıdır. OWA ağırlık kümelerinin oluşturulmasında *veyalık derecesi* denilen bir bilgi karar verici tarafından tanımlanmakta olup her *veyalık derecesi* tercihine ilişkin olarak farklı eşik değerler belirlenmektedir. Örnek vermek gerekirse, tezin uygulama kısmında 0,30 *veyalık derecesi* için 0,27; 0,40 için 0,41; 0,50 için 0,55 ve 0,60 için 0,68 eşik değerleri risk konsantrasyonunu dengede tutmaktadır.

Yöntem sonucunda bulunan eşik değeri nötr risk profilini temsil etmekte olup kredi analisti kendi risk tutumuna göre bu eşik değerin üstünde ya da altında bir eşik değeri seçerek kredi derecelerini farklılaştırabilmektedir. Karar vericinin öznelliğinin mümkün olduğunca süreçten çıkarılması esas alındığından dolayı *veyalık derecesinin* seçimi konusunda bir benzerlik matrisi yöntemi önerilmektedir. Farklı *veyalık dereceleri* arasındaki benzerliğin temel alındığı yaklaşım, kredi analistine nötr risk profilini en iyi temsil etme yeteneğine sahip olan *veyalık derecesini* vermektedir. Daha sonra, kredi analistin risk tutumuna uygun olacak şekilde o *veyalık derecesi* açısından iki farklı eşik değeri seçimi için bir ki-kare benzerlik ölçümü temelli yaklaşım önerilmektedir. Nötr risk tutumunun belirlenmesinde normal dağılıma uygunluk aranırken, diğer iki tipteki risk tutumu için beta dağılımına uygunluk aranmaktadır. Sağa çarpık beta dağılımı risk iştahı tutumunu, solar çarpık beta dağılımı ise riskten kaçınma tutumunu temsil etmektedir. Böylelikle, kredi analistine kalan tek karar, hangi olasılık dağılımının seçileceği ile o dağılımda gözönüne alınacak parametrelerin belirlenmesidir. Yapılan uygulamada nötr risk tutumunu en çok 0,55 *veyalık derecesindeki* 0,55 eşik değerinin sağladığı bulunmuş olup riskten kaçınma tutumu için 0,68; risk iştahı tutumu için ise 0,44 eşik değerinin kullanımı önerilmektedir.

Önerilen OWA temelli BKD yaklaşımının ortaya çıkardığı kredi derece dağılımları, ki-kare benzerlik ölçümü yöntemiyle tekilleştirilmektedir. Uygulama neticesinde ortaya çıkan sonuçlara göre farklı eşik değerleri için yapılan ki-kare ölçümlerinin ortaya koyduğu tekil kredi dereceleri firmaların büyük çoğunluğunda aynı çıkmıştır. Bunun daha ayrıntılı olarak incelenmesine yönelik olarak 40 yinelemeli bir benzetim çalışması gerçekleştirilmiş ve rassal olarak üretilen firma verilerinden hareketle modelin işletilmesi sonucunda sanal firmaların ortalama % 82 oranında aynı kredi derecelerine sahip olduğu ve kalan firmaların da büyük çoğunlukla birer derece farklılaşma gösterdikleri tespit edilmiştir. Farklı ağırlık kümeleri için yapılan uygulamalarda aynı sonuca ulaşamıyor oluşu bu bulgunun genelleştirilmesini imkansız hale getirmiş olmakla birlikte, önerilen yöntem içerisinde ağırlıkların sırasallığının önemli olduğu OWA ağırlık setinin kullanımı durumunda bu setteki ağırlıkların dağılımının çok da önemli olmadığı sonucu ortaya çıkmaktadır.

Kredi derecelendirme karar destek modelinde nesnel ağırlıklandırma yerine öznel ağırlıklar da kullanılabilmektedir. Bu amaçla modelde yapılan tek değişiklik

ağırlıkların belirlenmesi yöntemi ve de dilsel terimlerdeki BKD'lerin sıralanmıyor oluşudur. Ağırlıkların belirlenmesinde AHP'nin ikili karşılaştırma mantığından yararlanılmaktadır. Uygulamanın sonucunda elde edilen veri kümesi için nötr risk tutumunu 0,53; riskten kaçınma tutumunu 0,63 ve risk iştahı tutumunu da 0,43 eşik değerlerinin sağladığı bulunmuştur. Bir önceki analizde yapılan benzetim çalışması tekrarlandığında önceki gibi bir bulguya ulaşılamamaktadır. Öznel ağırlıkların gürbüzlüğüne ilişkin olarak bir duyarlılık analizi gerçekleştirilmiştir. Bunun için ana kriter ağırlıklarının azaltılması ve artırılması yoluyla 6 farklı senaryo için duyarlılık analizleri yapılmıştır. Genel olarak, finansal kriterlere ilişkin olarak çok düşük düzeyde bir duyarlılık belirlenmiş ve diğer kriterler için anlamlı bir derece farklılaşmasına rastlanılmamıştır. Bu nedenle, önerilen modelin öznel ağırlıklarla kullanımının gürbüz olduğu sonucuna ulaşılmaktadır.

Önerilen kredi derecelendirme karar destek modelinin en önemli yeniliklerinden biri de kriter havuzunda sosyal medya kriterlerinin bulunuyor oluşudur. Günümüzde sosyal medya giderek artan bir öneme sahip olup sosyal ağlarda yapılan paylaşımlar bazen ülke bazen de dünya gündemini değiştirebilmektedir. Sosyal medya kullanıcıları genel olarak firmaların müşterileri olduklarından dolayı internet ortamında firmalar ya da onların hizmet ya da ürünleri hakkında olumlu ya da olumsuz paylaşımlarda bulunabilmektedirler. Sosyal medya ortamlarındaki paylaşımlar bugün de kredi analistleri tarafından incelenmekle birlikte kredi derecelendirme modelinde sayısallaştırılarak kullanımı henüz bulunmamaktadır. Bu çerçevede müşteri tatmini ve firma popülaritesini göstermesi açısından sosyal medya kredi derecelendirme modelinde kendine yer bulabilmektedir. Sosyal medya ortamlarının en popülerlerinden biri olan Twitter platformunda yapılan kullanıcı paylaşımları modele özel olarak geliştirilen bir algoritma ile toplanmış ve toplanan twitler sentiment (duygu) analizi yöntemiyle sayısallaştırılmıştır. Elde edilen kriter puanları firma hakkında yapılan olumlu ve olumsuz paylaşımların oranları ile firmaların Twitter hesaplarını takip eden kullanıcı sayılarındaki değişimlerdir.

Sosyal medya paylaşımları genelde, doğrudan müşteriye mal ve hizmet satan firmalar hakkında yapılmakta olup, kendisi gibi ticari firmalara satış yapan işletmeler için sosyal medyada oldukça nadir olarak veri bulunabilmektedir. Bu kapsamda, tezde önerilen kredi derecelendirme karar destek modelinin B2C, yani "İşletmeden Tüketicieye" (business to customer) iş modeliyle ticari faaliyet yürüten firmaların

kredi derecelerinin belirlenmesinde daha iyi sonuçlar vereceği söylenebilir. Ayrıca, sosyal medya verilerinin kredi derecelendirme modellerinde kullanılabileceğinin belirtilmesi ve kullanılma yollarından birinin örneklendirilmesi tez kapsamında bulunmakta olup bu verilerin manipüle edilebilirliklerinin ve güvenilirliklerinin belirlenmesi ve iyileştirilmesi çalışmaları bilgisayar/yazılım mühendisliği bilim dalının ilgi alanına girmektedir. Bu modellerin geçerliliklerinin arttırılması ile birlikte kredi derecelendirmede sosyal medya verilerinden daha fazla yararlanılabileceği düşünülmektedir.

Tez çalışması ile ilgili olarak göz önünde bulunan en önemli eksiklik derecelendirme sonucunda elde edilen sonuçların geçerlilik ve güvenilirlik testlerinin yapılamıyor oluşudur. Bankaların firmalara ilişkin verileri paylaşmaktan çekinmeleri nedeniyle reel kredi dereceleri ile karşılaştırma yapılamamış ve elde edilen sonuçların doğru tahmin oranları belirlenememiştir. Bu eksiğin giderilebilmesi amacıyla önerilen model bankacılık sektörüne tanıtılmaya çalışılmakta ve gerçek banka verileriyle daha fazla sayıda firma için uygulamalar gerçekleştirilmesi hedeflenmektedir.

Kredi derecelendirme karar destek modelinin uygulanması konusundaki bir sonraki adım, söz konusu modelin bir yazılıma dönüştürülmesi ve bunun gerçek banka verileriyle çalıştırılmasıdır. Bu durumda sosyal medya kriterlerini barındıran ya da barındırmayan modeller ayrı ayrı çalıştırılabilir ve sonuçlar karşılaştırılarak sosyal medyanın etkisi anlamlı bir seviyede denetlenebilir.

Kredi derecelendirmedeki ölçüm temel olarak bir riske ilişkin olup risk barındıran pek çok karar sorununun çözümünde de bu model kullanılabilir nitelik taşımaktadır. Örnek olarak, bir fabrikada, tersanede ya da madende iş güvenliğine yönelik olarak bir risk ölçümü yapılmak istendiğinde de OWA temelli BKD yaklaşımının kullanılma olanağı bulunmaktadır. Bu uygulama sonucunda ilgili iş yerindeki risk seviyesi ölçülenmiş ve sınıflandırılmış olacaktır. Bu da denetim otoritelerine önemli bir olanak sunacaktır.

KAYNAKLAR

- Abdou, H. A. & Pointon, J.** (2011). Credit Scoring, Statistical Techniques and Evaluation Criteria: A Review of the Literature, *Intelligent Systems in Accounting, Finance and Management*, 18, 59-88.
- Abdou, H., Pointon, J. & El-Masry, A.** (2008). Neural nets versus conventional techniques in credit scoring in Egyptian banking, *Expert Systems with Applications*, 35, 1275-1292.
- Abiyev, R. H.** (2014). Credit Rating Using Type-2 Fuzzy Neural Networks, *Mathematical Problems in Engineering*, Article ID 460916, 8 pages.
- Akgüç, Ö.** (2011). *Kredi Taleplerinin Değerlendirilmesi*. İstanbul: Arayış Basım ve Yayıncılık.
- Altınel, B., Diri, B. & Ganiz, B. C.** (2015a). A novel semantic smoothing kernel for text classification with class-based weighting, *Knowledge-Based Systems*, 89, 265-277.
- Altınel, B., Ganiz, B. C. & Diri, B.** (2015b). A corpus-based semantic kernel for text classification bu using meaning values of terms, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 43, 54-66.
- Altıntaş, M. A.** (2006). *Bankacılıkta Risk Yönetimi ve Sermaye Yeterliliği*. Ankara: Turhan Kitabevi.
- Altman, E. I. & Saunders, A.** (1998). Credit risk measurement: Development over the last 20 years, *Journal of Banking and Finance*, 21, 1721-1742.
- Amin, G. R. & Emrouznejad, A.** (2006). An extended minimax disparity to determine the OWA operator weights, *Computers & Industrial Engineering*, 50, 312-316.
- Araz, C. & Ozkarahan, I.** (2007). Supplier evaluation and management system for strategic sourcing based on a new multicriteria sorting procedure, *International Journal of Production Economics*, 106, 585-606.
- Ayhan, S. & Erdoğan, Ş.** (2014). Destek Vektör Makineleriyle Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü için Çekirdek Fonksiyonu Seçimi, *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İİBF Dergisi*, 9 (1-4), 175-201.
- Başkaya, Z. & Öztürk, B.A.** (2012). Measuring Financial Efficiency of Cement Firms Listed in Istanbul Stock Exchange via Fuzzy Data Envelopment Analysis, *Muhasebe ve Finansman Dergisi*, 175-188.
- Behzadian, M., Kazemzadeh, R.B., Albadvi, A. & Aghdasi, M.** (2010). PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications, *European Journal of Operational Research*, 200, 198-215.
- Berk, N.** (2001). *Bankacılıkta Pazara Yönelik Kredi Yönetimi*, 3. Basım. İstanbul: Beta Basım A.Ş.

- Brans, J.P. & Mareschal, B.** (2005). PROMETHEE Methods. In J. Figueira, S. Greco, M. Ehrgott (Eds), *Multiple Criteria Decision Analysis – State of the Art Surveys*, Boston: Springer.
- Candan, H. & Özün, A.** (2009). *Bankalarda Risk Yönetimi ve Basel II*. İstanbul: Türkiye İş Bankası Kültür Yayınları.
- Chen, L. H. & Chiou, T. W.** (1999). A fuzzy credit-rating approach for commercial loans: a Taiwan case, *OMEGA*, 27, 407-419.
- Chen, W., Xiang, G., Liu, Y. & Wang, K.** (2012). Credit risk Evaluation by hybrid data mining technique, *System Engineering Procedia*, 3, 194-200.
- Chen, Y. S. & Cheng, C. H.** (2013). Hybrid models based on rough set classifiers for setting credit rating decision rules in the global banking industry, *Knowledge-Based Systems*, 39, 224-239.
- Cheng, E. W. L., Chiang, Y. H. & Tang, B. S.** (2007). Alternative approach to credit scoring by DEA: Evaluating borrowers with respect to PFI projects, *Building and Environment*, 42, 1752-1760.
- Chi, B. W. & Hsu, C. C.** (2012). A hybrid approach to integrate genetic algorithm into dual scoring model in enhancing the performance of credit scoring model, *Expert Systems with Applications*, 39, 2650-2661.
- Christoffersen, V.** (2012). *Elements of Financial Risk Management*, 2nd Edition. ABD: Elsevier.
- Credeur, M. J.** (2011, September 16). How Kabbage Crowdsources Credit Scores. *Bloomberg.com*. Retrieved from <https://www.bloomberg.com/news/articles/2011-09-15/how-kabbage-crowdsources-credit-scores>.
- Crook, J. N., Edelman, D. B. & Thomas, L. C.** (2007). Recent developments in consumer credit risk assessment, *European Journal of Operational Research*, 183, 1447-1465.
- Crouhy, M., Galai, D. & Mark, R.** (2000). A comparative analysis of current credit risk models, *Journal of Banking and Finance*, 24, 59-117.
- Crouhy, M., Galai, D. & Mark, R.** (2001). Prototype risk rating system, *Journal of Banking and Finance*, 25, 47-95.
- Dayan, V. & Karğın, S.** (2013). BASEL II Düzenlemeleri Çerçevesinde Kullanılan Kredi Riski Modelleri: Karşılaştırmalı Bir Çalışma, *Journal of Yasar University*, 8 (32), 5433-5464.
- Doumpos, M., Kosmidou, K., Baourakis, G. & Zopounidis, C.** (2002). Credit risk assessment using a multicriteria hierarchical discrimination approach: A comparative analysis, *European Journal of Operational Research*, 138, 392-412.
- Doumpos, M. & Zopounidis, C.** (2004). A multicriteria classification approach based on pairwise comparisons, *European Journal of Operational Research*, 158, 378-389.
- Doumpos, M. & Zopounidis, C.** (2011). A multicriteria Outranking Modeling Approach for Credit Rating, *Decision Sciences*, 42 (3), 721-742.

- Doumpos, M. & Zopounidis, C.** (2014). *Multicriteria Analysis in Finance*. London: Springer.
- Duc, V. H. & Thien, N. D.** (2013). A New Approach to Determining Credit Rating & Its Application to Vietnam's Listed Firms. *Proceedings of 42nd Australian Conference of Economists*. Australia: Perth. Retrieved from <http://www.murdoch.edu.au/School-of-Management-and-Governance/_document/Australian-Conference-of-Economists/A-new-approach-to-determining-credit-rating-and-its-application.pdf>.
- Emel, A. B., Oral, M., Reisman, A. & Yolalan, R.** (2003). A credit scoring approach for the commercial banking sector, *Socio-Economic Planning Sciences*, 37, 103-123.
- Falbo, P.** (1991). Credit-Scoring by Enlarged Discriminant Models, *Omega*, 19 (4), 275-289.
- Filev, D. & Yager, R.R.** (1998). On the issue of obtaining OWA operator weights, *Fuzzy Sets and Systems*, 94, 157-169.
- Fuller, R. & Majlender, P.** (2003). On obtaining minimal variability OWA operator weights, *Fuzzy Sets and Systems*, 136, 203-215.
- Garcia, F., Gimenez, V. & Guijarro, F.** (2013). Credit risk management: A multicriteria approach to assess creditworthiness, *Mathematical and Computer Modelling*, 57, 2009-2015.
- Gestel, T. & Baesens, B.** (2009). *Credit Risk Management – Basic Concepts: financial risk components, rating analysis, models, economic and regulatory capital*, New York: Oxford University Press.
- Gordy, M. B.** (2000). A comparative anatomy of credit risk models, *Journal of Banking and Finance*, 24, 119-149.
- Grunert, J., Norden, L. & Weber, M.** (2005). The role of non-financial factors in internal ratings, *Journal of Banking and Finance*, 29, 509-531.
- Gül, S. & Topçu, Y. İ.** (2015). A Multi-Attribute Decision Support Model for the Selection of Touristic Activities, *International Journal of the Analytic Hierarchy Process*, 7 (3), 560-588.
- Han, R.C. & Xiao, J.X.** (2009). Deciding weighing by entropy value method is an error. *Proceedings of the 2nd International Conference on Information and Computing Science* (pp. 255-257).
- Harris, T.** (2013). Quantitative credit risk assessment using support vector machines: Broad versus Narrow default definitions, *Expert Systems with Applications*, 40, 4404-4413.
- Hens, A. B. & Tiwari, M. K.** (2012). Computational time reduction for credit scoring: An integrated approach based on support vector machines and stratified sampling method, *Expert Systems with Applications*, 39, 6774-6781.
- Hsieh, N. C.** (2005). Hybrid mining approach in the design of credit scoring models, *Expert Systems with Applications*, 28, 655-665.

- Hu, Y.C. & Chen, C.J.** (2011). A PROMETHEE-based classification method using concordance and discordance relations and its application to bankruptcy prediction, *Information Sciences*, 181, 4959-4968.
- Huang, C. L., Chen, M. C. & Wang, C. J.** (2007). Credit scoring with a data mining approach based on support vector machines, *Expert Systems with Applications*, 33, 847-856.
- Huang, J. J., Tzeng, G. H. & Ong, C. S.** (2006). Two-stage genetic programming (2SGP) for the credit scoring model, *Applied Mathematics and Computation*, 174, 1039-1053.
- Huang, Y. M., Hung, C. M. & Jiau, H. C.** (2006). Evaluation of neural networks and data mining methods on a credit assessment task for class imbalance problem, *Nonlinear Analysis: Real World Applications*, 7, 720-747.
- Ishizaka, A. & Nemery, P.** (2011). Selecting the best statistical distribution with PROMETHEE and GAIA, *Computers & Industrial Engineering*, 61, 958-969.
- İç, Y. T.** (2012). Development of a credit limit allocation model for banks using an integrated Fuzzy TOPSIS and linear programming, *Expert Systems with Applications*, 39, 5309-5316.
- İnce, H. & Aktan, B.** (2009). A Comparison of Data Mining Techniques for Credit Scoring in Banking: A Managerial Perspective, *Journal of Business Economics and Management*, 10 (3), 233-240.
- Jacobson, T., Lindé, J. & Roszbach, K.** (2006). Internal rating systems, implied credit risk and the consistency of banks' risk classification policies, *Journal of Banking and Finance*, 30, 1899-1926.
- Jahan, A. & Edwards, K. L.** (2013). Weighting of dependent and target-based criteria for optimal decision-making in materials selection process: Biomedical applications, *Materials and Design*, 49, 1000-1008.
- Jiau, Y., Syau, Y.R. & Lee, E.S.** (2007). Modelling credit rating by fuzzy adaptive network, *Mathematical and Computer Modelling*, 45, 717-731.
- Kabak, Ö., Cinar, D. & Hoge, G.Y.** (2013). A Cumulative Belief Degree Approach for Prioritization of Energy Sources: Case of Turkey. In F. Cavallaro (Ed.), *Assessment and Simulation Tools for Sustainable Energy Systems, Green Energy and Technology* 129. London: Springer-Verlag.
- Kabak, Ö. & Ruan, D.** (2011a). A Cumulative Belief Degree-Based Approach for Missing Values in Nuclear Safeguards Evaluation, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 23 (10), 1441-1454.
- Kang, D. & Park, Y.** (2014). Review-based measurement of customer satisfaction in mobile service: Sentiment analysis and VIKOR approach, *Expert Systems with Applications*, 41, 1041-1050.
- Karaman, E.** (2014). Kişisel görüşme. 27 Ekim, İstanbul.

- Kavzoğlu, T. & Çölkesen, İ.** (2010). Destek Vektör Makineleri ile Uydu Görüntülerinin Sınıflandırılmasında Kernel Fonksiyonlarının Etkilerinin İncelenmesi, *Harita Dergisi*, 144, 73-82.
- Kayalı, N. & Çümen, A.** (2011). BASEL II Sürecinde Kredi Derecelendirme ve Bir Tekstil İşletmesinde Uygulanması, *Yönetim ve Ekonomi*, 18 (2), 115-126.
- Kimber, A.** (2004). Credit Risk from Transaction to Portfolio Management, England: Elsevier Inc.
- Kosinski, M., Stillwell, D. & Graepel, T.** (2013). Private traits and attributes are predictable from digital records of human behavior. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America (PNAS)*, 110 (15), 5802-5805.
- Krahn, J. P. & Weber, M.** (2001). Generally accepted rating principles: A primer, *Journal of Banking and Finance*, 25, 3-23.
- Law, A. M. & Kelton, W. D.** (1991). *Simulation Modeling & Analysis*, 2nd Edition, USA: McGraw-Hill.
- Lee, T. S., Chiu, C. C., Lu, C. J. & Chen, I. F.** (2002). Credit scoring using the hybrid neural discriminant technique, *Expert Systems with Applications*, 23, 245-254.
- Li, J., Wei, L., Li, G. & Xu, W.** (2011). An evolution strategy-based multiple kernels multi-criteria programming approach: The case of credit decision making, *Decision Support Systems*, 51, 292-298.
- Lokumcu, S.** (2009). *Finansal Risk Yönetimi*. (Yüksek lisans tezi), Yıldız Teknik Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Lopez, J. A. & Saidenberg, M. R.** (2000). Evaluating credit risk models, *Journal of Banking and Finance*, 24, 151-165.
- Malhotra, R. & Malhotra, D. K.** (2002). Differentiating between good credits and bad credits using neuro-fuzzy systems, *European Journal of Operational Research*, 136, 190-211.
- Malhotra, R. & Malhotra, D. K.** (2003). Evaluating consumer loans using neural networks, *Omega*, 31, 83-96.
- Marques, A. I., Garcia, V. & Sanchez, J. S.** (2013). A literature review on the application of evolutionary computing to credit scoring, *Journal of the Operational Research Society*, 64, 1384-1399.
- Mays, E.** (2004). *Credit Scoring for Risk Managers: The Handbook for Lenders*, Mason, OH: South-Western Educational Pub.
- Medhat, W., Hassan, A. & Korashy, H.** (2014). Sentiment analysis algorithms and applications: A survey, *Ain Shams Engineering Journal*, 5, 1093-1113.
- Mostafa, M. M.** (2013). More than words: Social networks' text mining for consumer brand sentiments, *Expert Systems with Applications*, 40, 4241-4251.

- Min, J. H. & Lee, Y. C.** (2008). A practical approach to credit scoring, *Expert Systems with Applications*, 35, 1762-1770.
- Nemery, P. & Lamboray, C.** (2007). FlowSort: a flow-based sorting method with limiting or central profiles. *TOP*, 16 (1), 90-113.
- O'Hagan, M.** (1988). Aggregating template or rule antecedents in real-time expert systems with fuzzy set logic. *Proceedings of the 22nd Annual IEEE Asilomar Conference on Signal, Systems, Computers*, (pp. 681-689). Pacific Grov.
- Oktay, S. & Temel, H.** (2007). BASEL II Kriterleri Ekseninde Ticari Bankalarda Kredi Riski Yönetiminin Karşılaştırılmasına Yönelik Bir Saha Çalışması, *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 6, 163-185.
- Ong, C. S., Huang, J. J. & Tzeng, G. H.** (2005). Building credit scoring models using genetic programming, *Expert Systems with Applications*, 29, 41-47.
- Ölçer, A. İ. & Odabaşı, A. Y.** (2005). A new fuzzy multiple attributive group decision making methodology and its application to propulsion/manoeuvring system selection problem, *European Journal of Operational Research*, 166, 93-114.
- Özçelik, O.** (2006). *Bankacılıkta Risk Analizi, Yönetimi ve Riskten Korunma*, (Yüksek lisans tezi), Trakya Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Edirne.
- Pang, B., Lee, L. & Vaithyanathan, S.** (2002). Thumbs up? Sentiment Classification using Machine Learning Techniques. *EMNLP, Proceedings of the Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing* (pp. 79-86), Philadelphia.
- Ramachandran, K. M. & Tsokos, C. P.** (2014). *Mathematical Statistics with Application in R*, 2nd Edition. New York: Academic Press.
- Rommelfanger, H. J.** (1998). Fuzzy Logic-Based Processing of Expert Rules Used for Checking the Credit Solvency of Small Business Firms or for Supporting Analytic Procedures of Auditors. In R.A. Ribeiro, R.R. Yager, H.J. Zimmermann and J. Kacprzyk (Eds.), *Soft Computing in Financial Engineering*. Heidelberg: Springer-Verlag.
- Roy, B.** (1996). *Multicriteria Methodology for Decision Aiding*, ABD: Springer.
- Ruan, D., Kabak, Ö. & Quinones, R.** (2013). An ordered weighted averaging operator-based cumulative belief degree approach for energy policy evaluation, *International Journal of Advanced Operations Management*, 5 (1), 58-73.
- Saaty, T. L.** (1980). *The Analytic Hierarchy Process*, New York: McGraw-Hill.
- Saaty, T. L.** (1990). How to make a decision: The Analytic Hierarchy Process, *European Journal of Operational Research*, 48, 9-26.
- Schniederjans, D., Cao, E. S. & Schniederjans, M.** (2013). Enhancing financial performance with social media: An impression management perspective, *Decision Support Systems*, 56, 911-918.

- Siddiqi, N.** (2006). *Credit Risk Scorecards – Developing and Implementing Intelligent Credit Scoring*, New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Silahtaroglu, G.** (2013). *Veri Madenciliği: Kavram ve Algoritmaları*, 2. Basım. İstanbul: Papatya Yayınları.
- Spiegel, M. R. & Stephens, L. J.** (1999). *Schaum's Outline of Theory and Problems of Statistics*, New York: McGraw-Hill.
- Syau, Y.R., Hsieh, H.T. & Lee, E.S.** (2001). Fuzzy Numbers in the Credit Rating of Enterprise Financial Condition, *Review of Quantitative Finance and Accounting*, 17, 351-360.
- Tabakis, E. & Vinci, V.** (2002). Analysing and Combining Multiple Credit Assessments of Financial Institutions (No: 123). Frankfurt: European Central Bank, Working Paper Series.
- Taşkın, Ç. & Emel, G. G.** (2009). *Sayısal Yöntemlerde Genetik Algoritmalar*, Bursa: Alfa Aktüel.
- Tavakkoli, M., Jamali, A. & Ebrahimi, A.** (2010). New Method to Evaluate Financial Performance of Companies by Fuzzy Logic: Case Study, Drug Industry of Iran, *Asia Pacific Journal of Finance and Banking Research*, 4 (4), 15-24.
- Taylor, A. & Sadowski, J.** (2015, May 27). How Companies Turn Your Facebook Activity Into a Credit Score. *TheNation.com*. Retrieved from <https://www.thenation.com/article/how-companies-turn-your-facebook-activity-credit-score>.
- Thomas, L. C., Edelman, D. B. & Crook, J.** (2004). *Readings in Credit Scoring: Foundations, Developments, and Aims*, London: Oxford University Press.
- Ticari Bir Banka** (2014). Firma Analiz Uygulama Esas ve Usulleri, Ankara.
- Treacy, W. F. & Carey, M.** (2000). Credit risk rating systems at large US banks, *Journal of Banking & Finance*, 24, 167-201.
- Troutt, M. D., Rai, A. & Zhang, A.** (1995). The Potential Use of DEA for Credit Applicant Acceptance Systems, *Computers & Operations Research*, 23 (4), 405-408.
- Trueck, S. & Rachev, S. T.** (2009). *Rating Based Modeling of Credit Risk: Theory and Application of Migration Matrices*, ABD: Elsevier Inc.
- Türkoğlu, T.** (2014). Kişisel görüşme. 16 Eylül, İstanbul.
- Vega, M. D. C., Oliver, A. B., Mejias, R. P. & Rubio, J. L.** (2013). Improving the management of microfinance institutions by using credit scoring models based on Statistical Learning techniques, *Expert Systems with Applications*, 40, 6910-6917.
- Wang, W. D., Guo, J., Fang, L. G. & Chang, X. S.** (2012). A subjective and objective integrated weighting method for landslides susceptibility mapping based on GIS, *Environmental Earth Sciences*, 65, 1705-1714.

- Wang, Y. J.** (2014). The evaluation of Financial Performance for Taiwan container shipping companies by fuzzy TOPSIS, *Applied Soft Computing*, 22, 28-35.
- Wang, Y. M., Luo, Y. & Liu, X.** (2007). Two new models for determining OWA operator weights, *Computers & Industrial Engineering*, 52, 203-209.
- Wang, Y. M. & Parkan, C.** (2005). A minimax disparity approach for obtaining OWA operator weights, *Information Sciences*, 175, 20-29.
- Wei, Y., Yildirim, P., Bulte, C. V. & Dellarocas, C.** (2016). Credit Scoring with Social Network Data, *Marketing Science*, 35 (2), 234-258.
- West, D.** (2000). Neural network credit scoring models, *Computers & Operations Research*, 27, 1131-1152.
- Wu, T. C., & Hsu, M. F.** (2012). Credit risk assessment and decision making by a fusion approach, *Knowledge-Based Systems*, 35, 102-110.
- Xu, Z.** (2005). An overview of methods for determining OWA weights, *International Journal of Intelligent Systems*, 20, 843-865.
- Yager, R. R.** (1988). On ordered weighted averaging aggregation operators in multi-criteria decision making, *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 8 (1), 183-190.
- Yap, B. W., Ong, S. H. & Husain, N. H. M.** (2011). Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models, *Expert Systems with Applications*, 38, 13274-13283.
- Yeşilyaprak, M.** (2012). *Katılım Bankalarında Kredi Derecelendirmesi ve Etkin Subjektif Kredilerin Anket Yöntemi ile Ölçümü*. İstanbul: Beta Basım.
- Yobas, M. B., Crook, J. N. & Ross, P.** (2000). Credit scoring using neural and evolutionary techniques, *IMA Journal of Mathematics Applied in Business and Industry*, 11, 111-125.
- Yu, L. & Lai, K. K.** (2011). A distance-based group decision-making methodology for multi-person multi-criteria emergency decision support, *Decision Support Systems*, 51, 307-315.
- Yu, L., Wang, S. & Lai, K. K.** (2009). An intelligent-agent-based fuzzy group decision making model for financial multicriteria decision support: The case of credit scoring, *European Journal of Operational Research*, 195, 942-959.
- Yu, L., Wang, S., Lai, K. K. & Zhou, L.** (2008). *Bio-Inspired Credit Risk Analysis: Computational Intelligence with Support Vector Machines*. Berlin: Springer-Verlag, Berlin Heidelberg.
- Yu, Y., Duan, W. & Cao, Q.** (2013). The impact of social and conventional media on firm equity value: A sentiment analysis approach, *Decision Support Systems*, 55, 919-926.
- Yurdakul, M. & İç, Y. T.** (2004). AHP approach in the credit evaluation of the manufacturing firms in Turkey, *International Journal of Production Economics*, 88, 269-289.

- Zhu, X., Li, J., Wu, D., Wang, H. & Liang, C.** (2013). Balancing accuracy, complexity and interpretability in consumer credit decision making: A C-TOPSIS classification approach, *Knowledge-Based Systems*, 52, 258-267.
- Zopounidis, C. & Doumpos, M.** (1998). Developing A Multicriteria Decision Support System for Financial Classification Problems: The FINCLAS System, *Optimization Methods and Software*, 8, 277-304.
- Zopounidis, C. & Doumpos, M.** (2002). Multi-criteria Decision Aid in Financial Decision Making: Methodologies and Literature Review, *Journal of Multi-criteria Decision Analysis*, 11, 167-186.





EKLER

EK A: Yazına İlişkin Taksonomi Tablosu

EK B: Yazındaki Kredi Derecelendirme Kriterleri

EK C: Farklı Risk Tutumlarına İlişkin Tekil Kredi Dereceleri

EK D: Rassal Sayı Üretiminde Kullanılan Kriterlere İlişkin Dağılımlar



EK A

Çizelge A.1 : Yazına ilişkin taksonomi tablosu.

		Kullanım Amacı		Kullanılan Yöntemler													Müşteri Tipi			
		İki Grup	Derecelendirme	Lojistik Regresyon	Regresyon Analizi	Ayırma Analizi	Faktör Analizi	Veri Zarflama Analizi	Matematiksel Modelleme	Hedef Programlama	ÇKKV	Yapay Sinir Ağları	Genetik Algoritmalar	Bulanık Mantık	K-Ortalamlar (Kümeleme)	Karar Ağaçları	Destek Vektör Makinaları	Sektörel Temelli Ticari	Genel Ticari	Bireysel
Min and Lee (2008)		x	x		x	x	x											x		
İç (2012)								x		x			x						x	
Chen et al. (2012)			x								x			x		x				x
Yap et al. (2011)		x	x	x							x				x					x
Yu et al. (2009)		x						x		x	x		x				x			x
Garcia et al. (2013)		x							x									x		
Emel et al. (2003)		x			x	x	x												x	
Doumpos et al. (2002)		x	x	x		x		x		x									x	
Yurdakul and İç (2004)			x							x								x		
Chi and Hsu (2012)		x	x	x								x								x
Abdou and Pointon (2011)		x	x	x	x	x						x		x	x	x				
Vega et al. (2013)		x		x		x					x				x	x			x	
Huang et al. (2006)		x		x							x	x								x
Doumpos and Zopounidis (2011)			x							x									x	
Huang et al. (2007)		x									x	x			x	x				x
Troutt et al. (1995)		x					x													
Marques et al. (2013)		x	x	x		x					x	x	x	x	x	x				
Lee et al. (2002)		x		x		x					x									x
Li et al. (2011)		x		x	x	x		x				x		x		x				x
Araz and Ozkarahan (2007)			x							x								x		
Chen and Cheng (2013)			x				x				x		x							x
Zopounidis and Doumpos (1998)		x						x		x									x	

Çizelge A.1 (devam) : Yazına ilişkin taksonomi tablosu.

	Kullanım Amacı		Kullanılan Yöntemler														Müşteri Tipi		
	İki Grup	Derecelendirme	Lojistik Regresyon	Regresyon Analizi	Ayrırma Analizi	Faktör Analizi	Veri Zarflama Analizi	Matematiksel Modelleme	Hedef Programlama	ÇKKV	Yapay Sinir Ağları	Genetik Algoritmalar	Bulanık Mantık	K-Ortalamlar (Kümeleme)	Karar Ağaçları	Destek Vektör Makinaları	Sektörel Temelli Ticari	Genel Ticari	Bireysel
West (2000)	x		x		x						x				x				x
Zhu et al. (2013)		x			x					x				x	x	x			x
Hens and Tiwari (2012)	x											x				x			x
Nemery and Lamboray (2007)		x								x									
Cheng et al. (2007)	x						x											x	
Ong et al. (2005)	x		x		x						x	x	x		x				x
Abdou et al. (2008)	x		x		x						x								x
Malhotra and Malhotra (2003)	x				x						x								x
Falbo (1991)	x				x												x		
Malhotra and Malhotra (2002)	x				x						x		x						x
Abiyev (2014)	x										x		x						x
Wu and Hsu (2012)	x									x	x				x	x	x		
Yeh et al. (2012)		x									x		x		x	x		x	
Pai et al. (2015)		x									x		x		x	x		x	
Petropoulos et al. (2016)	x		x		x						x		x		x	x		x	
Chen and Li (2014)	x															x		x	
Kim and Ahn (2012)		x	x		x						x					x		x	
Cao and Xiong (2014)		x								x								x	
Guo et al. (2012)		x									x		x	x		x		x	
Wu et al. (2014)		x									x			x		x		x	
Wang et al. (2015)		x									x		x		x	x		x	

EK B

Çizelge B.1 : Yazındaki finansal kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Kriterler	Min & Lee (2008)	İç (2012)	Emel, Oral, Reisman, & Yolalan (2003)	Doumpos, Kosmidou, Baourakis, & Zopounidis (2002)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Zopounidis & Doumpos (1998)	Falbo (1991)	Sıklık
1 Toplam Varlıklardaki Büyüme Oranı	x						x			2
2 Cari Aktiflerdeki Büyüme Oranı	x									1
3 Özsermayedeki Büyüme Oranı							x			1
4 Duran Varlıklardaki Büyüme Oranı							x			1
5 Stoklardaki Büyüme Oranı	x									1
6 Satışlardaki Büyüme Oranı	x				x					2
7 Olağan Gelir/Toplam Varlıklar	x									1
8 Net Gelir/Toplam Varlıklar	x	x			x	x	x			5
9 Faiz Giderleri ve Olağan Gelir/Toplam Varlıklar	x									1
10 Faiz Giderleri ve Net Gelir/Toplam Varlıklar	x									1
11 Olağan Gelir/Özsermaye	x							x		2
12 Net Gelir/Özsermaye	x			x	x	x	x			5
13 Olağan Gelir/Satışlar	x									1
14 Net Gelir/Satışlar	x				x		x		x	4
15 Faaliyet Karı/Satışlar	x		x		x		x	x		5
16 Satışların Maliyeti/Satışlar	x		x							2
17 Değişken Maliyetler/Satışlar	x									1
18 Sabit Maliyetler/Satışlar	x									1
19 İşçilik Maliyeti/Satışlar	x									1
20 Hammadde Maliyeti/Satışlar	x									1
21 Faiz ve Vergiden Önceki Kazanç/Satışlar	x		x							2
22 Brüt Satışlar/Net Satışlar			x				x		x	3
23 Net Satışlar/Toplam Varlıklar				x		x				2
24 Vergiden Önceki Kazanç/Toplam Varlıklar			x	x				x		3
25 Vergiden Önceki Kazanç/Özsermaye			x							1
26 Vergiden Sonraki Net Kazanç/Özsermaye			x		x				x	3
27 Vergiden Sonraki Net Kazanç/Toplam Varlıklar			x							1

Çizelge B.1 (devam) : Yazındaki finansal kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Kriterler	Min & Lee (2008)	İç (2012)	Emel, Oral, Reisman, & Yolalan (2003)	Doumpos, Kosmidou, Baourakis, & Zopounidis (2002)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Zopounidis & Doumpos (1998)	Falbo (1991)	Sıklık
28 Faiz, Amortisman ve Vergi Öncesi Kazanç/Satışlar	x									1
29 Faiz Giderleri/Toplam Giderler	x									1
30 Faiz Giderleri/Satışlar	x									1
31 Net Faiz Giderleri/Satışlar	x									1
32 Faiz Karşılama Oranı	x									1
33 Özsermaye/Toplam Varlıklar	x		x						x	3
34 Toplam Borçlar/Özsermaye					x	x	x		x	4
35 Cari Borçlar/Özsermaye [Kısa Vadeli Yabancı Kaynaklar]			x	x						2
36 Cari Borçlar/Toplam Varlıklar			x					x		2
37 Cari Borçlar/Satışlar			x							1
38 Satışlar/Alacaklar					x			x		2
39 Kısa ve Uzun Dönem Borçlar/Özsermaye			x							1
40 Cari oran	x		x		x		x			4
41 Likidite Oranı	x		x			x	x			4
42 Nakit Oranı							x			1
43 Dönem Sonu Nakitleri/Önceki Yılın Kısa Vadeli Borçları	x									1
44 Dönem Sonu Nakitleri/Kısa Vadeli Borçlar	x									1
45 Dönem Sonu Nakitleri/Toplam Borçlar	x				x					2
46 (Dönem Sonu Nakitleri/Satışlar)x360						x				1
47 Cari Borçlar/Toplam Borçlar			x							1
48 Nakit Akışı/Faiz Giderleri	x									1
49 Borç Oranı	x									1
50 Kısa Vadeli Borç Oranı	x						x			2
51 Kısa Vadeli Banka Borçları/Satışlar			x							1
52 Kısa Vadeli Banka Borçları/Cari Borçlar			x		x		x			3
53 Uzun Vadeli Borç Oranı	x									1
54 Uzun Vadeli Borçlar/(Özsermaye+Uzun Vadeli Borçlar)				x		x				2
55 Toplam Banka Borçları/Satışlar			x				x			2
56 Toplam Banka Borçları/Cari Borçlar			x							1
57 Toplam Banka Borçları/Özsermaye					x					1
58 Toplam Alacaklar ve Ödenecek Tahviller/Toplam Varlıklar	x									1

Çizelge B.1 (devam) : Yazındaki finansal kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Kriterler	Min & Lee (2008)	İç (2012)	Emel, Oral, Reisman, & Yolalan (2003)	Doumpos, Kosmidou, Baourakis, & Zopounidis (2002)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Zopounidis & Doumpos (1998)	Falbo (1991)	Sıklık
59 Toplam Ticari Krediler		x								1
60 Ticari Kredilerde Artış Oranı		x								1
61 Tasfiye Olacak Alacaklar		x								1
62 Vadeli Mevduat Hesabındaki Artış Oranı		x								1
63 Sermaye Giderleri/Satışlar			x							1
64 Yurtiçi Satışlar/Satışlar			x							1
65 Yurtdışı Satışlar/Satışlar			x							1
66 Net Maddi Sabit Kıymetler/Özsermaye			x							1
67 Sabit Kıymetler/Özsermaye			x							1
68 Sabit Kıymetler/(Uzun Vadeli Borçlar+Özsermaye)			x		x					2
69 Cari Borçlar/(Özsermaye+Uzun Vadeli Borçlar)			x							1
70 Amortisman Oranı			x							1
71 Cari Aktifler/Toplam Varlıklar			x							1
72 Ticari Borçların Ortalama Ödeme Periyodu			x							1
73 Varlık Devir Hızı			x							1
74 Disponibilite Oranı			x							1
75 Diğer Borçlar/Toplam Varlıklar			x							1
76 Diğer Alacaklar/Toplam Varlıklar			x							1
77 Net Çalışma Sermayesi Devir Hızı			x							1
78 Olağandışı Gelirler/Satışlar			x							1
79 Net Çalışma Sermayesi Oranı			x							1
80 Olağandışı Giderler/Satışlar			x							1
81 Brüt Kar Marjı			x							1
82 Brüt Kar/Toplam Varlıklar				x						1
83 Net Gelir/Çalışma Sermayesi				x						1
84 Toplam Borçlar/Çalışma Sermayesi				x					x	2
85 Toplam Borçlar/Toplam Varlıklar				x			x	x		3
86 (Cari Varlıklar-Stoklar)/Cari Borçlar				x						1
87 Alacaklar/Cari Borçlar				x						1
88 Satışlar/Stoklar					x				x	2
89 Satışlar/Özsermaye					x					1

Çizelge B.1 (devam) : Yazındaki finansal kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Kriterler	Min & Lee (2008)	İç (2012)	Emel, Oral, Reisman, & Yolalan (2003)	Doumpos, Kosmidou, Baourakis, & Zopounidis (2002)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Zopounidis & Doumpos (1998)	Falbo (1991)	Sıklık
90 Stok Devir Hızı							x			1
91 Alacak Devir Hızı							x			1
92 Özsermaye Devir Hızı							x			1
93 Maddi Duran Valıklar/Özsermaye							x			1
94 Katma Değerdeki Değişim Oranı									x	1
95 Net Kar/Toplam Borçlar									x	1
96 Ticari Borçlar/Alışlar									x	1
97 Brüt Kar/Faiz Giderleri									x	1
98 Amortisman Maliyeti/Brüt Teknoloji Yatırımları									x	1

Çizelge B.2 : Yazındaki finansal olmayan kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Olmayan Kriterler	İç (2012)	Garcia, Gimenez, & Guijarro (2013)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias, & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Cheng, Chiang, & Tang (2007)	Sıklık
1 Hedef Gerçekleştirme Oranı	x						1
2 Bölgesel Gelişim Endeksi	x		x				2
3 Stok Devir Periyodu		x					1
4 Faaliyet Alanı				x			1
5 Pazar Payı			x		x		2
6 Marka İmajı			x				1
7 İhracat Kapasitesi			x		x		2
8 Diğer Firmalarla İşbirlikleri			x				1
9 Ar-Ge Kapasitesi			x		x		2
10 Müşteri Profili			x	x			2
11 Ürün Yaşam Eğrisindeki Aşama			x				1
12 Sektörün Büyüme Oranı			x		x		2
13 Sektörün Küresel Rakiplere Karşı Çekiciliği			x				1
14 Yerel Rakipler			x				1
15 Katma Değere Bağlı Sabit Maliyet Seviyesi			x				1
16 Ulaştırma Biçimleri			x				1
17 Konum Çevresi			x	x	x		3

Çizelge B.2 (devam) : Yazındaki finansal olmayan kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Olmayan Kriterler	İç (2012)	Garcia, Gimenez, & Guijarro (2013)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias, & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Cheng, Chiang, & Tang (2007)	Sıklık
18 Tesis Yerleşim Planının Uygunluğu			x				1
19 Personel Başına Kar	x		x				2
20 Kapasite Kullanım Oranı			x		x		2
21 Bakım Birimi Faaliyetleri			x				1
22 Toplam Bakım Süresi/Toplam Tamir Süresi			x				1
23 Arızaya Bağlı Toplam Maliyet/Toplam Satışlar			x				1
24 Aktif Yönetim Teknolojisi Kullanımı			x				1
25 Kıyaslama			x				1
26 İmalat Teknolojisinde İnovasyon Seviyesi			x		x		2
27 Kalite Yönetimi Sertifikaları			x				1
28 Müşteri Gereksinim ve Şikayetlerini Karşılama Yeteneği			x				1
29 Tamir Gören ve İade Edilen Ürünler/Toplam Satışlar			x				1
30 Müşteri Sadakati			x				1
31 Örgütteki Sorunları Çözülmesi			x				1
32 Üretim Planlama ve Kontrolü			x				1
33 Örgütte Eşgüdüm ve Kontrol			x		x		2
34 Personel Eğitim Seviyesi			x				1
35 Danışman Kullanımı			x				1
36 İnsan Kaynakları Planlaması			x				1
37 Personel Başına Eğitim Harcamaları			x				1
38 Firmanın Yaşı			x		x		2
39 Yasal Statüsü			x				1
40 Bankayla Olan Geçmişi			x	x			2
41 Kefaletleri			x	x			2
42 Net Bugünkü Değer			x				1
43 Stratejik Planlara Uyum			x		x		2
44 Hazır Olma ve Dokümantasyon			x				1
45 Yönetimsel Denetim			x				1
46 Bugüne Dek Kullanılan Krediler				x	x		2
47 Geçen Yıl Kullanılan Krediler				x			1
48 Reddedilen Kredi Başvuruları				x			1
49 Kredi Kullanma Amacı				x			1

Çizelge B.2 (devam) : Yazındaki finansal olmayan kredi derecelendirme kriterleri.

Finansal Olmayan Kriterler	İç (2012)	Garcia, Gimenez, & Guijarro (2013)	Yurdakul & İç (2004)	Vega, Oliver, Mejias, & Rubio (2013)	Kayalı & Çümen (2011)	Cheng, Chiang, & Tang (2007)	Sıklık
50 Borç Ödemede Sorun Yaşanması Geçmişi				x	x		2
51 Ort. Borç Ödeme Gecikmesi Süresi				x			1
52 Maksimum Borç Ödeme Gecikmesi Süresi				x			1
53 Ülkenin İktisadi Durumu			x	x	x		3
54 Yöneticilerin Faaliyet Alanındaki Deneyimi					x		1
55 Gecikmiş Kamu Borcu Durumu					x		1
56 İthalat, İhracat vb Yasaklara İlişkin Durum					x		1
57 Hammadde Temininde Dışa Bağımlılık					x		1
58 Hammadde Alınan Satıcı Sayısı					x		1
59 Satış Yapılan Alıcı Sayısı					x		1
60 Tesis ve Stokların Sigortalı Olma Durumu					x		1
61 Firma Yöneticilerinin Bireysel Kredi Durumları					x		1
62 Projeye İlişkin Finansal Analiz						x	1

EK C

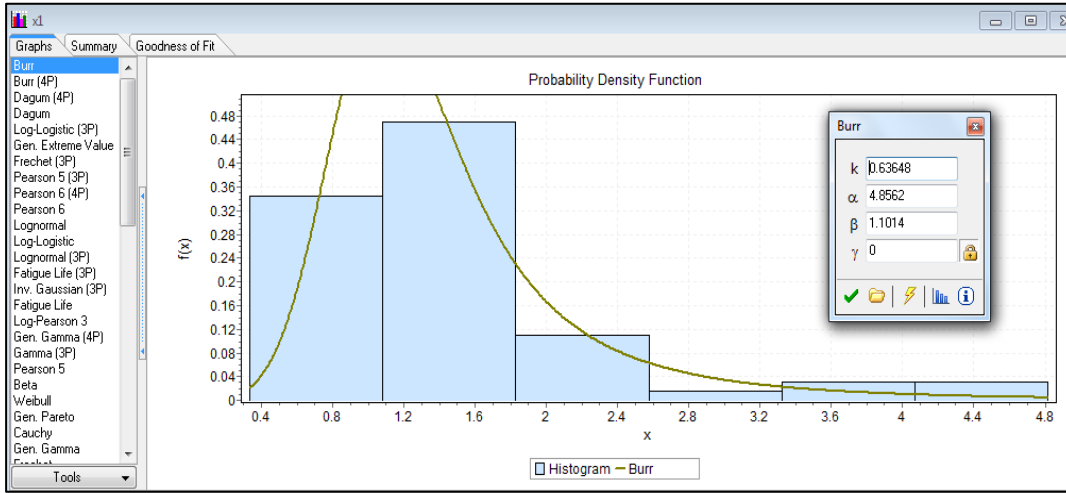
Çizelge C.1 : Farklı Risk Tutumlarına İlişkin Tekil Kredi Dereceleri.

$\tau =$	OWA ile Nesnel Ağırlıklandırma ($\alpha=0,5$)			Öznel Ağırlıklandırma		
	Risk İştahı 0,44	Nötr Risk 0,55	Riskten Kaçınma 0,68	Risk İştahı 0,43	Nötr Risk 0,53	Riskten Kaçınma 0,63
1	B	B	D	A	B	D
2	B	B	C	B	B	C
3	C	D	D	D	D	D
4	B	B	D	B	B	D
5	A	B	C	A	B	C
6	B	C	C	B	C	C
7	B	B	C	B	B	C
8	C	D	D	C	C	D
9	A	D	E	B	D	E
10	B	B	C	B	B	C
11	C	D	E	C	D	E
12	B	B	C	B	B	C
13	B	C	C	C	D	D
14	A	B	D	A	C	D
15	B	C	C	C	C	C
16	A	A	C	A	C	E
17	D	D	E	C	D	D
18	A	C	D	A	C	D
19	E	E	E	E	E	E
20	C	D	E	D	D	E
21	A	B	C	A	B	C
22	A	B	C	A	B	C
23	D	E	E	D	E	E
24	B	C	D	B	C	D
25	A	C	D	D	E	E
26	D	D	E	C	D	D
27	B	C	D	B	C	D
28	C	C	D	C	D	D
29	A	A	D	B	C	E
30	A	B	D	A	B	D
31	B	C	E	B	C	E
32	A	A	D	A	B	D
33	A	C	E	A	C	E
34	B	B	C	B	B	C
35	B	D	D	B	D	D
36	C	C	E	C	D	D
37	B	C	C	C	C	D
38	B	C	D	B	B	C
39	D	E	E	E	E	E
40	B	C	D	B	C	D
41	A	B	C	A	B	C
42	C	D	D	D	D	D
43	C	C	E	B	C	E
44	A	C	E	A	B	E
45	C	D	E	C	D	E
46	D	E	E	C	D	E
47	A	A	B	A	A	B
48	C	D	E	C	D	D
49	B	C	D	B	C	C
50	A	B	D	A	B	D
51	B	B	C	B	C	C
52	A	B	D	A	C	D

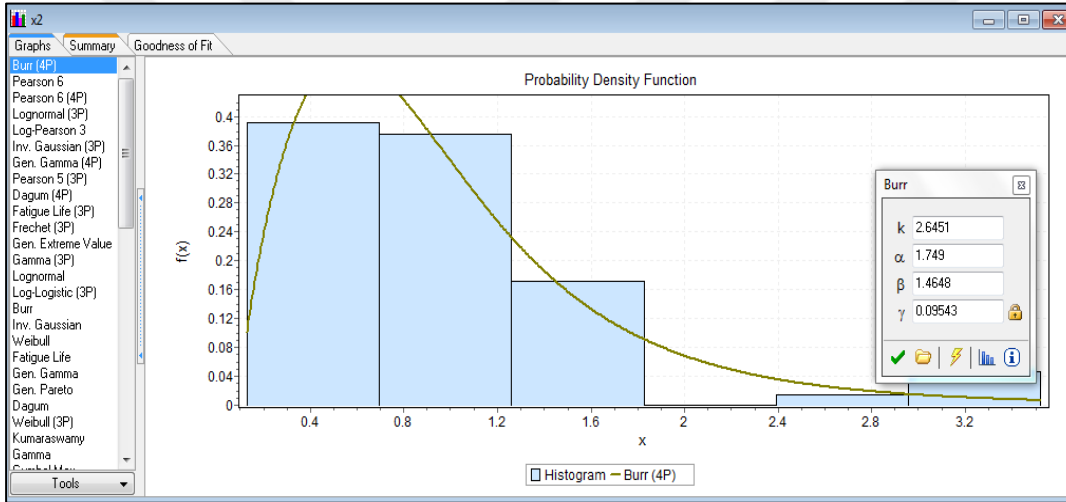
Çizelge C.1 (devam) : Farklı Risk Tutumlarına İlişkin Tekil Kredi Dereceleri.

$\tau =$	OWA ile Nesnel Ağırlıklandırma ($\alpha=0,5$)			Öznel Ağırlıklandırma		
	Risk İştahı 0,44	Nötr Risk 0,55	Riskten Kaçınma 0,68	Risk İştahı 0,43	Nötr Risk 0,53	Riskten Kaçınma 0,63
53	A	B	C	A	A	B
54	C	C	D	C	D	E
55	B	C	D	C	D	E
56	B	C	E	A	C	D
57	B	C	E	B	B	C
58	C	C	D	C	D	D
59	B	D	E	B	D	D
60	C	C	D	C	D	E
61	B	D	E	B	D	E
62	B	C	D	B	C	C
63	C	C	D	C	C	D
64	A	C	D	A	C	D

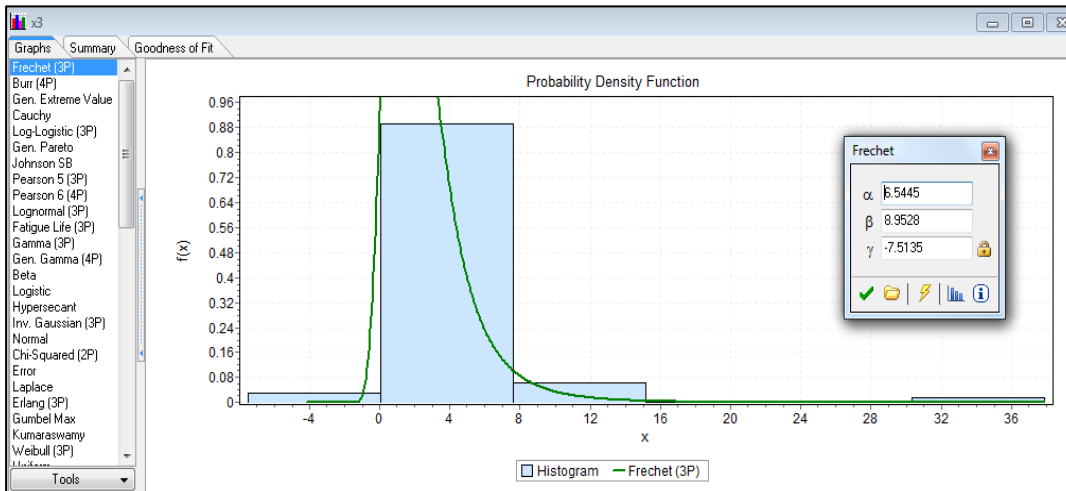
EK D



(a)

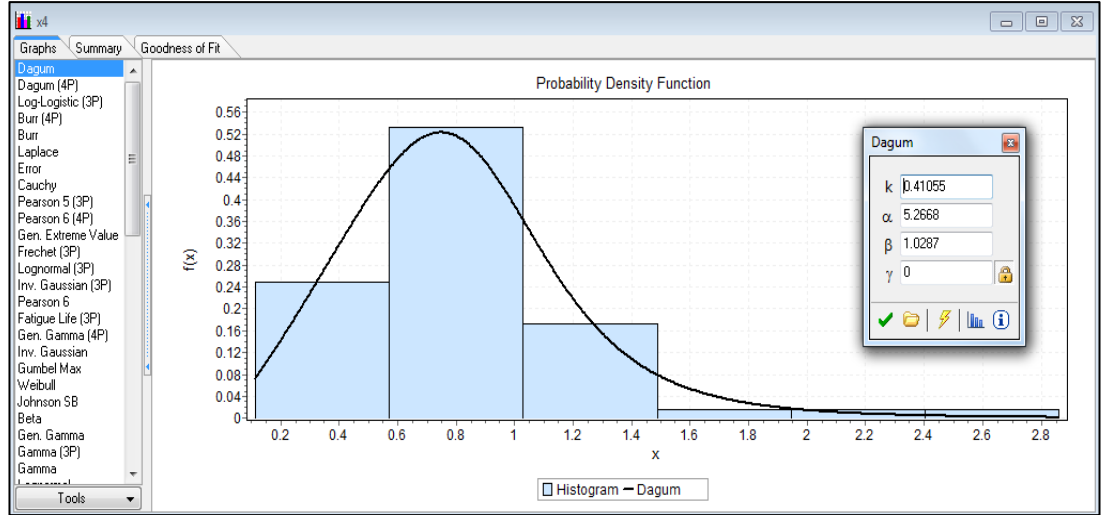


(b)

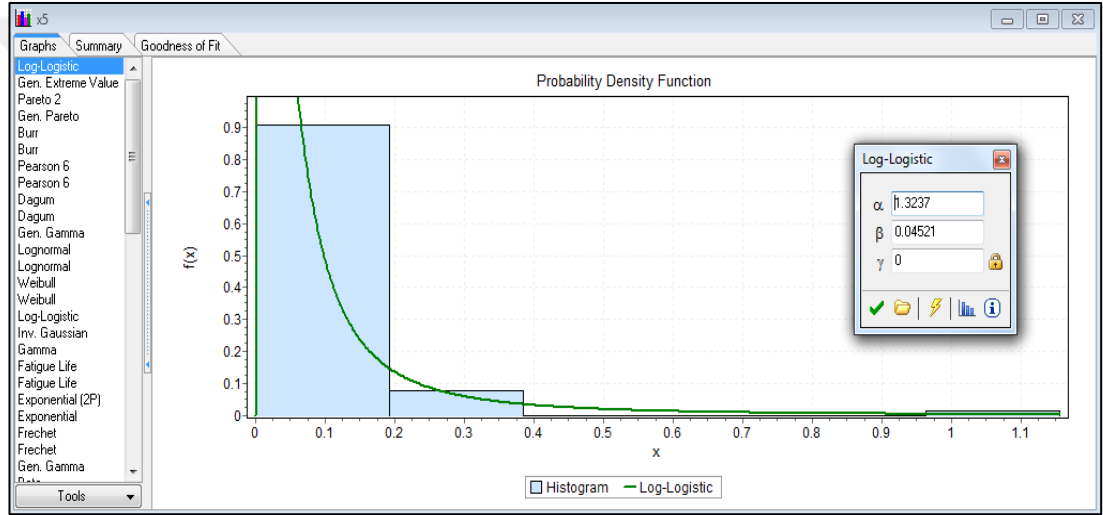


(c)

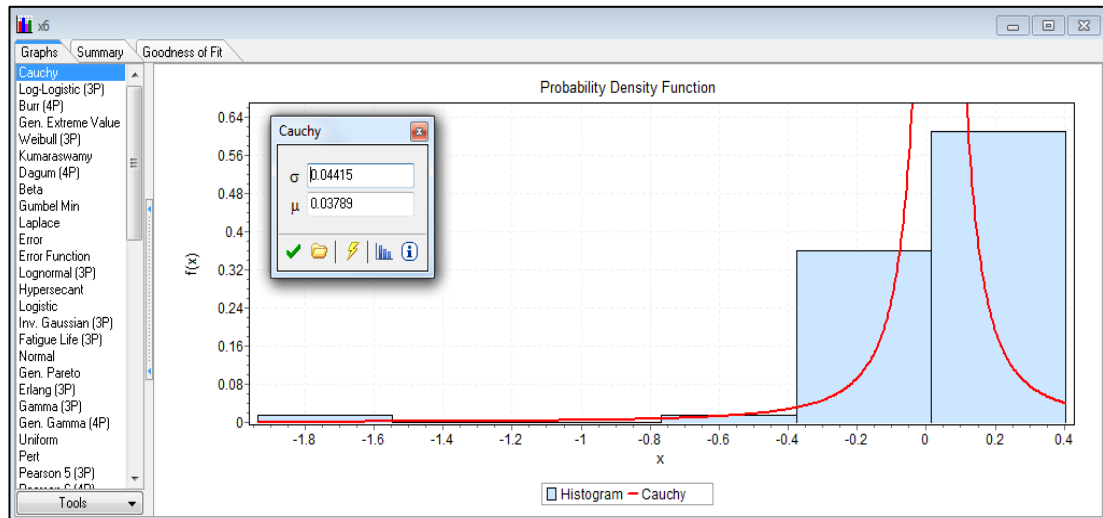
Şekil D.1 : Rassal sayı üretiminde kullanılan kriterlere ilişkin dağılımlar.



(d)

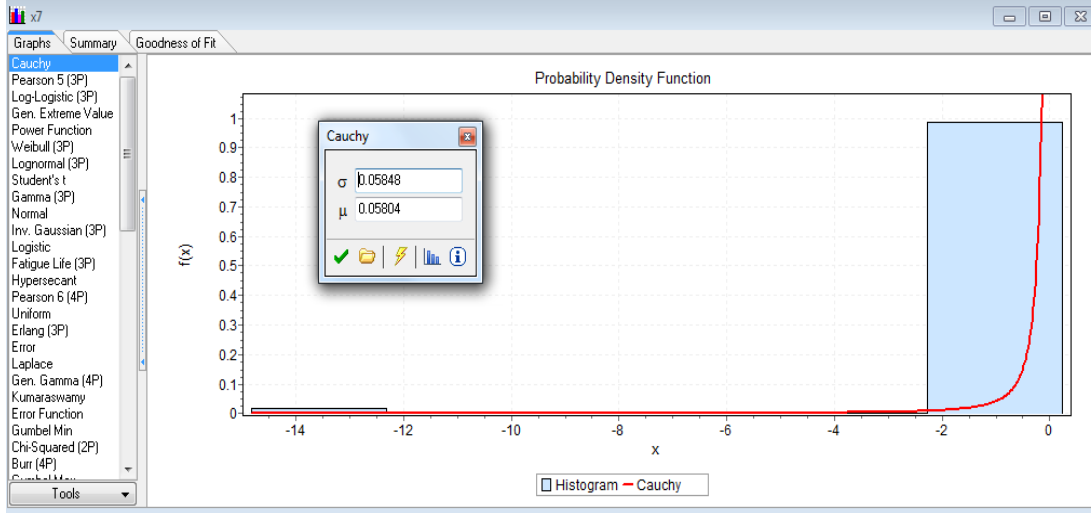


(e)

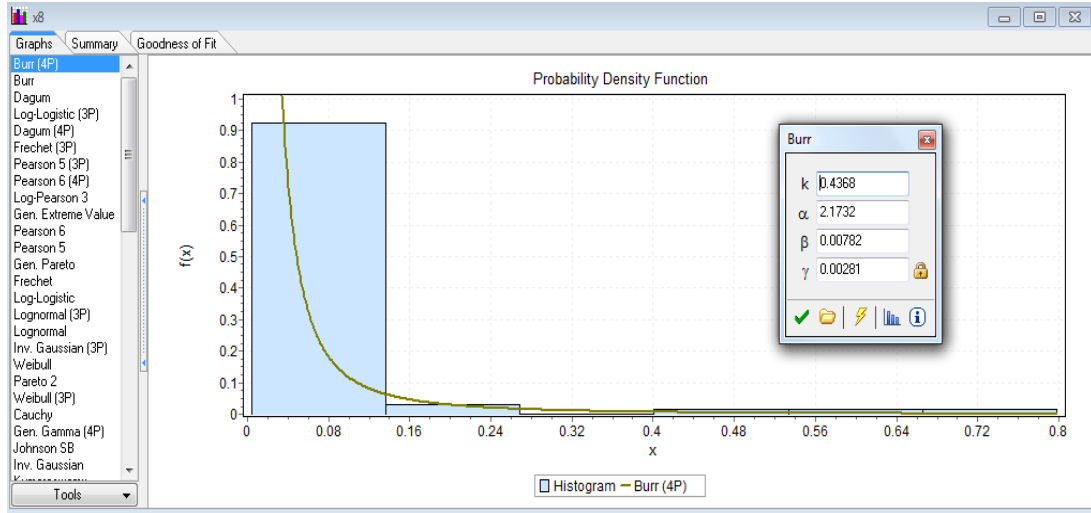


(f)

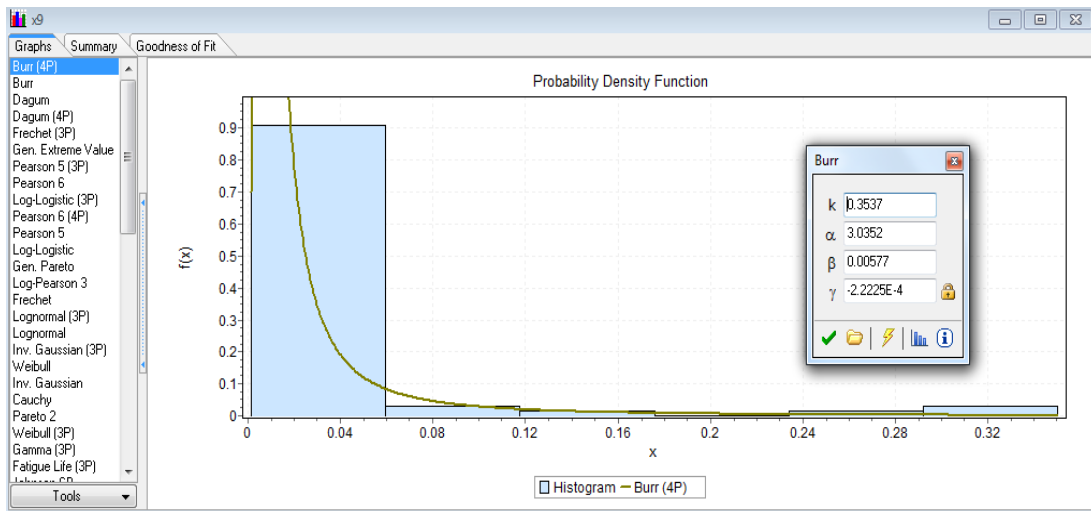
Şekil D.1 (devam) : Rassal sayı üretiminde kullanılan kriterlere ilişkin dağılımlar.



(g)

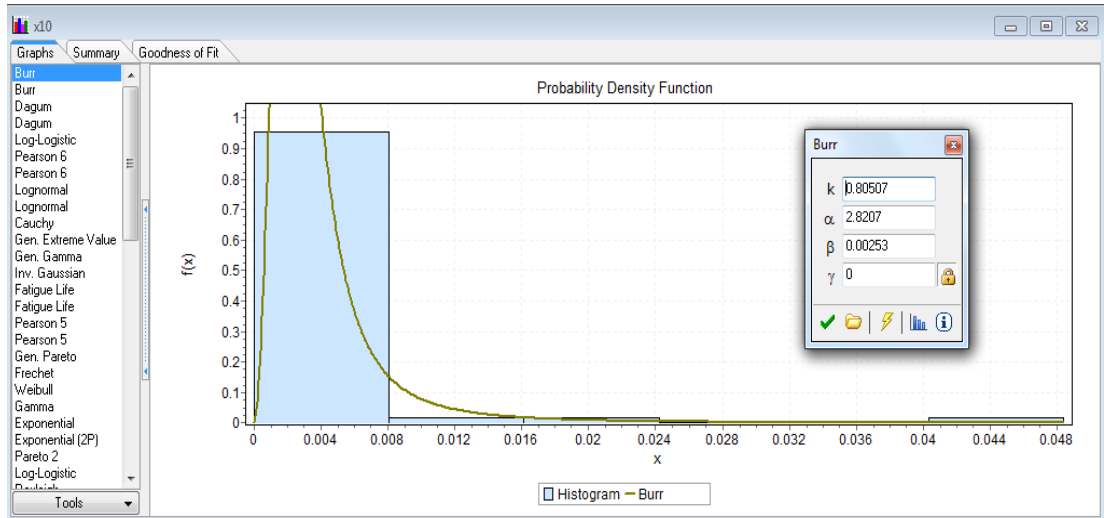


(h)

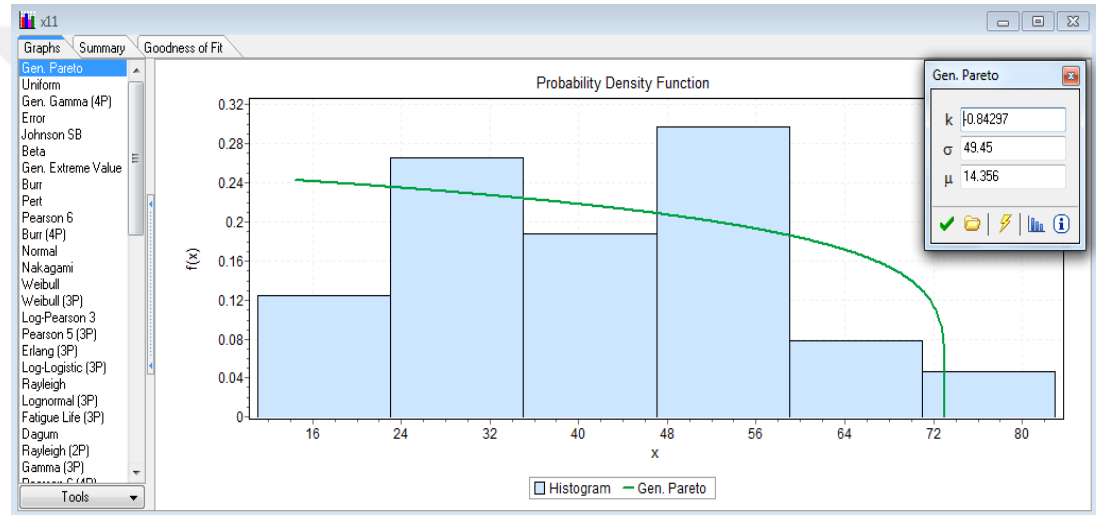


(i)

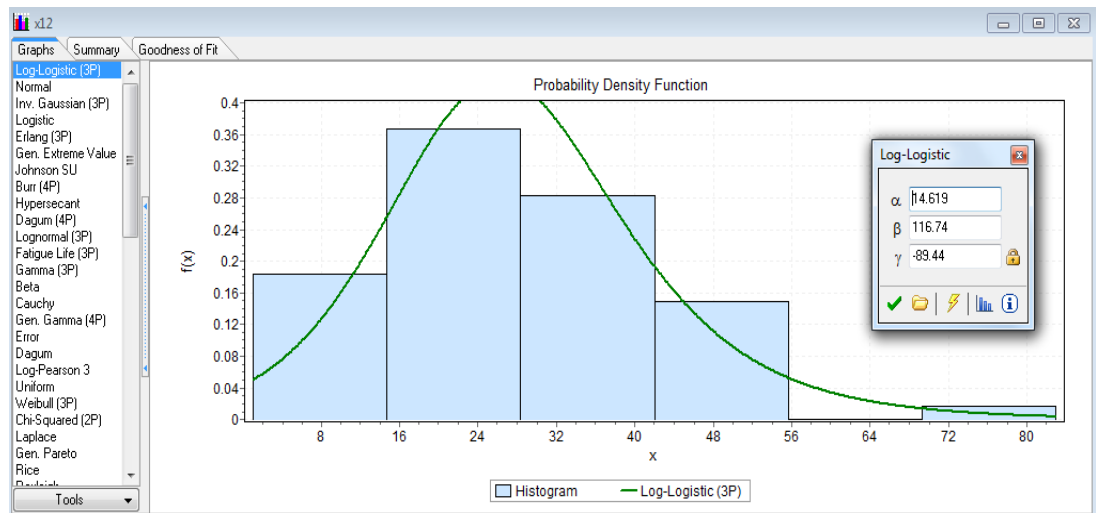
Şekil D.1 (devam) : Rassal sayı üretiminde kullanılan kriterlere ilişkin dağılımlar.



(i)

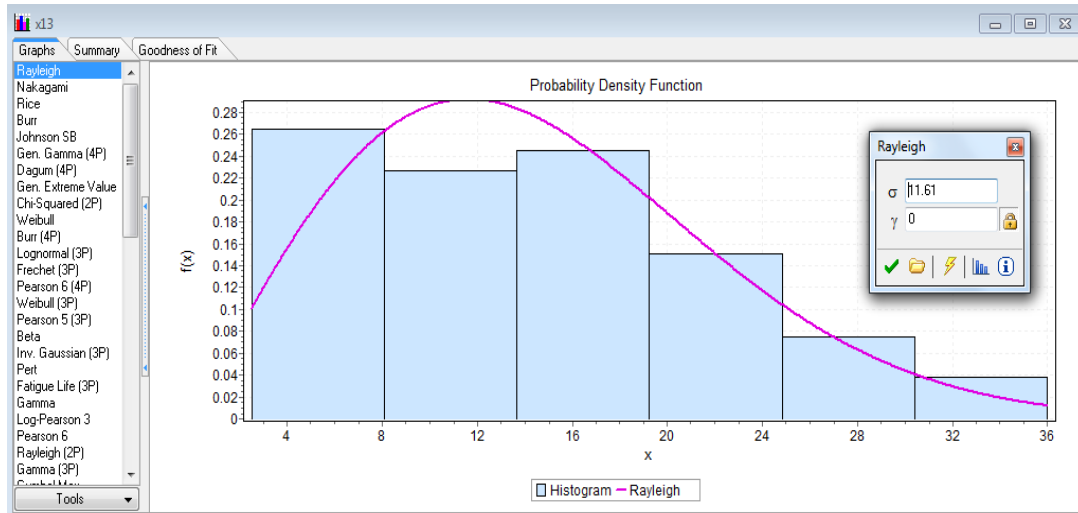


(j)

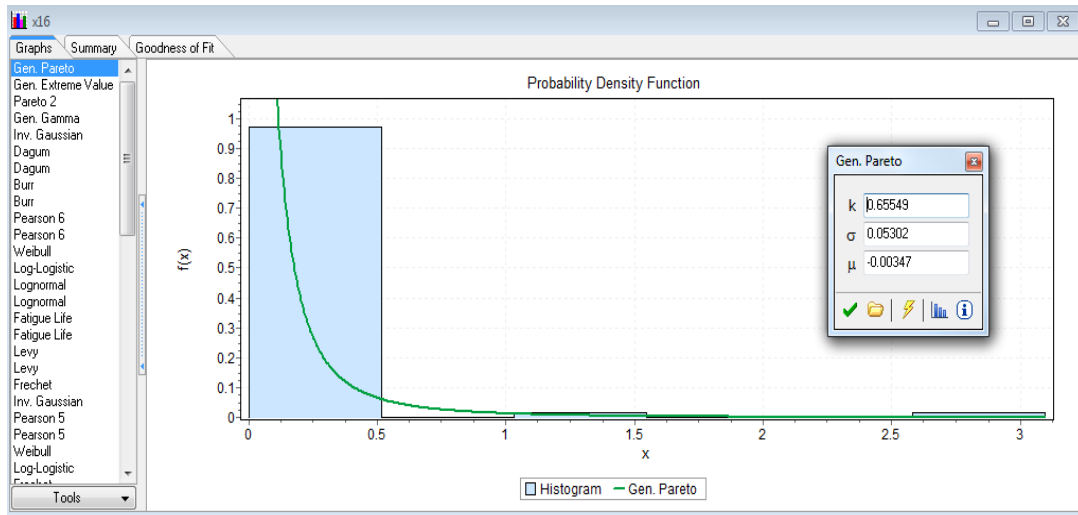


(k)

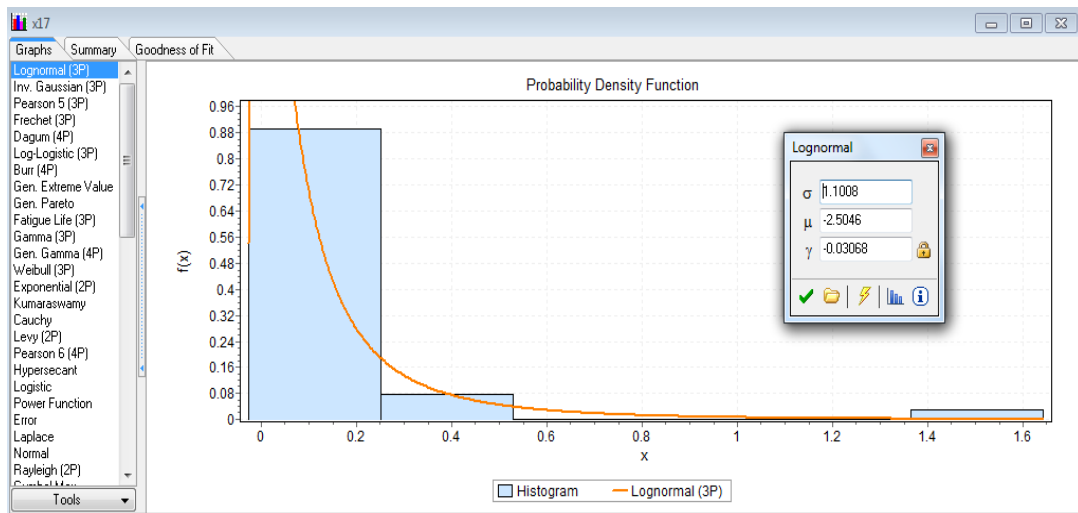
Şekil D.1 (devam) : Rassal sayı üretiminde kullanılan kriterlere ilişkin dağılımlar.



(l)



(m)



(n)

Şekil D.1 (devam) : Rassal sayı üretiminde kullanılan kriterlere ilişkin dağılımlar.

ÖZGEÇMİŞ



Ad-Soyad : Sait GÜL
Doğum Tarihi ve Yeri : 02.10.1985 – Şişli
E-posta : saitgl@yahoo.com

ÖĞRENİM DURUMU:

- **Lisans** : 2007, İstanbul Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Deniz Ulaştırma İşletme Mühendisliği
- **Lisans** : 2008, İstanbul Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği
- **Yüksek lisans** : 2012, İstanbul Teknik Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Mühendislik Yönetimi Program

MESLEKİ DENEYİM VE ÖDÜLLER:

- Nisan 2016 tarihinde başladığı Beykent Üniversitesi Endüstri Mühendisliği (TR) Bölümünde halen Araştırma Görevlisi olarak çalışmaktadır.
- Eylül 2009 – Mart 2016 arasında Haliç Üniversitesi Endüstri Mühendisliği Bölümünde Araştırma Görevlisi olarak çalışmıştır.
- 2017 yılında Beykent Üniversitesi'nden BEDEK kapsamında yayın teşvik ödülü almıştır.
- 2009-2012 yılları arasında TÜBİTAK yüksek lisans ve 2012-2016 yılları arasında da TÜBİTAK doktora bursu almıştır.
- 2007 yılında İstanbul Üniversitesi Mühendislik Fakültesi'ni birinci olarak tamamlamıştır.

DOKTORA TEZİNDEN TÜRETİLEN YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

- **Gül, S., Kabak, Ö., Topçu, Y. İ.,** 2017. An OWA Operator based Cumulative Belief Degrees Approach for Credit Rating, *International Journal of Intelligent Systems*, Kabul edildi, <http://dx.doi.org/10.1002/int.21909>, [SCI-Expanded].
- **Gül, S., Kabak, Ö. Topçu, Y. İ.,** 2016. Social media data integrated credit rating based on cumulative belief degrees. *The 5th World Conference on Production and Operations Management (P&OM'16)*, Proceedings (DSSO 37746) 7 pages, September 6-10, 2016 Havana, Küba.
- **Gül, S., Kabak, Ö., Topçu, Y. İ.,** 2015. Utilizing social media in decision support modeling for commercial credit lending. *The 23rd International Conference on Multiple Criteria Decision Making (MCDM'15)*, Proceedings, pp.19-20, August 2-7, 2015 Hamburg, Germany.

DİĞER YAYINLAR, SUNUMLAR VE PATENTLER:

A. Uluslararası hakemli dergilerde yayınlanan makaleler (SCI & SSCI & Arts and Humanities)

1. İnan, U.H., **Gül, S., Yılmaz, H.** (2017). A multiple attribute decision model to compare the firms' occupational health and safety management perspectives, *Safety Science*, 91, 221-231, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ssci.2016.08.018>, [SCI-Expanded].

B. Uluslararası diğer hakemli dergilerde yayınlanan makaleler

1. **Gül, S., Topçu, Y.İ.** (2015). A MULTI-ATTRIBUTE DECISION SUPPORT MODEL FOR THE SELECTION OF TOURISTIC ACTIVITIES, *International Journal of the AHP*, 7 (3), 560-588.
2. Sümer, K., **Gül, S.** (2013). ISO ve EFQM Kalite Yönetim Sistemlerinin Karşılaştırılması: Literatür Araştırması, *İktisat ve Girişimcilik Üniversitesi Türk Dünyası Kırgız-Türk Sosyal Bilimler Enstitüsü Akademik Bakış Dergisi*, 36.

C. Uluslararası bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitabında (Proceedings) basılan bildiriler

1. **Gül, S., Topçu, Y.İ., Kabak, Ö.** (2017). Occupational health and safety of seafarers: exploring the network between the constituents of ISM Code and OHSAS 18001: 2007, *The 24th International Conference on Multiple Criteria Decision Making (MCDM'17)*, Kabul edildi, July 10-14, Ottawa, Canada.
2. Topçu, Y.İ., **Gül, S.** (2015). A Multi-Attribute Decision Support Model for the Recommendation of Touristic Attractions, *27th European Conference on Operational Research*, 12th – 15th July 2015, Glasgow, Scotland, Book of Abstract, p.12.
3. **Gül, S., Yılmaz, H., İnan, U.H.** (2014). A Decision Model for Assessment of the Firms' Competitiveness Level in terms of Quality, *20th Conference of the International Federation of Operational Research Societies*, 13th – 18th July 2014, Barcelona, Spain, Book of Abstract, p.12.
4. **Gül, S., Soyer, A., Onar, S.Ç.** (2014). A Model Suggestion for Measuring Dynamic Capabilities, *Global Conference on Engineering and Technology*

Management, 23rd – 26th June 2014, Istanbul, Turkey, Proceedings CD-ROM, pp.337-346.

5. Yılmaz, H., Erdir, G., Özden, K., **Gül, S.** (2013). Assessing healthcare service quality using an integrated ahp and fuzzy topsis method, 26th *European Conference on Operational Research*, 1st – 4th July 2013, Rome, Italy, Book of Abstract, p.113.
6. Yılmaz, H., **Gül, S.**, Topçu, Y.İ., (2013). An Integrated AHP&VIKOR Method for Hospital Site Selection, 22nd *International Conference on Multiple Criteria Decision Making*, 17th – 21st June 2013, Malaga, Spain, Book of Abstract, p.112.

D. Yazılan uluslararası kitaplar veya kitaplarda bölümler

-

E. Ulusal hakemli dergilerde yayınlanan makaleler

-

F. Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitabında basılan bildiriler

1. İnan, U.H., **Gül, S.**, Tünay, N.N. (2015). Hastanelere Özgü Örgütsel Kültür Ölçeği Önerisi ve Bir Vaka Analizi. 15. *Üretim Araştırmaları Sempozyumu*, Ege Üniversitesi, İzmir, 14-16 Ekim 2015, Bildiriler Kitabı, s.1029-1039.
2. Özden, K., **Gül, S.**, Uyar, İ. (2014). Üretim Yönetimi Fonksiyonuna Verilen Görevler ve Örgütsel Yapısıyla İlgili Bir Alan Araştırması, 14. *Üretim Araştırmaları Sempozyumu*, Bahçeşehir Üniversitesi, İstanbul, 3-5 Eylül 2014, Bildiriler Kitabı, s.321-336.
3. Özden, K., **Gül, S.**, Balcı, S. (2012). KOBİ’lerde Yer Seçimi Kararlarının Analizi ve Yer Seçiminde Karşılaşılan Zorluklara İlişkin Bir Anket Çalışması, 12. *Üretim Araştırmaları Sempozyumu*, Gediz Üniversitesi, İzmir, 27-29 Eylül 2012, Bildiriler Kitabı, s.469-481.
4. Sümer, K., Eryılmaz, A.Y., **Gül, S.** (2012). Bankacılık Sektöründeki Kalite Unsurlarının Banka Hizmet Performansına Etkisi: Bir Anket Çalışması, 12. *Üretim Araştırmaları Sempozyumu*, Gediz Üniversitesi, İzmir, 27-29 Eylül 2012, Bildiriler Kitabı, s.213-224.
5. **Gül, S.**, Topçu, Y.İ. (2012). Turistik Faaliyetlerin Seçimi için Bir Karar Modeli Önerisi, 32. *Ulusal Yöneylem Araştırması ve Endüstri Mühendisliği Kongresi*, Doğu Üniversitesi, İstanbul, 20-22 Haziran 2012, Bildiri Özetleri Kitabı, s.229-230 (Bildiri tam metni kongre CD’si içerisinde yer almıştır).
6. Özden, K., Demir, C., **Gül, S.** (2012). Endüstri İşletmelerinde Uygulanan Stok Kontrolü Yöntemlerinin ve Yaşanan Stok Yönetim Sorunlarının Belirlenmesine Yönelik Bir Saha Araştırması, *Ulusal Lojistik ve Tedarik Zinciri Kongresi*, Necmettin Erbakan Üniversitesi, Konya, 10-12 Mayıs 2012, Bildiriler Kitabı, s.437-449.
7. **Gül, S.**, Özden, K. (2011). Kurumsal Öğrenme Bağlamında Bilgi Haritalama, *Endüstri Mühendisliği Yazılımları ve Uygulamaları Kongresi ve Sergisi*, İzmir, 30 Eylül-1/2 Ekim 2011, Bildiriler Kitabı, vs.33-52.

G. Yazılan ulusal kitaplar veya kitaplarda bölümler

1. Özden, K., **Gül, S.** (2014). *Yöneylem Araştırması -I- Bilgisayar Destekli Doğrusal ve Parametrik Programlama*, NOBEL Akademik Yayıncılık, Ankara. ISBN: 978-605-133-798-2.

H. Diğer yayımlar

1. **Gül, S.**, İnan, U.H. (2012). Hava Taşımacılığı için Pilot Seçimi: Çok Ölçütlü Bir Karar Destek Modeli Önerisi, 32. *Ulusal Yöneylem Araştırması ve Endüstri Mühendisliği Kongresi*, Doğu Üniversitesi, İstanbul, 20-22 Haziran 2012, Bildiri Özetleri Kitabı, s.230-231.

