

KARADENİZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ * SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

EKONOMETRİ ANABİLİM DALI

EKONOMETRİ PROGRAMI

**UYARLANABİLİR SİNİRSEL BULANIK ÇIKARIM SİSTEMİ TABANLI
ALTERNATİF BİR KREDİ DERECELENDİRME YÖNTEMİNİN
GELİŞTİRİLMESİ**

DOKTORA TEZİ

Hakan PABUÇCU

Tez Danışmanı: Doç. Dr. Tuba YAKICI AYAN

Şubat-2015

TRABZON

BİLDİRİM

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, ayrıca tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada orijinal olmayan her türlü kaynağa eksiksiz atıf yapıldığını, aksinin ortaya çıkması durumunda her tür yasal sonucu kabul ettiğimi beyan ediyorum.

Hakan PABUÇCU

27/02/2015

ÖNSÖZ

Kredi derecelendirme ülkelerin veya şirketlerin ödeme yükümlülüklerini yerine getirebilme yeteneğini ve isteğini ifade eder. Yüksek bir kredi notu daha düşük borçlanma maliyeti ve daha yüksek prestij anlamına gelir. Kredi derecelendirmesi risk kavramını herkes için kolaylıkla anlaşılacak bir araç haline getirerek yatırımcılar için önemli faydalar sağlar. Kredi derecelendirme uygulamaları aralarında Türk firmalarının da bulunduğu bağımsız derecelendirme kuruluşları tarafından yapılır ve notlar ilan edilir. Ancak bu kuruluşlar bağımsız olmalarına rağmen çoğu zaman objektif ve tarafsız değerlendirmeler yapmadıkları gerekçesiyle eleştirilere maruz kalmaktadırlar. Bu kuruluşların maruz kaldığı eleştiriler kimi zaman ülkemiz tarafından da dile getirilmiştir. Bu anlamda derecelendirme kuruluşlarının objektif, tarafsız, baskı ve spekülasyonlardan uzak olarak değerlendirmelerini yapmaları ve sonuçları dünyaya duyurmaları gerekmektedir. Bu çalışmada kredi derecelendirme faaliyetlerinde etkili olan faktörlerin neler olduğu, kredi notlarının bu faktörlerden nasıl etkilendiği ve kredi notu tahmini gerçekleştirecek bir sistemin nasıl kurulabileceği tartışılmıştır. Sonuç olarak ise bulanık mantık tabanlı bir sinir ağı yapısı inşa edilmiş ve başarılı tahminler gerçekleştirilmiştir.

Mesleki kariyerimin başladığı günden bu çalışmanın sonuçlandığı bugüne kadar güler yüzünü, ilgisini, bilgi ve tecrübelerini benimle paylaşmaktan çekinmeyen ve beni her işin üstesinden gelebileceğim konusunda cesaretlendiren değerli danışman hocam Doç. Dr. Tuba YAKICI AYAN'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca bu çalışmanın oluşmasında bana vakit ayıran, olumlu eleştirileri ile beni yönlendiren hocam Doç. Dr. Selçuk PERÇİN'e, bana destek veren tüm hocalarıma ve arkadaşlarıma teşekkürlerimi sunarım. Bugünlere gelmemde en büyük paya sahip olan anneme, babama, kardeşime ve tüm aileme, çalışmanın oluşumunda hiçbir fedakârlıktan kaçınmayarak beni cesaretlendiren ve destekleyen sevgili eşime sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Şubat-2015

Hakan PABUÇCU

İÇİNDEKİLER

ÖNSÖZ.....	IV
İÇİNDEKİLER.....	V
ÖZET.....	XI
ABSTRACT	XII
TABLolar LİSTESİ.....	XIII
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	XV
KISALTMALAR LİSTESİ.....	XVII
GİRİŞ.....	1-3

BİRİNCİ BÖLÜM

1. ULUSLARARASI KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMLERİ	4-43
1.1. Literatür Taraması	4
1.2. Ülke Riski Analizi	9
1.2.1. Ülke Riskinin Kaynakları	10
1.2.1.1. İçsel Kaynaklar	10
1.2.1.2. Dışsal Kaynaklar	11
1.2.2. Ülke Riskini Belirleyen Faktörler	11
1.2.2.1. Politik Etmenler	11
1.2.2.2. Ekonomik Etmenler	12
1.2.2.2.1. Borç Yüğü	12
1.2.2.2.2. Döviz Rezervi.....	12
1.2.2.2.3. Ödemeler Dengesi.....	13
1.2.2.2.4. Makro Ekonomik Politikalar	13
1.2.2.3. Sosyal Etmenler	13
1.2.3. Ülke Riski Ölçüm Yöntemleri	14
1.2.3.1. PRS-ICRG Derecelendirme Sistemi	14

1.2.3.1.1. Finansal Risk Derecelendirme	15
1.2.3.1.2. Politik Risk Derecelendirme	16
1.2.3.1.3. Ekonomik Risk Derecelendirme	18
1.2.3.2. Pancras P. Nagy Modeli.....	19
1.2.3.3. J.N.Robinson Modeli	19
1.2.3.4. Euromoney Modeli	19
1.3. Kredi Derecelendirme Kavramı	20
1.4. Kredi Derecelendirmenin Önemi	22
1.5. Kredi Derecelendirmenin Tarihi Gelişimi.....	23
1.6. Kredi Derecelendirme Şirketleri ve Not Tanımlamaları	24
1.6.1. Moody's Corporation Investor Service	25
1.6.2. Standard and Poor's Rating Service	27
1.6.3. Fitch Rating Corporations	28
1.6.4. Şirketlerin Not Tanımlamaları.....	31
1.7. Kredi Derecelendirmenin Uygulama Alanları.....	32
1.8. Derecelendirmede Kullanılan İstatistikî Modeller	33
1.8.1. Çoklu Diskriminant Analizi	33
1.8.2. Lojit Model.....	34
1.8.3. Probit Model.....	35
1.8.4. Horrigon Modeli	36
1.8.5. Pogue-Soldofsky (P-S) Modeli	36
1.8.6. West Modeli	37
1.8.7. Fisher Modeli.....	37
1.9. Türkiye'nin Kredi Notu Geçmişi.....	38
1.10. Kredi Derecelendirme Kuruluşlarının Ülke ve Şirketler Üzerindeki Etkileri	41
1.11. Kredi Derecelendirme Kuruluşlarına Yöneltilen Eleştiriler.....	41

İKİNCİ BÖLÜM

2. YAPAY SİNİR AĞLARI.....	44-67
2.1. Yapay Sinir Ağı Tanımları	44
2.2. Yapay Sinir Ağlarının Genel Özellikleri.....	45
2.3. Yapay Sinir Ağlarının Temel Elemanları.....	46

2.3.1. Biyolojik Sinir Hücresi.....	46
2.3.2. Yapay Sinir Hücresi	47
2.4. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı	48
2.5. Yapay Sinir Ağlarının Yapılarına Göre Sınıflandırılması.....	49
2.5.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	50
2.5.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları	50
2.5.3. Geri Beslemeli Geri Yayılmalı Yapay Sinir Ağları.....	51
2.6. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Algoritmalarına Göre Sınıflandırılması	52
2.6.1. Danışmanlı (Supervised) Öğrenme.....	52
2.6.2. Danışmansız (Unsupervised) Öğrenme	53
2.6.3. Destekleyici (Reinforcement) Öğrenme	53
2.7. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi	54
2.8. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları.....	56
2.8.1. Hebbian Öğrenme Kuralı.....	58
2.8.2. Hopfield Kuralı	59
2.8.3. Delta Kuralı.....	59
2.8.4. Genelleştirilmiş Delta Öğrenme Kuralı	60
2.8.5. Kohonen Kuralı.....	61
2.8.6. Korelasyon Öğrenme Kuralı.....	62
2.9. Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) Modeli.....	63
2.10. Yapay Sinir Ağı Uygulamalarının Avantajları Ve Dezavantajları.....	66

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. BULANIK MANTIK	68-96
3.1. Bulanık Mantık ve Belirsizlik	68
3.2. Bulanık Mantık Küme Teorisi.....	70
3.3. Bulanık Mantık Üyelik Fonksiyonları.....	72
3.3.1. Üçgen Üyelik Fonksiyonu	72
3.3.2. Yamuk Üyelik Fonksiyonu	73
3.3.3. Gaussian Üyelik Fonksiyonu	73
3.3.4. Çan Üyelik Fonksiyonu	74
3.3.5. Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu	75

3.3.6. S Üyelik Fonksiyonu.....	75
3.3.7. II Üyelik Fonksiyonu.....	76
3.4. Bulanık Sistem ve Modelleme.....	77
3.5. Bulanıklaştırma.....	79
3.6. Veritabanı	79
3.7. Bulanık Kural Tabanı	80
3.8. Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi.....	82
3.8.1. Mamdani Bulanık Model	82
3.8.2. Sugeno Bulanık Model	85
3.8.3. Tsukamoto Bulanık Model	88
3.8.4. Larsen Bulanık Model.....	89
3.9. Durulaştırma Yöntemleri.....	90
3.9.1. Ağırlık Merkezi Yöntemi.....	91
3.9.2. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi	91
3.9.3. Maksimum Üyelik Yöntemi	92
3.9.4. Toplamın Ortalaması Yöntemi	93
3.9.5. Maksimumların Ortalaması Yöntemi	94
3.9.6. İki Bölümlü Alan (Açıortay) Yöntemi.....	94
3.10. Bulanık Sistemin Parametreleri.....	95
3.11. Bulanık Mantık Yaklaşımı Üstünlük ve Sakıncaları	95

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4.SİNİRSEL BULANIK MANTIK DENETİM	97-130
4.1. Sinirsel Bulanık Mantık Ağ Yapıları.....	99
4.2. Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağı.....	100
4.3. Bulanık Sinir Hücresi ve Bulanık Sinir Ağları.....	101
4.3.1. Bulanık Sinir Hücresi Tipleri.....	106
4.3.1.1. “VE” Bulanık Sinir Hücresi	106
4.3.1.2. “VEYA” Bulanık Sinir Hücresi	107
4.3.1.3. İçerme “VEYA” Bulanık Sinir Hücresi	108
4.3.1.4. Kwan ve Cai Bulanık Sinir Hücresi.....	108
4.3.1.5. Kwan ve Cai (Maksimum) Bulanık Sinir Hücresi	110

4.3.1.6. Kwan ve Cai (Minimum) Bulanık Sinir Hücresi	110
4.3.2. Bulanık Sinir Ağı Tipleri	111
4.3.2.1. Yamakawa Bulanık Sinir Ağı (Tip 3)	112
4.3.2.2. İleri Beslemeli Bulanık Sinir Ağı (Tip 4)	112
4.4. ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)	113
4.4.1. ANFIS Mimarisi	115
4.4.2. ANFIS Öğrenme Algoritması	119
4.4.2.1. Eğimli İniş Temelli Öğrenme	120
4.4.2.2. Hibrit Öğrenme Kuralı: Çevrimdışı Öğrenme	122
4.4.2.3. Hibrit Öğrenme Kuralı: Çevrimiçi Öğrenme	123
4.5. NEFCLASS (Neuro Fuzzy Classification)	124
4.5.1. NEFCLASS Mimarisi	126
4.5.2. NEFCLASS Öğrenme Algoritması	127
4.5.3. Üyelik İşlevlerinin Öğrenilmesi	129

BEŞİNCİ BÖLÜM

5. MODEL SUNUMU VE BULGULARIN DEĞERLENDİRİLMESİ	131-176
5.1. Amaç ve Kapsam	132
5.2. Metodoloji ve Veri Analizi	132
5.2.1. Veri Setinin Oluşturulması	134
5.2.2. Değişkenlerin Belirlenmesi	134
5.2.3. Çok Değişkenli İstatistik Yöntemlerin Varsayımlarının Testleri	140
5.2.3.1. Normallik Varsayımı	140
5.2.3.2. Çoklu Doğrusal Bağlantı Problemi	143
5.2.3.3. Kovaryans Matrislerinin Eşitliği Varsayımı	146
5.2.4. Derecelendirme Uygulaması İçin Kullanılan Yöntemler	146
5.2.4.1. Adımsal Regresyon Analizi ile Bağımsız Değişkenlerin Seçimi ...	147
5.2.4.2. Lojistik (Lojit) Regresyon Modeli	148
5.2.4.3. Yapay Sinir Ağı Modeli	159
5.2.4.4. ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) Model	164
SONUÇ VE ÖNERİLER	177

YARARLANILAN KAYNAKLAR.....	181
EKLER.....	202
ÖZGEÇMİŞ.....	210

ÖZET

Kredi derecelendirmenin ülkeler için hayati önem taşıdığı günümüzde, kredi derecelendirmeyi etkileyen faktörlerin neler olduğu ve bu faktörlerle istatistik, bulanık mantık ve sinir ağları tabanlı bir derecelendirme sisteminin nasıl geliştirileceği bu çalışmanın ana konusunu oluşturmaktadır. Çalışmada kredi derecelendirmeyi etkileyen değişkenler literatür araştırması ile belirlenmiş olup adımsal regresyon analizi ile değişken azaltımı yoluna gidilmiştir. Adımsal regresyon analizi sonucu belirlenen değişkenler, lojistik regresyon (Lojit) analizi için bağımsız değişkenleri, yapay sinir ağı ve ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) modeli için ise girdi değişkenlerini oluşturmuştur. Analizlerde modellerin karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesi yapılmış ve ANFIS modelin kredi notu tayini için en uygun model olduğuna karar verilmiştir. ANFIS model ile kredi notu olmayan ülkeler için not tayini gerçekleştirilmiş, ülkelerin gelişmişlik düzeyleri ile tahmin edilen notlar karşılaştırılmış ve çok büyük oranda tutarlı olduğu tespit edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Kredi Derecelendirme, Lojistik Regresyon Analizi, Bulanık Mantık, Yapay Sinir Ağları, Sinirsel Bulanık Mantık Denetim

ABSTRACT

The main research question of this dissertation is to determine the factors affect credit rating and develop credit rating system based on statistics, fuzzy logic and artificial neural network. Variables that affect credit rating in this study used, determined with the literature review and reduced the number of them by using stepwise regression analysis. The variables, determined by using stepwise regression analysis, used as independent variables for logistic model and used as input variables for ANN and ANFIS model. After that the models evaluated and compared each other, as a result the ANFIS model was chosen as the best model to forecast credit rating. Rating determination was made for the countries that haven't had credit rating and forecasted rating compared with the development levels of countries. Consequently, the ANFIS model made consistent, reliable and successful forecasts for the countries

Key words: Credit Rating, Logistic Regression Analysis, Fuzzy Logic, Artificial Neural Network, Neuro Fuzzy Logic Control

TABLULAR LİSTESİ

<u>Tablo Nr.</u>	<u>Tablonun Adı</u>	<u>Sayfa Nr.</u>
1	Finansal Risk Alt Faktörler	16
2	Politik Risk Alt Faktörler	17
3	Ekonomik Risk Alt Faktörler	19
4	Moody's Metodoloji Profili	26
5	Standart & Poors Metodoloji Profili	29
6	Kredi Derecelendirme Not Ölçekleri	31
7	Türkiye'de SPK Tarafından Yetkilendirilen Derecelendirme Kuruluşları	39
8	Türkiye'nin Kredi Notu Geçmişi	40
9	Aktivasyon Fonksiyonu Örnekleri	48
10	Temel Öğrenme Kuralları Özet Bilgiler	62
11	Bulanık Modelde Yapı ve Parametreler	96
12	Temel T-normlar	103
13	Temel T-conormlar	104
14	Bulanık Sinir Ağı Tipleri	112
15	ANFIS İçin Hibrit Öğrenme Algoritması Prosedürü	124
16	Analizde Kullanılacak Olan Değişkenler	135
17	Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler	141
18	Kolmogorov Smirnov Normallik Testi	142
19	Mahalanobis Uzaklıkları ve Ki-Kare Değerleri Korelasyon Analizi.....	143
20	Çoklu Doğrusallık Testi	145
21	Box-M Test Sonuçları.....	146
22	Adımsal Regresyon Model Özeti.....	147
23	Adımsal Regresyon Katsayılar.....	148
24	Başlangıç Model Yineleme Öyküsü	150
25	Başlangıç Model-Eşitlikteki Değişkenler	150
26	Başlangıç Model-Eşitlikteki Yer Almayan Değişkenler.....	151
27	Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testleri	151

<u>Tablo Nr.</u>	<u>Tablonun Adı.</u>	<u>Sayfa Nr.</u>
28	Amaçlanan Model Özeti	152
29	Hosmer Lemeshow Testi	153
30	Sınıflandırma Tablosu.....	154
31	Amaçlanan Model-Kullanılan Değişkenler	154
32	Lojistik Regresyon Tahmin Sonuçları	156
33	Adımsal Model Etkileşim Değişkenli Model	157
34	ÇKA Modeli Tahmin Sonuçları (Doğrulama Seti).....	163
35	YSA Model Mimarisi ve Parametreleri	164
36	Üyelik Fonksiyonu Tipleri	166
37	ANFIS Model Mimarisi ve Parametreleri.....	168
38	Gerçek Değerler-Model Çıktıları Karşılaştırması.....	169
39	ANFIS Model Doğrulama Seti Tahmin Sonuçları.....	174
40	ANFIS Model Kredi Not Tayini (Notu Olmayan Ülkeler).....	175

ŞEKİLLER LİSTESİ

<u>Şekil Nr.</u>	<u>Şekil Adı.</u>	<u>Sayfa Nr.</u>
1	Biyolojik Sinir Hücresi	46
2	Bir yapay Sinir Ağı Örneği	49
3	Geri Beslemeli Geri Yayılmalı Yapay Sinir Ağı Mimarisi	51
4	Danışmanlı Öğrenme	52
5	Danışmansız Öğrenme	53
6	EKK Algoritması İdeal Öğrenme Eğrisi	55
7	İleri Beslemeli Bir Yapay Sinir Ağı İçin Eğitim Ve Test Aşamaları	57
8	Genel Öğrenme Kuralı Öğrenme Süreci	59
9	Klasik Küme Üyelik Fonksiyonu	70
10	Bulanık Kümeler	71
11	Üçgen Üyelik Fonksiyonu	72
12	Yamuk Üyelik Fonksiyonu	73
13	Gaussian Üyelik Fonksiyonu	74
14	Çan Üyelik Fonksiyonu	74
15	Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu	75
16	S üyelik Fonksiyonu	76
17	Birinci Tip π Üyelik Fonksiyonu	76
18	İkinci Tip π Üyelik Fonksiyonu	77
19	Bulanık Mantık Sistem İşleyişi	78
20	Bulanıklaştırma Fonksiyonu	79
21	Mamdani Model Min-Max Çıkarım	83
22	Mamdani Model Maksimum Çarpım Çıkarım	84
23	Mamdani Model İçin Üyelik fonksiyonları	86
24	Üç Kurallı Sugeno Bulanık Modeli	87
25	Tek Girdili Tsukamoto Bulanık Model	88
26	Ağırlık Merkezi Yöntemi	92

<u>Şekil Nr.</u>	<u>Şekil Adı.</u>	<u>Sayfa Nr.</u>
27	Ağırlıklı Ortalama Yöntemi	92
28	Maksimum Üyelik Yöntemi.....	93
29	Toplamın Ortalaması Yöntemi.....	94
30	Maksimumların Ortalaması Yöntemi	95
31	Sinirsel Bulanık Mantık Sistemi (Birinci Yapı).....	99
32	Sinirsel Bulanık Mantık Sistemi (İkinci Yapı)	100
33	Basit Bir Sinir Ağı Modeli	101
34	ARIC Mimarisi	105
35	“VE” Sinir Hücresi.....	106
36	“VEYA” Sinir Hücresi.....	107
37	İçerme “veya” Sinir Hücresi	108
38	Kwan Cai Bulanık Sinir Hücresi.....	109
39	Kwan Cai Maksimum Bulanık Sinir Hücresi	110
40	Kwan Cai Minimum Bulanık Sinir Hücresi.....	111
41	Yamakawa Bulanık Sinir Ağı (Tip 3)	113
42	İleri Beslemeli Bulanık Sinir Ağı (Tip 4)	114
43	İki Girdi-İki Çıktı Adaptif Ağ.....	115
44	İki Girişli İki Kurallı Sugeno Tip Bulanık Çıkarım.....	116
45	İki Girişli İki Kurallı Sugeno Bulanık Çıkarıma Eş ANFIS Mimarisi	117
46	NEFCLASS Modelin Yapısı.....	128
47	Mahalanobis Uzaklıkları ve Ki-Kare Değerleri Korelasyon Grafiği	144
48	Kullanılan ÇKA Modeli.....	160
49	Hesaplanan Doğrusal Hata (Eğitim seti) Grafiği	161
50	Hesaplanan Doğrusal Hata (Test seti) Grafiği	162
51	Hesaplanan Manhattan Hata (Eğitim seti) Grafiği.....	162
52	Hesaplanan Manhattan Hata (Test seti) Grafiği.....	163
53	Kredi Notu Tahmini için Kullanılan ANFIS Model Algoritması Akış Şeması	165
54	Kredi Notu Tahmini İçin BÇS Temel Yapısı	166
55	ANFIS Model Yapısı	167
56	Değişkenler Arası İlişkiler (Üç Boyutlu).....	171
57	KRSLRK Değişkeni Üyelik Fonksiyon Grafiği	172
58	ANFIS Model Kural Görüntüsü.....	173

KISALTMALAR LİSTESİ

AEN	: Action State Evaluation Network
ANFIS	: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System-Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım
ANN	: Artificial Neural Network-Yapay Sinir Ağı
ARIC	: Approximate Reasoning Based Intelligent Control-Yaklaşık Akıl Yürütme Temelli Zeki Kontrol
ASN	: Action Selection Network-Hareket Seçim Ağı
BÇS	: Bulanık Çıkarım Sistemi
BSA	: Bulanık Sinir Ağı
BSH	: Bulanık Sinir Hücresi
ÇBYE	: Çok Boyutlu Yoksulluk Endeksi
ÇKA	: Çok Katmanlı Algılayıcı
ÇM	: Çıkarım Motoru
EKK	: En Küçük Kareler
EPV	: Event per Variable-Değişken Başına Olay
EUİGE	: Eşitsizliğe Uyarlanmış İnsani Gelişim Endeksi
FALCON	: Fuzzy Adaptive Learning Control Network-Bulanık Adaptif Öğrenme Kontrol Ağı
FINEST	: Fuzzy Inference and Neural Network in Fuzzy Inference System-Bulanık Çıkarım Sistemlerinde Bulanık Çıkarım ve Sinir Ağı
GARIC	: Generalized Approximate Reasoning Based Intelligent Control- Genelleştirilmiş Yaklaşık Akıl Yürütme Temelli Zeki Kontrol
GCI	: Global Competitiveness Index-Küresel Rekabet Endeksi
GSMH	: Gayrı Safi Milli Hasıla
GSYİH	: Gayrı Safi Yurt İçi Hasıla
İGE	: İnsani Gelişim Endeksi
LVQ	: Linear Vector Quantization
MAE	: Mean Absolute Error-Ortalama Mutlak Hata
MLP	: Multi Layer Perceptron-Çok Katmanlı Algılayıcı

MSE	: Mean Square Error-Ortalama Hata Kare
NEFCLASS	: Neuro Fuzzy Classification-Sinirsel Bulanık Sınıflandırma
RMSE	: Root Mean Square Error- Hata Kare Ortalama Karekökü
TCEE	: Toplumsal Cinsiyet Eşitsizliği Endeksi
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
TH	: Toplam Hata
VIF	: Variance Inflation Factor-Varyans Şişirme Faktörü
WEF	: World Economic Forum-Dünya Ekonomik Forumu
YSA	: Yapay Sinir Ağı

GİRİŞ

Küresel durgunluk veya gerileme dönemlerinde ortaya çıkan yüksek faiz oranları gibi olumsuzluklar özellikle az gelişmiş ülkeler olmak üzere dünya ülkelerini etkilemektedir. Ülkeler borç ödeme yükümlülüklerini kaybetmekte ve hizmet verme konusunda büyük sıkıntılar yaşamaktadırlar. Bu gibi sorunları önceden öngörme noktasında bağımsız kredi derecelendirme kuruluşları hükümet tahvillerine yönelik olarak değerlendirmeler yapmakta ve ülkeler için kredi notları belirlemektedirler. Kredi derecelendirme kuruluşları borç alanların borç senetlerini geri ödeyememe ihtimalini değerlendirmektedirler. Uluslararası sermaye pazarlarına girme noktasında kredi notlarının büyük öneme sahip olduğunu söylemek mümkündür.

Günümüzde kredi derecelendirme faaliyetleri bağımsız kuruluşlar tarafından yerine getirilmektedir. Bunların bazıları Moody's, Fitch ve Standart & Poors şirketleridir. Bu kuruluşlar değerlendirmelerinde; ülke ekonomisinin gelir yaratma kapasitesi, likidite göstergeleri, dış borç birikimi, siyasi risk, insan hakları gibi hem nicel hem de nitel bazı değişkenler kullanmaktadırlar. Son zamanlarda ise bu klasikleşmiş politik, ekonomik, finansal faktörlerin yanında Ekonomik Özgürlük Endeksi ve İş Yapma Endeksi gibi farklı değerlendirme noktaları da derecelendirmeye dâhil edilmektedir.

Günümüzde derecelendirme kuruluşlarının kredi değerliliğini ölçme yöntemleri, şeffaflıkları ve tarafsızlıkları büyük tartışma konusu olmaktadır. Kredi notlarının anlık olarak değiştirilememesi ve krizleri öngörme konusunda yeterli başarıyı sergileyememiş olmaları bu kuruluşların güvenilirliklerinin sorgulanmasına neden olmaktadır.

Derecelendirme kuruluşları değerlendirmelerini yaparken değişkenler için farklı ağırlıklar atayarak bir kredi skoru hesaplamaktadırlar. Her kuruluş kendine özgü değerlendirme ölçütleri ve ağırlıkları belirlemektedir. Bu çalışmada da uluslararası kredi derecelendirme kuruluşları tarafından yapılan değerlendirmelere alternatif olabilecek bir kredi derecelendirme modeli geliştirilmeye çalışılmıştır. Bir ülkenin kredi notunu etkileyen

değişkenler olarak makroekonomik, siyasal, sosyal değişkenlerin yanında çok daha kapsamlı değerlendirmeler sunan; Küresel Rekabet Endeksi, Politik Kısıtlamalar Endeksi Ekonomik Özgürlük Endeksi gibi değişkenler kullanılmıştır. Problemin çözümü için çeşitli istatistik, ekonometrik ve yapay zekâ tekniklerinden yararlanılmıştır.

Bu çalışmanın literatüre katkısı kullanılan değişkenlerin farklılığı, kapsamı ve kullanılan yöntemler olmuştur. Oluşturulan değişken havuzundan elde edilen bağımsız değişkenlerle sistemin temsil kabiliyetinin güçlendirilmesi amaçlanmaktadır. Literatürde kredi derecelendirme ile ilgili birçok çalışma yapılmıştır. Bu çalışmalarda lojistik regresyon analizi, diskriminant analizi, zaman serisi analizi ve panel veri analizi gibi istatistik ve ekonometrik yöntemler kullanılmıştır. Bu yöntemlere birinci bölümde değinilmiştir. Çalışmada lojistik regresyon analizi yanında yapay sinir ağları ve bulanık mantık tabanlı tahmin sistemleri geliştirilmiş ve en uygun modelin belirlenmesine çalışılmıştır.

Çalışmanın birinci bölümünde kredi derecelendirme ile ilgili teorik bilgi, kredi derecelendirme kuruluşları ve faaliyetlerinin yanısıra ilgili literatür taramasına yer verilmiştir. Ayrıca birinci bölümde kredi derecelendirme çalışmalarında kullanılan değişkenler incelenmiştir.

İkinci bölüm yapay zekâ tekniklerinden bir tanesi olan ve tahmin çalışmalarında başarısı ispatlanmış olan yapay sinir ağları üzerine olmuştur. Yapay sinir ağlarının matematiksel yapısı, çalışma prensipleri, türleri ve sinir ağlarında kullanılan öğrenme algoritmaları ile ilgili teorik bilgi ve hesaplamalara yer verilmiştir.

Bulanık mantık kavramı, uygulamaları ve matematiksel hesaplamalar ise üçüncü bölümde tartışılarak çalışmada kullanılan temel analizlerden olan bulanık çıkarım ve denetim sistemlerine temel oluşturulmaya çalışılmıştır. Bu bölümde bulanık mantık kavramının işleyişi ve yapay sinir ağlarına taban oluşturacak olan kısmı özellikle tartışılmıştır. Dördüncü bölüm ise sinir ağları ve bulanık mantığın hibrit bir denemesi olan sinirsel bulanık mantık denetim yaklaşımının tartışılması üzerine olmuştur. Bu bölümde uygulanan ANFIS ağ yapısı çalışmada uygulanan en temel analizlerinden bir tanesidir.

Çalışmanın uygulama bölümü olan beşinci bölümde elde edilen değişkenler ve veri yapısı incelenmiş, analizlerde kullanılacak olan değişkenlerin seçimi gerçekleştirilmiştir. Bölümün devamında ise lojistik regresyon analizi, yapay sinir ağları ve ANFIS model yapıları ile ilgili geliştirilen modeller tartışılmıştır. Kredi notu tayini için en uygun modelin hangisi olacağı üzerinde durulmuş ve bahsi geçen yöntemle de kredi notu tayini yapılmayan ülkelere kredi notu tayini yapılmıştır.

Çalışmanın sınırlılıklarından bahsedilecek olunursa, kullanılan yöntemler örneklem üzerinden öğrenme gerçekleştirerek veri yapısına göre tahminler sağlayan yöntemlerdir. Bu sebeple kullanılan örneklemin mümkün olduğunca büyük olması yapılacak olan tahminlerin hata payını düşürecektir. Geçmişe dönük daha fazla veri ile tahmin gücünü arttırmak mümkün olabilir. Ayrıca yapay sinir ağı modeli olarak çok katmanlı algılayıcı kullanılmış ancak verinin diğer yapılara uygunluğu kontrol edilmemiştir. Diğer YSA modelleri ile daha iyi sonuçlar elde etmek mümkün olabilir.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. ULUSLARARASI KREDİ DERECELENDİRME SİSTEMLERİ

1.1. Literatür Taraması

Uluslararası kredi derecelendirme, mikro anlamdaki kredi derecelendirmelere benzer şekilde borç alan ülkelerin borç ödeme zorunluluklarını yerine getirebilme yeteneklerini değerlendiren bir sistemdir (Cantor ve Packer, 1996: 37). Devletler uluslararası sermaye pazarlarına girmek istediklerinde kredi notlarına göre değerlendirme yaparak, güvenli ülke ve sektörleri seçerler (Cantor ve Packer, 1996: 38). Literatürde kredi derecelendirme ile ilgili çok fazla çalışma bulunmakta ve bu çalışmalarda istatistik, ekonometrik ve matematik modeller kullanılmaktadır.

Kredi derecelendirme alanındaki her çalışmada dayanak noktası olarak gösterilen Cantor ve Packer (1996), tarafından yayınlanan makalede kredi değerliliğini ölçmede kullanılacak temel değişkenlerin kişi başına gelir, GSYİH büyüme hızı, enflasyon, mali denge, dış denge, dış borç, temerrüt geçmişi ve ülkenin gelişmişlik sıralaması olması gerektiği üzerinde durulmuştur. Ülke notları ile notları belirleyen faktörler arasındaki ilişkinin hangi yönde ve hangi şiddette olduğu regresyon analizi yardımıyla belirlenmeye çalışılmıştır.

Leshno ve Spector (1996), bankalarda iflas riskini tahmin etmek için değişik yapay sinir ağı modellerinin ve lojistik regresyon analizinin başarısını karşılaştırmıştır. Çalışmada çeşitli finansal oranlar sinir ağı modeli için girdi olarak kullanılmıştır.

Bissoondoyal (2005), kredi notlarının sayısal belirleyicilerini analiz etmek için S&P ve Moody's verilerini kullanmış, verileri yüksek notlu ve düşük notlu ülkeler olmak üzere ikiye ayırarak analiz etmiştir. Çalışmanın en önemli sonucu olarak notları sadece ekonomik ve finansal göstergelerin belirlemediğini ifade etmiştir. Belirli ekonomik ve

finansal göstergelerin kredibilitiyi etkileme düzeyinin ise ülkelerin gelişmişlik düzeyine göre değişiklik gösterdiği sonucuna varmıştır.

Bennel ve diğerleri (2006), kredi derecelendirme için sınıflandırma metodolojisi ile yapay sinir ağları ve sıralı probit analizinin kıyaslaması yapılmıştır. Kredi notları bağımlı değişken olarak, dış borç/ihracat, mali denge, dış denge, enflasyon oranı, kişi başı GSYİH, GSYİH büyüme oranı, ülkenin gelişmişlik durumu bağımsız değişkenler olarak kullanılmıştır. Çalışmada sıralı probit modelinin % 31,8 YSA modelinin ise % 40,4 doğru sınıflandırma yeteneğine sahip olduğu görülmüştür.

Politik şiddet, diplomatik baskı, yolsuzluk, askeri vesayet, dinsel eğilimler, kanunların etkinliği ve etkililiği, demokrasinin yapısı ve doğrudan yabancı sermaye yatırımları verilerinin kullanıldığı (Busse ve Hefeker (2007)), çalışmada sadece makroekonomik değişkenlerin değil, aynı zamanda kalitatif değişkenlerin de yer aldığı model önerileri sunulmuştur. Bu çalışmada derecelendirme kuruluşlarının metodolojilerine değinilmiş ve kişi başı GSYİH değişkeninin bile tek başına kredi derecelendirmeyi %80 oranında açıklayabildiğine vurgu yapılmıştır.

Butler ve Fauver (2006), bir ülkenin resmi organlarının ve siyasi kuruluşlarının kredi notunu nasıl etkilediğini tespit etmek için politik istikrar, hükümet etkinliği, hukukun üstünlüğü yolsuzluk değişkenlerini kullanmışlar ve değişkenler arasında çok güçlü bir ilişki tespit etmişlerdir.

Depken ve diğerleri, (2006), ise yolsuzluk algı endeksi, temerrüt geçmişi, ticari açıklık, ülkenin dünya üzerindeki konumu, demokrasi endeksi, ticaret yasalarının kaynağı, nüfus ve petrol üretim durumu yanında makroekonomik değişkenleri de modellerine dâhil etmişler ve yolsuzluk algısı ile ülke notu arasında negatif yönlü bir ilişkinin varlığını tespit etmişlerdir.

Mellios ve Paget-Blanc (2006), Fitch, Moody's ve Standart & Poors derecelendirme kuruluşlarının kredi notu belirlerken hangi göstergeleri kullandıkları yani kredi notunun belirleyicilerinin neler olduğu üzerinde çalışmışlardır. Kredi notlarını etkileyen faktörlerin belirlenmesi için temel bileşenler analizi, korelasyon analizi,

regresyon analizi ve sıralı lojistik regresyon analizi kullanmışlardır. Belirli makroekonomik değişkenlerin yanında yolsuzluk algısının, temerrüde düşme geçmişinin ve hükümetin yönetim kapasitesi gibi faktörlerin de etkili olduğu sonucuna varmışlardır.

Kırankabeş (2006) çalışmasında, ülke derecelendirmesi kavramını ayrıntılı olarak ve örnek verilerle açıklamaya çalışmıştır. Derecelendirmenin hukuki altyapısı ulusal ve uluslararası kanuni hükümler bağlamında incelenmiştir. PRS-ICRG (Political Risk Services-International Country Risk Guide) ülke riski derecelendirme kuruluşuna ait metodoloji detaylı olarak incelenmiş ve bu kuruluşun ülke riski derecelendirme çalışmalarında kullanmış oldukları belirleyiciler kullanılarak Türkiye için 2004 yılı ülke riski değerlendirilmesi yapılmıştır.

Elkhoury (2008), çalışmasında kredi derecelendirme kuruluşları ve kuruluşların gelişmekte olan ülkeler üzerindeki etkisini tartışmıştır. Kuruluşları Basel 1-2 kriterleri çerçevesinde ele almış, metodolojilerini incelemiş kullandıkları nitel ve nicel yöntemleri ayrıntılı olarak açıklamaya çalışmıştır. Uygulamalı çalışmalarda kullanılacak olan kredi notlarının belirleyicilerini ve notlar üzerindeki etkilerini ele almıştır.

İsmailescu ve Kazemi (2010), ülke notu değişimlerinin ilan edilmesinin kredi borcu takas sözleşmeleri ve kredi türev piyasaları üzerindeki etkilerini incelemişlerdir. Kredi takas sözleşmelerinin not artırım hareketlerinden pozitif yönde etkilendiği, not azaltım hareketlerinden ise etkilenmediği sonucuna ulaşılmıştır. Analiz için panel veri analizi uygulaması yapılmıştır.

Ratha ve diğerleri (2010), Moody's Fitch ve S&P tarafından derecelendirmeye dahil edilmeyen ülkeler için regresyon analizi kullanarak notlar belirlemişlerdir. Kredi notları bağımlı ve GSYİH büyüme oranı, kişi başı GSMH, rezerv oranları, GSYİH volatilitesi, enflasyon ve hukuk egemenliği açıklayıcı değişken olarak kullanılmıştır. Notu olmayan ülkeler için yapılan tahminlerin büyük bir kısmı "B" ve daha yukarısı olarak tahmin edilmiştir.

Roychoudhury ve Lawson (2010), ekonomik özgürlük, kredi notları ve ülkenin temerrüde düşme durumu arasındaki ilişkiyi incelemişlerdir. Bu çalışma için sıralı probit

analizi, tobit analizi kullanılmış ve bu sebeple kredi notları için $Aaa=1$ $Aaa3=2$ gibi kodlamalar yapılmıştır. Analizde ülke ve yıla göre sabit etkinin olduğu ve olmadığı farklı modeller tahmin edilmiştir. Kullanılan açıklayıcı değişkenlerin tamamı istatistiksel olarak anlamlı bulunmuştur.

Acar (2011), çalışmasında kredi notunu etkileyen faktörleri incelemiş kredi notuna etki eden bazı değişkenlerin her ülke için aynı etkiyi meydana getirip getirmediğini araştırmıştır. Çalışmada faiz harcamalarının bütçe gelirleri içindeki payı, cari açığın milli gelire oranı, büyüme ve döviz kuru oynaklığı, kamu borcunun milli gelire oranı bütçe dengesi, cari denge milli gelir oranı, gibi makroekonomik değişkenler kullanılmıştır. İlgili değişkenlerin ülkeler bazında ve zamana göre değişim grafikleri incelenmiş ve karşılaştırmalı bir analiz gerçekleştirilmiştir.

Ülke derecelendirmesinin markov zinciri analizi ile açıklanmaya çalışıldığı Akyurt (2011) çalışmasında, kişi başı gelir, reel GSMH büyüme hızı, enflasyon, cari denge, dış borç, ülkenin temerrüt geçmişi gibi makroekonomik değişkenlerle ekonomik risk boyutunu irdelemiştir. Çalışmada “Moody’s” şirketinin verileri esas alınarak Markov zinciri kararlı hal analizi ve ortalama ilk geçiş zamanı analiz sonuçları incelenmiştir.

Connecticut eyaletindeki belediyeler için Hajek (2011) çalışmasında yapay sinir ağı modellemesini sınıflandırma yapmak için kullanmış ve girdi değişkenlerinin seçimi için genetik algoritma kullanılmıştır. Değişkenleri ekonomik, finansal, borç ve yönetim olmak üzere dört grupta toplayarak analize tabi tutmuştur. İki gruplu bağımlı değişken ile doğru sınıflandırma yüzdesi olarak %98,8 oranına ulaşmıştır.

Tutar ve diğerleri (2011), kredi notlarının güvenilirliği üzerinde çalışmışlardır. Yüksek kredi notuna sahip ülkelerde mali sorunların ve krizlerin meydana gelmesiyle bu ülkelerin de risk altında olduğu yani kredi notlarıyla ilgili ciddi güven problemlerinin olduğu vurgulanmıştır. Bu bağlamda; çalışmada kredi notuyla ilgili teorik bilgi verildikten sonra başlıca kredi derecelendirme kuruluşları hakkında ayrıntılı bilgi verilmiştir. Ayrıca kredi derecelendirme notlarının Türkiye açısından değerlendirilmesi de yapılmış ve kredi derecelendirme kuruluşlarının güvenilirliği açıklanmaya çalışılmıştır.

Afonso ve diğeri (2012) çalışmalarında Avrupa Birliğine üye ülkelerin devlet tahvillerine yönelik günlük verilerini kullanmışlar ve şirketlerin puan duyurularını yayınlamadan önce ve yayınladıktan sonra tahvillerin satışına nasıl etki ettiğini belirlemeye çalışmışlardır. Kredi notları ve tahvil akışları arasında iki yönlü bir nedensellik ilişkisinin olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Kredi derecelendirme metodolojisinin inceleyen Akbulak (2012) ekonomik, siyasi ve sosyal risk başlıkları altında, döviz cinsinden nakit akışı, yatırımlar, enflasyon, cari işlemler dengesi, ihracat, dış politika gelişmeleri ülkenin stratejik konumu, nüfus artışı, nüfus yoğunluğu, kişi başına gelir gibi değişkenler kullanılmıştır. Çalışmada kredi derecelendirme şirketlerinin konu edindiği riskler, kullandıkları metodolojiler ve derecelendirme türleri ele alınmıştır. Kredi derecelendirme kavramının ülkeler, şirketler ve yatırımcılar açısından önemine vurgu yapılmaya çalışılmıştır.

Akkoç (2012), çok değişkenli istatistiksel yöntemlere ve bulanık sinirsel denetim yöntemlerine dayalı uyarlanabilir sinirsel bulanık tahmin sistemi (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) adında üç aşamalı bir hibrit kredi derecelendirme sistemi tasarlamıştır. Modelin performansı yaygın kullanılan yöntemlerle karşılaştırılmıştır. Modelin testi Türkiye kredi kartı verileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Yöntemin doğrusal diskriminant analizi, lojistik regresyon analizi ve sinir ağı modellerine kıyasla daha iyi sonuç verdiği tespit edilmiştir.

Bundala (2012), çalışmasında kredibilitiyi etkilediğini düşündüğü ekonomik büyüme, insani gelişim ve politik istikrar değişkenleri ile gelişmiş ve gelişmekte olan ülkeleri kıyaslama yoluna gitmiştir. Çoklu regresyon analizi uygulaması neticesinde; kişi başına GSYİH, iç borç, cari denge ve eşitsizliğe uyarlanmış insani gelişimin, borç ödeme yükümlülüklerini negatif yönde işsizlik, enflasyon ve politik istikrarın ise pozitif yönde etkilediği sonucuna ulaşılmıştır.

Öğüt ve diğeri (2012), bankaların finansal etkinlik reytingi tahmini isimli çalışmalarında kredi derecelendirme şirketlerinin verdikleri notlar ve bankaların iflas tahminindeki başarısızlıkları yönünden eleştirildiklerine vurgu yapmışlardır. Bu gözlem temelli olarak, Türk bankacılık verilerini kullanarak tahminler yapıp yapılamayacağını

araştırmışlar ve bu tahminlerin şirketlerin notlarıyla uyumlu olup olmadığını test etmişlerdir. Uygun model tahmini için çoklu diskriminant analizi, sıralı lojistik regresyon analizi, destek vektör makinesi ve yapay sinir ağları modelleri denenmiş ve tahmin performansları karşılaştırılmıştır. Yapılan tahminlerin Moody's tarafından verilen notlarla çok yüksek oranda tutarlı olduğu görülmüştür.

Peru'da mikro finans endüstrisi verileri ile yapılan kredi derecelendirme uygulamasında ise parametrik olmayan yöntemlerin kullanılmamış olması gerekçesiyle, farklı yapay sinir ağı modelleri denenmiş ve doğrusal diskriminant analizi, kareli diskriminant analizi ve lojistik regresyon analizi teknikleri ile performansları karşılaştırılmıştır (Blanco ve diğerleri, 2013).

Williams ve diğerleri (2013) gelişmekte olan pazarlarda ülkelerin kredi notu değişimlerinin sebeplerini ve ülkelerin kredi notlarındaki değişimlerin o ülkede faaliyet gösteren bankaların kredibilitelerini nasıl etkilediğini araştırmışlardır. Kredi notu değişimleri bağımlı değişken olarak, ekonomik özgürlük endeksi, yolsuzluk algı endeksi, mülkiyet hakları kişi başı gelir, enflasyon cari denge, mali denge ve dış borç ise bağımsız değişken olarak kullanılmıştır. 54 ülkenin 1999-2009 yıllarına ait verilerine ulaşılmış ve ülke notlarındaki düşüş veya yükselişlerin banka notları üzerinde çok güçlü bir etkiye sahip olduğu ancak kredi notu izleme durumunun banka notları üzerindeki etkisinin çok düşük hatta bazı durumlarda neredeyse sıfır olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

Ayrıca Çalışkan (2002), Gür ve Öztürk (2011), Erkan ve Demircioğlu (2011) çalışmalarında politik risk, ekonomik risk, finansal risk unsurları ve makroekonomik değişkenler yardımıyla derecelendirme sistemini açıklamaya çalışmışlardır.

1.2. Ülke Riski Analizi

Risk istenmeyen bazı olayların meydana gelme olasılığı olarak tanımlanır. Ülke riski için ise birçok tanım yapmak mümkündür. Bu tanımlardan bazıları şu şekilde ifade edilebilir.

lke riski politik, ekonomik ve finansal riskin birleřiminden oluřan lkeleri ve lkelerde faaliyet gsteren kuruluřları yakından ilgilendiren bir risk eřididir. cretler, enflasyon, ekonomik byme ekonomik riski; savařlar, siyasi istikrar, yolsuzluk politik riski; para ve sermaye piyasası hareketleri de finansal riski oluřturmaktadır. lke riski bir lkenin belirli lde kendi kontrolndeki olaylar neticesiyle dıř bor ykmllklerini yerine getirememe olasılıęıdır (Coyle, 2000: 4; Kırankabeř, 2006:1).

lke riski “sınırlar tesi kredi verme iliřkilerinde, kredi aılan lkede meydana gelebilecek bazı olaylar neticesinde kayba uęrama olasılıęı” řeklinde tanımlanmaktadır (Yrk, 1999: 36).

lke riski en basit ifade ile bir lkenin uluslararası piyasalardan borlanması durumunda, borlarını zamanında ve tam olarak deyebilme gcnn ve deme isteęinin bir gstergesi olarak tanımlanabilir. Derecelendirme řirketleri lke risklerini deęerlendirirken; lkenin byme oranı, siyasi iklimi ve dzenleyici kuralları gibi birok faktr gz nnde bulundurmaktadır (Aydın, 2006: 210; United Nations Environment Programme Finance Initiative [UNEPFI], 2012).

1.2.1. lke Riskinin Kaynakları

lke riski, bir lkedeki kredi ykmlleri ya da o lkeye yapılan yatırımlar aısından nemli etkiler yaratabilecek řekilde lkenin ekonomik, siyasi ve sosyal kořullarıyla baęlantılı tm riskleri iermektedir. lke riskinin oluřumu iki ana kaynaęa dayanır. Bunlar isel ve dıřsal kaynaklar olarak ifade edilebilir:

1.2.1.1. İsel Kaynaklar

Geliřmekte olan lkelerin ekonomik gstergeleri incelendięi zaman tarihsel srete, dviz kurlarındaki ani dalgalanmaların, faiz oranı deęiřimlerinin, enflasyondaki ani ve beklenmedik deęiřimlerin bu lkelerin geliřimini sekteye uęratan en nemli gstergeler olduęu kolaylıkla sylenbilir. lke riskinin belirlenmesinde bu gstergeler iin řu řekilde bir ayırım yapmak mmkn olabilir (Nagy, 1984: 211):

Birinci derece göstergeler olarak; finansal serbestlik, enflasyon oranı, kamu harcamaları, büyüme hızı, bütçe açığı ikinci derece göstergeler olarak; kişi başına milli gelir, işsizlik oranı transfer harcamaları, faiz ödemeleri, kapasite kullanımı, terör, nüfus ve üçüncü derece göstergeler olarak da; trafik kazaları, siyasi partiler, etnik gruplar, öğrenci eylemleri ve çevre düzenlemeleri şeklinde bir gruplandırma yapılabilir.

1.2.1.2. Dışsal Kaynaklar

Küreselleşen dünyada ithalat ve ihracatın artması ülkeleri birbirleriyle çok sıkı ilişkiler içine sokmuştur. Bu ilişkiler neticesinde OECD, AB, NAFTA gibi ülkeler arası gruplaşmalar ortaya çıkmıştır. Kredi derecelendirme şirketlerinin değerlendirmeleri ve yapılan akademik çalışmalarda ülkelerin coğrafi konumları, üye oldukları birlikler, diğer ülkelerle olan ilişkileri ve yaptıkları anlaşmalar, ülkelerin askeri güçleri ve dışa açıklığın bir göstergesi kabul edilebilecek olan doğrudan yabancı yatırımlar gibi dışsal faktörler kullanılmaktadır (Depken ve diğerleri, 2006; Elkhoury, 2008; Afonso ve diğerleri, 2011).

1.2.2. Ülke Riskini Belirleyen Faktörler

Ülke riski literatürü, ülkelerin temerrüde düşme olasılığını yansıtan borçlanma maliyetlerinin risk notları üzerinde doğrudan etkisinin olduğunu kabullenmektedir. Ülkenin kredibilitesindeki veya risk notundaki iyileşme borçlanma maliyetlerinin ve borç servisi yükümlülüklerinin azalmasına sebep olacaktır. Bu bağlamda ülke riski verilerinin analiz edilmesi ve bileşenlerinin ortaya konması, karar vericilere ve sanayi paydaşlarına geleceği öngörme noktasında daha sağlıklı bilgiler sunacaktır (McAleer ve diğerleri, 2011: 1454).

1.2.2.1. Politik Etmenler

Ülkelerin ödeme taahhütlerini yerine getirmede gösterdikleri kararlılığın derecesini ölçmeye yarayan, ülkelerin borç yönetimindeki etkinliğine ve ekonomi yönetiminin kalitesine bağlı olan etmenlerdir (Mellios ve Blanc, 2006: 367).

Politik etmenlerin ülke riskini ve ülkenin kredibilitesini en az ekonomik faktörler kadar etkilediği yapılan çalışmalarda ortaya çıkarılmıştır. Rejimin istikrarsızlığı, demokrasi kültürü, ülke içindeki etnik, dinsel ve silahlı çatışmalar politik etmenler olarak belirlenmiştir (Brever ve Rivoli 1990; Mckenzie, 2002).

1.2.2.2. Ekonomik Etmenler

Bir ülkenin veya kuruluşun borçlanması söz konusu olduğunda, bahsi geçen ülkenin ekonomik durumu dikkate alınmakta ve uluslararası kaynak temininde politik, finansal, sosyal ve ekonomik açıdan birçok analiz yapılmaktadır. Ülke riski faktörleri açısından bakıldığında ekonomik faktörler birçok çalışmada incelenmiş ve risk puanlarına etkileri tartışılmıştır (Cantor ve Packer, 1996; Haque ve diğerleri, 1998).

1.2.2.2.1. Borç Yükü

Borç yükü birçok ülkenin mevcut yatırımlarını finanse etmek için içinde bulunduğu bir durumu ifade eden bir kavramdır. Esasında kamu borcu da diğer borçlanma türleri gibi aynı temel özelliklere sahip olmakla birlikte sonuçları farklılık göstermektedir. Yüksek oranlı ve sürdürülemez borç yükü, gelişmekte olan ekonomiler üzerinde özel sektör ve kamu yatırımlarını kötü yönde etkileme ve sonuç olarak ekonomik büyümeyi yavaşlatma gibi çok önemli olumsuz etkiye sahiptir (Erbil ve Salman, 2006: 827).

1.2.2.2.2. Döviz Rezervi

Farklı para birimleriyle ifade edilen ulusal ve uluslararası fiyatların karşılaştırılıp, uluslararası ekonomik işlemlerin ortaya çıkması, ulusal para ile yabancı paralar arasında bir değişim oranının mevcut olmasını gerektirir. Uluslararası denge ile ulusal denge arasındaki karşılıklı etkileşim dikkate alındığında döviz kuru ve yönetiminin ekonominin temel taşlarından biri olarak değerlendirilmesi mümkündür (Güran, 1987: 5)

Dünya ekonomik sistemi son yirmi yılda ciddi dışsal dengesizlikler tarafından şekillenmektedir. Bu küresel hadise, özellikle gelişmekte olan ülkelerde, uluslararası döviz rezervleri ve dışsal varlıkların birikimi dolayısıyla kendiliğinden ortaya çıkmıştır. Bu

rezervler yine geliřmekte olan ÷lkelerde GSYH'nin %30 unu ařmıř ve 8 aylık ithalat miktarının ÷zerine çıkmıřtır (Rodrik, 2006: 253).

D÷viz rezervlerindeki artıřların dñnya çapında parasal geniřlemeyi hızlandırdığı, aynı zamanda 1970'lerden önce meydana gelen enflasyonun sebeplerinden olduđu Heller (1976), Parkin (1977) ve Khan (1979) çalıřmalarında ortaya konulmuřtur.

1.2.2.2.3. Ödemeler Dengesi

Genel olarak ödemeler dengesi ÷lkelerin, dñyanın diđer ÷lkeleriyle olan mal, hizmet ve finansal varlık ticaretini gösteren kayıtlardır. Bu kayıtlar ticaretin ÷lkeye getirisini özel sektör ve kamu sektörü řeklinde ayrıma tabi tutarak sınıflandırır (Melvin ve Norrbın, 2013: 59). Ödemeler dengesi kayıtları vasıtasıyla ÷lkenin dıřa açıklığı, küreselleřen dñyaya uyum sađlama kabiliyeti ve ÷lkeye giren yabancı sermayenin miktarı belirlenebilir.

1.2.2.2.4. Makro Ekonomik Politikalar

Bir ÷lkenin ekonomik durumuna iliřkin incelemede işsizlik ve enflasyon oranı deđerlendirmenin anahtar kriterlerini oluřturmaktadır. Enflasyonun etkisiyle yükselen işsizlik oranını düşürebilmek için ekonomide birtakım önlemler alınması zorunluluđu dođmaktadır. Sonuç olarak hükümetlerin maliye ve para politikalarının etkinliđi ve alınan bu önlemlerin fiyatlar genel seviyesi, istihdam ve üretim ÷zerindeki etkileri derecelendirme firmaları tarafından incelenmektedir (Vurur, 2009: 106).

1.2.2.3. Sosyal Etmenler

Ekonomik ve politik etmenler ÷lkenin borç yükümlölükleri ile ilgilidir. Ancak sosyal etmenler ÷lkenin toplumsal istikrarı ve yapısı ile ilgili olan; nüfus yođunluđu, demografik denge, eđitim düzeyi, aile yapısı, etnik yapı, dini yapı, işgücü ve sendikalar, gelir dađılımı gibi faktörlerle açıklanabilir (The World Bank Annual Report [WB], 1996; Clark, 2002: 256).

1.2.3. Ülke Riski Ölçüm Yöntemleri

Ülke riski ölçümü son derece zor ve uzmanlık gerektiren bir konudur. Ülke riski ölçümü yapılırken, bu riski etkileyen ekonomik, sosyal ve politik değişkenlerin fazlalığı, bu değişkenlere ait verilerin güvenilirliği ve bu değişkenlerin analizinin güçlüğü ülke riski ölçümünü zor bir iş haline getirmektedir.

Literatürde ülke riskini etkileyen faktörler üç temel bileşen altında toplanmış ve çalışmaların önemli bir kısmı ekonomik risk üzerinde yoğunlaşmıştır. Ülke riski değerlendirmelerinin birincil fonksiyonu politik, finansal ve ekonomik sebeplerden dolayı karşılaşılan ödeme problemlerinin incelenmesidir. Ülke riski değerlendirmesi söz konusu ülke ile ilişkili riskin belirlenmesinde ekonomik finansal, politik faktörleri ve bu faktörlerin ülkeye olan etkilerini ayrıntılı bir şekilde inceleyen bir değerlendirmedir (McAleer ve diğerleri, 2011: 1455).

En önemli dış yatırımcılar olarak görülen bankalar ülkeler için risk endeksleri yayınlamaktadır. Ayrıca kredi derecelendirme şirketleri ülkelerin ödeme gücünü gösteren ülke riski derecelendirmesi çalışmaları yapmaktadır. Bu analizlerde ülkenin siyasal rejimi, yasal düzenlemeler, üye olunan uluslararası örgüt ve kuruluşlar, döviz rezervleri, ödemeler dengesi, dış borç, borç yükü, nüfus, istihdam gibi değişkenler önemli rol oynamaktadır (Kırankabeş, 2006: 4).

Ülke riskini ölçmek için bir çok kantitatif ve kalitatif model kullanılmaktadır. Euromoney Hesaplama Endeksi, Uluslararası Ülke Riski Rehberi, Kurumsal Yatırım Endeksi, İthalat Oranı, Borç Servis Oranı, Yatırım Oranı, İhracat Getiri Varyansı ve Yerli Para Arzı Büyüme Oranı modelleri bu ölçüm yöntemlerine örnek olarak gösterilebilir (Aloğlu, 2005: 40).

1.2.3.1. PRS-ICRG (International Country Risk Guide) Derecelendirme Sistemi

PRS-ICRG ülke riski derecelendirme metodolojisi finansal, politik ve ekonomik risk olmak üzere üç ana kategori ve bu kategorilerin altında yer alan 22 faktörden

oluşmaktadır. Endeks her üç kategori için ayrı ayrı hesaplanmaktadır. Politik risk 100 puan üzerinden, finansal risk ve ekonomik risk 50 puan üzerinden değerlendirilmektedir. Bileşik skorlar 0 ile 100 arasında olmak üzere, 80-100 çok düşük risk, 0-49,9 çok yüksek risk olarak belirlenmektedir (Political Risk Service, [PRS], 2014).

1.2.3.1.1. Finansal Risk Derecelendirme

Finansal risk analizi şirketlerin veya ülkelerin ödeme zorunluluklarını yerine getirebilme ve şoklara karşı direnebilme yeteneklerini ölçer. Derecelendirmesi yapılan şirketin veya ülkenin gücünü veya güçsüzlüğünü test etmek için kredi derecelendirme şirketlerine olanak sağlayan bir yaklaşımdır. Beklenen performansı tahmin etmede, rakipleri karşılaştırmada ve eğilimleri belirlemede finansal oranlar gibi değişkenler kullanılır (Langohr ve Langohr, 2008: 259).

Finansal risk analizini; bilanço analizi, karlılık analizi, nakit yaratma analizi ve likidite analizi olarak 4 bölümde incelemek mümkündür (Elekdağ ve Tchakarov, 2007: 3987; Langohr ve Langohr, 2008: 260).

Bilançonun değerlendirilmesi firma tarafından alınan risklerin sonucunun görülmesini sağlar. Bilanço aktif ve pasifinde yer alan ve ödenmediği takdirde firmaları iflasa götürebilecek zorunlulukların belirlenmesi için kredi derecelendirme kuruluşları çok ciddi efor sarf etmektedir. Bu zorunluluklar firmanın varlıkları ile karşılaştırılır ve kaldıraç katsayılarının hesaplanmasına yardımcı olur.

Firma karlılığı, üretim planlarının ve yatırım kararlarının bir sonucu olan çok karmaşık bir kavramdır. Karlılık doğrudan firma performansına bağlı olduğu için, herhangi bir sektördeki yatırımcılar ve ortaklar için bir anahtar değişken konumundadır ve aynı zamanda iflas tahminleri için sıklıkla kullanılan bir parametredir (Reynaud ve Thomas, 2013: 48).

Nakit yaratma analizi firmanın zorunluluklarını yerine getirebilmesi, yatırımlarını yapabilmesi ve ortaklarına kar payı dağıtımını konusunda kullanabileceği miktarda nakit yaratma durumunu incelemek üzere yararlanılan bir analizdir. Likidite analizi veya

finansal esneklik ise kısa dönemde firmanın ihtiyaç duyduğu nakite sahip olup olmadığı veya nakiti nasıl elde ettiği ile ilgilenen bir analiz türüdür (Li ve diğerleri, 2000: 271).

ICRG derecelendirme metodolojisine göre finansal riskin değerlendirilmesinde kullanılan kriterler Tablo 1’ de verilmiştir.

Tablo 1: Finansal Risk Alt Faktörler

Finansal Risk Bileşenleri	
Bileşenler	Ağırlıklar
Dış borç (GSYİH yüzdesi)	10
Dış borç servisi (Mal ve hizmet ihracatı yüzdesi)	10
Cari hesap (Mal ve hizmet ihracatı yüzdesi)	15
Aylık ithalat bazında net uluslararası likidite	5
Döviz kuru istikrarı	10
TOPLAM	50

Kaynak: PRS: 2014.

1.2.3.1.2. Politik Risk Derecelendirme

Politik risk doğrudan yabancı yatırımlar için sermaye bütçeleme sürecindeki önemli bileşenlerden bir tanesidir. Robock (1971), Kobrin (1979) ve Brewer (1985) çalışmalarında politik risk faktörünü kurumsal düzeyde incelemişlerdir.

Riskin tanımını yapmak başlı başına büyük bir problem olabilmektedir. Yaygın bir konu olmasına rağmen politik riskin net bir tanımını yapmak zordur. Örneğin Robock ve Simon (1973)’ e göre, iş ortamında süreklilik olmadığında ve politika değişimleri meydana geldiğinde uluslararası yatırımlar için politik riskin varlığından söz edilebilir (Clark, 1997: 477). Uluslararası yatırımları olan bir şirketin nakit akışını negatif yönde etkileyecek yasama, yürütme ve yargı hareketleri olarak tanımlanabilecek olan politik risk, doğrudan yabancı yatırımları da engelleyen en önemli faktörlerden biri olarak değerlendirilebilir (Bekaert ve diğerleri, 2014: 4).

Bir ülkenin ekonomi politikalarının oluşturulması için parametrelerin analizinde ülkedeki politik kurumların işleyişi, istikrarı, şeffaflığı, hataların ne kadar çabuk fark

edildiği ve ne kadar çabuk düzeltildiği çok önemli rol oynamaktadır. Basın yayın gibi sivil kuruluşların gelişimi ve yargıda güçler ayrılığı ilkesi bu bağlamda çok önemli faktörlerdir. Politik risk derecelendirmede, ülkenin siyasi iktidarının ortalama değişme süresi, muhalefetin tutumu, halkın endişeleri, potansiyel dışsal güvenlik riskleri kapsamında komşu ülkelerle olan ilişkiler ve mali politikaları ve ekonomik gidişatı etkileyecek olan milli güvenlik riskleri dikkate alınan göstergelerdir (Beers ve Cavanaugh, 2004: 4).

Kantitatif modeller ülkelerin kredi skorlarındaki değişimin tamamını açıklamakta yetersiz kaldığı için derecelendirme kuruluşları sosyal ve politik kalitatif değerlendirmeleri de analizlerine katmaktadırlar. Verilerdeki aşırı değerleri ve şokların sebeplerini kalitatif değişkenlerle açıklamaya çalışmaktadırlar (Cantor ve Packer, 1996: 43). Politik riskin sayısal olarak ifade edilmesi için ise dünya bankası tarafından yayınlanan “World Bank Governance Indicators” verileri çeşitli çalışmalarda kullanılmaktadır (Butler ve Fauver, 2006; Busse ve Hefeker, 2007).

Tablo 2: Politik Risk Alt Faktörler

Bileşenler	Ağırlıklar
Hükümetin istikrari	12
Sosyoekonomik durum	12
Yatırım profili	12
İçsel çatışmalar	12
Dışsal çatışmalar	12
Yolsuzluk	6
Askeri otoritenin politikaya etkisi	6
Dinsel eğilimler	6
Kanun ve düzenlemeler	6
Etnik eğilimler	6
Demokratik sorumluluklar	6
Bürokrasi etkisi	4

Kaynak: PRS, 2014.

Ödeme kabiliyeti bir ülkenin gelir üretme ve biriktirme yeteneğine, gelir üretebilme yeteneği ise o ülkenin iç huzuru ve barışına bağlıdır. Siyasi istikrar, ülkede yaşayan insanları ekonomik aktiviteler gerçekleştirme ve gelir yaratma konusunda yatırımcıları ise gelir getiren daha fazla kaynak bulma ve o kaynaklara yatırım yapma konusunda cesaretlendirecektir (Bundala, 2012: 36). Yapılan çalışmalar politik istikrarla temerrüde

düşme riskinin negatif yönde ilişkili olduğunu ortaya çıkarmakta ve bu görüşü desteklemektedir (Borio ve Packer, 2004; Anagnostis, 2011; Baranenko, 2011).

ICRG derecelendirme metodolojisine göre politik riskin değerlendirilmesinde kullanılan kriterler Tablo 2' de verilmiştir.

1.2.3.1.3. Ekonomik Risk Derecelendirme

Ekonomik risk hükümetlerin ödeme zorunluluklarını zamanında yerine getirebilme yeteneği ve kapasitesini ifade eden, kalitatif ve kantitatif faktörlerin matematiksel fonksiyonu olan bir değerlendirme ölçütüdür (Beers ve Cavanaugh, 2004: 3). Ekonomik risk faktörleri Avramovic ve diğerleri (1964) tarafından yapılan ve etkili bir çalışma olarak kabul gören çalışmanın önderliğinde şekillenmiştir (Mckenzie, 2002: 8).

Ülkelerin temerrüde düşme istatistiklerine bakıldığında, zengin, dirençli, pazar odaklı ve uyarlanabilir bir ekonomik yapı sürdürülebilir bir ekonomik büyüme ile birleştiğinde güçlü temelleri olan bir devlet yapısının ortaya çıktığı görülmektedir. Pazar odaklı ekonomiler, uzun dönem sürdürülebilir ekonomik büyüme hedeflerine ulaşmak için kaynaklarını daha etkin kullanabilme yeteneğine sahip olduklarından dolayı daha yüksek düzeyde üretim yapma eğilimindedirler (Dimiitrijevic ve diğerleri, 2011: 15).

Pratikte politik risk ve ekonomik risk birbirleri ile ilişkili olan faktörlerdir. Borçlarını ödemek istemeyen hükümetler bu yeteneklerini zayıflatacak ekonomik politikalar izlemektedir. Ödeme isteği de bu sebeple hükümet politikasını etkileyen ekonomik ve politik faktörler yelpazesini kapsar (Elkhoury, 2008: 4). Ancak ekonomik riskin hesaplanmasında kullanılan en temel değişkenler gelir düzeyi, büyüme beklentisi, iş gücü esnekliği, kamu sektörü etkinliği, ekonomik çeşitlilik ve oynaklık olarak değerlendirilmektedir. Bu değişkenler kullanılarak ülkeler için ekonomik risk puanı hesaplanmaktadır (Elkhoury, 2008: 5; Dimiitrijevic ve diğerleri, 2011: 16).

ICRG derecelendirme metodolojisine göre ekonomik riskin değerlendirilmesinde kullanılan kriterler Tablo 3'de verilmiştir.

Tablo 3: Ekonomik Risk Alt Faktörler

Ekonomik risk bileşenleri	
Bileşenler	Ağırlıklar
Kişi başı GSYİH	5
Reel GSYİH büyüme hızı	10
Yıllık enflasyon oranı	10
Bütçe dengesi (% GSYİH)	10
Cari hesap (% GSYİH)	15
TOPLAM	50

Kaynak: PRS: 2014.

1.2.3.2. Pancras P. Nagy Modeli

Ülke riskinin sayısallaştırılabilmesi için Nagy (1979) çalışmasında yapısal bir kalitatif model geliştirmiştir. Bu modele göre risk belli bir dönem içerisinde beklenen ve gerçekleşen net gelir akışının iskonto edilmiş bugünkü değerleri arasındaki farkın, aynı dönemdeki net gelir akışının bugünkü değerine oranı olarak tanımlanmıştır (Nagy, 1984; Torre, 1986).

1.2.3.3. J.N.Robinson Modeli

Bu model üç bölümden oluşan bir kontrol listesi olarak tasarlanmış ve her bölüme belirli ağırlıklar atanarak skorlar hesaplanmıştır. Birinci bölümde derecelendirme yapılacak ülkenin hukuki yapısı, ikinci bölümde ülkenin politik yapısı ve üçüncü bölümde ise ekonomik yapısı ele alınmıştır. Hukuki yapı için %10, politik yapı için %25 ve ekonomik yapı için de %65 ağırlık verilmiştir. Bu özelliği ile ICRG derecelendirme sistemi ile benzerlik göstermektedir (Krayenbuehl, 1988: 69).

1.2.3.4. Euromoney Modeli

Euromoney risk dereceleri dokuz bağımsız faktör üzerine temellendirilmiştir. Bu faktörleri; ekonomik (%25), politik risk (%25), borç belirleyicileri (%10), ödenemeyen veya yapılandırılmış borçlar (%10), kredi notları (%10), banka finansmanına erişim (%5),

kısa vadeli finansmana erişim (%5) ve sermaye piyasasına erişim (%5) olarak sıralamak mümkündür (Oetzel ve diğerleri, 2001: 133).

1.3. Kredi Derecelendirme Kavramı

Son yıllarda merkezi hükümetlerin zorunluluklarına dair derecelendirme kuruluşları tarafından yapılan risk değerlendirmelerine olan talep çok hızlı bir şekilde artış göstermektedir. Bu durumun nedeni olarak piyasaların küreselleşmesi ve uluslararası piyasalarda yapılan tahvil borçlanmalarının artması gösterilmektedir. Yatırımcılar ve özellikle de yönetilen fonlar, uluslararası çeşitlendirme üzerine ciddi bir şekilde odaklanmaktadır (Cantor ve Packer, 1996: 36; Bissoondoyal, 2005: 251).

Yabancı hükümet yetkilileri derecelendirme şirketleriyle işbirliği içinde olmalarına rağmen kredi notlarının rasyonelliği ve tutarlılığı beklenenden daha düşük olarak gerçekleşmektedir. Burada, kredi notunu etkileyen faktörlerin neler olduğu ve kredi notlarının borçlanma maliyetlerini nasıl etkilediği en önemli tartışma konularındandır (Cantor ve Packer, 1996: 37).

İlk devlet tahvili derecelendirmesinin yapıldığı 1918 yılından beri, Fitch, Moodys ve S&P'nin derecelendirme sistemleri sermaye piyasalarının genişliği ve derinliğine karşılık önemli gelişmeler göstermiştir (Gaillard, 2012: 20).

Kredi reyting evreni 42000 ihraççının 745000'den fazla tahvili, 30 trilyon dolarlık işlem hacmiyle ve 100'den fazla ülkede faaliyet gösteren 150 farklı kredi derecelendirme kuruluşu ile çok büyük bir yapıya sahiptir. Kredi reytingi için standart bir tanımlama ve kredi derecelendirme kuruluşlarının ticari birlikteliğini sağlayacak kuruluş bulunmamaktadır (Langohr ve Langohr, 2008: 23).

Bir ülkenin kredi notu o ülke ekonomisi üzerinde büyük bir etkiye sahiptir. Ülkelerin kredi notları finansal sistemlerinin gelişimini ve açıklıklarını gösteren belirleyicilerdendir. Kredi reytingleri ülkelerin sermaye piyasası gelirleri ve değerlemeleri için güçlü birer tahmincidir. Ülkelerin borçlanma maliyetleri ve kredi notları arasında çok güçlü bir ilişki vardır. Kredi notu yüksek olan ülkeler, uluslararası piyasalardan oldukça

uygun şartlarda borçlanma gerçekleştirebilirler (Butler ve Fauver, 2006: 53; Akyurt, 2011: 47).

Kredi derecelendirme kavramının birçok tanımını yapmak mümkündür. Bu tanımlardan bazıları şu şekilde ifade edilebilir.

Derecelendirme veya reyting kavramı finans yazınında, bir yükümlü veya borçlunun anapara, faiz ve diğer yükümlülüklerini zamanında ve tam olarak ödeme gücünün olup olmadığını ve bunun düzeyini önceden belirlenmiş ölçütlere göre belirleyen bir işlem olarak anılmakta ve bu işlem ödenmeme (temerrüde düşme/default) riskinin de bir göstergesi olarak kullanılabilen analitik ve öznel bir süreçten oluşmaktadır (Akbulak, 2012: 172).

Kredi derecelendirme; işletmelerin mevcut bilgilerinden faydalanılarak ödeme kabiliyetlerini, risk durumlarını, borç yükümlülüklerini gerçekleştirebilme güçlerini istatistik, matematik veya ekonometrik yöntemlerle tarafsız olarak değerlendirme faaliyetidir (Parnitzke, 2005: 1; Lahsasna ve diğerleri, 2010: 115).

Sermaye piyasası kurulunun, Seri: VIII, No: 51 sayılı "Sermaye Piyasasında Derecelendirme Faaliyeti ve Derecelendirme Kuruluşlarına İlişkin Esaslar Tebliği" 12/07/2007 tarih ve 26580 sayılı tebliğine göre kredi derecelendirmesi, "ortaklıkların ve sermaye piyasası kurumlarının risk durumları ve ödeyebilirliklerinin, veya borçluluğu temsil eden sermaye piyasası araçlarının anapara, faiz ve benzeri yükümlülüklerinin vadelerinde karşılanabilme riskinin, derecelendirme kuruluşları tarafından bağımsız, tarafsız ve adil olarak değerlendirilmesi ve sınıflandırılması faaliyeti" olarak tanımlanmaktadır (<http://www.spk.gov.tr.01/06/14>).

Türkiye’de faaliyet gösteren SAHA Kurumsal Yönetim ve Kredi Derecelendirme Hizmetleri A.Ş. göre kredi derecelendirme, kurumların veya bu kurumların ihraç ettiği sermaye piyasası yükümlülüklerinin genel kredibilitesi hakkında bir görüşür.

JCR Eurasia Rating kuruluşuna göre kredi derecelendirme, ülkelerin yabancı para cinsinden borçlanmaları ve yabancı paraya dayalı ekonomik faaliyetleri nedeniyle ortaya

çıkması muhtemel risk unsurlarını birincil öncelikli olarak dikkate alıp, o ülkenin yabancı para cinsinden borçlarını ve finansal yükümlülüklerini zamanında geri ödeyip ödeyemeyeceğini ve istekliliğini ölçen bir yaklaşımdır.

Derecelendirme temerrüde düşme riskinin tahmin edilmesi yaklaşımıdır. Esasen sovereign (hükümlanlık) derecelendirme ülke derecelendirmesi değildir ve sıklıkla bu ayırmda yanlış anlaşılmalardır. Sovereign derecelendirme, ulusal hükümetlerin kredi riskinin üzerinde dururken ülkedeki diğer ihraççıların spesifik temerrüt olasılıklarını içermez (Beers ve Cavanaugh, 2004: 1).

Teorik ve pratik yaşamda ülkeler için verilen notlar iktidar güçlerinin yanında o ülkedeki tüm finansal kuruluşları, bankaları, şirketleri, her düzeydeki girişim ve girişimcileri, yerli/yabancı yatırımcıları, kısacası kamu, özel tüm ekonomik birimleri yakından ilgilendirmektedir. Bir ülkedeki hiçbir kurumun notu, yabancı para cinsinden ülke notunu geçemez. Sadece iktidar güçleri, söz konusu ülkenin döviz riskini, para ve maliye politikalarını yönetebilen bir yapıya ve güce sahip olduğu için, ülke notu diğer kurumlar için tavan oluşturur (<http://www.jcrer.com.tr/a-Kategori-96.html>,01/06/14).

1.4. Kredi Derecelendirmenin Önemi

Sermaye piyasalarında bilgiye ulaşmak, piyasa katılımcıları için zaman kaybına neden olmakta ve katılımcılara yüksek maliyetler yüklemektedir. Bu nedenle piyasa aktörlerine doğru, güvenilir ve herkes tarafından anlaşılabilir bir analiz gerekmektedir.

Kredi derecelendirme kuruluşlarına gereksinim duyulmasının sebebi mevcut bilgilere ulaşabilmekten çok derecelendirdikleri finansal varlıkların gelecekteki durumlarına ilişkin sağlıklı ve gerçekçi sinyaller vereceği beklentisi olmuştur. Piyasa aktörlerinin bu ihtiyacına binaen, kredi derecelendirme kuruluşlarından ülkelerin ya da firmaların mevcut ekonomik görünümünü piyasalara bildirmeleri beklenmektedir. Bu anlamda kredi derecelendirme kuruluşlarının hazırladıkları raporların doğru bilgiyi yansıtması hem derecelendirme kuruluşu hem de derecelendirilen ülke ve firma açısından çok önemlidir (Karagöl ve Mıhçıokur, 2012: 14).

Uluslararası piyasalardaki yapısal değişiklikler ve finansman araçlarındaki gelişmelerden kaynaklı olarak şirketlerin finansman ihtiyacı uluslararası piyasalardan sağlanmaktadır. Bu piyasalarda borçlu şirketlerin sayısının her geçen gün artması, daha fazla kazanç sağlama isteği gibi nedenlerden dolayı kredi değerliliğine duyulan ihtiyaç ve kredi derecelendirme işlemi önem kazanmaktadır.

Kredi derecelendirme ülke ekonomisine; faiz oranlarının riske göre farklılaştığı, spekülör-yatırımcı, ulusal ve uluslararası yatırımcı dengelerinin kurulduğu, yatırımcıların güvenliğinin sağlandığı, borçlanma kalitesi ile birlikte işlem hacminin geliştiği bir sermaye piyasası ve borsa kazandırır. Sermaye piyasasında var olan güven sorunu ise derecelendirmenin ekonomik işlemlerin spekülatif nitelikli olmasını önlemedeki yeteneği sayesinde tamamen olmasa da aşılmaktadır (Tutar ve diğerleri, 2011: 11).

Derecelendirmenin ekonomik hayata kazandırdığı faydalar ve ülkeler için önemi şu şekilde özetlenebilir (Babuşcu ve Hazar, 2008: 357):

i) Ülke ekonomisine güvenilir ve istikrarlı bir şekilde gelişen mali piyasalar kazandırır.

ii) Ülke ekonomisinin uluslararası piyasalarla entegrasyonunu sağlar.

iii) Ekonominin genel risk düzeyini sınırlandırır, mali işlemlerin etkinliğini sağlar ve büyümenin daha etkin finansmanını sağlar.

1.5. Kredi Derecelendirmenin Tarihi Gelişimi

Kredi derecelendirme kuruluşlarının geçmişi 1837 yılına kadar dayanmaktadır. 1837 yılında ABD ekonomisinde yaşanan büyük çöküşün ardından, şirketler taahhütlerini yerine getirememiş, bu nedenle birçok yatırımcı çok mağdur olmuştur. Bu ekonomik çöküşten etkilenen yatırımcılardan biri olan Lewis Tappan birçok yatırımcı adına şirketleri izlemek ve değerlendirmek amacıyla Mercantile Agency şirketini kurarak bu alanda faaliyete başlamıştır (Usman ve Sunalı, 1998: 80; Şirvan, 2004: 3).

Derecelendirme ise kavram olarak 1900'lü yılların başında sanayileşmenin de etkisiyle finansman sağlamak için dış kaynaklara ihtiyaç duyulmasıyla yatırımcının bilgi ihtiyacına cevap verebilmek için ortaya çıkmıştır (Vurur, 2009: 90). Freeman Putney ve John Moody derecelendirmenin başlaması ve gelişmesinde en büyük katkıyı sağlamıştır. John Moody 1905 yılında ilk derecelendirme kuruluşu olan Moody's Investors Service'yi kurarak 1909 yılında "Demiryolları Yatırımlarının Analizi" adlı eserinde ilk notları yayınlamıştır.

Endüstriyel şirketler ve kamu kurumlarının derecelendirilmesine ise 1922 yılından itibaren başlanmıştır. Riskin derecelendirmesi ABD'de sermaye piyasalarının gelişmesine paralel hatta bazen önünde bir seyir izlediği için uzunca yıllar yasal bir düzenlemeye tabi tutulmamıştır. Çünkü derecelendirme, piyasaların ihtiyacından oluşan talepler üzerine gelişmiştir. ABD'de bankaların kendi hesaplarına alabilecekleri menkul kıymetlerle ilgili yasal düzenlemelerde derecelendirmeye yer vermesi 1936 yılına rastlamaktadır (Karagöl ve Mihçioğur, 2012: 10).

Poor's Publishing Company 1916, Fitch Publishing Company 1924 ve Standart Statistics Company 1922 yıllarında ilk derecelendirmelerini yayınlamışlardır. 1942 yılında ise Poor's Publishing Company ve Standart Statistics Company birleşerek Standart & Poor's adını almıştır. S&P bugün dünyanın en büyük derecelendirme kuruluşu olarak kabul edilmektedir (White, 2010: 211).

1.6. Kredi Derecelendirme Şirketleri ve Not Tanımlamaları

Kredi derecelendirme bir işletmenin veya bir ülkenin borç ödeme yükümlülüklerini yerine getirme kabiliyeti olarak tanımlanabilen, çok ciddi emek, tecrübe ve uzmanlık gerektiren bir işlemdir. Kredi derecelendirme faaliyetleri dünya çapında bağımsız bazı şirketler tarafından gerçekleştirilmekte ve derecelendirme notları uluslararası piyasalara duyurulmaktadır.

Dünyada kredi derecelendirme faaliyeti gösteren 150'ye yakın kuruluş bulunmaktadır. Bunların en önemlileri Moody's Corporation Investor Service, Standard

and Poor's Rating Service, Fitch Rating Corporations, Duff & Phelps kuruluşlarıdır (Langohr ve Langohr, 2008: 23).

1.6.1. Moody's Corporation Investor Service

Moody's derecelendirme kuruluşu, uluslararası finans piyasalarındaki en büyük derecelendirme kuruluşlarından biri olarak kabul edilmektedir. Dünyanın en eski derecelendirme kuruluşu olarak Moody's Investors Service, kredi notları, araştırmalar ve risk analizlerinin önde gelen sağlayıcılarından. Dünya çapındaki etkinliği sebebiyle uluslararası faaliyet gösteren firmaların gerek kredi değerliliklerinin belirlenmesi gerekse firma değerinin tespiti konusunda özellikle tercih edilen bir derecelendirme kuruluşudur (Karagöl ve Mihçioğur, 2012: 11).

Moody's ilk olarak 1908 yılında ABD demiryolu tahvillerinin derecelendirilmesi işlemini gerçekleştirmiş ve bu sonuçları 'Demiryolları Yatırımlarının Analizi' isimli bir kitapta yayınlamışlardır. John Moody tarafından 1909 yılında yazılmış olan eserde kullanılan semboller daha sonra kredi değerlendirilmesinde kullanılan uluslararası semboller olmuştur (Sevil, 1995:165).

Moody's'in taahhüdü ve uzmanlığı mali piyasaların şeffaf ve güvenilir çalışmasına katkıda bulunmaktadır. Şirketin kredi notları ve analizleri 110 ülke, 12000 ihraççı şirket, 25000 kamu finansmanı ihraççısı ve 106000 yapılandırılmış finansman tahvilinden fazlasını kapsayan borçları izlemektedir (<https://www.moody.com>. 02/10/2014).

Moody's yatırımcılar servisi işletmelere ve vergiden muaf tutulan kuruluşlara ait olmak üzere 5000'in üzerinde arz miktarı için derecelendirme yapmaktadır. Moody's kar amacı olmayan şirketlerin özel statülü arzlarını, 600.000 dolardan daha az olan arzlarını ve gayrimenkul tahvillerini derecelendirmez (<https://www.moody.com>.05/10/2014).

Derecelendirmeler konjonktürel dalgalanmanın düşük noktasında korumayı gösteren uzun vadeli karar hükümleridir. İşletme koşullarının değişmesi ile yükselmez ya da düşmezler. Bu derecelendirmeler sadece temel koşullar, bir kısım arzın değişmesini etkilediğinde yükselir ya da düşer (Süer, 2007: 27).

Moody's derecelendirme metodolojisi dört temel faktör ve bunlara bağlı ondört alt faktör ve alt faktörleri temsilen otuzbeş adet değişkenden oluşmaktadır. Aşağıda Tablo 4'te Moody's metodoloji profili sunulmaktadır.

Tablo 4: Moody's Metodoloji Profili

Faktörler	Alt Faktörler	Alt Faktör Ağırlık	Alt Faktör Belirleyicileri
Ekonomik Etkinlik	Büyüme Dinamikleri	%50	Ortalama Reel GSYİH Büyüme Reel GSYİH Volatilitesi Küresel Rekabet İndeksi
	Ekonomi Ölçeği	%25	Nominal GSYİH
	Milli Gelir	%25	Kişi başı GSYİH
Kurumsal Etkinlik	Düzeltilme Faktörleri	1-6 Skor	Çeşitlendirme Kredi Artışı
	Kurumsal Çati ve Etkinlik	%75	Hükümet Etkinlik Endeksi Kanun Egemenliği Endeksi Yolsuzluk Endeksi
	Politika Kredibilitesi ve Etkinliği	%25	Enflasyon Enflasyon Esnekliği
Mali Etkinlik	Düzeltilme Faktörleri	1-6 Skor	Temerrüt Geçmişi
	Borç Yükü	%50	Borç/GSYİH
		%50	Borç/Gelir
		1-6 Skor	Faiz Ödemeleri/Gelir Faiz Ödemeleri/GSYİH Borç Trendi Yabancı KUr Borç/Borç Diğer Kamu Sektör Borcu/GSYİH Kamu Sektör Finansal Varlıklar/GSYİH
Risklere Karşı Duyarlılık	Politik Risk		Yurt İçi Politik Risk Jeopolitik Risk
	Likit Riski		Temel Ölçümler
	Bankacılık Sektör Riski		Pazar Finansman Riski Bankacılık Sistem Etkinliği Bankacılık Sistem Büyüklüğü Finansman Açıkları
	Dış Güvenlik Açığı Riski		(Cari Denge+DYD)/GSYİH Dışsal Riskler Net Uluslararası Yatırımlar/GSYİH

Kaynak: https://www.moody.com/researchdocumentcontentpage.aspx?docid=PBC_157547

1.6.2. Standard & Poor's Rating Service

Standart & Poor's ve diğ er derecelendirme şirketleri iş dünyasında 150 yılı aşkın bir süredir faaliyet göstermektedir. Bağımsız kredi riski arařtırmalarının dünyada önde gelen sağlayıcılardan birisi olarak Standart & Poor's; ülkeler, belediyeler ve finansal kurumlar için bir milyondan fazla derecelendirme işlemi gerçekleřtirmiş ve onlara bağımsız bilgi, görüş ve öngörüler sağlamıştır (<https://www.spratings.com/about/who-we-are>. 05/10/2014).

Derecelendirme yapılırken istatistik testler, matematik modeller, anketler uygulanır, firmalara ait güvenilir bilgiler toplanır, firmaların bilançoları ve mali tabloları incelenir ve sonuçlara göre derecelendirme notu verilir. Derecelendirme notları her zaman için kuruluşlar tarafından çeşitli sebeplerle değıřtirilebilir (Süer, 2007: 30).

Standart & Poor's derecelendirme sürecinde beş temel faktör üzerine yoğunlaşmakta ve bu faktörler üzerinden sayısal hesaplamalar yapmaktadır. Bu beş faktörü řu şekilde sıralamak mümkündür (Dimitrijevic ve diğ erleri, 2011: 10-35).

Politik Risk Puanı: Bu faktör devletin sürdürülebilir kalkınma, ekonomik büyüme dengesi ve kamu finansmanına ulaşabilmek adına uyguladıđı politikaların ve devlet kurumlarının işleyişinin kredi derecelendirmesine nasıl bir etki yaptıđını deđerlendirir.

Politik risk skoru; etkinlik, istikrar, öngörülebilirlik, kurumların şeffaflıđı ve hesap verebilirliđi, devletin ödeme kültürü, dışsal güvenlik riskleri ve politikalar üzerindeki dışsal organizasyonların potansiyel etkileri gibi çeşitli faktörlerden oluşur.

Ekonomik Risk Puanı: Ülkelerin temerrüt geçmişlerine bakıldıđında; dışa açık, yenilikçi, pazar odaklı ve uyarlanabilir ekonomik yapıya sahip ekonomilerin sürdürülebilir gelişmeyi ve büyümeyi sağlayan ekonomiler olduđu görülebilir. Bu sebeple ekonomik risk skoru için belirleyici değıřkenler olarak gelir düzeyi, büyüme beklentisi, ekonomik çeşitlilik ve istikrar kullanılabilir (Cantor ve Packer, 1996: 39).

Dışsal (External) Risk Puanı: Bir ülkenin yerleşik olmayan yatırımcıları kamu ve özel sektör için kendi ülkesine çekme yeterliliğini ve gerekli yükümlülüklerini yerine getirebilme yeteneğini yansıtır. Ülke parasının uluslararası piyasalardaki değeri ve ülkenin dış borç stoku önemli belirleyicilerdendir ve dış borç stoku ile uluslararası yatırımlar arasında negatiif yönlü bir ilişki olduğunu söylemek mümkündür (Mellios ve Blunch, 2006: 265).

Mali Risk Puanı: Dış borç ve açıkların sürdürülebilirliğini yansıtan mali risk skoru; mali esneklik, uzun dönem mali trend ve duyarlılık, borç yapısı, finansmana erişim ve potansiyel risk değişkenleri tarafından temsil edilir (Dimitrijevic ve diğerleri, 2011: 23).

Parasal Puan: Bu değerlendirme sürdürülebilir ekonomik büyümeyi destekleyebilecek, büyük ekonomik ve finansal şokların etkisini azaltabilecek, para ve döviz kuru politikasının sürdürülebilir istikrarını sağlayabilecek ve böylelikle kredibilitiyi arttıracak olan bir sistemin etkinliğini yansıtır. Bu sebeple para politikasını ekonomik ve finansal şokların olduğu dönemlerde istikrarı sağlamada en önemli araçlardan bir tanesi olarak göstermek mümkündür (Bhatia, 2002: 21; Dimitrijevic ve diğerleri, 2011: 23).

Kredi derecelendirme kuruluşları ülke riski değerlendirmesi yaparken bir çok risk parametresine farklı ağırlıklar atayarak analizlerini gerçekleştirirler. Standart & Poors yukarıda adı geçen faktörler için puan hesaplarını Tablo 5’te verilen metodoloji profiline göre hesaplamakta ve sonuçta ülke riski endeksini hesaplamaktadır (Elkhoury, 2008: 4).

1.6.3. Fitch Rating Corporations

Fitch dünyanın üç büyük uluslararası rating kuruluşundan biridir. Dünya çapındaki 50 ofisi ile en iyi kalitede kredi analizi ve binlerce abonesine birinci sınıf rating hizmeti vermeye odaklanmıştır. Fitch Ratings, 150 ülkede, 5000’e yakın banka, portföy yönetim şirketi ve finans kurumlarına ve 2000’den fazla kurumsal şirkete, 1400 sigorta şirketine kredi derecelendirme hizmeti vermektedir. Ayrıca bono, kredi, fon, proje finansmanı ve yapılandırılmış finansman ürünlerine özgü kredi risklerini derecelendirmektedir ([http://www.fitchratings.com.tr/\(06/10/14\)](http://www.fitchratings.com.tr/(06/10/14))).

Tablo 5: Standart & Poors Metodoloji Profili

Politik Risk

- Siyasi kurumların meşruiyeti ve istikrari
- Siyasi süreçlere katılım
- Yönetici ve liderlerin değişim düzeni
- Kamu güvenliği ve jeopolitik risk

Gelir ve Ekonomik Yapı

- Pazar odaklı ekonominin refahi çeşitlilik düzeyi
- Gelir eşitsizliği
- Krediler için aracı finansal kurumların etkinliği
- Finansal olmayan özel sektörün kar ve rekabet ortamı
- Kamu sektörü etkinliği
- İşgücü esnekliği

Ekonomik Büyüme Beklentisi

- Tasarruf ve yatırımların büyüklüğü
- Büyüme oranı ve büyüme modeli

Mali Esneklik

- Genel hükümet gelirleri-harcamalar-fazla ve açık trendi
- Gelir yaratma esnekliği-verimliliği
- Harcama etkinliği ve baskılar
- Güncellik kapsam ve şeffaflık
- Emeklilik mecburiyeti

Genel hükümet borç yükü

- Gayri safi yurtiçi hasıla yüzdesi olarak borç yükü
- Faiz geliri paylaşımı
- Döviz kompozisyonu ve vade profile
- Yerel sermaye piyasalarının kapasitesi ve büyüklüğü

Offshore ve Şarta Bağlı Yükümlülükler

- Finansal sektörün sağlamlığı

Parasal Esneklik

- Ekonomik döngüler içerisinde fiyat davranışları
- Para ve kredi genişlemesi
- Merkez bankası bağımsızlığı gibi kurumsal faktörler
- Parasal hedeflerin verimliliği

Dış Likidite

- Para ve mali politikaların dış hesaplar üzerindeki etkisi
- Cari hesap yapısı
- Sermaye akışı kompozisyonu
- Rezerv yeterliliği

Dış Borç Yükü

- Brüt ve net dış borç, (mevduat ve yapılandırılmış borç dahil)
 - Vade profile, kur kompozisyonu ve faiz oranı değişikliklerine karşı duyarlılık
 - İmtiyazlı kredilere erişim
 - Borç servis yükü
-

Kaynak: Beers ve Cavanaugh: 2004: 3

Fitch Ratings A.Ş. 1999 yılından beri Türkiye’de hizmet vermektedir. Türkiye’de banka ve banka benzeri kuruluş, sigorta şirketleri, portföy yönetim şirketleri, kurumsal firmalar ve uluslararası kamu finansmanı dahil olmak üzere 60’a yakın kuruluşa kredi notu vermektedir. Fitch Türk bankaları tarafından ihraç edilmiş olan tüm yabancı para cinsinden tahvil ihraçlarına ayrıca, reel sektör şirketleri tarafından çıkartılan yabancı para cinsinden tahvil ihraçlarına rating hizmeti vermiştir (<http://www.fitchratings.com.tr> (06/10/14)).

Adı geçen üç derecelendirme kuruluşu dünya piyasasının yaklaşık %95’lik kısmını ellerinde tutmakta ve derecelendirme faaliyetlerini yürütmektedirler. Moody’s ve S&P şirketleri tarafından yapılan derecelendirme faaliyetleri yaklaşık olarak birbirine eşit ve Fitch derecelendirme kuruluşuna göre daha fazladır. Piyasa hâkimiyetini Moody’s %40, S&P %40 ve Fitch ise %15’lik oranlarla ellerinde tutmakta, geri kalan %5 ise diğer kuruluşlar arasında paylaşılmaktadır (White, 2010: 217).

Derecelendirme kuruluşları değerlendirme süreçleri hakkında ayrıntılı bilgiyi ve kullandıkları yöntemleri kamu ile paylaşmamaktadırlar. Sadece genel bir kavramsal yapı içerisinde değerlendirmelerini ve kullandıkları belirleyici faktörleri paylaşmaktadırlar. Fitch tarafından kullanılan belirleyici faktörler şu şekilde sıralanabilir (Fitch Rating [FR], 2013: 8-15):

- i) Demografik, eğitim ve yapısal faktörler,
- ii) İş gücü piyasası analizi,
- iii) Çıktı ve ticaret yapısı,
- iv) Özel sektörün dinamizmi,
- v) Arz ve talep dengesi,
- vi) Ödemeler dengesi,
- vii) Makroekonomik politikalar
- viii) Orta vadeli büyüme kısıtlayıcılarının analizi,
- ix) Ticaret ve doğrudan yabancı yatırımlar,
- x) Bankacılık ve finans,
- xi) Dışsal varlıklar,
- xii) Dışsal sorumluluklar,
- xiii) Politika ve demeçler,

xiv) Uluslararası konum.

1.6.4. Şirketlerin Not Tanımlamaları

Derecelendirme şirketleri analizler sonucunda verdikleri kredi notları yanında izleme durumu ve geleceğe dönük beklentilerini veya tahminlerini de kamuoyunun bilgisine sunarlar ve geleceğe yönelik öngörülerini vasıtasıyla derecelendirdikleri kurum veya ülkelere uyarılarda bulunabilirler. Kredi derecelendirme süreklilik arz eden dinamik bir süreç olduğu için bu gerekli görülmektedir (FR, 2014: 8).

Tablo 6'da adı geçen derecelendirme kuruluşlarına ait not ölçekleri ve kıyaslamaları verilmiştir.

Tablo 6: Kredi Derecelendirme Not Ölçekleri

Risk Grubu		Moody's	S&P	Fitch	Doğrusal Dönüşüm
En yüksek kredi kalitesi	Yatırım yapılabilir	Aaa	AAA	AAA	20
Çok yüksek kredi kalitesi		Aa1	AA+	AA+	19
		Aa2	AA	AA	18
Yüksek kredi kalitesi		Aa3	AA-	AA-	17
		A1	A+	A+	16
		A2	A	A	15
İyi kredi kalitesi		A3	A-	A-	14
		Baa1	BBB+	BBB+	13
		Baa2	BBB	BBB	12
Spekülatif	Spekülatif	Baa3	BBB-	BBB-	11
		Ba1	BB+	BB+	10
		Ba2	BB	BB	9
Yüksek spekülatif		Ba3	BB-	BB-	8
		B1	B+	B+	7
		B2	B	B	6
Yüksek kredi riski		B3	B-	B-	5
		Caa1	CCC+	CCC+	4
		Caa2	CCC	CCC	3
Çok yüksek derece kredi riski		Caa3	CCC-	CCC-	2
En yüksek derece kredi riski		Ca	CC	CC	1
Temerrüt (sınırlı)	Yatırım yapılamaz	C	SD	SD	
Temerrüt (iflas)		D	D	D	

Kaynak: Afonso ve diğerleri, 2012: 609.

Adı geçen derecelendirme kuruluşlarının yanında güvenilir kaynaklar ve analizler sunan birçok kuruluş vardır. Bunlardan bazılarını Economic Intelligence Unit, Euromoney, Institutional Investor, Duff & Phelps, Political Risk Service, Business Environmental Risk Intelligence, Control Risk Information Service olarak sıralamak mümkündür. Bütün bu şirketler birbirlerine yakın değerlendirmeler yapmaktadır. Ancak bazı metodoloji farklılıklarından dolayı kredi notları bazı durumlarda farklılıklar gösterebilmektedir. Verilen notlar arasında kalan notlar için Moody's (1,2,3), S&P ve Fitch ise (+,-) notasyonlarını kullanmaktadır (Timurlenk ve Kaptan, 2012: 1090).

1.7. Kredi Derecelendirmenin Uygulama Alanları

Kredi derecelendirme faaliyetleri derecelendirme kuruluşları tarafından, derecelendirilmek isteyen kurum, kuruluş ya da ülke tarafından talep edildiği takdirde uygulanmakta ve kamuoyu ile paylaşılmaktadır. Yani kredi derecelendirme zorunlu değil isteğe bağlı olarak yürütülen bir faaliyettir.

Bir çok alanda derecelendirme uygulaması mümkün olmaktadır. Örnek olarak banka derecelendirmesi, tahvil derecelendirmesi, proje risk derecelendirmesi, şirket derecelendirmesi, ülke derecelendirmesi ve yatırım fon derecelendirmesi verilebilir. Bir başka derecelendirme uygulaması ise bu çalışmanın da konusu olan ve diğer derecelendirme türlerine çatı veya bir üst sınır olacak biçimde gerçekleştirilen ülke derecelendirmesidir.

Bir ülke veya kuruluşun borçlanması sırasında ülkenin ekonomik durumu dikkate alınmamakla birlikte uluslararası finansman temininde ekonomik politik ve sosyal yönlerden ayrıntılara inen bir çok analiz yapılmaktadır. Kısaca ülkenin içinde bulunduğu ekonomik durumun da değerlendirilmesi yapılmaktadır. Ünelere verilecek risk dereceleri aynı zamanda bu ülkede döviz cinsinden borçlanan firmalar için de genellikle alabilecekleri en üst derece olmaktadır. Çünkü bir şirketin devletten daha fazla döviz bulma, para basma veya elindeki kaynakları dövize çevirme kabiliyeti olmayacağı mantığından hareket edilmektedir (Şirvan, 2004: 6).

Bankalar finansal sistemin en temel unsurlarından bir tanesi oldukları için bu kuruluşların yükümlülüklerini sorumlu oldukları tüzel ya da gerçek kişilere karşı zamanında ve tam olarak yerine getirmeleri mali ve finansal sistemin sağlıklı bir şekilde çalıştığının bir göstergesidir. Banka derecelendirmesi bu faaliyetler açısından ayrı bir önem arz etmektedir (Babuşçu, 1997: 111).

1.8. Derecelendirmede Kullanılan İstatistikî Modeller

Kredi derecelendirme kuruluşları uyguladıkları analizler hakkında kamuoyuna ayrıntılı bilgi vermekten kaçınmaktadır. Akademik olarak yapılan çalışmalarda ise istatistik, matematik veya ekonometrik birçok model kullanılmaktadır. Aşağıda bu modellere öncülük eden ilk çalışmalar ve o çalışmalarda kullanılan modellerden bazıları açıklanacaktır.

1.8.1. Çoklu Diskriminant Analizi

Çoklu diskriminant analizi iki veya daha fazla gruplu bağımlı değişkeni olan, belirli özellikleri de bağımsız değişken olarak kullanan ve bu özelliklere sahip birimleri sınıflandırmak yani gerçekte ait oldukları grup içerisine dahil etmek için kullanılan istatistiksel bir tekniktir. Bağımlı değişken iki gruplu yani; erkek-kadın, iflas etmiş-iflas etmemiş gibi bir değişken olduğunda diskriminant analizi genellikle geleceğe dönük öngörü yapmak için kullanılır. Buradaki grup sayısının ikiden fazla olması da mümkündür (Altman, 1968: 592).

Diskriminant analizi tek yönlü çok değişkenli varyans analizinin bir uzantısıdır. H_0 hipotezi, gruplar arası fark yoktur anlamını taşır. H_0 reddedildikten sonra gruplar arası farklılık olduğu sonucuna ulaşılır ve bu farklılığın hangi değişkenlerden kaynaklandığı diskriminant fonksiyonlarıyla belirlenir (Tabachnick ve Fidell, 2008: 378).

Diskriminant analizi uygulanabilmesi için veri matrisinin normal dağılım göstermesi, değişkenlerin varyans-kovaryans matrislerinin homojenliği ve değişkenler arasında çoklu doğrusal bağıntı olmaması varsayımlarının sağlanması gerekmektedir. Bazı çalışmalarda varsayımların sağlanamadığı gerekçesiyle kareli diskriminant analizi

kullanılmaktadır. Çünkü çoklu normal dağılımdan sapmalar sonuçları çok fazla etkilememektedir. Ancak varyans-kovaryans matrislerinin eşitsizliği durumunda kareli diskriminant analizi uygulanmalıdır. (Taffler, 1982: 343).

1.8.2.Lojistik Regresyon (Lojit) Modeli

Lojit ve Probit model çoklu diskriminant analizinde olduğu gibi varsayımlarla sınırlandırılmamıştır. Bu sebeple uygulanabilirlik açısından o modellere göre üstünlük sağlamak ve finansal analiz, derecelendirme, iflas tahmini gibi çalışmalarda sıklıkla tercih edilmektedirler.

Sıradan regresyon modelleri ve doğrusal olasılık modelleri sıradan en küçük kareler yöntemi (EKK) ile tahmin edilmektedir. Bağımlı değişken kalitatif (kesikli, kategorik) olduğunda EKK tahminleri güvenilir olmamaktadır. Bu nedenle lojit ve probit gibi alternatif modeller geliştirilmiştir (Gujarati, 2003a: 561).

Lojit modelin tercih edilme nedenlerinden bir diğeri, doğrusal olasılık modellerinde $E(Y_i | X_i)$, X verildiğinde hesaplanan Y_i koşullu olasılık değerinin 0-1 aralığının dışına çıkmasıdır. Burada EKK ile tahmin yapmanın sakıncası ortaya çıkmaktadır. Bu problem 0'dan küçük P_i leri $P_i = 0$ ve 0'dan büyük olanları da $P_i = 1$ olarak kabul etmekle veya P_i 'nin 0-1 aralığında kalmasını sağlayacak Lojit Model kullanmakla çözülebilir (Gujarati, 2003b: 586).

Lojit model, bağımsız değişkeni sonsuza doğru gittiğinde, bağımlı değişkeni 1'e asimptot olan bir fonksiyondur (İnal ve diğerleri, 2006: 113).

$$P_i = E(Y = 1) | X_i = \beta_1 + \beta_2 X_i \quad (1.1)$$

$$P_i = E(Y = 1) | X_i = \frac{1}{1 + e^{-(\beta_1 + \beta_2 X_i)}} \quad (1.2)$$

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-Zt}} = \frac{e^Z}{1 + e^Z} \quad \text{ve } e = 2,71828 \quad (1.3)$$

Burada; $Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i$ ve Eşitlik (1.3) birikimli lojistik dağılım fonksiyonu olarak bilinir. P_i ise i . birimin bağımlı değişkene atanan grubuna düşme olasılığını ifade eder. Denklemler incelenirse $-\infty < Z_i < \infty$, $0 \leq P_i \leq 1$ ve P_i ile Z_i arasında doğrusal olmayan bir ilişki olduğunu doğrulamak mümkündür. Ancak burada β parametreleri EKK ile doğrudan tahmin edilemez. Bu nedenle aşağıdaki gibi doğrusallaştırılabilir (Aldrich ve Nelson, 1984: 48; Cramer, 2003: 12; Gujarati, 2003b: 596).

Eğer (1.2) eşitliği P_i (olma olasılığı) ise, $1 - P_i$ (olmama olasılığı), şu şekildedir.

$$1 - P_i = \frac{1}{1+e^z} \quad (1.4)$$

$$\frac{P_i}{1-P_i} = \frac{1+e^{Z_i}}{1+e^{-Z_i}} = e^{Z_i} \quad (1.5)$$

Burada $\frac{P_i}{1-P_i}$ (odds ratio) bahis oranıdır. Eşitlik (1.5.) Her iki tarafın doğal logaritması alınırsa;

$$L_i = \ln \frac{P_i}{1-P_i} = Z_i = \beta_1 + \beta_2 X_i + \varepsilon_i \quad (1.6)$$

L_i , bahis oranının logaritmasıdır, sadece X 'e göre değil parametrelere göre de doğrusaldır ve L_i lojit katsayısı olarak isimlendirilir (Aldrich ve Nelson, 1984: 48; Cramer, 2003: 12; Gujarati, 2003b: 596).

1.8.3. Probit Model

Probit analizi lojit modele alternatif olarak geliştirilen bir modeldir. Her iki analiz birbirine oldukça benzer ve her iki yöntemle elde edilen olasılık değerleri birbirine yakın değerlerdir. Lojistik regresyonda log odds'lar (bahis oranları) kullanılırken probit analizinde birikimli normal dağılım kullanılır. Probit model nadiren de olsa normit model olarak adlandırılır (Kalaycı, 2009: 301).

$$P_i = F \left(\frac{Z_i}{\sigma} \right) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{Z_i} \frac{e^{-s^2}}{2ds} \quad (1.7)$$

Eşitlik (1.7) normal birikimli olasılık fonksiyonu ve $s, s \sim N(0,1)$ olan tesadüfi değişkendir. Probit modelin tahmini en çok benzerlik (maximum likelihood) yöntemi ile yapılabilir. Probit model tahmini için benzerlik fonksiyonu Eşitlik (1.8) verilmiştir (Aldrich ve Nelson, 1984: 50; Güriş ve diğerleri, 2011: 384).

$$L = Y_i \log F(\beta_1 + \beta_2 X_i) + (1 - Y_i) \log (1 - F(\beta_1 + \beta_2 X_i)) \quad (1.8)$$

Burada L 'nin β_1 ve β_2 ' ye göre kısmi türevleri alınır ve normal denklemler elde edilir. Probit model tahmininde lojit modelde olduğu gibi ağırlıklı en küçük kareler yöntemi de kullanılabilir.

1.8.4. Horrigan Modeli

Horrigan (1966), kredi derecelendirme alanında yapılan çalışmaların öncülerinden bir tanesidir. Finansal oranlar vasıtasıyla 1959-1964 arasında Moody's tarafından derecelendirilen 200 şirketin geleceğe yönelik kredi notlarını iki aşamalı bir modelle tahmin etmiştir. Çalışmasında, bağımlı değişken olan kredi notlarını 1-9 arasında yeniden ölçeklendirerek regresyon analizi uygulamıştır. Bağımsız değişken grupları ile denemeler yaparak en yüksek R^2 değerini veren değişkenleri seçmiştir ve çoklu regresyon analizi yardımıyla kredi not tahminlerini gerçekleştirmiştir.

Horrigan test ettiği model ile Moody's tarafından derecelendirilen tahvillerin yaklaşık %58'ini, S&P tarafından derecelendirilen tahvillerin ise %52'sini doğru tahmin etmiştir. Finansal oranlar ile muhasebe verilerinin uzun dönem kredibilitenin yönetimi konusunda faydalı bilgiler sunduğu sonucuna ulaşmıştır (Horrigan, 1966: 59).

1.8.5. Pogue-Soldofsky (P-S) Modeli

Pogue ve Soldofsky (1969), çalışmalarında en yüksek dört derece sınıfını regresyon analizi ile incelemişler ve derece tahminleri elde etmişlerdir. Dört farklı bağımlı değişken; mevcut bir derecenin bir başka değer alma olasılıkları örneğin Y_1 : *derecenin Baa yerine Aaa olma olasılığı* şeklinde oluşturulmuştur. Bağımlı değişkenler ikili gruplar halinde ele alınmış ve altı farklı kombinasyon denenmiştir.

Bunların yanında beş adet bağımsız değişken kullanılmıştır (Pogue ve Soldofsky, 1969: 209).

Sonuç olarak ise, uzun dönem borç/toplam varlıklar, karlılık değişim katsayısı ve toplam varlıklar en önemli bağımsız değişkenler olarak belirlenmiştir. Karlılık ise en düşük öneme sahip değişken olarak bulunmuştur. P-S modeli bağımlı değişkeni gruplu kategorik değişken (0-1) olarak ölçeklendirip kullanmaktan kaçınmıştır. Çünkü sıradan EKK ile bu şekildeki modellerin çözümü tutarlı sonuçlar vermemektedir. Horrigan (1966) modeline yapılan en önemli eleştirilerden bir tanesi de bu olmuştur (Kaplan ve Urwitz, 1979: 237).

1.8.6. West Modeli

West (1970), Horrigan (1966) modelini kullandığı bağımsız değişkenler ve bu değişkenlerin Fisher (1959) “Tahvillerin risk belirleyicileri” isimli çalışmayla ilişkisi olmamasından dolayı eleştirmiştir. West bağımsız değişkenleri Fisher (1959)’ dan “karlılık değişkenliği, güvenilirlik, sermaye yapısı ve pazarlanabilirlik” olarak seçmiştir. Bağımlı değişkeni ise Horrigan (1966)’dan bağımlı değişkenin logaritmik dönüşümünü alarak kullanmıştır.

Regresyon belirlilik katsayısı (R^2) 0.71 ile 0.79 arasında hesaplanmıştır. West, bu modelin tahmin başarısının Horrigan modelinden daha yüksek olduğunu ileri sürmüştür. Ancak; bu karşılaştırma doğru değildir. Bağımlı değişken logaritmik dönüşümle kullanıldığı için gerekli ters dönüşümler yapıldığında iki modelin de tahmin başarısının birbirine yakın olduğu görülmektedir (Kaplan ve Urwitz, 1979: 236).

1.8.7. Fisher Modeli

Fisher tahvil derecelendirme ile ilgili ilk çalışmaları yapan bilim adamlarından bir tanesidir. Bir çok çalışmaya öncülük eden Fisher (1959)’da yerel endüstriyel şirketlerin 1927, 1932, 1937, 1949 ve 1953 yıllarını kapsayan verileri yardımıyla sıradan EKK ile hipotezler test edilmiş ve şirketlerin temerrüde düşme riskleri tahmin edilmeye çalışılmıştır.

1.9. Türkiye'nin Kredi Notu Geçmişi

Türkiye uzun süredir borç sorunu olan bir ülkedir. Bu sorunun geçmişi Osmanlı İmparatorluğu'nun ilk dış borcu aldığı 1854 yılında başlayan ve aralıksız bugüne kadar devam eden bir bütündür. Osmanlı İmparatorluğu ömrünün son dönemlerinde borçlanmaya başlamış olmasına rağmen kısa sürede aşırı miktarda borçlanmıştır. Bunun sonucu olarak acı tecrübeler yaşayarak ve ağır bedeller ödeyerek mali iflasa sürüklenmiştir. Yeni kurulan Türkiye Cumhuriyeti Osmanlı'dan önemli tecrübelerin yanı sıra ağır bir borç mirası devralmıştır (Yavuz, 2009: 203).

Türkiye kredi notu ile ilk olarak 1991 yılında tanışmıştır. Türkiye ilk kez sovereign yani ülke notu almış ve bu şekilde yurt dışı piyasalardan borçlanma imkânı sağlanmıştır. Günümüzde kredi notu olmayan ülke sayısı oldukça azdır. Bu ülkeler de az gelişmiş ülkelerdir (Şirvan, 2004: 10).

Türkiye'de ilk derecelendirme 1991 yılında devlet borçlanma kâğıtlarında gerçekleştirilmiş olsa da rating konusunda Sermaye Piyasası Kurulu ilk tebliğini 1997 yılında çıkartmış ve Türkiye'de kurulan rating kuruluşlarının uyması gereken kuralları belirlemiştir. Daha sonra kurul dünyadaki gelişmelerin paralelinde Amerika ve Avrupa'daki şirket skandallarını da göz önüne alarak finansal puanların yanı sıra kurumsal yönetim ilkelerine uyum derecelendirmesini de içeren tebliğini 4 Aralık 2003 tarihinde yayınlamıştır (Vurur, 2009: 99).

Sermaye piyasası kurulunun, Seri: VIII, No: 51 sayılı "Sermaye Piyasasında Derecelendirme Faaliyeti ve Derecelendirme Kuruluşlarına İlişkin Esaslar Tebliği" 12/07/2007 tarih ve 26580 sayılı tebliğine göre kredi derecelendirmesi, "ortaklıkların ve sermaye piyasası kurumlarının risk durumları ve ödeyebilirliklerinin, veya borçluluğu temsil eden sermaye piyasası araçlarının anapara, faiz ve benzeri yükümlülüklerinin vadelerinde karşılanabilme riskinin, derecelendirme kuruluşları tarafından bağımsız, tarafsız ve adil olarak değerlendirilmesi ve sınıflandırılması faaliyeti" olarak tanımlanmaktadır (<http://www.spk.gov.tr.10/10/14>).

Bu Tebliğin yayımından önce Sermaye Piyasası Kurulu, “Türkiye’de kurulan ve Kurulca yetkilendirilen derecelendirme kuruluşu (Fitch Ratings Finansal Derecelendirme Hizmetleri A.Ş.) ile Türkiye’de derecelendirme faaliyetinde bulunması kurulca kabul edilen uluslararası derecelendirme kuruluşlarının (Standards and Poor's Corp., Moody's Investor Service Inc. ve Fitch Ratings Ltd.) kredi derecelendirme faaliyetine yönelik yetkileri devam edecektir. Ancak, Türkiye’de kurulan ve Kurulca yetkilendirilen derecelendirme kuruluşunun Tebliğin yayımını takip eden 2 yıl içinde faaliyetlerini ve organizasyon yapısını bu Tebliğe uygun hale getirmesi gerekmektedir” şeklinde bir bildiri yayınlamıştır.

Tablo 7: Türkiye’de SPK Tarafından Yetkilendirilen Derecelendirme Kuruluşları

	Türkiye’de kurulan kuruluşlar	Uluslararası kuruluşlar
Kredi Derecelendirme	*Fitch Ratings Finansal Derecelendirme Hizmetleri A.Ş. *JCR Avrasya Derecelendirme A.Ş. *TCR Kredi Derecelendirme Hizmetleri A.Ş. *Saha Kurumsal Yönetim ve Kredi Derecelendirme Hizmetleri A.Ş. *Kobirate Uluslararası Kredi Derecelendirme ve Kurumsal Yönetim Hizmetleri A.Ş. *TURKRATING İstanbul Uluslararası Derecelendirme Hizmetleri A.Ş.	*Standards and Poor's Corp. *Moody's Investor Service. *Fitch Ratings Ltd.
Kurumsal Yönetim İlkelerine Uyum Derecelendirmesi	*Saha Kurumsal Yönetim ve Kredi Derecelendirme Hizmetleri A.Ş. *Kobirate Uluslararası Kredi Derecelendirme ve Kurumsal Yönetim Hizmetleri A.Ş. *JCR Avrasya Derecelendirme A.Ş.	*ISS Corporate Services Inc.

Kaynak: <http://www.spk.gov.tr>.

Hazine bakanlığı verilerine göre Türkiye’ye 1993 yılından 2013 yılına kadar Moody’s, S&P ve Fitch derecelendirme kuruluşları tarafından verilen kredi notları ve görünüm geçmişi Tablo 8’ de verilmiştir.

Tablo 8: Türkiye'nin Kredi Notu Geçmişi

Moody's	S&P	Fitch
20.06.2012 Ba1 (pozitif görünüm)	27.03.2013 BB+	05.11.2012 BBB-
05.10.2010 Ba2 (pozitif görünüm)	(durağan görünüm)	(durağan görünüm)
08.01.2010 Ba2 (durağan görünüm)	01.05.2012 BB (durağan	24.11.2011 BB+
18.09.2009 Ba3 (pozitif görünüm)	görünüm)	(durağan görünüm)
14.12.2005 Ba3 (durağan görünüm)	19.02.2010 BB (pozitif	24.11.2010 BB+ (pozitif
11.02.2005 B1 (pozitif görünüm)	görünüm)	görünüm)
21.10.2003 B1 (durağan görünüm)	17.09.2009 BB-	03.12.2009 BB+
10.07.2002 B1 (negatif görünüm)	(durağan görünüm)	(durağan görünüm)
15.01.2002 B1 (durağan görünüm)	13.11.2008 BB- (negatif	27.10.2009 BB- (pozitif
06.04.2001 B1 (negatif görünüm)	görünüm)	izleme)
21.02.2001 B1 (durağan görünüm)	31.07.2008 BB-	10.05.2007 BB- (durağan
21.12.2000 B1 (pozitif görünüm)	(durağan görünüm)	görünüm)
24.07.2000 B1 (pozitif görünüm)	03.04.2008 BB- (negatif	06.12.2005 BB- (pozitif
30.11.1999 B1 (pozitif görünüm)	görünüm)	görünüm)
13.03.1997 B1 (pozitif görünüm)	27.06.2006 BB-	13.01.2005 BB- (durağan
09.01.1997 Ba3 (negatif izleme)	(durağan görünüm)	görünüm)
02.06.1994 Ba3 (pozitif görünüm)	23.01.2006 BB- (pozitif	25.08.2004 B+ (pozitif
06.04.1994 Ba1 (negatif izleme)	görünüm)	görünüm)
13.01.1994 Ba1 (negatif izleme)	17.08.2004 BB-	09.02.2004 B+ (durağan
08.10.1993 Baa3 (negatif izleme)	(durağan görünüm)	görünüm)
05.05.1992 Baa3 (negative izleme)	08.03.2004 B+ (pozitif	25.09.2003 B (pozitif
23.02.2001 B (negatif görünümle izleme)	görünüm)	görünüm)
21.02.2001 B+ (negatif görünümle izleme)	16.10.2003 B+ (durağan	06.08.2003 B- (pozitif
05.12.2000 B+ (durağan görünüm)	görünüm)	görünüm)
25.04.2000 B+ (pozitif görünüm)	28.07.2003 B (durağan	25.03.2003 B- (negatif
10.12.1999 B (pozitif görünüm)	görünüm)	görünüm)
21.01.1999 B (durağan görünüm)	07.11.2002 B- (durağan	05.02.2002 B (durağan)
10.08.1998 B (pozitif görünüm)	görünüm)	02.08.2001 B (negatif
13.12.1996 B (durağan görünüm)	09.07.2002 B- (negatif	görünüm)
17.07.1996 B+ (negatif görünümle izleme)	görünüm)	02.04.2001 B+ (negatif
18.10.1995 B+ (durağan görünüm)	26.06.2002 B- (durağan	görünümle izleme)
24.07.1995 B+ (pozitif görünüm)	görünüm)	22.02.2001 BB- (negatif
16.08.1994 B+ (durağan görünüm)	29.01.2002 B- (pozitif	görünümle izleme)
29.04.1994 B+ (negatif görünümle izleme)	görünüm)	27.04.2000 BB-
22.03.1994 BB (negatif görünümle izleme)	30.11.2001 B- (durağan	10.04.2000 B+ (pozitif
14.01.1994 BBB- (negatif görünüm)	görünüm)	görünümle izleme)
03.05.1993 BBB (negatif görünüm)	11.07.2001 B- (negatif	20.12.1996 B+
	görünüm)	26.09.1995 BB-
	27.04.2001 B- (durağan	
	görünüm)	
	16.04.2001 B- (negatif	
	görünümle izleme)	

Kaynak: <http://www.hazine.gov.tr>.

1.10. Kredi Derecelendirme Kuruluşlarının Ülke ve Şirketler Üzerindeki Etkileri

Rating sermaye piyasalarının güvenilirliği ve sağlıklı gelişimi için temel ve zorunlu bir unsurdur. Ekonomiye güvenilir ve istikrar içinde gelişen mali piyasalar kazandırır, ekonominin dış kaynak teminini ve piyasaların uluslararası piyasalarla bütünleşmesini sağlar. Ekonomideki genel risk düzeyini sınırlandırırken mali işlemlerin etkinliğini artırır ve büyümenin etkin finansmanını sağlar (Şirvan , 2004: 9).

Derecelendirme ülke ekonomisine; faiz oranlarının riske göre farklılaştığı, spekülasyon yatırımcı, ulusal ve uluslararası yatırımcı dengelerinin kurulduğu, yatırımcıların güvenliğinin sağlandığı, borçlanma kalitesi ile birlikte işlem hacminin geliştiği bir sermaye piyasası ve borsa kazandırır. Dolayısıyla derecelendirme ekonomik işlemlerin spekülasyon nitelikli olmasını önlemede bir araçtır (Tutar ve diğerleri, 2011: 10).

Derecelendirme notları, yatırımcı için belirsizlik ortamının olduğu, yatırım yapıldığı takdirde ne gibi durumlarla karşılaşılacağı bilinmediği riskli yatırım ortamlarının, risk unsurunun ne düzeyde olduğunun bilindiği ortamlara dönüşmesini sağlar. Yani bir diğer deyişle yatırımcının önünü görmesini ve karşılaşabileceği durumlara göre önceden tedbir almasını sağlar. Bu faktör hem yatırımcı hem de yatırım yapılacak ülke veya şirket açısından da olumlu olarak değerlendirilebilir.

Kredi derecelendirme kuruluşları ülkeler için birçok olumlu etkiye sahipse de olumsuz etkilerinin de olduğu bir gerçektir. Kredi derecelendirme kuruluşlarının objektiflikten uzak bir takım siyasi veya farklı sebeplerden dolayı ülkelerin kredi notlarında spekülasyon olarak değişiklik yaptıkları tartışma konusudur. Bu anlamda objektiflikten uzak yapılan değerlendirmelerin ülke veya şirketlerin kaderini değiştirebilecek olduğunu da söylemek gerekmektedir.

1.11. Kredi Derecelendirme Kuruluşlarına Yöneltilen Eleştiriler

Kuruluşları 1800'lü yıllara kadar dayanan kredi derecelendirme kuruluşları, borçluların veya bunların ihraç ettiği menkul kıymetlerin riskinin tespitinde belirli bir

standardizasyon sağlamayı amaçlamışlardır. Bu da ulusal ve uluslararası piyasalara derecelendirdikleri finansal araç hakkında kapsamlı ve anlaşılabilir bilgi teminine katkı sağlamıştır. Özellikle 1929 resesyondan sonra bireysel yatırımcının yatırımını doğru yapabilmesi için notlandırma gibi basit bir metotla yatırımcının nasıl bir risk aldığını bilmesi için derecelendirme sistemi kullanılmıştır. Fakat derecelendirme kuruluşlarının riske dair öngörülerini krizlerde doğru çıkmayınca piyasadaki güvenilirlikleri sorgulanmaya başlanmıştır (Karagöl ve Mihçioğur, 2012: 27).

Lehman Brothers iflas ettikten sonra yanlış derecelendirme iddiası ile kredi derecelendirme kuruluşlarına yöneltilen eleştiriler, euro bölgesindeki ülkelerin de sorunlarının artışı ile birlikte ülke kredi notları üzerinde yoğunlaşmıştır (Gültekin-Karakaş ve diğerleri, 2011: 83).

Derecelendirme kuruluşları ülkelere kredi notları vererek ülke riski hakkında piyasaya tam ve doğru bilgi vermek zorundadır. Ancak bazı dönemlerde krizlerin önceden öngörülememesi, not değişimlerinin sıkıntılı dönemleri geriden takip etmesi bu kuruluşları eleştirilerin odağı haline getirmektedir. Piyasadaki hareketler sonucunda CDS (Credit Default Swap) primleri yükselmekte veya düşmekte ancak kredi notlarında herhangi bir değişim olmamaktadır (Gür ve Öztürk, 2011: 75).

Derecelendirme notu verilirken subjektif yargının objektif unsurlardan daha ön plana çıktığı derecelendirme kuruluşlarına yönelik bir diğer önemli bir eleştiridir. Önde gelen kredi derecelendirme kuruluşlarının metodolojileri ve tecrübeleri gelişmekte olan ülkeleri analiz etmede yetersiz kaldığı için gelişmekte olan ülkelere yönelik önyargı hep negatiftir. Mevcut konjonktürde büyüme artık gelişmekte olan ülkelerde devam ederken, gelişmiş ülkelerin büyüme potansiyeli durma noktasına gelmiştir. Avrupa Birliği ülkelerinin mevcut durumu bunun en açık göstergesidir (Karagöl ve Mihçioğur, 2012: 29).

Kredi notlarının ülke riskini yani kredibilitiyi ölçmede yetersiz kaldığı da sıklıkla yapılan eleştirilerdendir. CDS primlerinin ülke riskini daha tutarlı ve doğru ölçtüğü sıklıkla ileri sürülmektedir (Partnoy, 2006: 92).

Ayrıca derecelendirme kuruluşlarına, notların nasıl verildiğine dair yatırımcıların bilgi sahibi olması amacıyla metodolojilerini kamuoyu ile paylaşma ve kendi içlerinde bir birim oluşturup bu süreçlerin raporlaştırılması zorunluluğu getirilmiştir. Bu da sürecin nispeten de olsa şeffaf olarak yürütülmesine katkı sağlamaktadır (Gür ve Öztürk, 2011: 83).

İKİNCİ BÖLÜM

2.YAPAY SİNİR AĞLARI

2.1. Yapay Sinir Ağı Tanımları

Yapay sinir ağı birçok araştırmacı tarafından farklı ifadelerle tanımlanmış olsa da temel anlamı insan beyninin öğrenme sürecinin simülasyonudur. Aşağıda bu tanımlardan bazıları verilmektedir.

Yapay sinir ağları, insan beyninin özelliklerinden olan öğrenme yolu ile yeni bilgiler türetebilme, yeni bilgiler oluşturabilme ve keşfedebilme gibi yetenekleri herhangi bir yardım almadan otomatik olarak gerçekleştirmek amacıyla geliştirilen bilgisayar sistemleridir (Öztemel, 2006: 29).

Yapay sinir ağları (Artificial Neural Networks - ANN), insan beyninin çalışma ilkesinden esinlenerek geliştirilmiş, birbiriyle paralel çalışan, birbirine bilgi gönderen ve bilgi alan bir organizasyondan oluşmaktadır. Problem çözümü amacıyla kullanılan iş elemanları (yapay sinir hücreleri) bir ağ şeklinde birbirine bağlanmıştır. Hücreler arasındaki bilgi akışı bağlantı değerleri ve ilişkilerle gösterilmektedir. Sistemin öğrenme yeteneği ve zeki davranışı, bağlantı değerlerinin kullanılmasıyla sağlanır (Tekin, 2009: 229).

Bilim adamları, insan beyninin sahip olduğu özelliklerden esinlenerek beynin nöro fiziksel yapısını incelemiş ve matematiksel modelini çıkartmaya uğraşmışlardır. Böylece, beynin bütün davranışlarını tam olarak modelleyebilmek için fiziksel bileşenlerinin doğru olarak modellenmesi gerektiği düşüncesinden hareketle, birçok yapay hücre ve ağ modelleri geliştirmişlerdir. Sonuçta, Yapay Sinir Ağları olarak adlandırılan, normal bilgisayarlardan farklı işlem gerçekleştirme yöntemine sahip, farklı bir bilim alanı ortaya çıkmıştır (Karahana, 2011: 56).

Yapay sinir ađları, pratik yařamda sıklıkla kullanılan tipik zeki öğrenme paradigmasının bir ürünüdür (Yu ve diđerleri, 2008: 2626). Yapay sinir ađları, belli girdiler ve bu girdilere karşılık gelen çıktılar arasındaki ilişkileri öğrenmek için insan beynini taklit eden bilgisayar sistemleridir (Ayan, 2009: 505).

Yapay sinir ađları (YSA), insan beyninden esinlenerek geliştirilmiş, ađırlıklı bağlantılar aracılığıyla birbirine bağlanan ve her biri kendi belleğine sahip işlem elemanlarından oluşan paralel ve dağıtılmış bilgi işleme yapılarıdır (Elmas, 2011: 23).

2.2. Yapay Sinir Ađlarının Genel Özellikleri

Yapay sinir ađlarının karakteristik özellikleri uygulanan ađ modeline göre deđişmektedir. Ancak bütün modeller için geçerli olan bazı karakteristik özellikleri řu şekilde sıralanabilir (Yegnanarayana, 2005: 16; Öztemel, 2006: 31-33; Khanna ve diđerleri, 2014: 274).

a) Yapay sinir ađları makine öğrenmesini gerçekleştirir ve temel işlevi ise bilgisayarların öğrenmesini sağlamaktır.

b) Hata toleransına sahiptirler. Sinir hücrelerindeki bozulma veya herhangi bir olumsuzluk ađın çalışmasını durdurmaz.

c) Esnekler. Ađlar herhangi bir programlama komutuna ihtiyaç duymadan yeni çevre şartlarına uyum sağlayabilirler.

d) Veri durumunun çeşitliliğine uyum sağlama yetenekleri vardır. Yani bulanık veri, olasılıklı veri, gürültülü veri ve aynı zamanda eksik veri ile bile çalışabilirler.

e) Sadece nümerik bilgi ile çalışırlar ve birçok hesaplamayı aynı anda yapabilirler.

2.3. Yapay Sinir Ağlarının Temel Elemanları

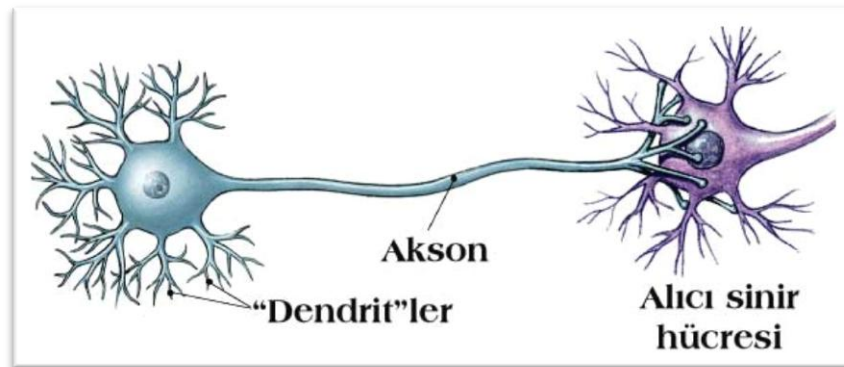
Yapay sinir ağları biyolojik sinir hücresinden esinlenerek geliştirilmiştir. O nedenle öncelikle biyolojik sinir hücresinin yapısına bakmak gerekir. Sinir sistemi birbiriyle ilişkili olan sinir hücrelerinden oluşmaktadır.

2.3.1. Biyolojik Sinir Hücresi

İnsan beyninin en temel parçası hatırlama, düşünme, her harekette daha önceki deneyimlere başvurma yeteneğini sağlayan kendine özgü sinir hücreleridir. İnsan beyninde yaklaşık 10^{11} sinir hücresi vardır. Her bir biyolojik sinir hücresinin yaklaşık 10000 kadar komşu bağlantısı vardır ve bu sinirlerden uyarı alır. İnsan beyni çok hızlı çalışan mükemmel bir bilgisayar gibi görülebilir. Bir grup insan resmi içinde tanıdık bir resmi 100-200 ms gibi çok kısa bir sürede fark edebilir (Elmas, 2011: 29).

Biyolojik sinir ağları nöronlardan yani sinir hücrelerinden oluşur (Graupe, 2007: 5). Biyolojik sinir ağları, beş duyu organından gelen bilgiler ışığında geliştirdiği algılama ve anlama mekanizmalarını çalıştırarak olaylar arasındaki ilişkileri öğrenir. Temel bir biyolojik sinir hücresi sinapslar, soma, akson ve dendritlerden oluşur. Sinapslar sinir hücreleri arasındaki bağlantılar olarak görülebilir. Alınan sinyaller somaya gelir işleme tabi tutulur ve akson ile dendritlere gönderir. Dendritler bu sinyalleri sinapslara gönderir. Şekil 1’ de biyolojik bir sinir hücresinin yapısı görülmektedir (Öztemel, 2006: 47).

Şekil 1: Biyolojik Sinir Hücresi



2.3.2. Yapay Sinir Hücresi (Proses Elemanı)

Biyolojik sinir ağlarının sinir hücrelerine benzer şekilde, yapay sinir ağlarının da yapay sinir hücreleri vardır. Yapay sinir hücrelerine daha çok mühendislik uygulamalarında olmak üzere proses elemanı da denilmektedir. Bir yapay sinir ağı birbiriyle bağlantılı, nöron, hücre veya düğüm olarak adlandırılan yapılardan oluşur. Her nöron bir diğer nörona iletişim linkleri vasıtasıyla ve belli ağırlıklar atanarak bağlanmıştır. Ağırlıklar problemin çözümü için kullanılan bilginin bir ifadesidir ve bu ağırlıklar sayesinde YSA modelleri birçok problemin çözümü için kullanılabilir (Fausett, 1994: 3).

Her yapay sinir hücresinin girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, eşik değer, aktivasyon fonksiyonu ve çıktı olmak üzere altı temel elemanı vardır.

a) Girdiler: Dış dünyadan yapay sinir hücreğine öğrenmesi için gelen bilgiler veya verilerdir. Girdilerin verileri bir sonraki aşamaya iletmekten başka herhangi bir işlevi yoktur (Öztemel, 2006: 49).

b) Ağırlıklar: Ağırlıklar (w_1, w_2, \dots, w_n) yapay sinir tarafından alınan girişlerin sinir üzerindeki etkisini belirleyen uygun katsayılarıdır. Her bir giriş kendine ait bir ağırlığa sahiptir (Elmas, 2011: 31).

c) Toplama fonksiyonu: Bu fonksiyon bir hücreye gelen net girdiyi değişik fonksiyonlar kullanarak hesaplar. Toplama fonksiyonunda genelde ağırlıklı toplam kullanılır. Ağırlıklı toplam, nöron girdilerinin sinaptik bağlantılar üzerindeki ağırlıkları ile çarpılarak bulunur. Bu fonksiyona doğrusal bağlayıcı veya toplayıcı da denilmektedir ve genellikle deneme yanılma yoluyla belirlenir (Efe ve Kaynak 2004: 6).

d) Aktivasyon fonksiyonu: Bu fonksiyon hücreye gelen net girdiyi hesaplayarak hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı hesaplayan fonksiyondur. Yapay sinir ağı modellerinde kullanılacak olan ağı mimarisine göre ve problemin yapısına göre değişiklik gösterecektir. Bu fonksiyonun seçimi için de herhangi bir yöntem yoktur. En çok kullanılan aktivasyon fonksiyonları sigmoid fonksiyonu, hiperbolik tanjant fonksiyonu ve

doğrusal fonksiyondur (Hagan, 1996: 24). Tablo 9’da aktivasyon fonksiyonu örnekleri verilmektedir.

e) θ_k eşik değeri: Aktivasyon fonksiyonunun net girişlerinin etkilerini azaltmaya yarayan bir parametredir (Haykin, 1999: 33).

f) Çıktı: Aktivasyon fonksiyonun belirlediği değerdir. $y_i = f(s)$ etkinlik işlevi sonucunun dış dünyaya veya diğer sınırlara gönderildiği yerdir. Bir sinirin bir tek çıkışı vardır (Elmas, 2011: 33).

Tablo 9: Aktivasyon Fonksiyonu Örnekleri

Aktivasyon Fonksiyonu	Açıklama
Doğrusal fonksiyon $F_{Net} = Net$	Gelen girdiler olduğu gibi hücrenin çıktısı kabul edilir
Step fonksiyonu $F_{Net} = \begin{cases} 1 & \text{eğer } Net > \text{ eşik değeri} \\ 0 & \text{eğer } Net \leq \text{ eşik değeri} \end{cases}$	Gelen Net girdi değerinin belirlenen bir eşik değerinin altında veya üstünde olmasına göre çıktı 0 veya 1 kabul edilir
Sinüs fonksiyonu $F_{Net} = \sin(Net)$	Olayların sinüs fonksiyonuna uygun olduğu düşünülüyorsa kullanılır
Eşik değeri fonksiyonu $F_{Net} = \begin{cases} 0 & \text{eğer } Net \leq 0 \\ Net & \text{eğer } 0 < Net < 1 \\ 1 & \text{eğer } Net \geq 1 \end{cases}$	Gelen girdilerin 0-1 aralığında olma durumuna göre değeri alır
Hiperbolik tanjant fonksiyonu $F_{Net} = \frac{e^{Net} - e^{-Net}}{e^{Net} + e^{-Net}}$	Gelen Net girdi değerlerinin tanjant fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanır
Sigmoid fonksiyonu $F_{Net} = \frac{1}{1 + e^{-Net}}$	Sigmoid fonksiyonu gerçek değerleri alarak (0,1) aralığındaki değerlere dönüştürür

Kaynak: Fausett, 1994: 4; Hagan, 1996: 25; Öztemel, 2006: 51.

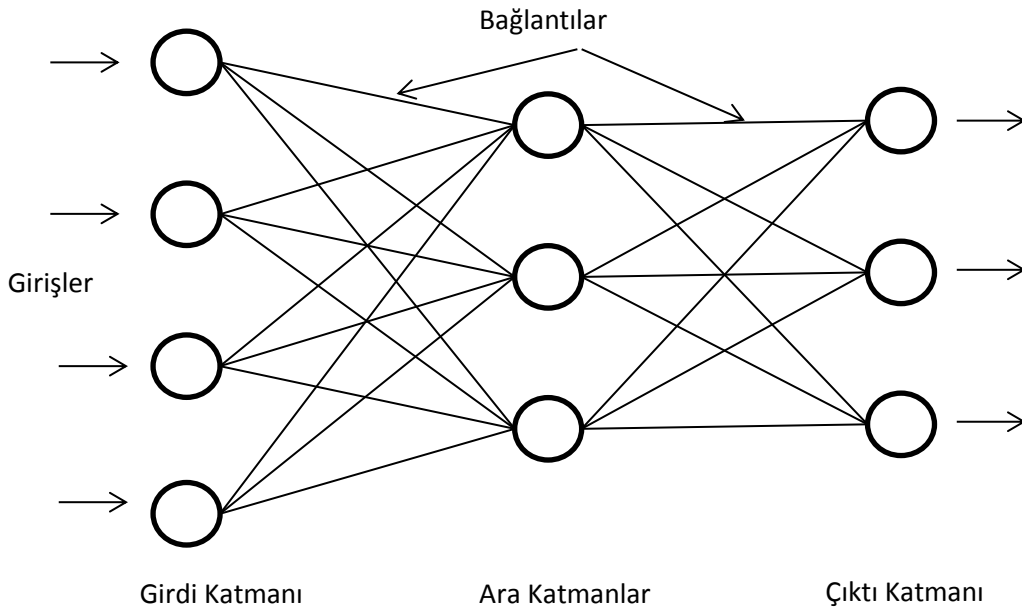
2.4. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Yapay sinir hücreleri bir araya gelerek yapay sinir ağını oluştururlar. Bu dizilim rastgele değildir. Genel olarak hücreler üç katman halinde ve her katmanda paralel olmak üzere ağı oluştururlar.

Girdi katmanı dış dünyadan bilgileri alarak ara katmanlara transfer eder. Ara katmanlarda ise bilgi aktivasyon fonksiyonları ve ağırlıklar vasıtasıyla işlenir ve çıktı katmanına gönderilir. Ağ yapısına göre ara katman sayısı birden fazla olabilir. Çıktı katmanında ise ara katmandan gelen işlenmiş bilgi için çıktı üretilir ve dış dünyaya gönderilir. Şekil 2’de bir yapay sinir ağı örneği sunulmuştur.

Gizli (ara) katmanlarda genellikle doğrusal olmayan ve türevlenebilir aktivasyon fonksiyonları kullanılır. Aktivasyon fonksiyonunun türevlenebilir fonksiyon olması doğrusal olmayan öğrenme problemini çözümler. Geri beslemeli ağlarda aktivasyon fonksiyonlarının türevlenebilir olması gerekmektedir. Bunun sebebi bilgi ileri doğru giderken toplanır (integral), geri dönerken tekrar ayrıştırılması (türev) gerekir (Keckman, 2001: 255).

Şekil 2: Bir Yapay Sinir Ağı örneği



Kaynak: Bilgili ve diğerleri, 2012: 409

2.5. Yapay Sinir Ağlarının Yapılarına Göre Sınıflandırılması

Sinir ağları, sinir hücrelerinin birbirlerine çeşitli şekilde bağlanmalarıyla oluşur. Hücrelerin bağlantı şekillerine, öğrenme kurallarına ve aktivasyon fonksiyonlarına göre

çeşitli modeller geliştirilmiştir. Yapay sinir ağları yapılarına göre ileri beslemeli, geri beslemeli olarak iki bölümde incelenebilir.

2.5.1. İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Reel değerli n boyutlu girdi özel vektörleri şu şekilde ifade edilir. j gizli katman siniri, i girdisini $w_{ij}(i=1,2,\dots,n, j= 1,2,\dots)$ ağırlığına göre alır. j birimi x girdi işaretinin ve w_{ij} ağırlıklarının bir işlevini hesaplayıp, sonucu sonraki tüm komşu sinirlere iletir. İlk gizli katman gibi ikinci gizli katman sinirleri de ağırlıklarla önceki katmana tam bağlıdır. Bu sinirler de girişlerin ve girişlerin ağırlıklarının bir işlevini hesaplayıp sonucu sonraki aşamaya aktarır. Bu işlem, çıkış katmanındaki sinirler tarafından da yapıldığı zaman tamamlanır. Bu ağlar çok katmanlı ileri beslemeli ağlar olarak adlandırılır (Elmas, 2011: 56).

İleri beslemeli ağlara örnek olarak çok katmanlı algılayıcı (Multi Layer Perceptron-MLP) ve doğrusal vektör ayrıştırma (Linear Vector Quantization-LVQ) verilebilir. İleri beslemeli ağlarda veri, girdi birimlerinden çıktı birimlerine doğru akar. Veri, işleme birimlerinin katmanlarına yayılabilir; fakat ileri besleme bağlantıları mevcut değildir. Yani bağlantılar, aynı katmandaki ya da önceki katmandaki birimlerin çıktularından, aynı ya da sonraki katmandaki birimlerin girdilerine doğru yayılır (Kürkçü, 2013: 177).

2.5.2. Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli yapay sinir ağları çok güçlü ve hızlı oldukları için kullanım alanı geniş ve çok popüler olan ağlardır (Dreyfus, 2004: 31). Bu tür ağlarda diğerlerinin aksine, tabakalar arasındaki bağlantıya ilave olarak tabakadaki her bir nöron da birbirleriyle bağlantılıdır. En popüler geri beslemeli ağ tiplerinden biri olan Kohonen (1987) ağları, kendi kendini organize edebilen, kullanımı zor olmasına karşın çok güçlü ve hızlı olan ağlardır. Danışmansız öğrenme kullanırlar. Hopfield (1985) ağları ise ağın enerjisini minimize eder ve bu durumda ağda meydana gelen değişiklikleri analiz ederek ağırlıkları adapte eder. Bu yüzden daha çok optimizasyon problemlerinde kullanılırlar (Baylar ve diğerleri, 1999: 3).

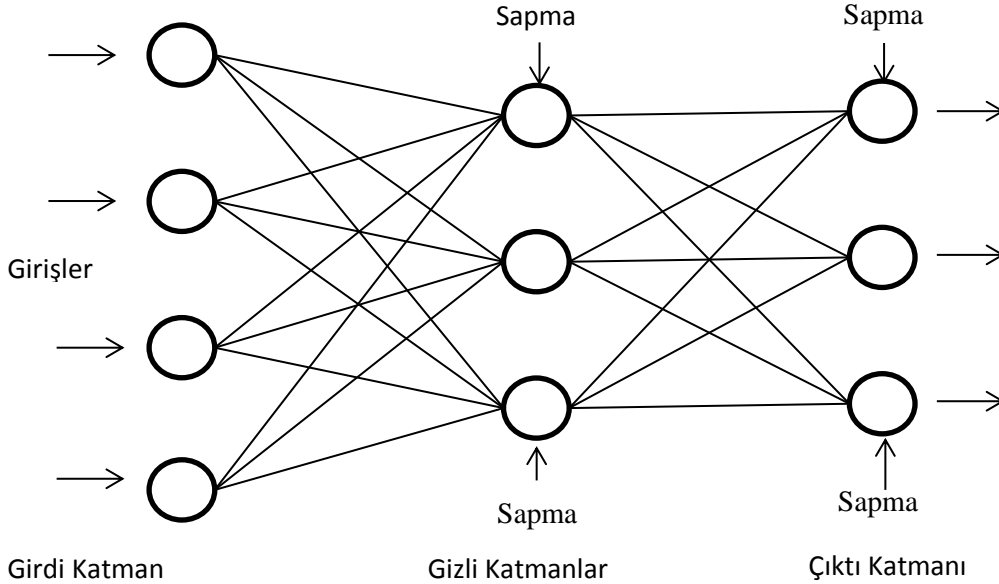
Bu tür ağlarda bir sinirin çıkışı diğer her bir sinirin girişine bağlıdır. i . sinirinin dış girdisi x_i , çıkışı y_i , j sinirinin çıkışı ile i . siniri arasındaki bağlantının ağırlığı w_{ij} ile gösterilmektedir. Ağın çalışması Eşitlik (2.1)'de gösterilmektedir (Elmas, 2011: 57).

$$\frac{du_i}{dt} = -u_i + \sum_{i=1}^n w_{ij}y_i + x_i \quad (2.1)$$

2.5.3. Geri Beslemeli Geri Yayılmalı Yapay Sinir Ağları

Geri beslemeli geri yayılmalı ağlar en popüler mimarilerden bir tanesidir. Bu mimarilerin çok katmanlı olan türlerinde, proses elemanlar katmanlar halindedir ve sadece ardışık katmanlardaki elemanlar birbiriyle iletişim halindedir. Bu ağlarda bilgi akışı geriye doğrudur ve hatalar geriye doğru dağıtılarak öğrenme sağlanır ve çözüme ulaşılır (Rao ve Srinivas, 2003: 94).

Şekil 3: Geri Beslemeli Geri Yayılmalı Yapay Sinir Ağı Mimarisi



Kaynak: Rajpal ve diğerleri, 2006: 810.

Şekil 3'te görüldüğü gibi model geri besleme sayesinde her hatadan yeni bir şey öğrenerek ve ileriki adımlarda bu hataları tanıyarak kolayca çözümler üretmektedir.

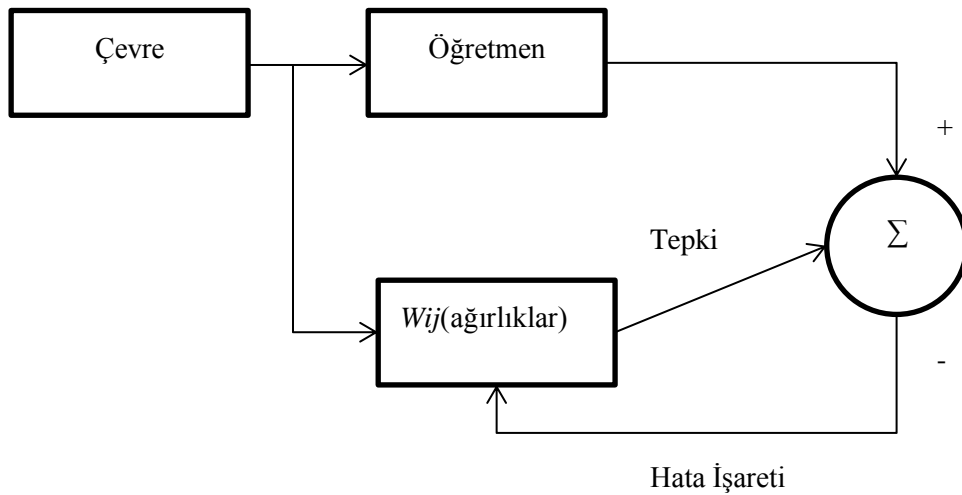
2.6. Yapay Sinir Ağlarının Öğrenme Algoritmalarına Göre Sınıflandırılması

Öğrenme; gözlem, eğitim ve hareketin doğal yapıda meydana getirdiği davranış değişikliği olarak tanımlanmaktadır. O halde, birtakım metot ve kurallara, gözlem ve eğitime göre ağıdaki ağırlıkların değiştirilmesi sağlanmalıdır. Bunun için genel olarak üç öğrenme metodundan ve bunların uygulandığı değişik öğrenme kurallarından söz edilebilir. Bu öğrenme kuralları danışmanlı öğrenme, danışmansız öğrenme ve destekleyici öğrenmedir (Burmaoğlu, 2009: 73).

2.6.1. Danışmanlı (Supervised) Öğrenme

Bu tür stratejide sistemin problemi öğrenmesine bir öğretmen yardımcı olmaktadır. Bu öğretmen sistemin öğrenmesi için gerekli örnekleri sisteme girdi-çıkı olarak sunar. Her örnek için hem girdi hemde çıkı değeri sisteme verilmektedir. Sistem burada verilen girdilere uygun ağırlıklar atayarak bu girdileri olması gereken çıkıtlara haritalamak zorundadır. Yani girdilerle çıkıtlar arasındaki ilişkinin tespit edilmesi gerekmektedir (Burmaoğlu, 2009: 74). Şekil 4'te danışmanlı öğrenme gösterilmektedir.

Şekil 4: Danışmanlı Öğrenme



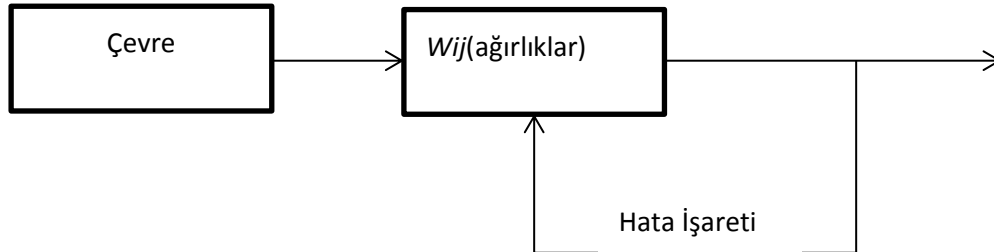
Kaynak: Elmas, 2011: 89.

Widrow-Hoff tarafından geliştirilen delta kuralı ve Rumelhart ve McClelland tarafından geliştirilen genelleştirilmiş delta kuralı veya geri besleme (back propagation) algoritması danışmanlı öğrenme algoritmalarına örnek olarak verilebilir (Yegnanarayana, 2009: 35).

2.6.2. Danışmansız (Unsupervised) Öğrenme

Danışmansız öğrenmede sistemin doğru çıkış hakkında bilgisi yoktur ve girişlere göre kendi kendisini örnekler. Bu tip ağlar istenen ya da hedef çıkış olmadan bilgilerinin özelliklerine göre ağırlık değerlerini ayarlar. Sistem burada uygun çıkış değerini, sınıflandırıcı veya düzenleyici özellikleri iyi bir şekilde ölçmek ve çıktı değerini keşfetmek zorundadır. Örnek olarak Hebbian öğrenme, Grossberg öğrenme ve Kohonenin öz örgütlemeli harita ağı verilebilir (Zurada, 1992: 58).

Şekil 5: Danışmansız Öğrenme



Kaynak: Elmas, 2011: 137.

2.6.3. Destekleyici (Reinforcement) Öğrenme

Bu tip öğrenmede sisteme yine bir öğretmen yardımcı olur. Ancak öğretmen sisteme bütün çıktıları vermek yerine sistemin ürettiği çıktının doğru veya yanlış olduğuna dair sinyaller üretir. Bu sebeple destekleyici öğrenme danışmanlı öğrenmeye zıt olarak 'learning with a critic' (eleştiri ile öğrenme) adı ile de anılır (Zurada, 1992: 73).

2.7. Yapay Sinir Ağlarının Eğitilmesi

Öğrenme göreceli olarak tecrübeler aracılığıyla davranışlardaki değişim olarak tanımlanmaktadır. Doğrudan gözlemlenmese de performanstaki değişimi gözlemleyerek meydana geldiği varsayılır. Yapay sinir ağlarında öğrenme ise doğrudan gerçekleşir ve her adımı bir neden sonuç ilişkisi şeklinde meydana çıkan bir süreci gösterir. Öğrenme verilen bir örnek seti için girdi ve çıktı çiftleri arasındaki sınıflayıcı veya ayırt edici bir ilişki üzerinden gerçekleşebilir. Bu teori Poggio ve Girossi (1990), tarafından 'yakınsama teorisi' olarak ileri sürülmüştür (Zurada, 1992: 55).

Neredeyse bütün yakınsama problemleri sinir ağı olarak adlandırılabilen çeşitli ağların içerisine haritalanmıştır. Burada bahsedilen ağ yapısı çeşitli türde basit fonksiyonlar tarafından temsil edilebilen bir yapıdır. Yakınsama probleminin ağlar içerisine haritalanması şu şekilde ifade edebilir (Poggio ve Girossi, 1989: 4).

Yakınsama kalitesini ölçmek için uzaklık fonksiyonu ρ , kullanılır. Yakınsama uzaklığını belirlemek için ise $\rho[f(X), F(W, X)]$ yani $f(X)$ 'den $F(W, X)$ 'e yakınsama fonksiyonları kullanılır. $f(X)$, X veri seti üzerinde tanımlı sürekli fonksiyon ve $F(W, X)$, yakınsama fonksiyonu olmak üzere yakınsama problemi parametreleri Eşitlik (2.2) ile belirlenir.

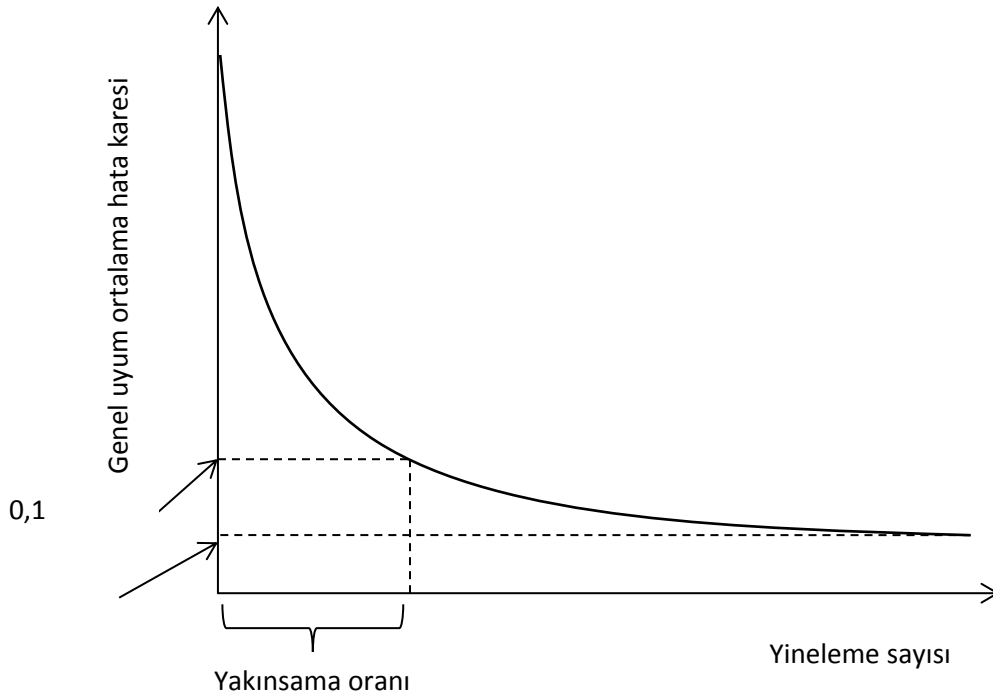
$$\rho(F(W^*, X), f(X)) < \rho(F(W, X), f(X)) \quad (2.2)$$

Bu eşitlik öğrenme kurallarının en temel çıkış noktası olarak kabul edilebilir (Poggio ve Girossi, 1989: 4).

Yapay sinir ağlarında bilgi, ağıdaki bağlantıların ağırlıklarında depolanır ve öğrenme sınırları arasındaki ağırlıkların değiştirilmesi ile gerçekleşir. Buna göre sınırlar arası bağlantılar üzerindeki ağırlıklar belirli bir yöntem uyarınca ki burada en temel yöntem yakınsama yöntemidir, dinamik olarak değiştirilerek ağlar eğitilebilir. Eğitilen yani öğrenen ağlarla doğru tahminler yapabilen, sınıflandırabilen ve yeni şekilleri tanıyabilen sistemler kurulabilir (Elmas, 2011: 87).

YSA' da öğrenme iki aşamalı olarak gerçekleşir. İlk aşamada ağa gösterilen örnek için ağın üreteceği çıktı belirlenir. Çıktının doğruluk derecesine göre ilk atanan ağırlıklar değiştirilir. Çıktının belirlenmesi ve ağırlıkların belirlenmesi süreci öğrenme kurallarına göre gerçekleşmektedir. Eğitim tamamlandıktan sonra ağın öğrenip öğrenmediğinin tespiti için denemeler yapılır. Test için, ağın öğrenirken görmediği örnekler ağa gösterilir ve ürettiği çıktılarının doğruluk derecesine göre ağın öğrenip öğrenmediğine karar verilir. YSA' da eğitim için kullanılan örneklem verisi anakütleyi çok iyi şekilde temsil edebilmelidir. Şekil 7'de ileri beslemeli bir yapay sinir ağı için eğitim ve test aşamaları akış diyagramı gösterilmektedir. YSA'da kullanılan örneklem verisi ne kadar geniş olursa ağın ekstrapolasyon yeteneği de o kadar doğru ve tutarlı olur (Haykin, 1994: 107; Öztemel, 2006: 55). YSA yüksek serbestlik derecesine bağlı olarak eğitim için büyük örneklere gereksinim duyar. Ayrıca aşırı uyum (over-fitting) veya ağın ezberlemesi problemi ve modelin birden fazla çözüme sahip olması sinir ağlarının ortak problemlerindendir (Nguyen ve Chan, 2004: 91).

Şekil 6: EKK Algoritması İdeal Öğrenme Eğrisi



Kaynak: Haykin, 1999: 156.

Ağın ezberleme sorununu azaltmak için; eğitim veri sayısını arttırma, nöron sayısını kullanılabilecek olan sayının asgarisi olarak belirleme, eğitime ezberleme başlamadan son verme gibi önlemlere başvurulabilir. Eğitim esnasında ezberleme kontrolü her yineleme sonrasında eğitim ve test verisi için hesaplanan ortalama hata karekökü değeri ile yapılır (Nguyen ve Chan, 2004: 94).

Ağırlıklar optimal olan değerlere yaklaştığı, yani öğrenmenin gerçekleştiğinin düşünüldüğü aşamada hata değerlerinin de azalması, istenen en düşük düzeye yakınsaması gerekir. Bunu gözlemlemenin en iyi yollarından birisi de öğrenme eğrileridir. Öğrenme eğrilerinin azalan formda ve belli bir noktadan sonra yatay eksene asimptot olması öğrenmenin gerçekleştiği anlamını taşıyacaktır. Şekil 6’da öğrenme eğrisi görülmektedir.

2.8. Yapay Sinir Ağlarında Öğrenme Kuralları

Yapay sinir ağlarında öğrenme uygun girdi ve çıktı ilişkisini ortaya koyacak olan ağırlıkların belirlenmesi sürecidir. Bu süreçte öğrenme belirli kurallar dahilinde gerçekleştirilmektedir. YSA’da öğrenme kurallarının çoğu Hebbian öğrenme kuralına dayanmaktadır.

Amari (1990) çalışmasında sinir ağlarında uygulanabilecek genel bir öğrenme kuralı geliştirmiştir (Amari, 1990: 1454-1456). Buna göre öğrenme sinyali r Eşitlik (2.3) ile ifade edilebilir.

$$r = r(w_i, x, d_i) \quad (2.3)$$

Burada; $w_i = [w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in}]^t$ ağırlık vektörünü x girdileri ve d_i ise danışman sinyalini göstermektedir.

Eşitlik (2.3)’teki genel öğrenme kuralına göre ağırlık vektörü w_i ’deki artış, t zamanındaki öğrenme adımı tarafından sağlanır.

$$\Delta w_i(t) = c * r[w_i(t), x(t), d_i(t)]x(t) \quad (2.4)$$

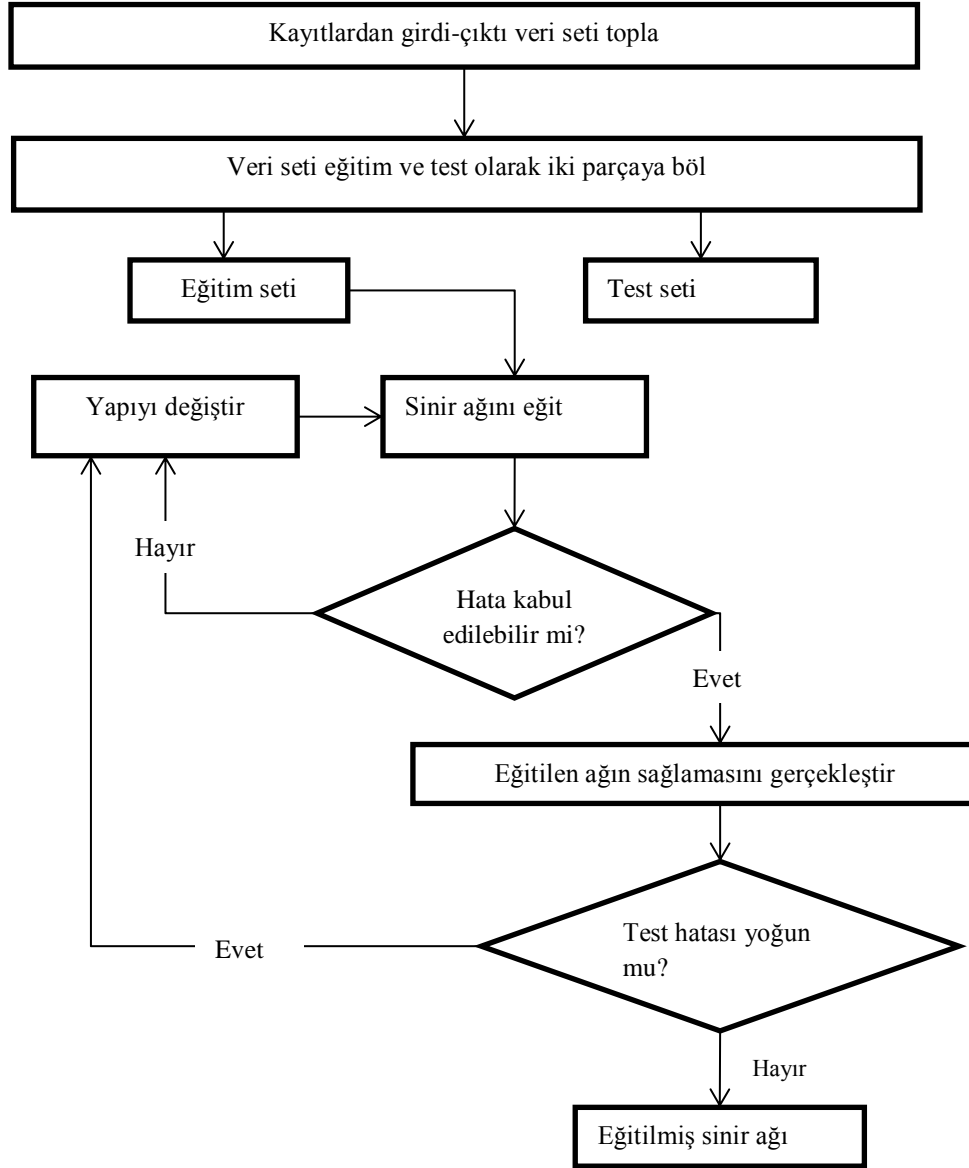
Burada c pozitif değerli ve öğrenme oranını belirleyen öğrenme sabitini gösterir. Ağırlık vektörü bir sonraki yineleme için Eşitlik (2.5)'teki gibi uyarlanabilir.

$$w_i^{t+1} = w_i^t + c * r[w_i^t, x^t, d_i(t)]x^t \quad (2.5)$$

Eşitlik (2.5) k . yineleme için düzenlenecek olursa Eşitlik (2.6) elde edilir.

$$w_i^{k+1} = w_i^k + c * r(w_i^k, x^k, d_i^k)x^k \quad (2.6)$$

Şekil 7: İleri Beslemeli Bir Yapay Sinir Ağı İçin Eğitim Ve Test Aşamaları



Kaynak: Rajpal, 2006: 812.

Eşitlik (2.5) ve (2.6) kesikli zaman dilimleri için geçerli olan bir ağırlıklandırma fonksiyonudur. Sürekli zaman dilimleri için öğrenme ise Eşitlik (2.7) ile ifade edilebilir.

$$\frac{dw_i(t)}{dt} = c * r * x(t) \quad (2.7)$$

Yukarıda anlatılan öğrenme süreci Şekil 8’ de gösterilmektedir.

2.8.1. Hebbian Öğrenme Kuralı

Hebbian öğrenme kuralı Donald Hebb tarafından (1949) yılında geliştirilen ve çok yaygın kullanılan bir öğrenme kuralıdır. Donald Hebb (1949) “The Organization of Behavior” isimli kitabında bu kuraldan bahsetmiştir. Kuralın temel çalışma prensibi, “sinyal alan ‘A’ ve sinyal gönderen ‘B’ nöronlar arasındaki bağlantıların (ağırlıkların) işaretleri matematiksel olarak aynı ise bu iki nöron ‘A ve B’ arasındaki bağ güçlendirilmeli, ters işaretli ise bu bağ zayıflatılmalıdır” şeklindedir (Graupe, 2007: 9).

Hebbian öğrenme kuralı için öğrenme sinyali (r) nöronun çıktısına eşittir. Ağırlık vektöründeki artış Δw_i Eşitlik (2.9) ile ifade edilir (Zurada, 1992: 60).

$$r = f(w_i^t x) \quad (2.8)$$

$$\Delta w_i = c * f(w_i^t x) x \quad (2.9)$$

$$\Delta w_{ij} = c * f(w_i^t x) x_j \quad (2.10)$$

$$\Delta w_{ij} = c * o_i x_j, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (2.11)$$

Burada r öğrenme sinyali, ağırlık vektörü (w_i) ve (x) girdisinin bir fonksiyonudur. Pozitif bir sayı olan c ise öğrenme sabiti olarak isimlendirilir.

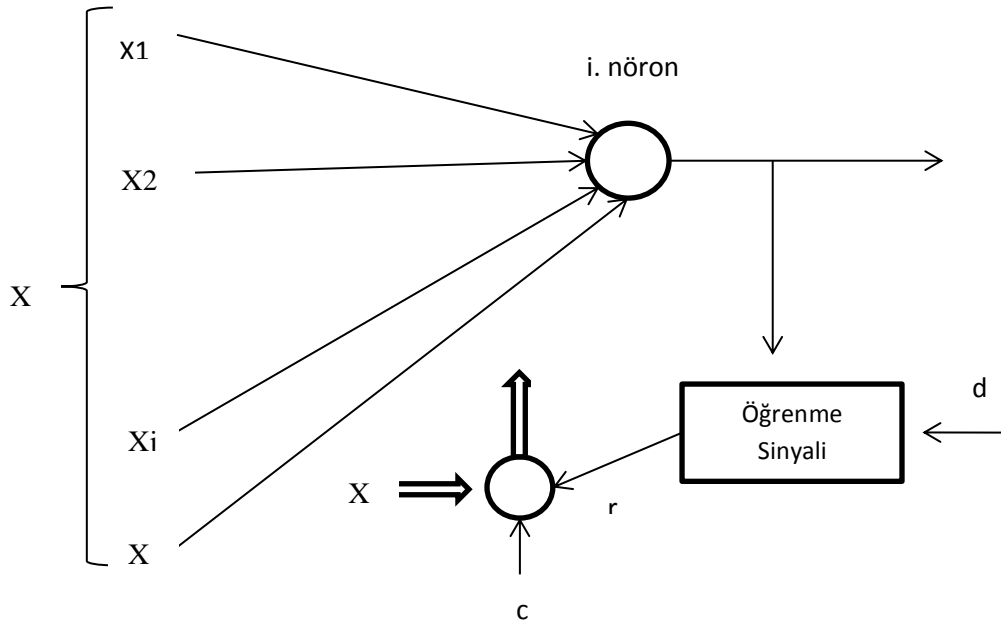
Öğrenme kuralı başlangıç ağırlıklarının rastgele ve $w_i = 0$ komşuluğunda belirlenmesini gerektirir. Hebbian öğrenme kuralı tamamıyla ileri beslemeli danişmansız

öğrenmeyi temsil eder. Kısaca bir hücre aktif yapıda ise bağlı olduğu hücreyi aktif yapmaya, pasif ise pasif yapmaya çalışmaktadır.

2.8.2. Hopfield Kuralı

Hebbian kuralına benzer YSA elemanlarının bağlantılarının ne kadar kuvvetlendirilmesi veya zayıflatılması gerektiği belirlenir. Eğer beklenen çıkış ve girişlerin her ikisi de aktif/pasif ise öğrenme katsayısı kadar ağırlık değerlerini kuvvetlendir/zayıflat denmektedir. Yani ağırlıkların kuvvetlendirilmesi veya zayıflatılması öğrenme katsayısı yardımıyla gerçekleştirilmektedir. Öğrenme katsayısı genellikle 0-1 arasında kullanıcı tarafından atanan sabit ve pozitif bir değerdir (Efendigil, 2008: 42).

Şekil 8: Genel Öğrenme Kuralı Öğrenme Süreci



Kaynak: Zurada, 1992: 60.

2.8.3. Delta Kuralı

Günümüzde en yaygın olarak kullanılan öğrenme kuralı Widrow Hoff kuralı veya en küçük kareler olarak bilinen delta öğrenme kuralıdır. İlk kez Bernard Widrow ve Ted

Hoff tarafından 1960 yılında geliştirilmiştir. Kendi başına bir ağ olan bu sisteme ADALINE denilmiştir.

Eğitim işlemi sırasında giriş kümesi ağa uygulanır ve çıkış kümesi oluşturulur. Daha sonra gerçek çıkış değeri ile istenen çıkış değeri karşılaştırılır ve hata değeri hesaplanır. Hata sıfır ise ağırlıklar değiştirilmeden eğitim sonlandırılır. Hata sıfırdan farklı veya kabul edilebilir bir düzeyin üstünde ise ağırlıklar değiştirilerek eğitime devam edilir (Elmas, 2011: 99). Öğrenme kuralı algoritması Eşitlik(2.12)'de verilmiştir.

$$\Delta w_i = \tau [b_i - f(w_i^T a) f'(w_i^T a) a] \quad (2.12)$$

Burada τ öğrenme oranı b_i beklenen çıktı w_i ağırlık vektörü ve a girdi vektörü olmak üzere Eşitlik (2.13) ağırlıkların değiştirilmesi için kullanılır ve $f'(x)$, x 'e göre türev olsun.

$$\Delta w_{ij} = \tau (b_i - s_i) f'(x_i) a_j, \quad J=1,2,\dots,M \quad (2.13)$$

Bu kural türevlenebilir çıktı fonksiyonlar için geçerlidir. Verilen girdiler için üretilen çıktılar s_i ile gerçek değerler b_i arasındaki fark hatasına göre ağırlıkların değişimi sağlandığı için danışmanlı öğrenmenin bir türüdür. Delta öğrenme kuralı sürekli algılayıcı öğrenme kuralı olarakta görülebilir. Eğitime başlamadan önce ağırlıklar rastgele olarak belirlenir (Yegnanarayana, 2005: 33).

2.8.4. Genelleştirilmiş Delta Öğrenme Kuralı

Çok katmanlı algılayıcı ağının öğrenme kuralı olan genelleştirilmiş delta öğrenme kuralı en küçük kareler yöntemine dayanan delta kuralının genelleştirilmiş halidir ve hesaplama iki safhadan oluşur (Öztemel, 2006: 77-79; Elmas, 2011: 111-117)

i) İleriye Doğru Hesaplama: Bu aşama eğitim setindeki örneklerin girdi katmanından ağa gösterilmesi ile başlar. Gelen girdiler değişiklik olmadan ara katmana ($G_k^i = G_k$) gönderilir. Ara katmandaki her nöron girdi katmanındaki bütün nöronlardan

gelen bilgileri bağlantı ağırlıklarının ($A_1, A_2\dots$) etkisi ile alır. Ara katmandaki nöronlara gelen net girdi Eşitlik (2.14) ile hesaplanır.

$$Net_j^a = \sum_{k=1}^n W_{kj} \zeta_k^i \quad (2.14)$$

Burada; A_{kj} k . girdi katmanı elemanını j . ara katmana bağlayan bağlantının ağırlık değeridir. j . ara katman elemanın çıktısı da bu net girdinin türevlenebilir bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ile hesaplanır. Örnek olarak, Sigmoid fonksiyonu kullanılması ile hesaplanan çıktı Eşitlik (2.15)' te verilmiştir.

$$\zeta_j^a = \frac{1}{1+e^{-(Net_j^a + \beta_j^a)}} \quad (2.15)$$

ii) Geriye doğru hesaplama: Ağın ürettiği çıktı ile beklenen çıktılar karşılaştırılır ve aralarındaki fark hata olarak kabul edilir. Geriye hesaplamada amaç; bu hatanın ağırlık değerlerine dağıtılarak bir sonraki yinelemede hatanın azalmasını sağlamaktır. Çıktı katmanındaki m . nöron için oluşan hata $E_m = B_m - \zeta_m$ olur. Toplam hata (TH) ise tüm hataların toplamı olacaktır ve bazı negatif değerlerin varlığından dolayı ağırlıkların kareleri alınarak sonucun karekökü alınır.

$$TH = \sqrt{\sum E_m^2} \quad (2.16)$$

Çok katmanlı algılayıcı modelde bu konu daha ayrıntılı olarak inceleneceği için ağırlıkların değiştirilmesi kısmı burada anlatılmamıştır.

2.8.5. Kohonen Kuralı:

Bu kurala göre ağırlık elemanları ağırlıklarını değiştirmek için birbirleri ile yarışır. En büyük çıktıyı üreten hücre, kazanan hücre olmakta ve bağlantı ağırlıkları değiştirilmektedir. Bu, o hücrenin yakınındaki hücrelere karşı daha kuvvetli hale gelmesi demektir (Efendigil, 2008: 43)

2.8.6. Korelasyon Öğrenme Kuralı

Eşitlik (2.3)'te genel öğrenme kuralında $r = d_i$ dönüşümü yapılarak korelasyon öğrenme kuralına ulaşılır.

Ağırlık vektörü ve tek ağırlıkların düzenlenmiş formülasyonları sırasıyla Eşitlik (2.17) ve (2.18)'de verilmektedir.

$$\Delta w_i = c * d_i x \quad (2.17)$$

$$\Delta w_{ij} = c * d_i x_j, j = 1, 2, \dots, n \quad (2.18)$$

Bu öğrenme kuralı basitçe, eğer d_i , x_j için istenen çıktı ise, ona karşılık gelen ağırlık artışı oransal olarak gerçekleşir. Bu kural, Hebbian öğrenme kuralının ikili (binary) aktivasyon fonksiyonlarına uygulanan özel bir formudur ve $o_i = d_i$ 'dir. Hebbian öğrenme kuralı danışmansız öğrenme iken korelasyon öğrenme kuralı ise danışmanlı öğrenmeye örnektir (Zurada, 1992: 70).

Yine Zurada (1992)'de Perceptron öğrenme kuralı, Widrow-Hoff öğrenme kuralı, Winner-Take-All öğrenme kuralı ve outstar öğrenme kuralı isimli öğrenme algoritmaları da anlatılmaktadır. Tablo 10'da öğrenme kuralları ile ilgili özet bilgiler yer almaktadır

Tablo 10: Temel Öğrenme Kuralları Özet Bilgiler

Öğrenme Kuralı	Ağırlıkların Değiştirilmesi	Başlangıç Ağırlıkları	Öğrenme Türü
Hebbian	$\Delta w_{ij} = \tau f w_i^T a_j$	Sıfır	Danışmansız
Perceptron	$\Delta w_{ij} = \tau [b_i - \text{sgn}(w_i^T a)] a_j$	Rastgele	Danışmanlı
Delta	$\Delta w_{ij} = \tau [b_i - f w_i^T a] f w_i^T a_j$	Rastgele	Danışmanlı
Widrow-Hoff	$\Delta w_{ij} = \tau [b_i - w_i^T a] a_j$	Rastgele	Danışmanlı
Korelasyon	$\Delta w_{ij} = \tau b_i a_j$	Sıfır	Danışmanlı
Winner-Take-All	$\Delta w_{kj} = \tau a_j - w_{kj}$	Rastgele	Danışmansız
Outstar	$\Delta w_{jk} = \tau b - w_{jk}$	Sıfır	Danışmanlı

Kaynak: Yegnanarayana, 2005: 35.

2.9. Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA) Modeli

Öğrenilmesi istenen olayların girdi ve çıktıları arasındaki ilişkiler doğrusal olmayan ilişkiler olursa, bu tür modelleri çözmek için daha gelişmiş ağlara ihtiyaç duyulur. Çok katmanlı algılayıcılar bu tipteki bir çok problemin çözümünde başarı ile uygulanabilen modellerdir.

ÇKA danışmanlı öğrenme stratejisini kullanır. Yani bu ağlara eğitim sırasında hem girdi hem çıktı değerleri verilir. Ağın görevi her girdiye karşılık gelen en uygun çıktıyı üretmektir. ÇKA'nın öğrenme kuralı EKK yöntemine dayalı delta öğrenme kuralının geliştirilmiş halidir (Öztemel, 2006: 77).

ÇKA çok zor problemlerin çözümünde, çok popüler olan hata geri yayılım algoritması ve danışmanlı öğrenme yöntemleri ile eğitilerek, başarı ile uygulanmaktadır. Bu algoritma hata düzeltme öğrenme kuralına dayalı olarak geliştirilmiştir ve uyarlanabilir filtreleme algoritmasının geliştirilmiş şekli olarak görülebilir. Algoritma daha önce de bahsedildiği gibi ileri ve geri doğru hesaplama olmak üzere iki aşamada incelenmektedir.

ÇKA kendine özgü üç karakteristiğe sahiptir (Haykin,1999: 179-180):

i) Modeldeki her nöron doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonuna sahiptir. Burada doğrusal olmamadan kasıt fonksiyonun türevlenebilir olmasıdır. En yaygın kullanılan doğrusal olmayan fonksiyon lojistik fonksiyondur (Eşitlik (2.19)).

$$y_i = \frac{1}{1+\exp(-\vartheta_j)} \quad (2.19)$$

Burada ϑ_j , tüm girdilere ait sapma dahil toplam ağırlığını ifade eder.

ii) ÇKA girdi ve çıktı katmanlarından bağımsız olmak üzere bir veya iki gizli katman içerir. Bu gizli katmanlar ağın karmaşık problemleri çözebilmesine olanak sağlar.

iii) ÇKA, sinapsları tarafından belirlenen yüksek dereceli bağlantılar içerir. Ağın bağlantılarındaki herhangi bir değişiklik sinaptik bağlantıların veya onlara ait ağırlıkların da değişmesini gerektirir.

ÇKA bahsi geçen üç özellik ve geçmiş örneklerden öğrenme kabiliyeti bakımından yüksek hesaplama gücüne sahiptir. Ancak doğrusal olmayan yüksek dereceli bağlantıları içermesi teorik analizleri güçleştirmektedir. Gizli nöronların kullanılması ise öğrenme sürecinin izlenmesini neredeyse imkânsız kılmaktadır.

ÇKA çalışma prensibini sekiz adımda açıklamak mümkündür (Öztemel, 2006: 81):

i) Örneklerin toplanması: Ağa çözmesi istenilen problemle ilgili daha önceden gerçekleşmiş örneklerin sunulması ile ilgili aşamadır. Toplanan örnekler eğitim ve test olarak ikiye veya eğitim, test ve doğrulama olarak üç parçaya bölünür. Eğitim setindeki örnekler ağa tek tek gösterilerek ağın öğrenmesi sağlanır. Test ve doğrulama örneklerini ağ önceden görmez. Eğitim tamamlandıktan sonra bu örnekleri ne kadar hata ile gerçekleştirdiğine bakılır. Ağın bu örnekler karşısındaki başarısı ağın performansını gösterir.

ii) Ağın yapısının belirlenmesi: Bu aşamada problem durumuna göre olması gereken girdi ve çıktı birimi sayısı, gizli katman sayısı, gizli katmandaki nöron sayısı gibi parametreler belirlenir. Girdi ve çıktı katmanlarında yer alacak sinir hücrelerinin sayısı probleme özgüdür. Dolayısıyla araştırmacının bu konuya müdahalesi olmazken ara katmanların sayısı ve bu katmanlarda yer alacak hücre sayıları araştırmacı tarafından belirlenmektedir (Ayan, 2009: 506).

iii) Öğrenme katsayısı ve momentum katsayısı gibi öğrenme parametrelerinin belirlenmesi: Öğrenme katsayısı ağırlıkların değişim miktarını gösteren parametredir. Büyük değerlerin seçimi ağın yerel optimumlar arasında dolaşmasına sebep olabilmektedir. Çok küçük değerlerin seçilmesi de öğrenme zamanını artırmaktadır. Öğrenme katsayısı problem durumu ve ağ yapısına göre değişiklik göstermektedir (Fyfe, 2000: 71).

iv) Ağırlıkların başlangıç değerlerinin atanması: Eğitime başlamadan önce nöronları birbirine bağlayan bağlantıların ağırlıklarının belirlenmesi gerekir ve bu ağırlıklar öğrenme

kuralına, problem durumuna göre değişiklik gösterebilir (Yegnanarayana, 2005: 35). Tablo 10' da öğrenme kurallarına göre başlangıç ağırlıklarının belirlenmesi ile ilgili gerekli bilgi verilmiştir.

v) Öğrenme setinden örneklerin ağa gösterilme sırasının seçilmesi: Örneklerin ağa gösterilme şekli ağın performansını etkileyen önemli faktörlerden bir tanesidir. Öncelikle veri setinin nümerik olarak ifade edilmesi gerekmektedir. Yine problem durumuna göre eğitim seti ratsgele veya belirlenen belli kurallara göre ağa gösterilebilir.

vi) İleriye doğru yapılan hesaplamalarla ağın ürettiği çıktılar hesaplanır.

vii) Geriye doğru hesaplamalarla gerçekleşen ve beklenen çıktılar karşılaştırılıp hatanın hesaplanması.

viii) Ağırlıkların değiştirilmesi: Geri yayılım algoritmasında ara katman ile çıktı katmanı arasındaki ağırlık değerleri Eşitlik (2.20)'e göre değiştirilmektedir (Ayan, 2009: 509).

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \lambda * \zeta_k * (1 - \zeta_k) * \varepsilon_k + a * \Delta w_j(t-1) \quad (2.20)$$

Burada $w_j(t)$ t zamanında, ara katmanla çıktı katmanı arasındaki bir ağırlık değerini, ζ_k çıktı katmanındaki k hücrelerinin çıktısını ve ε_k gerçek çıktı değeri ile ağ çıktısı arasındaki sapmayı göstermektedir. λ , [0-1] aralığında belirlenen ve katsayıların değişim oranını ifade eden bir parametredir. a ise yine [0-1] aralığında ve ağın öğrenme esnasında yerel optimumlara takılmasını önlemek için kullanılan momentum oranını göstermektedir. Benzer şekilde girdi katmanı ile ara katman arasındaki ağırlıklar da Eşitlik (2.21)' e göre değiştirilmektedir.

$$w_{ij}(t) = w_{ij}(t-1) + \lambda * \zeta_j * (1 - \zeta_j) * \zeta_i * \zeta_k * (1 - \zeta_k) * \varepsilon_k w_j(t) + a * \Delta w_{ij}(t-1) \quad (2.21)$$

Yapay sinir ağları optimal çözümü bulduktan sonra eğitime devam ettirilirse ağın performansı düşecek, hata yükselecek ve ağ öğrenemeyen bir ağa dönüşecektir. Bu sebeple eğitimin nerede durması gerektiği çok iyi ayarlanmalıdır. Uygulamada iki türlü durdurma

kriteri mevcuttur. Birincisi hatanın istenen düzeyin altına düştüğü anda eğitimi durdurma ve bir diğeri de belli bir yinleme sayısından sonra eğitimi durdurma kriterleridir. Hata düzeyi kriteri problem yapısına göre araştırmacı tarafından belirlenmektedir. İterasyon sayısı ise öğrenme eğrileri incelenerek belirlenebilmektedir (Öztemel, 2006: 104; Ayan, 2009: 509).

2.10. Yapay Sinir Ağı Uygulamalarının Avantajları ve Dezavantajları

Yapay sinir ağı uygulamalarının da diğeri tüm yöntemlerde olduğu gibi olumlu taraflarının yanında olumsuz yönleri de vardır.

YSA ile ilgili teoremler incelendiğinde matematikçi Kolmogorov'un adını taşıyan ve ileri beslemeli ağlara uygulanabilen teoremine göre, girdi katmanında $(2n+1)$ nörona sahip üç katmanlı bir sinir ağı girdi sinyallerinin uygun bir dönüşümü ile n boyutlu uzayda herhangi bir fonksiyona kesin olarak yakınsar. Burada $n \geq 2$ olmalıdır (Annema, 1995: 10). Bu teoremin olumlu olabilecek yanı, problemin karmaşıklığına bakmaksızın seçilecek bir sürekli fonksiyonla üç katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağının modellenemesidir (Shao, 1998: 166).

YSA modelleri örnekler üzerinden öğrenirler, değişkenler arasındaki fonksiyonel ilişkilerin bilinmesine ve verilerle ilgili herhangi bir varsayıma (normallik, çoklu doğrusal olmama gibi) ihtiyaç duymazlar (Bayru, 2007: 22). Değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri çözmek yapay sinir ağı modellerine önemli bir avantaj sağlamaktadır.

Hornik ve diğeri (1989) çalışmalarında sinir ağlarının evrensel yakınsayıcı olduğunu göstermişlerdir. Yani, bu modellerin yeterli katman ve veri ile keyfi olarak seçilen bir fonksiyona veya fonksiyonun türevlerine yakınsayabileceğini göstermişlerdir. Bu durum YSA'nın regresyon analizi ile olan yakın ilişkisini göstermesi bakımından önemlidir (Bayru, 2007: 22).

Ayrıca; yapay sinir ağlarıyla çözümlene yapabilmek için örneklerin dışında herhangi bir ön bilgiye ihtiyaç yoktur. Yapay sinir ağları zaman bakımından da çok verimli çalışırlar. Örneklerin bulunması, ağların oluşturulması, olayı öğrenmesi, gerçek zamanda

kullanıma alınması, çok kısa zaman diliminde mümkün olabilmektedir. Yapay sinir ağlarının paralel çalışabilmeleri onların gerçek zamanlı kullanımlarını kolaylaştırmaktadır (Öztemel, 2006: 34).

Yapay sinir ağlarının genel yapısında yer alan katmanların sayısı veya her bir gizli katmandaki nöronların sayısı çok önemli olmasına rağmen seçiminde rehber olacak bir teori yoktur. Örneğin, uygulamada gereksiz yere yüksek sayıda gizli katman kullanılırsa, ağda yalnızca ezberleme ortaya çıkar ve bu durum hatanın yükselmesine, dolayısıyla ağın doğru tahmin oranının azalmasına veya doğru sınıflama yapmasına engel olur (Bayru, 2007: 23).

Yapay sinir ağlarında öğrenme hızını önceden tahmin etmek mümkün değildir. Öğrenme hızının düşük olması öğrenmenin fazla zaman almasına, öğrenme hızının yüksek olması ise yerel optimumlar arasında dolaşmasına sebep olabilmekte ve uygun çözümün bulunmasını güçleştirmektedir (Efe ve Kaynak, 2004: 15).

Yapay sinir ağlarının oluşturulmasında, model seçilmesinde, ağın topolojisinin seçilmesinde bir kurallar seti yoktur. Kullanıcının tecrübesine dayalı olarak ya da deneme yanılma yoluyla belirlenmektedir. Bu özellikleri nedeniyle uygulamalar fazla zaman alabilmektedir (Öztemel, 2006:34)

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. BULANIK MANTIK

3.1. Bulanık Mantık ve Belirsizlik

Mantık Arapça nutk kelimesinden köken alır ve Yunanca “Logos” kelimesine karşılık gelir. Doğru öncüllerden doğru sonuçlar çıkartma biçimlerini inceleyen bilim dalıdır. Mantıklı düşünme gündelik yaşantıda doğru ve düzgün düşündür. Doğru ve düzgün düşünmek akıl yürütmek, yargıda bulunarak çıkarım yapmaktır. Mantığın asıl konusu akıl yürütmeler ve çıkarımlardır. Tüm geçerli akıl yürütmeler ise tümdengelimli akıl yürütmelerdir.

1900’lerin ilk yıllarında, Jan Lukasiewicz (1878-1956) iki değerli Aristo mantığına karşı bir öneride bulunmuştur. Donald Erwin Knuth (1938-), Lukasiewicz’ den aldığı üç değerli mantığı $[0,1,2]$ tam sayı aralığı yerine $[-1,0,1]$ aralığını kullanarak ifade etmiştir. Ayrıca Arend Heyting (1898-1980) çok değerli mantığı genişletmiştir. Aynı zamanda sezgisel mantığın da kurucusudur (Baykal ve Beyan, 2004a:18).

Modern anlamda bulanık mantığın kurucusu sayılan California Berkeley Üniversitesinden Lotfi A. Zadeh (1921-) öznel ve bulanık insan düşüncesini temsil eden veriyi işlemede alışlageldik bilgisayar mantığının yetersiz kaldığını gözlemlemiş ve 1965’te bulanık kümeler çalışmasını yayınlamıştır. Bu çalışmasında bulanık küme teorisi ve bulanık mantıkla olan bağıntısını açıklamıştır (Zadeh, 1965).

Zadeh (1965) tarafından bulanık mantığın geliştirilmiş olmasına rağmen, bulanık küme kavramı 1970’li yılların sonlarına doğru kullanılmaya başlanmıştır. Bu durumda, yine Zadeh tarafından 1973 ve 1975 yıllarında yayınlanan ve bulanık mantığın belirsizlik içeren sistemlere uygulanabilirliğini açıklayan makaleleri etkili olmuştur (Altaş, 1999a: 81).

Geleneksel mantık sisteminden alternatif mantığa geçişle birlikte belirsizlik temelli bir modern bilim anlayışı bilim dünyasına hâkim olmaya başlamıştır. Ondokuzuncu yüzyılda bilim dünyasına giren belirsizlik kavramı ve bu kavramla birlikte de bulanık mantık kavramı hızla bir gelişme göstermiştir. Bulanık mantık temelde çok değerli mantık, yapay zekâ ve olasılık teorisi üzerine inşa edilmiş bir kavramdır (Ross, 2010: 10).

Bulanık mantığı diğer mantık sistemlerinden ayıran önemli özelliklerden birisi, üçüncünün olmazlığı ilkesi ve çelişmezlik ilkesi olarak adlandırılan ve diğer mantık sistemleri için oldukça önemli olan, hatta temel kural denilebilecek iki özelliğin, bulanık mantık için geçerli olmamasıdır. Bulanık mantıkta “bir önerme aynı zamanda hem doğru hem yanlış olamaz” denilemez. Bu durum doğruluğun çok değerli oluşundan ve bu çerçevede “ve” bağlaçlarına yüklenen anlamdan kaynaklanmaktadır. Bulanıklık bir önerme ile değil arasındaki belirsizlikten kaynaklanmaktadır (Baykal ve Beyan, 2004a: 39).

Günlük hayatta kesin olarak bilinmeyen, önceden kesinmiş gibi düşünülen ancak sonuçta kesinlik göstermeyen birçok durumla karşılaşmaktadır. Bu sistem davranışı, genel olarak belirsizlik, kesin düşünceden uzaklık ve karar verememekten kaynaklanmaktadır. İnsan düşüncesinin tam olarak olgunlaşmaması sosyal, iktisadi ve teknik konularda belirsizlik kavramını karşımıza çıkarmaktadır. İnsanın düşünce sisteminde ve zihninde bazı olayların tam olarak kavranılmaması bu olayları yaklaşık olarak canlandırmasıyla birlikte belirsizlikler doğmaktadır (Şentürk, 2006: 16).

Tintner (1941) belirsizliğin iki temel kaynaktan ortaya çıktığını ileri sürmektedir. Bu kaynaklar optimum çözüme ulaşabilecek kadar değişken içeren karmaşık problemler için kusurlu olarak yapılan öngörüler ve insanların yeteneksizliğidir. Tintner'in tanımı basit olarak; “belirsizlik altında meydana gelebilecek her olay yalnız bir çıktı ile değil potansiyel bütün çıktıların dağılımı ile tanımlanabilir”, şeklindedir (Alchian, 1950: 212).

Belirsiz bilgiler ve olaylar rasgele karakterli ve rasgele olmayan karakterli olmak üzere iki şekilde ortaya çıkmaktadır. Rasgele karaktere sahip olan belirsizlikler istatistik yöntemlerle açıklanabilmektedir. Rasgele olmasının nedeni sonuçların ortaya çıkmasında şans faktörlerinin etkili olmasıdır. Fakat tüm belirsizlikler rasgele karaktere sahip değildir. Bu tipte olmayan olaylar için sözel belirsizlik söz konusu ise bulanık mantık

teorisi, sayısal belirsizlik söz konusu ise olasılık teorisi ve istatistikten yararlanılmaktadır (Ross, 2010: 11-12).

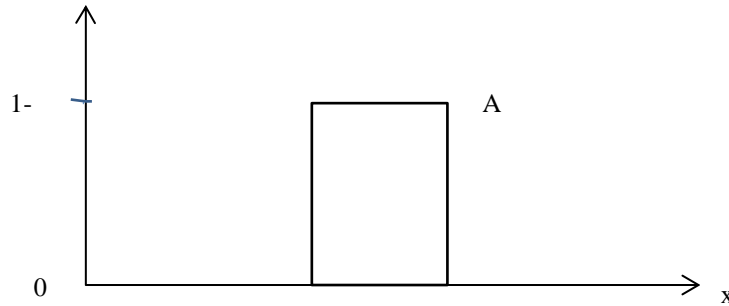
3.2. Bulanık Mantık Küme Teorisi

Bulanık kümeler değişik üyelik derecelerinde nesnelere olan küme sınıflarıdır. Bu kümeler, her nesneye 0-1 aralığında değerler verilerek o kümelere olan aidiyetleriyle karakterize edilirler. Kesişim, kapsama, birleşim, konvekslik gibi kavramlar bu kümeler için de kullanılabilir ve bu kavramların tüm özellikleri bulanık kümeler için de geçerlidir (Zadeh, 1965: 338).

Klasik kümeler üye olma veya üye olmama durumuna göre iki sonuçlu olarak geliştirilmişlerdir. Bu teoriye göre istediğimiz özelliğe sahip olan bir nesne veya birey bir kümeye aittir veya ait değildir. Bu kümeler ifade edilirken karakteristik fonksiyonlardan yararlanır. Bu fonksiyonlar elemanın aidiyetine göre her bir elemana 0-1 değerlerinden birini atayarak istenilen kümeyi belirlemektedir. X ve Y gibi iki farklı evren varsayalım. Eğer X , x elemanını Y 'de y elemanını içeriyorsa genel ifadesi X 'ten Y 'ye veya $f: X \rightarrow Y$ şeklindedir. Bir A kümesi kendisine ait karakteristik fonksiyon X_A ile eşitlik (3.1) şeklinde ifade edilir (Ross, 2004: 32).

$$X_A = \begin{cases} 1, & x \in A \\ 0, & x \notin A \end{cases} \quad (3.1)$$

Şekil 9: Klasik Küme Üyelik Fonksiyonu



Kaynak: Ross, 2010: 32

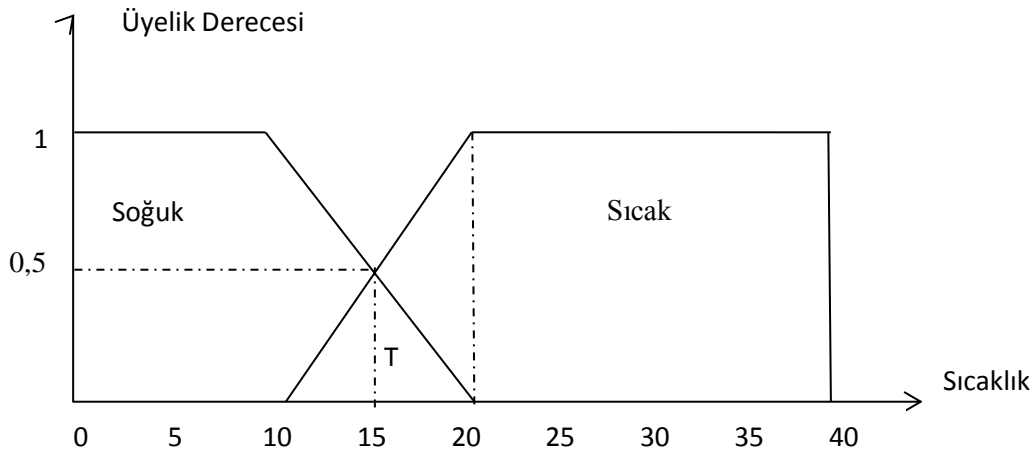
Klasik kümelerde karakteristik fonksiyon elemanlara 0 veya 1 değerlerini atayarak, o elemanın herhangi bir kümeye ait olup olmadığını belirler. Bu fonksiyon evrensel kümenin elemanlarına belirli aralıklara düşen değerler atayarak, o elemanların kümelere ait olma derecesini belirtecek şekilde genelleştirilebilir. En büyük değer üyeliğin derecesinin en yüksek derecede olduğu anlamını taşır. Bu fonksiyonlar üyelik fonksiyonu olarak adlandırılır ve bulanık kümeler olarak ifade edilirler. En sık kullanılan üyelik aralığı [0-1] aralığıdır ve bu aralıkta sonsuz sayıda değer alabilir. Literatürde üyelik fonksiyonlarını matematiksel olarak ifade etmek için kullanılan iki gösterim türü “(3.2) ve (3.3)” vardır (Klir ve Yuan, 1995: 11).

$$\mu_A = X \rightarrow [0,1] \quad (3.2)$$

$$A: X \rightarrow [0,1] \quad (3.3)$$

Klasik kümelerde soğuk-sıcak, hızlı-yavaş, aydınlık-karanlık gibi ikili değişkenler, bulanık mantıkta biraz soğuk, biraz sıcak, biraz karanlık gibi esnek niteleyicilerle yumuşatılarak gerçek dünyaya benzetilir. En önemli fark, böyle bir çatıda bilginin kaynağındaki küme üyeliğinin kesin tanımlanmış önkoşullarının olmayışdır.

Şekil 10: Bulanık Kümeler



Kaynak: Elmas, 2011: 191.

Şekil 10’da 10-40 °C arasındaki değerler sıcak kümesine üyedir. 20-40 °C arasındaki değerlerin sıcak kümesine üyelik dereceleri 1’dir. 10-20 °C arasındaki değerlerin üyelik dereceleri ise 0-1 aralığında değişmektedir. 20 °C oda sıcaklığı kabul edilerek soğuk bulanık kümesi oluşturulduğunda 15 °C 0,5 üyelik derecesi ile hem sıcak bulanık kümesine hemde soğuk bulanık kümesine üyedir. 10-20 °C arasındaki değerler hem sıcak hem soğuk bulanık kümesine üyedirler. Şekil 10’da “T” ile gösterilen bölge bulanık kümelerin kesişim kümesidir ve bulanık kümelerin örtüşümü olarak adlandırılır.

3.3. Bulanık Küme Üyelik Fonksiyonları

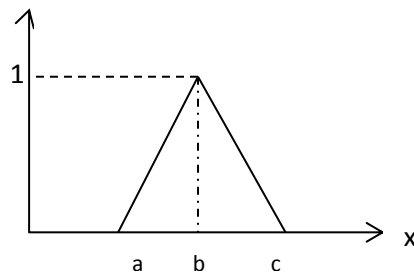
Bulanık mantık ile oluşturulan sistemlerde ilk aşama giriş ve çıkışların bulanıklaştırılmasıdır. Bu işlem üyelik fonksiyonları vasıtası ile gerçekleştirilir. Üyelik fonksiyonları Kartezyen koordinat sistem üzerinde eğriler olarak ifade edilir. Yatay eksen giriş çıkış değerlerini dikey eksen de [0,1] aralığında hesaplanan üyelik derecesini gösterir. Çok sayıda üyelik fonksiyonu tipi olmakla beraber uygulamada en fazla kullanılan üyelik fonksiyonları, üçgen (Şekil 11), yamuk (Şekil 12), Gaussian (Şekil 13) ve çan eğrisi (Şekil 14), fonksiyonlardır.

3.3.1. Üçgen Üyelik Fonksiyonu

Bir üçgen üyelik fonksiyonu {a, b, c} gibi üç parametre ile tanımlanır.

$$\mu_A x; a, b, c = \begin{cases} (x - a) / (b - a) , a \leq x \leq b \\ (c - x) / (c - b) , b \leq x \leq c \\ 0, x > c \text{ veya } x < a \end{cases} \quad (3.4)$$

Şekil 11: Üçgen Üyelik Fonksiyonu

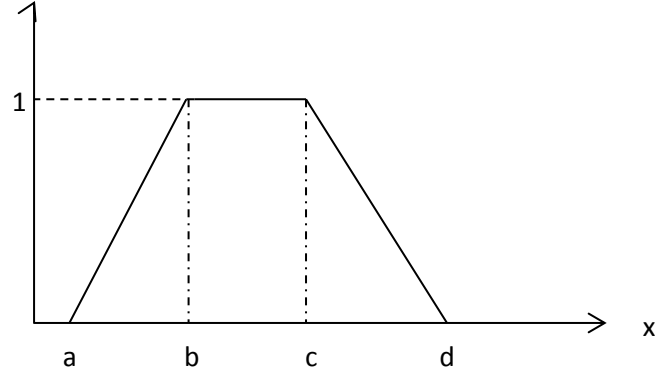


3.3.2. Yamuk Üyelik Fonksiyonu

Yamuk üyelik fonksiyonu $\{a, b, c, d\}$ gibi dört parametre ile tanımlanır. Aslında üçgen üyelik fonksiyonu yamuk üyelik fonksiyonun özel bir durumudur.

$$\mu_A x; a, b, c, d = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a} & , a \leq x \leq b \\ 1 & , b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & , c \leq x \leq d \\ 0 & , x > d \text{ veya } x < a \end{cases} \quad (3.5)$$

Şekil 12: Yamuk Üyelik Fonksiyonu



Kaynak: Elmas, 2011: 196.

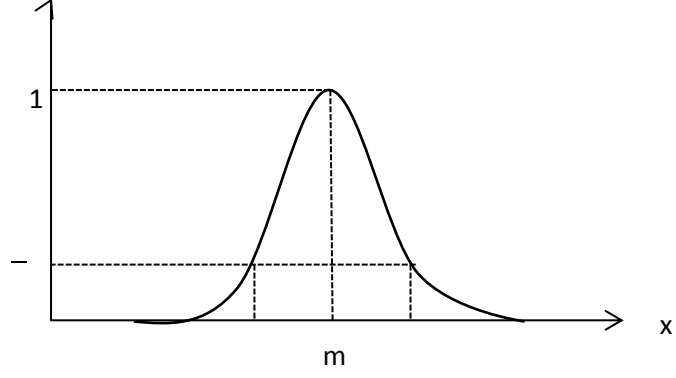
3.3.3. Gaussian Üyelik Fonksiyonu

Bu üyelik fonksiyonu m ve σ parametreleri ile tanımlanır.

$$\mu_A x; m, \sigma = \exp \frac{-(x-m)^2}{2\sigma^2} \quad (3.6)$$

Bu fonksiyonda m fonksiyon merkezini ve σ 'da genişliği ifade eder. σ değeri değiştirilerek fonksiyonun şekli değiştirilebilir. Eğer σ küçük olursa üyelik fonksiyonu daha dik, σ büyük olursa üyelik fonksiyonu daha basık olur (Baykal ve Beyan, 2004a: 79)

Şekil 13: Gaussian Üyelik Fonksiyonu



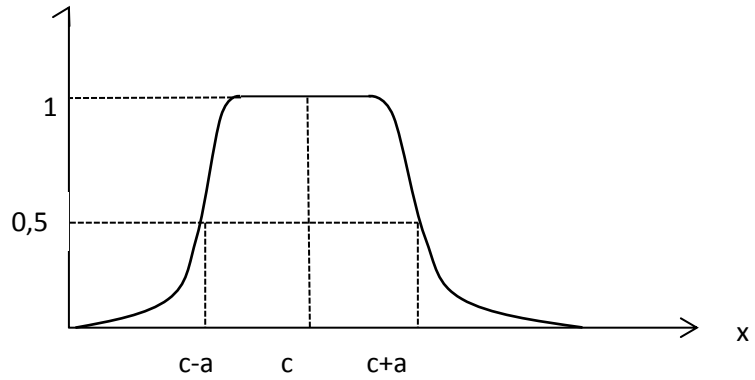
Kaynak: Ross, 2010: 376.

3.3.4. Çan Üyelik Fonksiyonu

Bu fonksiyon $\{a,b,c\}$ gibi üç parametre ile tanımlanır.

$$\mu_A(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \frac{x-c}{a}^{2b}} \quad (3.7)$$

Şekil 14: Çan Üyelik Fonksiyonu



Kaynak: Klir ve Yuan, 1995: 13.

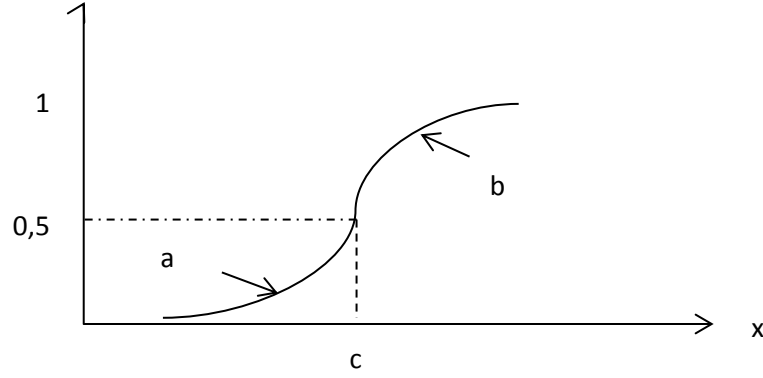
3.3.5. Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu

Bu fonksiyon $\{a,b\}$ gibi iki parametre ile tanımlanır.

$$\mu_A x; a, b = \frac{1}{1+e^{-a(x-b)}} \quad (3.8)$$

Tüm sigmoidal üyelik fonksiyonlarında Şekil 15'te görüldüğü gibi 'c' değeri üye olma ile olmama arasında bir kırım noktası olup $\mu c = 0,5$ 'dir.

Şekil 15: Sigmoidal Üyelik Fonksiyonu



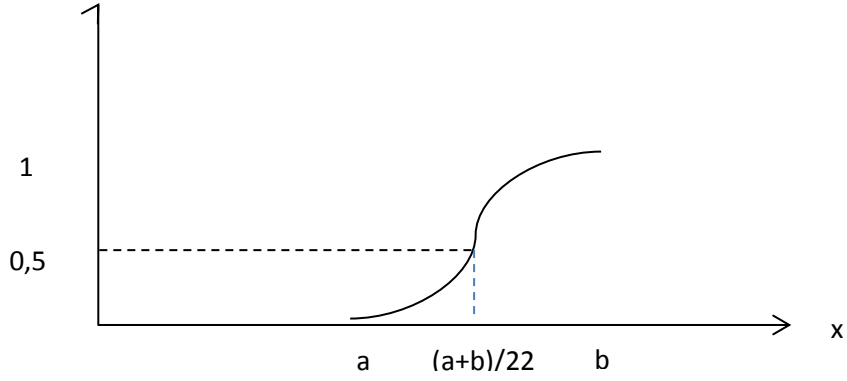
Kaynak: Jang ve diğerleri, 1997:29

3.3.6. S Üyelik Fonksiyonu

Bu fonksiyon da $\{a,b\}$ gibi iki parametre ile tanımlanır. Adını 'S' harfine (Şekil 16) benzemesinden almaktadır.

$$\mu_A x; a, b = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{2[(x-a)(b-a)]^2}{(b-a)^3}, & a \leq x \leq \frac{a+b}{2} \\ \frac{2[(a+b-x)(b-a)]^2}{(b-a)^3}, & \frac{a+b}{2} \leq x \leq b \\ 1, & b \leq x \end{cases} \quad (3.9)$$

Şekil 16: S üyelik Fonksiyonu



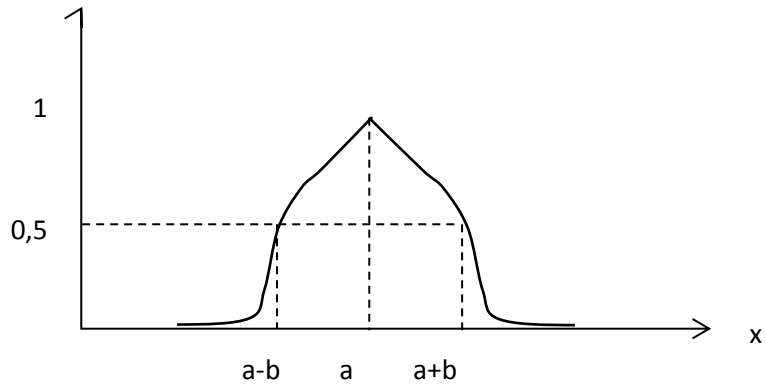
Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004a: 80.

3.3.7. π Üyelik Fonksiyonu

İki tip π üyelik fonksiyonu vardır. Birinci tip fonksiyon iki parametre ile ikinci tip fonksiyon ise dört parametre ile tanımlanır. S fonksiyonundan farklı olarak π fonksiyonları iki taraflı olarak “0” değerine doğru asimptotik olarak azalır.

$$\pi_1 = \mu_A \ x; a, b = \frac{1}{1 + \left[\frac{x-a}{b}\right]^2} \quad (3.10)$$

Şekil 17: Birinci Tip π Üyelik Fonksiyonu

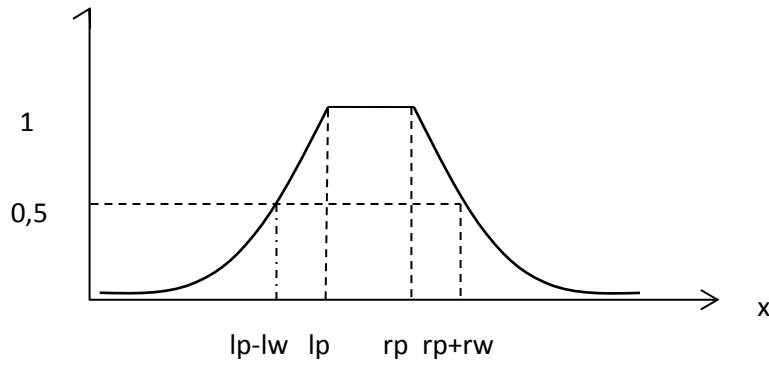


Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004a: 80.

İkinci tip π üyelik fonksiyonu ise eşitlik (3.11) şeklindedir.

$$\pi_2 = \mu_A x; lw, lp, rp, rw = \begin{cases} lw/(lp + lw - x), x \leq lp \\ 1, lp \leq x \leq rp \\ rw/(x - rp + rw), x > rp \end{cases} \quad (3.11)$$

Şekil 18: İkinci Tip π Üyelik Fonksiyonu



Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004a: 81.

3.4.Bulanık Sistem ve Modelleme

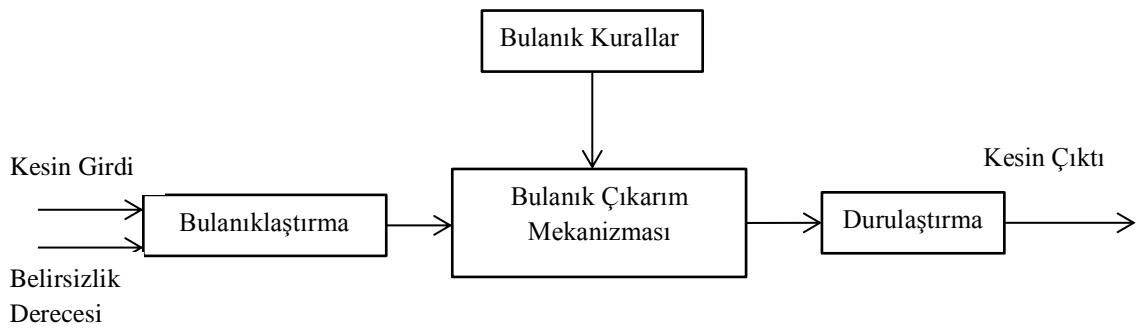
Bulanık kümeler veya bulanık mantığı ve buna karşılık gelen matematiksel çatıyı kullanan statik ya da dinamik sistemler bulanık sistemler olarak adlandırılır. Bulanık sistemler “eğer- o halde” şeklinde kurallarla tanımlanıyorsa kural tabanlı bulanık sistemler olarak adlandırılır. Bulanık sistemler modelleme, veri analizi, öngörü ve denetim gibi alanlarda farklı amaçlarla kullanılabilir. Bulanık modelleme yeni bir modelleme paradigmasıdır. Klasik kara kutu modelleme tekniklerine göre hem nicel hem de nitel bilgiyi kullanabilme yeteneği bu modellerin üstünlüğü olmaktadır (Baykal ve Beyan, 2004b: 190).

Bulanık sistemleri tam bulanık sistemler ve hibrit bulanık sistemler olarak ikiye ayırmak mümkündür. Tam bulanık sistemler tamamıyla bulanık mantık zemininde türetilmiş modellerdir. Hibrit sistemler ise bulanık matematik yanında bulanık olmayan sistemleri de birlikte kullanır.

Bulanık matematik, tasarlanan sistemlere doğrusal olmayan etkileri sezgisel olarak dâhil etmektedir. Yani bulanık sistemler girdilerin değişmesi ile değişken katsayıları sabit olarak değişen, doğrusal olmayan sistemlerdir. Eğer doğru modeller tasarlanırsa sistem performansını ciddi bir şekilde arttırmaları mümkündür. Bulanık mantıkla tasarlanan sistemler, matematiksel modeli iyi tanımlanmamış, zamanla değişen ve doğrusal olmayan modeller üzerinde yüksek performans göstermektedirler (Elmas, 2011: 198).

Bulanık mantık algoritmaları kontrol sistemlerinin işleyişini düzenleyebilmek için dilsel kuralları kullanan bir mekanizma olarak ifade edilebilir. Bulanık mantık tabanlı sistemlerde genellikle bulanıklaştırma ara yüzü, çıkarım motoru, durulaştırma ara yüzü ve bilgi tabanı olmak üzere dört bölümden bahsedilebilir. Bulanıklaştırma ara yüzü kesin girdi değerlerini bulanık değerlere çevirir. Çıkarım motoru bulanık kavramlara dayalı karar verme işlemini gerçekleştirir. Bulanık mantık tabanlı sistemler disiplinlerarası özellik taşımalarından kaynaklı olarak “Bulanık kural tabanlı sistem, bulanık uzman sistem, bulanık model, bulanık mantık kontrol edici” gibi isimlerle de anılmakta ve uzman sistemler, karakter tanıma, zaman serileri analizi, veri sınıflandırma ve karar analizi gibi birçok alanda çok yaygın olarak kullanılmaktadırlar. Şekil 19’da bulanık bir sistemin işleyişi sunulmaktadır (Jang ve diğerleri, 1997: 73).

Şekil 19: Bulanık Mantık Sistem İşleyişi



Kaynak: Grigorie, 2011: 73.

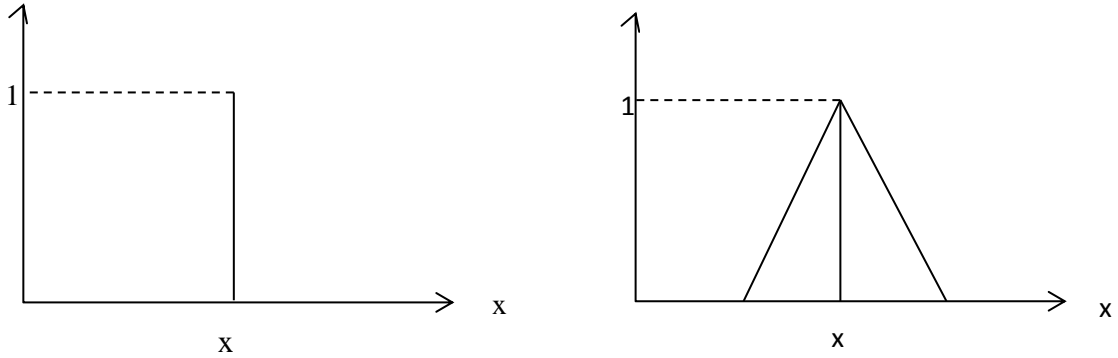
Bulanık modelde, her bir bölümün ayrı bir işlevi ve bu işlevler için de parametreleri bulunmaktadır. Bu parametreleri mantıksal, yapısal, bağlantısal ve işlemsel olarak

sınıflandırmak mümkündür. Bu parametrelerin seçimi oluşturulan sistemin yapısını belirlemektedir.

3.5. Bulanıklaştırma

Bulanıklaştırma sistemden alınan denetim giriş bilgilerini dilsel niteleyiciler olan sembolik değerlere dönüştürme işlemidir. Üyelik işlevinden faydalanılarak giriş bilgilerinin ait olduğu bulanık kümeyi ve üyelik derecesini tespit edip, girilen sayısal değere küçük, en küçük gibi dilsel değişken atar. Sistemin verimli çalışmasını sağlamak amacıyla değişik şekillerde bulanık kümeler seçilebilir.

Şekil 20: Bulanıklaştırma Fonksiyonu



Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004b: 197.

Şekil 20’de (solda) kesin veriyi bulanık tekillik değerine, (sağda) bulanık üçgen sayıya dönüştüren bulanıklaştırma fonksiyonu görülmektedir. Üçgenin tabanı veri kümesinin standart sapmasının iki katı iken, zirve noktası ise veri kümesinin ortalama değerine karşılık gelmektedir.

3.6. Veritabanı

Bulanıklaştırma biriminden gelen üyelik fonksiyonları burada depolanmış halde bulunan bilgi tabanına (knowledge-base) dayalı bilgi kümeleri ile birlikte kullanılarak bulanık bir sonuç elde edilir. Kullanılan Bilgi tabanı denetlenecek sistemle ilgili bilgilerin

toplandığı bir veri tablosundan ibarettir. Burada sistemle ilgili bilgiler sistem giriş ve çıkışını “if, then, else” (eğer- o halde) biçimine sahip koşul cümleleriyle birbirine bağlar. Bu koşul cümlelerinin her biri bir kural olarak isimlendirilir. Bu nedenle de bilgi tabanı yerine kural tabanı (rule-base) terimi de kullanılır (Altaş, 1999b: 77).

3.7. Bulanık Kural Tabanı

Bulanık kural tabanı bulanık bir sistemin kalbidir. Bulanık sisteme gelen veriler, öncelikle işlemeye hazır hale getirildikten sonra bulanık kural tabanına yüklenmiş “eğer-o halde” şeklinde tanımlanmış kurallara göre, çıkarım mekanizması tarafından işlenirler.

i) Bulanık “eğer-o halde” kuralları: $a \Rightarrow b$ gibi bir koşullu önerme bağıntısı sözel olarak;

Eğer “a doğru” ise, o halde “b doğrudur”, şeklinde ifade edilebilir. Bu ifadeler günlük yaşamda da geniş bir kullanım alanına sahiptir. Örneğin “yol kaygan ise sürüş tehlikelidir” şeklinde somutlaştırılabilir.

Yukarıdaki ifade genelleştirilerek “eğer $x=A$ o halde $y=B$ ” şeklinde ifade edilebilir. Bu ifade x ve y gibi iki değişken arasındaki ilişkiyi ve matematiksel olarak $X*Y$ çarpım uzayında ikili bir bulanık ilişkiyi (R) ifade eder. Bu $A \rightarrow B$ bulanık kuralı iki yolla açıklanabilir. Birincisi, eğer A ile B eşleştirilirse eşitlik (3.12) elde edilir (Jang ve diğerleri, 1997: 59).

$$R = A \rightarrow B = A \times B = \int_{X \times Y} \mu_A(x) * \mu_B(y) / (x, y) \quad (3.12)$$

Burada; * T-Norm operatörü (Herhangi bir $a \in [0,1]$ aralığı için t-norm $T(a, 1) = a$ şeklinde tanımlanır) ve $A \rightarrow B$ ifadesi bulanık ilişkiyi ifade etmek için yeniden kullanılmıştır. İkinci olarak ise $A \rightarrow B$ ilişkisi nedensellik anlamında kullanılabilir. O halde aşağıdaki dört eşitlik kullanılır (Zadeh, 1965: 342; Jang ve diğerleri, 1997: 60).

$$R = A \rightarrow B = A \cup B \quad (3.13)$$

$$R = A \rightarrow B = A \cup (A \cap B) \quad (3.14)$$

$$R = A \rightarrow B = (A \cap B) \cup B \quad (3.15)$$

$$\mu_R(x, y) = \sup_{c} \mu_A(x) * c \leq \mu_B(y) \text{ ve } 0 \leq c \leq 1 \quad (3.16)$$

Yukarıdaki dört formül görünürde farklı olmalarına rağmen, tamamı, iki değerli mantıkta A ve B elemanlarını benzer bir kimliğe ($A \rightarrow B \equiv \neg A \cup B$) indirgemektedir. Yukarıda anlatılanlardan hareketle “eğer-o halde” kuralı genelleştirilirse:

A_1, A_2, \dots, A_n ve B bulanık alt kümelerinin üyelik fonksiyonları sırasıyla $\mu_{A_1}, \mu_{A_2}, \dots, \mu_{A_n}$ ve μ_B olsun. Genel bir bulanık “eğer-o halde” kuralı; Eğer “ $a_1 A_1$ ’dir ve...ve” $a_n A_n$ ’dir ise, o halde “ $b B$ ’dir” şeklindedir. Bulanık mantık ve işlemcisi kullanılarak, bu kural $1 \leq i, j \leq n$ için

$$\mu_{A_i}(a_i) \wedge \mu_{A_j}(a_j) = \min \mu_{A_i}(a_i), \mu_{A_j}(a_j) \text{ olmak üzere;}$$

$\mu_{A_i}(a_i) \wedge \dots \wedge \mu_{A_n}(a_n) \Rightarrow \mu_B(b)$ şeklinde ifade edilir. Buradan eşitlik (3.17) elde edilir.

$$\mu_{A_1}(a_1) \wedge \dots \wedge \mu_{A_n}(a_n) = \min \mu_{A_1}(a_1), \mu_{A_n}(a_n) \quad (3.17)$$

Eşitlik (3.17)’den hareketle i) genel bulanık “eğer-o halde” kuralında “veya” bulanık mantık işlemcisi, ii) genel bulanık “eğer-o halde” kuralında “değil” bulanık mantık işlemcisi yoktur (Baykal ve Beyan, 2004b: 202).

ii) “VEYA” işlemcisi: Bulanık mantıkta Eğer $a_1 A_1$ ’dir ve $a_2 A_2$ ’dir veya $a_3 A_3$ ’tür ve $a_4 A_4$ ’tür ise, o halde $b B$ ’dir şeklindeki bulanık “eğer-o halde” kuralı mantıkta; (Eğer $a_1 A_1$ ’dir ve $a_2 A_2$ ’dir, ise o halde $b B$ ’dir) veya (Eğer $a_3 A_3$ ’tür ve $a_4 A_4$ ’tür, ise o halde $b B$ ’dir). Bulanık “eğer-o halde” kuralının bileşkesi olduğu açıktır. Bu sebeple de bulanık mantıkta “veya” işlemcisini kullanmak gereksizdir.

iii) “Değil” işlemcisi: Eğer “a A değildir ise” şeklindeki bir ifade “Eğer “a A dir” ise” şeklinde olumlu bir ifade ile açıklanabilir. $\mu_A a = \mu_{A(a)} = 1 - \mu_A(a)$ olduğundan dolayı bulanık mantık “değil” işlemcisini de kullanmak gereksizdir (Baykal ve Beyan, 2004b: 203).

Bulanık kümelerde çok kullanılan iki tip işlem bulunmaktadır. Bunlar *T*-norm ve *S*-normdur. Literatürde değişik parametrelerle pek çok *T*-norm ve *S*-norm işlemleri kullanılmıştır. *T*-norm klasik mantıktaki “VE” işleminin, *S*-norm ise “VEYA” işleminin karşılığıdır (Pradera ve diğerleri, 2002: 58).

3.8. Bulanık Mantık Çıkarım Sistemi

Bulanık çıkarım, bulanık kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan ilişkilerin hepsini bir araya toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını sağlayan işlemler topluluğudur. Bir bulanık kural tabanlı sistemde, farklı çözümleme yöntemleri uygulanabilir (Şenol, 2010: 8).

Bulanık çıkarım sistemi bulanık küme teorisi, bulanık “eğer-o halde” kuralları ve bulanık akıl yürütme temelli bir hesaplama yöntemidir. Bulanık çıkarım sisteminin basit yapısı üç temel kavramdan oluşur. i) Kural tabanı bulanık kuralların seçimini içerir. ii) Veritabanı, bulanık kurallarda kullanılacak olan üyelik fonksiyonlarını belirler. iii) Akıl yürütme mekanizması da çıkarım prosedürünü bulanık kurallar dahilinde oluşturur. Basit bir bulanık çıkarım sistemi bulanık veya kesin (bulanık olmayan) girdi sinyallerini alabilir ancak çıktılar neredeyse her zaman bulanıktır. Bulanık çıkarım sisteminin kontrol edici olarak kullanıldığı bazı durumlarda ise kesin (bulanık olmayan) çıktılara ihtiyaç duyulur (Jang ve diğerleri, 1997: 73).

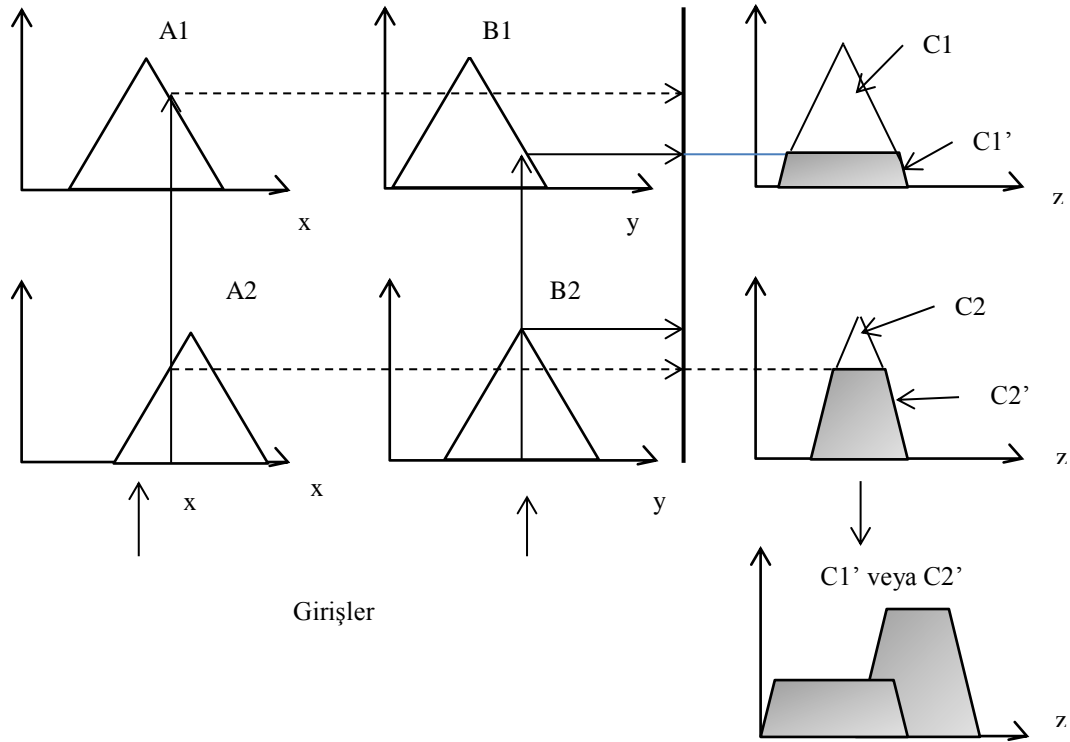
3.8.1. Mamdani Bulanık Model

Mamdani yöntemi “eğer-o halde” kuralları şeklinde nitel bilginin kullanılabilmesi için olanak sağlamaktadır. İlk olarak buhar motoru kontrolü için tecrübeli operatörlerden edinilen dilsel kontrol kuralları seti kullanılarak test edilmiştir. Mamdani Bulanık Modelinde, Minimumların Maksimumu Yöntemi ve Maksimum Çarpım Yöntemi olmak

üzere iki farklı çıkarım mekanizması ve karar aşamasında T-norm (min) ve T-conorm (max) operatörlerini birlikte kullanmaktadır (Jang ve diğerleri, 1997: 74).

Minimumların maksimumu (min-max) yönteminde (Şekil 21) x ve y girişlerinin herhangi bir andaki değerlerine göre (kesin değerler) önce kuralın tanımladığı giriş bulanık kümesinde bu girişlerin üyelik dereceleri her bir kural için ayrı ayrı belirlenir. Bu iki kesin üyelik derecesi min. operatöründen geçirilir. Elde edilen en küçük üyelik derecesi kadar seviyede kırılmış bulanık çıkış kümesi belirlenir. Bu işlem her bir kural için ayrı ayrı yapılarak kural sayısı kadar bulanık çıkış kümeleri oluşturulmuş olur. Bu kümeler max. operatöründen geçirilir yani birleşimi alınır. Sonuçta tek bir bulanık çıkış kümesi bulunur. Durulaştırma yapılarak kesin çıkış değeri hesaplanır (Şenol, 2010: 9).

Şekil 21: Mamdani Model Min-Max Çıkarım



Kaynak: Elmas, 2011: 246.

Maksimum çarpım (max-product) yönteminde (Şekil 22) x ve y girişlerinin herhangi bir andaki değerlerine göre her bir kural için üyelik dereceleri ayrı ayrı belirlenir.

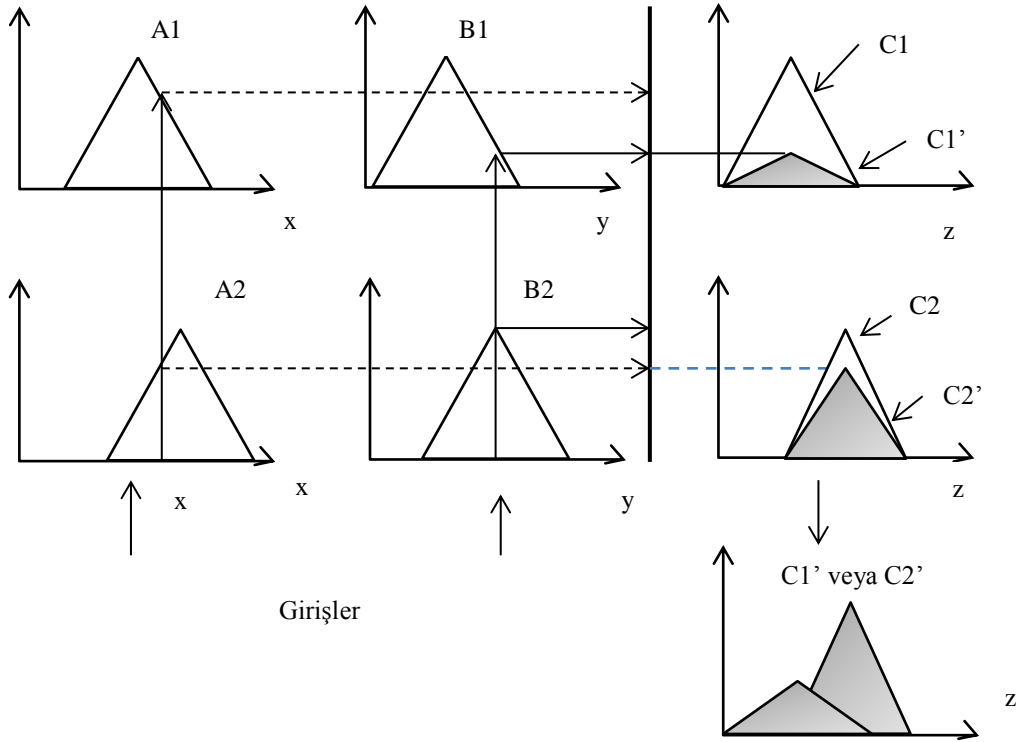
Bu iki kesin üyelik derecesinin çarpımı alınır. Elde edilen en küçük üyelik derecesi kadar seviyede küçültülmüş bulanık çıkış kümesi belirlenir. Bu işlem her bir kural için ayrı ayrı yapılarak kural sayısı kadar bulanık çıkış kümeleri oluşturulmuş olur. Bu kümeler max. operatöründen geçirilir, yani birleşimi alınır. Sonuçta tek bir bulanık çıkış kümesi bulunur. Durulaştırma yapılarak kesin çıkış değeri hesaplanır (Şenol, 2010: 10).

Basit olarak bu modelde kuralın öncül yani “eğer” kısmı ve sonuç kısmı yani “o halde” kısmı bulanık önermedir (Eşitlik (3.18):

$$R_i: \text{Eğer } x \text{ } A_i \text{ ise o halde } y \text{ } B_i' \text{ dir, } i=1,2,\dots,K. \quad (3.18)$$

Burada A_i ve B_i öncül ve soncul dilsel bulanık ifadeler ve K modeldeki bulanık kural sayısıdır. Dilsel bulanık model sözel bilginin ifadesi için kullanışlı bir modeldir (Babuska ve Verbruggen, 2003: 74).

Şekil 22: Mamdani Model Maksimum Çarpım Çıkarım



Kaynak: Elmas, 2011: 245.

Mamdani bulanık model kural tabanı ve karar mekanizmasında max ve min operatörlerini kullanabilmektedir. Durulaştırma işlemi için ise optimal bir yöntem yoktur. Durulaştırma işlemini beş farklı yöntem ile gerçekleştirebilmektedir (Jang, 1997: 74). Bu yöntemler ileriki aşamalarda ayrıntılı olarak anlatılacaktır. Ancak durulaştırma işleminin aşağıdaki dört özelliği taşıması beklenir (Zimmerman, 1996: 215).

i) Yöntem hızlı mı yavaş mı işliyor, hesaplama başarısı nedir, bulanık sistem bu yöntemi destekliyor mu?

ii) Model amacı yeterince temsil ediyor mu?

iii) Model süreklilik arz ediyor mu?

iv) Bulanık çıkarım sonuçları akla yatkın mı? Sorularına cevap vermelidir.

Babuska ve Verbruggen (2003) ifadesi ile brülöre giren oksijen miktarı ve ısıtma gücü arasındaki ilişki nitel olarak tanımlanırsa:

R₁: Eğer “oksijen akım hızı düşük” ise, o halde “ısıtma gücü düşüktür”.

R₂: Eğer “oksijen akım hızı normal” ise, o halde “ısıtma gücü yüksektir”.

R₃: Eğer “oksijen akım hızı yüksek” ise, o halde “ısıtma gücü düşüktür”.

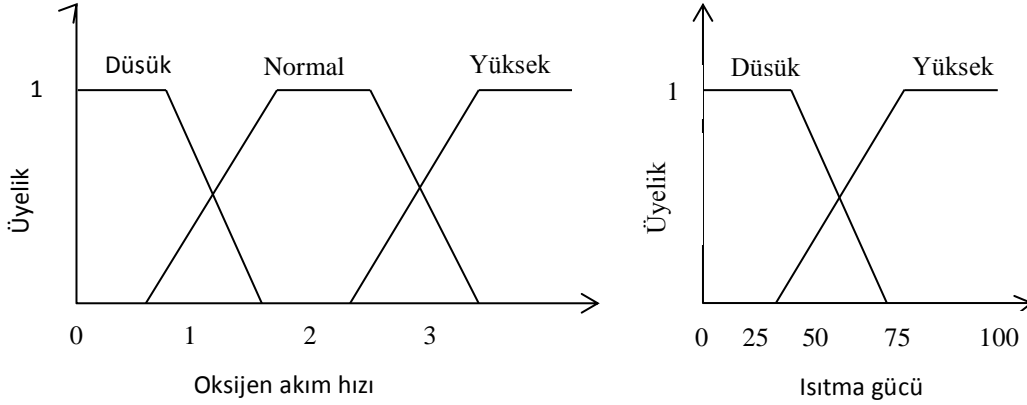
düşük, normal, yüksek ve *düşük, yüksek* sözel terimleri üyelik fonksiyonları ile tanımlanır (Şekil 23). Üyelik fonksiyonları model geliştirici tarafından birincil bilgiye dayalı olarak ya da veri kullanılarak oluşturulabilir.

3.8.2. Sugeno Bulanık Model

Sugeno bulanık modeli (genellikle TSK bulanık model olarak bilinir) Takagi, Sugeno (1985) ve Sugeno Kang (1988) çalışmalarında, verilen girdi çıktı setlerinden bulanık kurallar oluşturarak sistematik bir yaklaşım geliştirmek için ileri sürülmüştür.

Sugeno bulanık modeli tipik bir bulanık kural içerir (Jang ve diğerleri, 1997: 82). Mamdani modeli genellikle uzman sistemlerin tasarımında kullanılırken, sugeno model ise veri güdümlü tanılama için kullanılmaktadır.

Şekil 23: Mamdani Model İçin Üyelik fonksiyonları



Kaynak: Babuska ve Verbruggen, 2003: 75.

Eğer “ $x \in A$ ” ve “ $y \in B$ ” ise o halde $z = f(x, y)$ şeklindedir. Burada; A ve B bulanık kümeler, $f(x, y)$ x ve y ’ye bağlı kesin bir çıkış veren fonksiyondur. x ve y ’ye bağlı bu fonksiyon modelin çıktısını oluşturabilecek herhangi bir polinomial fonksiyon olabilir. $f(x, y)$ birinci dereceden bir fonksiyon ise bulanık çıkarım sistemi birinci derece Sugeno bulanık model, f sabit ise sıfırıncı derece Sugeno bulanık model adını alır ve Mamdani modelin özel bir hali olarak görülebilir (Takagi ve Sugeno, 1985: 116).

Mamdani modelin aksine burada x girdisi kesin bir değişkendir. f_i fonksiyonları genellikle aynı yapıdadır. Ancak; her kuralın parametreleri farklıdır. f_i vektör değerli ve parametrelerde doğrusal ve girdilere bağlı bir fonksiyondur. Bu yapı $i=1,2,\dots,K$ olmak üzere;

$$R_i: \text{eğer } "x \in A_i" \text{ dir ise, o halde } "y_i = a_i^T + b_i" \quad (3.19)$$

olarak gösterilebilir.

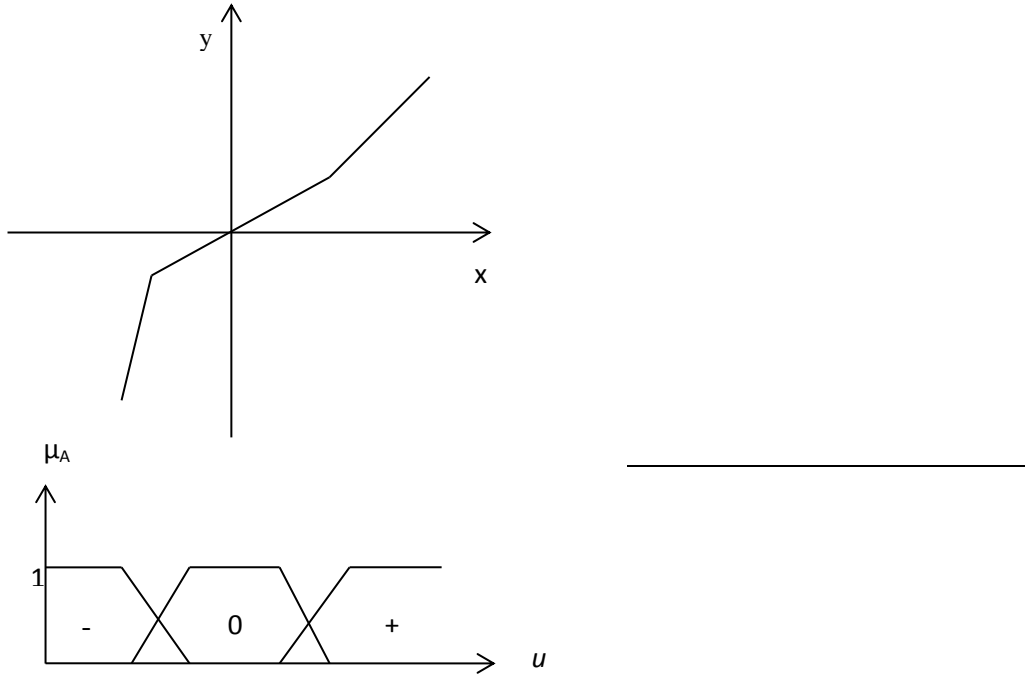
Burada a_i parametre vektörüdür ve b_i skalerdir. Bu model parametrelerine göre doğrusal Takagi Sugeno modelidir ve standart fonksiyonel regresyon modeliyle dilsel ifadeleri birleştiren bir model olarak görülebilir. Soncul fonksiyon geçerli olduğunda öncüller girdi uzayının bulanık bölgelerini belirler. Çıktı (y) ise kuralların ağırlıklı ortalaması alınarak eşitlik (3.20) ile hesaplanır (Babuska ve Verbruggen, 2003: 75).

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^K \beta_i(x)} = \frac{\sum_{i=1}^K \beta_i(x) (a_i^T x + b_i)}{\sum_{i=1}^K \beta_i(x)} \quad (3.20)$$

Burada; $\beta_i(x)$ i. kuralın tamamlanma derecesidir. (3.20) eşitliği için $\beta_i x = \mu_{A_i}(x)$ 'dir. Sugeno bulanık modeli doğrusal olmayan fonksiyonları parçalı doğrusal fonksiyonlara yakınsayan bir model olarak ifade edilebilir.

Negatif ve pozitif girdilerle simetrik olmayan, durağan ve doğrusal olmayan bir yapı üç kurallı sugeno bulanık modeliyle şu şekilde (Şekil 24) ifade edilebilir.

Şekil 24: Üç Kurallı Sugeno Bulanık Modeli

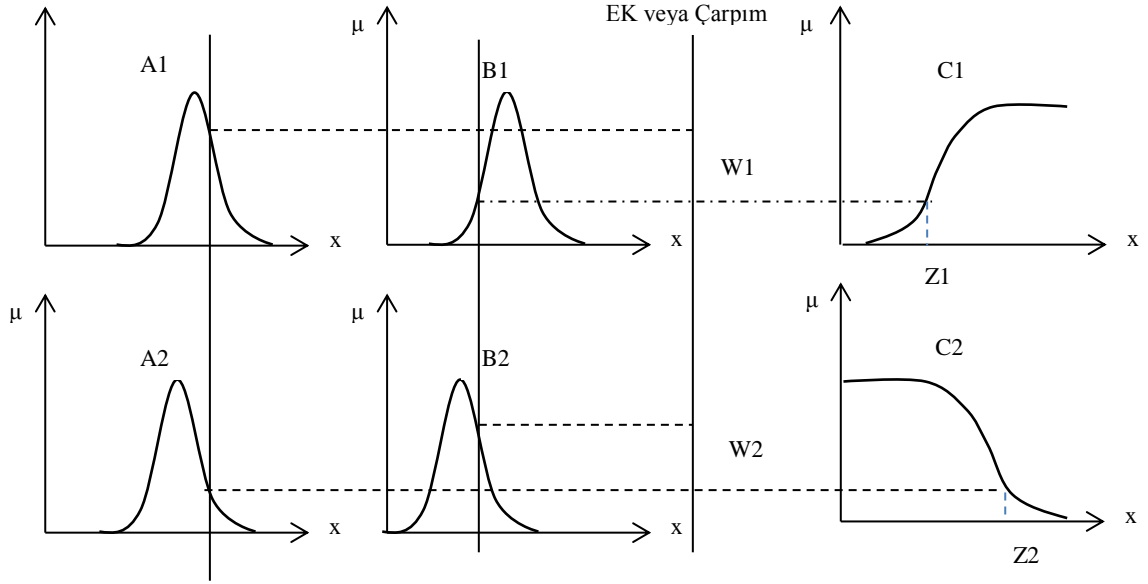


Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004b: 210.

3.8.3. Tsukamoto Bulanık Model

Tsukamoto (1979)'a göre bulanık “eğer-o halde” kurallarının soncul kısımları monotonik üyelik fonksiyonuna sahip bulanık kümeler tarafından temsil edilir. Her kuralın çıktısı kuralın eşleşme derecesi tarafından oluşturulan kesin bir değer olarak tanımlanır. Toplam çıktı her kuralın çıktısının ağırlıklı ortalaması olarak alınır. Her kural kesin çıktı ürettiği için Tsukamoto bulanık modeli her kuralın çıktısını ağırlıklı ortalamaya dayalı bir metotla bir araya getirir ve durulaştırma sürecinde harcanan zamandan tasarruf edilmiş olunur. Buna rağmen Tsukamoto bulanık model Mamdani ve Sugeno bulanık modeller kadar anlaşılır olmadığı için daha az kullanım alanı bulmuştur (Jang ve diğerleri, 1997: 84). Şekil 25’te tek girdili Tsukamoto bulanık model sunulmaktadır. Tsukamoto bulanık modelin akıl yürütme mekanizması çıkarım kurallarını tam anlamıyla izlemediği için girdiler bulanık olsalar bile çıktılar daima kesin değerlerdir.

Şekil 25: Tek Girdili Tsukamoto Bulanık Model



Kaynak: Ross, 2010: 154.

C_i monotonik üyelik fonksiyonuna ($\mu_{C_i}(z)$) sahip ve bulanık kurallar da $i=1,2,\dots,n$ olmak üzere;

R_i : Eğer $x A_i$ ve $y B_i$ ise, o halde $z C'_i$ dir şeklinde olsun. Hem tekillik girdisi hem de bulanık küme girdisi için her kuralın eşleşme derecesi eşitlik (3.21)' e göre tanımlanır.

$$z_i = \mu_{C_i}^{-1}(a_i) \quad (3.21)$$

z toplam sonucu, her kural çıktısının ağırlıklı ortalaması alındığında (eşitlik (3.22)) elde edilir. Bu yöntemle toplam sonuç kesin bir değer olduğundan durulaştırmaya da gerek yoktur.

$$z = \frac{a_1 z_1 + a_2 z_2}{a_1 + a_2} \quad (3.22)$$

X ve Y gibi iki girişli Z gibi tek çıkışlı bir Tsukamoto bulanık model için kurallar aşağıdaki şekilde oluşturmak mümkün olmaktadır (Ross, 2010: 154):

R_1 : Eğer X küçük ve Y küçük ise $Z C_1$

R_2 : Eğer X orta ve Y küçük ise $Z C_2$

R_3 : Eğer X büyük ve Y küçük ise $Z C_3$

3.8.4. Larsen Bulanık Model

Bu yöntem bulanık içerme için çarpım işlemcisini (\bullet) ve bulanık bileşke için de EB (En büyük) çarpım işlemcisini kullanır (Baykal ve Beyan, 2004b: 218).

R_i : Eğer $x A_i$ ve $y B_i$ ise, o halde $z C'_i$ dir $i=1,2,\dots,n$

i) Girdi verisi $x=x_0$ ve $y=y_0$ gibi bir tekillik olduğunda, eşleşme dereceleri;

$$a_i = \mu_{A_i}(x_0) \text{ ve } \mu_{B_i}(y_0) \quad (3.23)$$

C_i, R_i kuralının bir sonucu olduğunda;

$$\mu_{C_i} z = a_i \text{ ve } \mu_{C_i}(z) \quad (3.24)$$

Toplam C sonucu;

$$\mu_C z = \bigvee_{i=1}^n a_i \bullet \mu_{C_i}(z) \quad (3.25)$$

ii) Veri A ve B bulanık kümeleri olarak verildiğinde, eşleşme dereceleri;

$$a_i = \min \max_x \mu_A(x) \text{ ve } \mu_A(x), \max_y (\mu_B(y) \text{ ve } \mu_B(y)) \quad (3.26)$$

C_i, R_i kuralının bir sonucu olduğunda;

$$\mu_{C_i} z = a_i \text{ ve } \mu_{C_i}(z) \quad (3.27)$$

$$\mu_C z = \bigvee_{i=1}^n a_i \text{ ve } \mu_{C_i}(z) \quad (3.28)$$

Olarak belirlenir.

3.9. Durulaştırma Yöntemleri

Durulaştırma, basit olarak çıktı evrensel kümesinde tanımlı bulanık kontrol hareketlerinin bulanık olmayan (kesin) kontrol hareketleriyle eşleştirilmesi sürecidir. Birçok uygulamada denetim hareketleri kesin değerler olarak verildiği için elde edilen sonuçları durulaştırmak gerekir. Durulaştırma stratejilerinin temel amacı, bulanık kontrol mekanizmalarıyla elde edilen bir sistemin olasılık dağılımını en iyi şekilde temsil edebilecek bulanık olmayan bir kontrol mekanizmasını üretebilmektir. Durulaştırma stratejisini seçmek için sistematik bir uygulama yoktur ve problem yapısına göre bir yöntem seçilmesi gerekmektedir. Bu konuda Zadeh (1968) çalışmasında deneysel bir bulanık algoritma ileri sürmüştür (Lee, 1990: 430).

Matematiksel olarak bulanıklaştırma, \mathfrak{R} gerçel sayılar alanı, \mathfrak{S} bulanık kümeler alanı olmak üzere $Fuzz(\mathfrak{R}) \rightarrow \mathfrak{S}$ ile ifade edilirse bunun tersi de durulaştırma olarak tanımlanacaktır. Bu işlem bulanık bir kümeyi sayısal değerlere çevirir. Durulaştırma $Defuzz(\mathfrak{S}) \rightarrow \mathfrak{R}$ olarak gösterilebilir. Çıkarım motoru (ÇM) bulanık kümeleri alıp bulanık kurallar kümesini uygulayarak dönüştürür. Genel olarak bir gerçel sayının başka bir gerçel sayıya dönüştürülmesi açısından bir bulanık sistem (3.29) ile ifade edilir (Baykal ve Beyan, 2004a: 383).

$$\mathfrak{R} \rightarrow Fuzz(\mathfrak{R}) \rightarrow \mathfrak{S} \rightarrow \mathfrak{C}M(\mathfrak{S}) \rightarrow \mathfrak{S} \rightarrow Defuzz(\mathfrak{S}) \rightarrow \mathfrak{R} \quad (3.29)$$

Aşağıda durulaştırma sürecinde en çok kullanılan yaklaşımlar detaylı olarak incelenecektir.

3.9.1. Ağırlık Merkezi Yöntemi

Çok sık kullanılan bu strateji kontrol mekanizmasının olasılık dağılımının ağırlık merkezini (Şekil 26) belirler. Ayırık evrensel kümeler bağlamında bu metot eşitlik (3.30) ve (3.31) ile hesaplanabilir (Lee, 1990: 430; Jang ve diğerleri, 1997: 75; Grigorie, 2011: 75).

$$z_0 = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_z(z_j) z_j}{\sum_{j=1}^n \mu_z(z_j)} \quad (3.30)$$

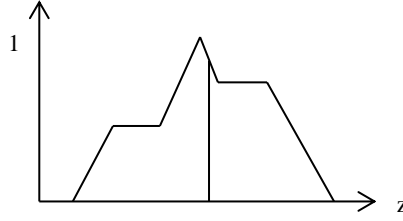
$$z_0 = \frac{\int z \mu_A(z) z dz}{\int z \mu_A z dz} \quad (3.31)$$

Burada; $\mu_A(z)$ üyelik fonksiyonu toplam çıktısıdır. Bu strateji olasılık dağılımı beklenen değer formülünü anımsatan ve en sık kullanılan stratejidir.

3.9.2. Ağırlıklı Ortalama Yöntemi

Bu yöntemde (Şekil 27) girişlerden elde edilen bütün bulanık değerler ile üyelik değeri kullanılarak (eşitlik (3.32)) durulaştırma yapılmaktadır. Hesaplama kolaylığı nedeniyle bulanık uygulamalarda sıklıkla tercih edilmektedir (Ross, 2011: 99).

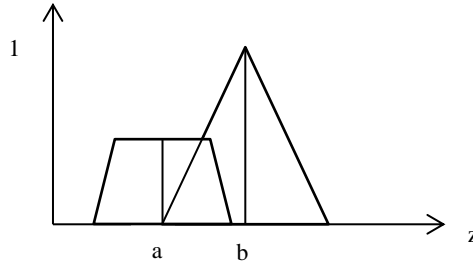
Şekil 26: Ağırlık Merkezi Yöntemi



Kaynak: Elmas, 2011: 249.

Bu yöntemin kullanılabilmesi için çıktı üyelik fonksiyonlarının simetrik fonksiyonlar olması gerekmektedir. Eşitlik (3.32)' de 'z' her simetrik üyelik fonksiyonun merkezini ifade etmektedir.

Şekil 27: Ağırlıklı Ortalama Yöntemi



Kaynak: Ross, 2011: 100.

$$z_0 = \frac{\mu_A(z) \cdot z}{\mu_A(z)} \text{ veya } z_0 = \frac{\int \mu_A(z) \cdot z \cdot dz}{\int \mu_A(z)} \quad (3.32)$$

3.9.3. Maksimum Üyelik Yöntemi

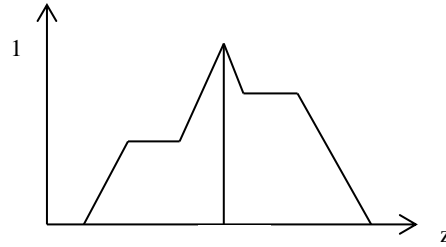
Bu strateji üyelik derecelerinin olasılık dağılımlarının maksimumuna ulaştığı noktadan ibarettir. Yükseklik metodu olarak bilinir. Eşitlik (3.33)'te matematiksel olarak ifade edilmiştir (Lee, 1990: 430; Ross, 2011: 99).

$$\mu_A(z_0) \geq \mu_A(z) \quad (3.33)$$

3.9.4. Toplamın Ortalaması Yöntemi

Birçok durulaştırma stratejisinden daha hızlı çalışan ve üyelik fonksiyonlarının simetrik olması gibi bir sınırlayıcı ile sınırlandırılmayan bir yöntemdir. Her bir bulanık çıktı kümesinin cebirsel toplamını gerektirir. Bu metodun eksik iki yönü olarak; kesişim kümelerinin iki kez toplama dâhil edilmesi ve her bir üyelik fonksiyonunun merkezinin bulunması söylenebilir (Ross, 2011: 105).

Şekil 28: Maksimum Üyelik Yöntemi



Kaynak: Elmas, 2011: 248.

Eşitlik (3.34) bu yöntemin matematiksel ifadesi ve şekil 29 çalışma prensibinin gösterimidir.

$$Z_0 = \frac{\int_{k=1}^n \mu_{A_k}(z) z dz}{\int_{k=1}^n \mu_{A_k}(z) dz} \quad (3.34)$$

Burada; z sıralı olarak her bir üyelik fonksiyonun merkezi arasındaki uzaklığı ifade eder.

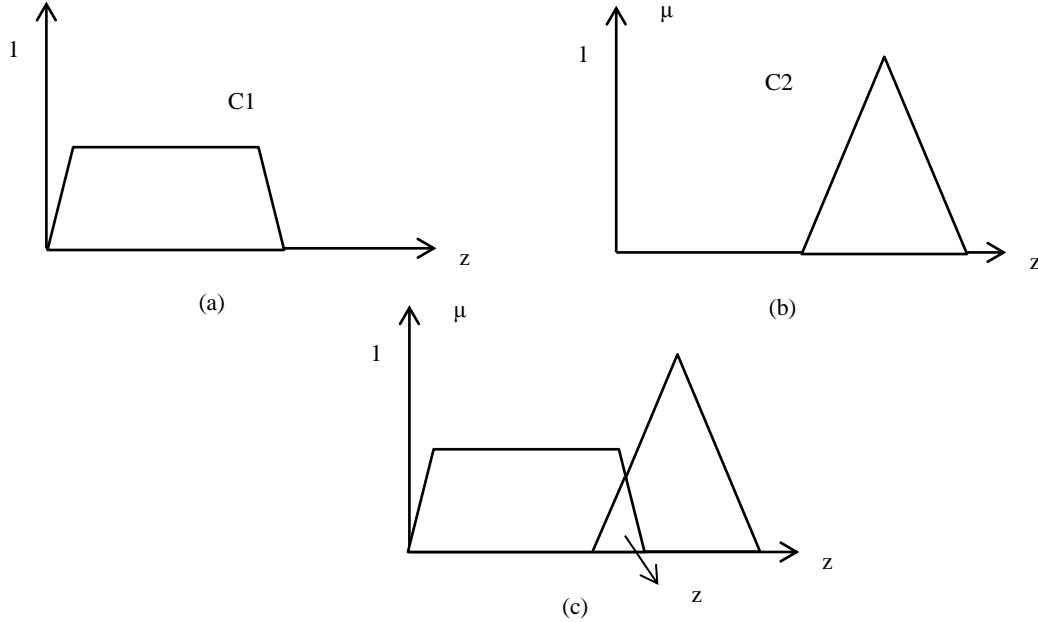
Bu metot bir yön hariç ağırlıklı ortalama metodu ile benzerlik gösterir. Bu yöntemde ağırlıklar ayrı ayrı üyelik fonksiyonlarının alanlar iken; ağırlıklı ortalama yönteminde ağırlıklar üyelik fonksiyonu değerleridir.

3.9.5. Maksimumların Ortalaması Yöntemi

Bu strateji üyelik fonksiyonlarının en büyüğe ulaştığı tüm değerlerin ortalamasıdır. Eşitlik (3.35)'e göre ayrık bir evren söz konusu olduğunda z_j üyelik fonksiyonlarının en büyüğe ulaştığı değerler, k ise bu değerlerin sayısını ifade etmektedir (Lee, 1990: 430; Jang ve diğerleri, 1997: 76).

$$z_0 = \frac{\sum_{j=1}^n z_j}{k} \quad (3.35)$$

Şekil 29: Toplamın Ortalaması Yöntemi

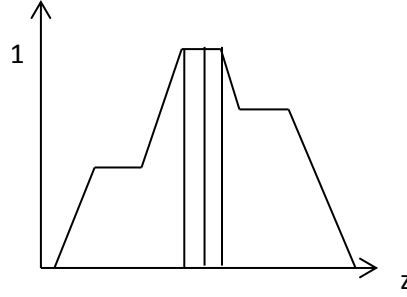


Kaynak: Ross, 2011: 106.

3.9.6. İki Bölümlü Alan (Açıortay) Yöntemi

Bu yöntemde çıktı bulanık kümesi en azından iki tane dışbükey alt bulanık kümeyi içeriyorsa dışbükey bulanık kümelerin en büyük alanlısının ağırlık merkezi durulaştırma işlemi kullanılır. Bu yöntem bulanık kümeleri aynı alanlı iki bölgeye ayıran (Eşitlik (3.36)) bir etkinlik (z_0) üretir (Jang ve diğerleri, 1997: 77; Baykal ve Beyan, 2004b: 224).

Şekil 30: Maksimumların Ortalaması Yöntemi



Kaynak: Ross, 2011: 103.

$a = \min z \ z \in W$, $\beta = \max z \ z \in W$ olmak üzere;

$$\int_a^{\beta} \mu_A(z) dz = \int_a^{\beta} \mu_A z dz \quad (3.36)$$

3.10. Bulanık Sistemin Parametreleri

Bulanık modelde, her bölümün yerine getirmekle yükümlü olduğu görevler için çeşitli parametreler bulunmaktadır. Bu parametreler mantıksal, yapısal, bağlantısal ve işlemsel olarak sınıflandırılabilir.

İşlemsel parametre üyelik fonksiyonun değeridir. Bağlantısal parametreler kuralların yapısını ifade etmekte ve kural öncülleri, sonuçları ve kural ağırlıkları model tipi ile ilişkili konulardır. Yapısal parametreler olarak ise sistemle ilişkili değişkenler, üyelik fonksiyonlarının sayısı, kuralların sayısı ifade edilmektedir. Tablo 11’ de bulanık sistemin yapı ve parametreleri gösterilmektedir.

3.11. Bulanık Mantık Yaklaşımı Üstünlük ve Sakıncaları

Bulanık mantık yaklaşımı klasik yaklaşımlarla kıyaslandığında bir takım üstünlük ve sakıncalarından bahsedilebilir. Öncelikle bulanık mantık insan düşünce tarzına çok yakın bir özellik göstermektedir. Denetim işlemlerinin birçoğu dilsel niteleyicilerle yapılmaktadır. Doğrusal ilişkileri modelleyebilen sıradan yaklaşımların aksine gerçek

olaylar arasındaki doğrusal olmayan ilişkileri çok daha etkin bir biçimde modelleme özelliğine sahiptirler.

Tablo 11: Bulanık Modelde Yapı ve Parametreler

Sınıf	Parametreler	Bölüm
Mantıksal	Çıkarım Mekanizması Bulanık İşlemciler	Çıkarım motoru
Yapısal	Üyelik fonksiyonun tipi	Bulandırıcı, durulayıcı
	Durulaştırma yöntemi	Durulayıcı
	İlişkili değişkenler	Bilgi tabanı
Bağlantısal	Üyelik fonksiyonların sayısı	Kural tabanı
	Kuralların sayısı	
	Kuralların öncülleri	
İşlemsel	Kuralların sonuçları	Veritabanı
	Kural ağırlıkları	
	Üyelik fonksiyon değerleri	

Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004b: 225.

Bulanık mantık kuralları oluşturulurken uzman yardımına muhakkak başvurmak gereklidir. Üyelik işlevlerini ve bulanık mantık kurallarını tanımlamak her zaman kolay olmamaktadır. Ayrıca bu parametreleri belirlemek için de sistematik bir yöntem ne yazık ki bulunmamaktadır. Bu sebeple de bu işlemler bir hayli zaman gerektirmektedir (Elmas, 2011: 198).

Bulanık mantık yaklaşımı yapay zekâ yöntemlerinden bir tanesidir. Günümüzde özellikle mühendislik alanında olmak üzere gerçek hayat problemlerine sıklıkla uygulanmakta ve başarılı sonuçlar elde edilebilmektedir.

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

4. SİNİRSEL BULANIK MANTIK DENETİM

Bazı problemlerin çözümünü sadece bir çözüm noktasında değil tüm işlem aralığında elde etmek ve iyi ayarlanmış bir denetleyiciye sahip olmak için son yıllarda klasik denetim mekanizmaları yerine sinirsel veya bulanık denetim gibi mekanizmalar önerilmektedir. Bulanık mantık denetleyiciler Ebrahim Mamdani'nin 1975 yılında Sedrak Assilian ile birlikte yaptıkları, buhar makinesinin bulanık denetim uygulamasıyla otomatik denetim alanına girmiştir.

Bulanık mantık, sinir ağları, genetik algoritmalar ve uzman sistemler gibi yapay zekâ teknikleri kendilerine has özellikler barındırmaktadırlar. Yapay sinir ağları öğrenebilirken, bulanık mantık karar alabilme konusunda çok yeteneklidir. Sinirsel bulanık mantık yaklaşımı, yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneği, en uygunu bulma, bağlantılar yapma ve bulanık mantığın insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi üstünlüklerinin birleştirilmesi fikrine dayanmaktadır (Elmas, 2011: 321). Yani bu yöntemlerin güçlü yönleri bir araya getirilerek daha fonksiyonel, kullanışlı ve etkili sonuçlar üretebilen sistemler tasarlamak amaç edinilmiştir.

Bulanık mantık denetleyiciler paralel veya dağıtık denetim, sözel denetim ve güvenilir denetim gibi özellikleri ile klasik denetleyicilere üstünlük sağlamaktadır. Klasik denetim sistemlerinde denetim etkinliği $\mu = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ gibi tekil denetim stratejisi ile belirlenirken, bulanık mantık denetleyicilerde denetim stratejisi çoklu bulanık kurallarla temsil edilir ve bu sebeple de karmaşık ve doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi kolaylaşır (Baykal ve Beyan, 2004b: 345).

Bulanık mantık denetleyicilerinin öğrenme kabiliyeti olmamasından dolayı bu sistemlere öğrenme algoritmalarının eklenebileceği görüşü ortaya atılmış ve eğitim ve uyum algoritmaları ile oluşturulan sistemlere uyarlanabilir bulanık sistemler adı verilmiştir.

Bu konudaki ilk denetleyiciler Procyk ve Mamdani tarafından 1979 yılında tasarlanan bulanık denetleyicilerdir. Uyarlanabilir denetleyiciler otomatik olarak çalıştığı için süreç içerisindeki değişiklikleri izleyebilecek bir izleme sistemine sahip olmalıdırlar. Bununla ilgili olarak iki yöntemden bahsedilebilir (Zimmerman, 1996: 220).

i) Performans ölçüm yaklaşımı, sistemin yüksek hesaplama zamanı ve yerel optimumlara takılma gibi kısır döngüler içine girmesi durumunda kullanılan yaklaşımdır.

ii) Parametre tahmin yaklaşımı, modellenen sürecin sürekli olarak güncel tutulduğu yaklaşımı ifade eder.

Bunun yanında bulanık sistemlerin değişkenlerinin yapay sinir ağları tarafından elde edilmesi de mümkündür böyle sistemler sinirsel bulanık sistemler (neuro fuzzy systems) olarak adlandırılmaktadır.

Sinirsel bulanık sistemler günümüzde denetim, veri analizi, karar verme gibi bir çok alanda başarı ile uygulanmaktadır. Sinirsel bulanık ağ yapılarındaki bağlantı ağırlıkları, yayılmaları ve transfer işlevleri klasik sinir ağlarından farklıdır. Bu sistemlerde öğrenme genellikle eğimli iniş algoritması ile gerçekleştirilmektedir (Elmas, 2011: 322).

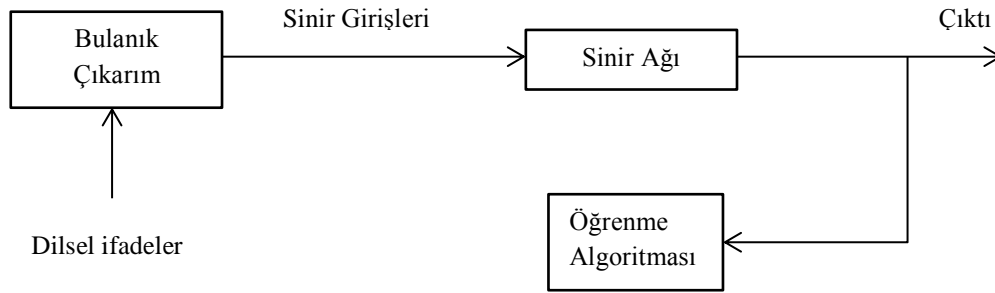
Sinirsel bulanık sistemler öğrenebilen, uyarlanabilen ve bilgiyi eş zamanlı olarak işleyebilen sistemlerdir. Son yıllarda geliştirilen sistemler arasında Uyarlanabilir Bulanık Öğrenme Kontrol Ağı (Fuzzy Adaptive Learning Control Network-FALCON) (Lin ve Lee, 1991), Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System-ANFIS) (Jang, 1993), Sinirsel Bulanık Sınıflandırma (Neuro Fuzzy Classification-NEFCLASS) (Nauck, 2001), Genelleştirilmiş Yaklaşık Akıl Yürütme Temelli Zeki Kontrol (Generalized Approximate Reasoning Based Intelligent Control-GARIC) (Berenji ve Khedkar, 1992), Bulanık Çıkarım Sistemlerinde Bulanık Çıkarım ve Sinir Ağı (Fuzzy Inference and Neural Network in Fuzzy Inference Software-FINEST) (Tano ve diğerleri, 1996) örnek olarak gösterilebilir. ANFIS ve NEFCLASS mimarisi ileriki bölümlerde ayrıntılı olarak ele alınacaktır.

Bahsi geçen sistemlerin birbirlerine göre bazı avantajları veya dezavantajları olabilmektedir. Hesaplama zamanı, kural tabanın anlamlılığı, performans seviyesi gibi kriterler modelden modele farklılık göstermekte ve modelin geçerlilik testi için kullanılmaktadır (Abraham, 2001: 275).

4.1. Sinirsel Bulanık Mantık Ağ Yapıları

Sinirsel bulanık mantık ağları temel olarak iki yapıdan oluşmaktadır. Birinci sinirsel bulanık mantık ağ yapısında (Şekil 31) bulanık çıkarımın dilsel ifadelerle oluşturduğu çıktılar çok katmanlı sinir ağına girdi vektörü olarak verilmektedir. Bu yapıda, sinir ağı eğitilmekte ve istenen çıktıları sağlamaktadır.

Şekil 31: Sinirsel Bulanık Mantık Sistemi (Birinci Yapı)



Kaynak: Fuller, 1995: 207.

İkinci sinirsel bulanık mantık yapısında (Şekil 32) ise çok katmanlı sinir ağının çıktıları bulanık çıkarım mekanizmasını sürmektedir.

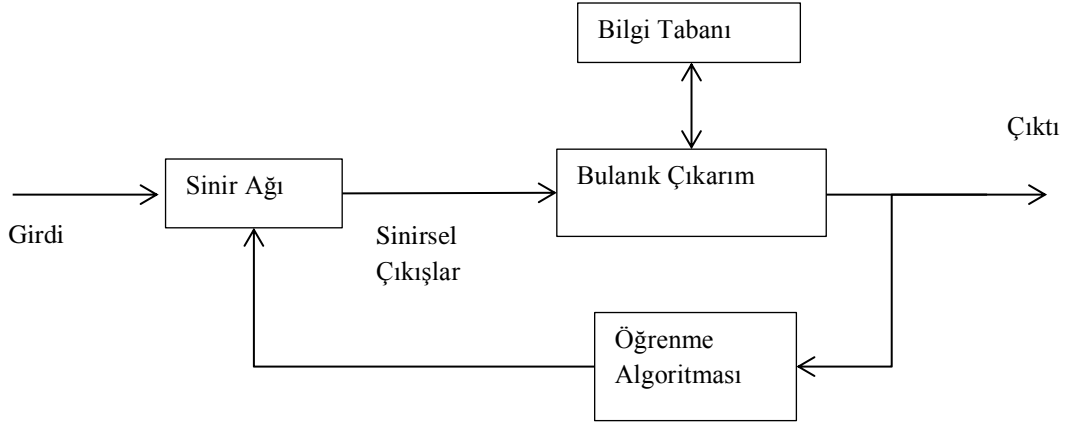
Bulanık sinirsel hesaplama süreci üç adımda modellenir (Fuller, 1995: 207).

i) Biyolojik nöron hareketle bulanık sinirsel modelin geliştirilmesi

ii) Bulanıklık içeren sinaptik bağlantıların modellenmesi

iii) Öğrenme algoritmasının geliştirilmesi.

Şekil 32: Sinirsel Bulanık Mantık Sistemi (İkinci Yapı)



Kaynak: Fuller, 1995: 208.

4.2. Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağı

Önceki bölümlerde de anlatıldığı üzere sinir ağları ve bulanık mantık birbirini tamamlayan teknolojilerdir. Sinir ağları öğrenme kabiliyetine sahipken bulanık mantık ise öğrenme yeteneğinden yoksundur. Sinir ağlarıyla sunulan bilgi karmaşık ve anlaşılması güç iken bulanık mantık, sözel terimler ve eğer-ise kurallarını kullandığı için anlaşılması kolaydır. Kısaca ifade edilirse; bulanık sistemlerin uzman bilgisini güçlü bir şekilde sunabilmesi ve sinir ağlarının da öğrenme kabiliyetleri ve hesaplama etkinliği dolayısıyla bu iki sistemin birlikte kullanılmasına ihtiyaç duyulmuştur (Torun, 2010: 20).

Bulanık mantık ve sinir ağlarının bütünleştirilmesi için bir çok çalışma yapılmıştır. Genel olarak bulanık sinir ağları ve sinirsel bulanık sistemler şeklinde iki yaklaşımdan bahsedilebilir. Sinir ağlarıyla bulanık kavramların farklı şekillerde sentezleri de mümkündür. Genel olarak beş kategoriden bahsedilebilir (Baykal ve Beyan, 2004b: 427):

i) Bulanıklığı sinir ağı çatısına sokmak: Girdi verisini bulandırma sinir ağı çıktılarını bulanık küme terimleri ile sunma gibi. (Bulanık sinirsel ağ).

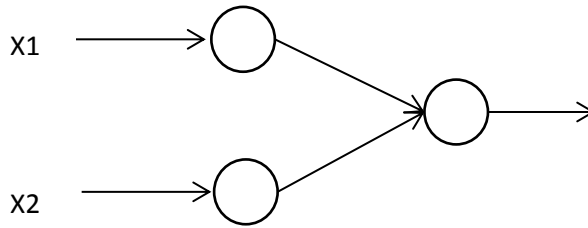
ii) Bulanık mantık biçimselciliği ile sinir ağı tasarlama. (Sinirsel bulanık sistem).

iii) Sinir hücrelerinin temel özelliklerini deęiřtirme: Sinir hücrelerin standart çarpım, toplam işlemciler yerine bulanık birleşim, bulanık kesişim ve bulanık bileşke gibi işlemcilerle tasarlanması. (Bulanık sinirsel ağ).

iv) Bir ağın kararsızlığı ya da hatası olarak bulanıklık ölçüsünün kullanımı. (Bulanık sinirsel ağ).

v) Her bir sinir hücrelerini bulanık yapmak. Sinir hücrelerinin girdi ve çıktıları bulanık kümelerdir. (Bulanık sinirsel ağ).

Şekil 33: Basit Bir Sinir Ağı Modeli



Kaynak: Elmas, 2011: 325.

4.3. Bulanık Sinir Hücresi (BSH) ve Bulanık Sinir Ağları (BSA)

Basit bir bulanık sinir hücresinde tüm sinyaller ve ağırlıklar gerçel sayılardan oluşmaktadır. Şekil 33'te sinyal ve ağırlıkları gerçel sayılar olan bir sinir ağı verilmektedir. Ağın girdi sinir hücreleri girdi sinyallerini deęiřtiremedięi için bu hücrelerin çıktıları ile girdileri aynıdır. Bu durumda çıktı ürünü p_i , x_i girdi sinyalinin w_i ağırlığı ile çarpımından (Eşitlik (4.1)) ibarettir. (Baykal ve Beyan, 2004b: 428; Elmas, 2011: 324).

$$p_i = x_i w_i, \quad i=1,2 \quad (4.1)$$

Çıkış düęümünde ürünler toplanarak;

$$ağ = p_1 + p_2 = x_1 w_1 + x_2 w_2 \quad (4.2)$$

Elde edilmektedir. Sinirsel çıktıyı hesaplamak için, $f(x) = (1 + e^{-x})^{-1}$ sigmoidal fonksiyonu gibi bir transfer fonksiyonu kullanılır. Ağın çıktısı eşitlik (4.3) ile hesaplanır.

$$y = f(\text{ağ}) = f(x_1w_1 + x_2w_2) \quad (4.3)$$

Çarpma, toplama ve f 'i kullanan böyle bir sinir ağına basit sinir ağı denir. Eğer sinire gelen veriyi birleştirmek için t-norm veya t-conorm operatörlerinden biri kullanılırsa hibrit sinir ağları elde edilir. Bir bulanık sinir ağında bütün girişler, çıkışlar ve ağırlıklar gerçel sayılar olmak üzere $[0,1]$ arasında alınmalıdır

Bulanık sinir ağları (Jang ve diğerleri, 1997; Takagi ve Sugeno, 1985), yapay sinir ağlarının öğrenme yeteneğini ve bulanık mantık sistemlerin belirsizliği modelleme özelliklerini bir arada bulunduran sistemlerdir. Bulanık sinir ağları Mamdani ve Assilian (1975) çalışmalarında yaptıkları gerçek bir kontrol uygulamasıyla kullanılmaya başlanmıştır. Devamında ise Sugeno (1985) ve Sugeno ve Kang, (1988) çalışmaları ile Takagi Sugeno ve Kang modeli olarak adlandırdıkları yeni bir model geliştirmişlerdir.

Sugeno modeli olarak bilinen ilk bulanık sinir ağı modellerinden bir tanesi olan model, uygulama kolaylığı, etkin hesaplama performansı ve optimizasyon problemlerine de uygun olması dolayısıyla en çok kullanılan modellerden bir tanesi olmuştur. Sugeno bulanık modeli giriş-çıkış veri çiftlerine dayalı bulanık kurallar oluşturmaya da olanak tanımaktadır. Hızlı ve doğru öğrenme, hem veri hem de uzman bilgisini bir arada kullanabilmesi, genelleme yapabilme yeteneği gibi özellikleri son yıllarda BSA'ları oldukça popüler hale getirmiştir (Türkmen, 2009: 16).

Bulanık sinir ağlarında, bulanık mantık kavramları, klasik sinir ağlarının bilgi sunum yeteneklerini zenginleştirmek için kullanılmaktadır. Standart matematiksel modeller kullanan sinirler, t-norm ve t-conorm bileşke operatörleri kullanan bulanık sinirlere dönüşür. Şekil 33'de bulanık sinir ağı modelinin genel yapısı verilmiştir.

Sinirsel bulanık ağ yapılarının çalışma prensiplerini daha iyi anlayabilmek için bulanık kümelerde çok kullanılan T -norm (t-norm) ve S -norm (t-conorm) operatörlerini incelemek gerekir. Literatürde değişik parametrelerle pek çok T -norm ve S -norm işlemleri

kullanılmıştır. T -norm klasik mantıktaki “VE” işleminin, S -norm ise “VEYA” işleminin karşılığıdır. t -norm operatörü monoton azalmayan, birikimli ve etkisiz elemanı “1” olan bir operatördür. t -norm operatörünün dual formu olan t -conorm operatörü de monoton azalmayan, birikimli ve etkisiz elemanı “0” olan bir operatördür. Bu operatörler olasılıksal metrik uzayda geliştirilmiş ve bulanık kümelerde kesişim ve birleşim işlemlerini modelleme için çok sık kullanılan operatörlerdir (Pradera, 2002: 58).

T -norm (t -norm): $T: 0,1 \times 0,1 \rightarrow 0,1$ ve $\forall x, y, z, x', y' \in [0,1]$ olmak üzere aşağıdaki dört koşulu gerçekleştiren T işlemine t -norm denir (Lee, 1990: 420; Fuller, 1995: 25).

i) Sınır Koşulu: $T(0,0) = 0, T(x,1) = x$

ii) Değişme Özelliği: $T(x,y) = T(y,x)$

iii) Monotonluk Özelliği: $(x \leq x', y \leq y') \rightarrow T(x,y) \leq T(x',y')$

iv) Birleşme Özelliği: $T(T(x,y),z) = T(x,T(y,z))$

Aşağıda Tablo 12’de temel T -normlar gösterilmektedir.

Tablo 12: Temel T-normlar

Ad	Tanım
En küçük (Minimum)	$\text{MIN } a, b = \min a, b$
Lukasiewicz	$\text{Lve } a, b = \max a + b - 1, 0$
Olasılıksal	$\text{Pve } a, b = ab$
Zayıf	$\text{WEAK } a, b = \begin{cases} \min a, b & \text{eğer } \max a, b = 1 \\ 0 & \text{diğer durumlar için} \end{cases}$
Hamacher	$\text{Hve}_\gamma a, b = ab / (\gamma + 1 - \gamma a + b - ab), \gamma \geq 0$
Dubois ve Prade	$\text{Dve}_\alpha(a, b) = ab / \max\{a, b, \alpha\}, \alpha \in (0,1)$
Yager	$\text{Yve}_p a, b = 1 - \min(1, (1 - a^p + 1 - b^p)^{\frac{1}{p}}), p \geq 0$

Kaynak: Fuller, 1995: 26.

S-norm (t-conorm): $S: 0,1 \times 0,1 \rightarrow 0,1$ ve $\forall x,y,z,x',y' \in [0,1]$ olmak üzere aşağıdaki dört koşulu gerçekleştiren S işlemine t-conorm denir (Lee, 1990: 420; Fuller, 1995: 25).

i) Sınır Koşulu: $S(1,1) = 1, S(x,0) = x$

ii) Değişme Özelliği: $S(x,y) = S(y,x)$

iii) Monotonluk Özelliği: $(x \leq x', y \leq y') \rightarrow S(x,y) \leq S(x',y')$

iv) Birleşme Özelliği: $S(S(x,y),z) = S(x,S(y,z))$

Eğer T , t-norm ise Eşitlik (4.4) De-Morgan kuralları gereğince t-conorm olarak tanımlanır (Bloch ve diğerleri, 2005: 189).

$$S(a,b) = 1 - T(1 - a, 1 - b) \quad (4.4)$$

Tablo 13: Temel T-conormlar

Ad	Tanım
En büyük (Maksimum)	$\text{MAX } a, b = \max a, b$
Lukasiewicz	$\text{Lveya } a, b = \min a + b, 1$
Olasılıksal	$\text{Pveya } a, b = a + b - ab$
Güçlü	$\text{WEAK } a, b = \begin{cases} \max a, b & \text{eğer } \min a, b = 0 \\ 1 & \text{diğer durumlar için} \end{cases}$
Hamacher	$\text{Hveya}_\gamma a, b = (a + b - 2 - \gamma ab) / (1 - (1 - \gamma)ab), \gamma \geq 0$
Yager	$\text{Yveya}_p a, b = \min 1, a^p + b^p)^{\frac{1}{p}}, p > 0$

Kaynak: Fuller, 1995: 27.

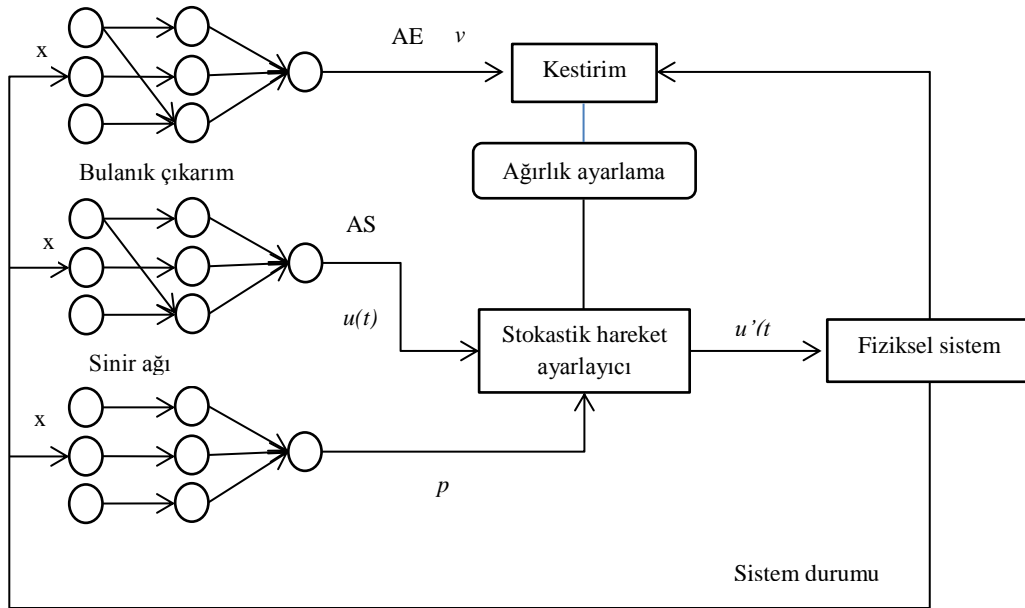
Temel bir bulanık sinirsel sistem olarak Berenji (1992a)-(1992b)' nin Approximate Reasoning Based Intelligent Control (ARIC) gösterilebilir. ARIC bulanık denetleyiciler için tasarlanan bir sinir ağı modelidir. Fiziksel sistemin davranışlarını güncelleyerek ve

önceden tanımlanmış bilgi tabanını kontrol ederek öğrenir. Şekil 34' te ARIC mimarisi görülmektedir.

Bu tip sistemler sinir ağlarının ve bulanık denetleyicilerin avantajlı yönlerini birleştirir. Sistem öğrenilebilir ve bulanık “eğer-o halde” kurallarına da sahip olduğu için sözel bilgiyi kullanabilir. Sistem tarafından önceden tanımlanmış kurallar sayesinde sıradan bir sinir ağına göre daha hızlı öğrenirler (Fuller, 1995: 210).

ARIC mimarisi AEN (the Action-state Evaluation Network) ve the Action Selection Network (ASN) olmak üzere iki ileri beslemeli sinir ağından oluşur. AEN sistem davranışını tahmin etmeye yarayan, fiziksel sistemden hata sinyallerini ve girdi bilgisini alan ve 1 gizli katmanlı ileri beslemeli sinir ağıdır (Berenji, 1992a: 275).

Şekil 34: ARIC Mimarisi



Kaynak: Berenji, 1991: 1077.

ASN (Şekil 34) gerçekte iki ayrı ağdan oluşmaktadır. Bu ağlardan biri bulanık çıkarım bölümüdür. Diğer ağ ise, t ve sistem durumu $(t+1)$ zamanındaki ağırlıkları kullanarak bulanık çıkarım değeri $u(u+1)$ bileşim ölçümü $p[t,t+1]$ ile hesaplama yapan

sinir ağıdır. Bir stokastik uyarlayıcı olarak bulanık çıkarım parçasının denetim değeri $u(t)$ 'yi birleştirir ve olasılık değeri p ile anılır. Bu durumda ASN çıkış değerleri Eşitlik (4.5) ile hesaplanır (Elmas, 2011: 324).

$$u(t) = o(u(t), p(t), t+1) \quad (4.5)$$

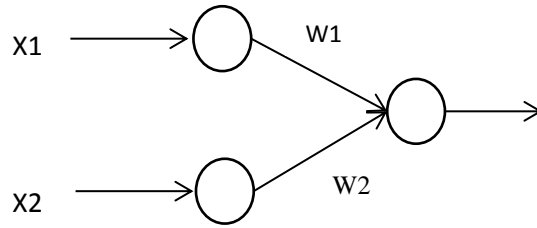
4.3.1. Bulanık Sinir Hücresi Tipleri

Aşağıdaki bölümde mantıksal operatörlere göre işleyen bulanık sinir hücrelerinin çeşitleri, çalışma prensipleri ve yapıları üzerinde durulacaktır.

4.3.1.1. “VE” Bulanık Sinir Hücresi

“VE” bulanık sinir hücresinde öncelikle x_i ve w_i sinyalleri t-conorm S operatörü ile (Eşitlik (4.6)) birleştirilir ve devamında şu şekilde hesaplanır (Hirota ve Pedrycz , 1994: 152).

Şekil 35: “VE” Sinir Hücresi



Kaynak: Elmas, 2011: 326.

$$p_i = S(w_i, x_i), i = 1, 2. \quad (4.6)$$

Girdi bilgisi p_i , çıktıyı oluşturmak için t-norm T operatörü ile (Eşitlik (4.7)) toplanır.

$$y = ve(p_1, p_2) = T(p_1, p_2) = T(S(w_1, x_1), S(w_2, x_2)) \quad (4.7)$$

Böylece, eğer $T=\min$ ve $S=\max$ olursa “ve” nöronu min-max bileşimini (Eşitlik (4.8)) oluşturur (Şekil 35).

$$y = \min w_1 \vee x_1, w_2 \vee x_2 \quad (4.8)$$

4.3.1.2. “VEYA” Bulanık Sinir Hücresi

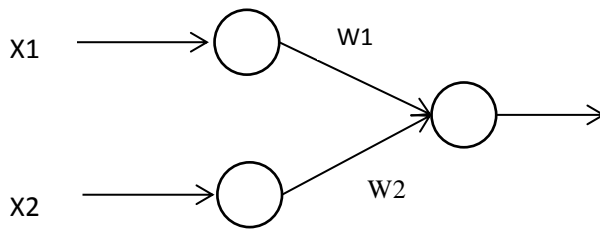
“VEYA” bulanık sinir hücresinde öncelikle x_i ve w_i sinyalleri t-norm T operatörü ile (Eşitlik (4.9)) birleştirilir ve devamında şu şekilde hesaplanır (Hirota ve Pedrycz , 1994: 152).

$$p_i = T w_i, x_i , i = 1,2. \quad (4.9)$$

Girdi bilgisi p_i çıktığı oluşturmak için t-conorm S operatörü ile (Eşitlik (4.10)) toplanır.

$$y = veya p_1, p_2 = S p_1, p_2 = S(T w_1, x_1 , T w_2, x_2) \quad (4.10)$$

Şekil 36: “VEYA” Sinir Hücresi



Kaynak: Elmas, 2011: 326

“VE” ve “VEYA” bulanık nöronlar üyelik değerlerinde mantıksal işlemler gerçekleştirirler. Bağlantı ağırlıklarının rolü, her bir girdinin toplam sonucu etkileme düzeyi arasındaki farklılıkları belirlemektir. Yani daha yüksek w_i değeri “ve” nöronun çıktısı üzerinde x_i ‘nin daha yüksek etkiye sahip olduğu anlamına gelir.

4.3.1.3. İçerme “VEYA” Bulanık Sinir Hücresi

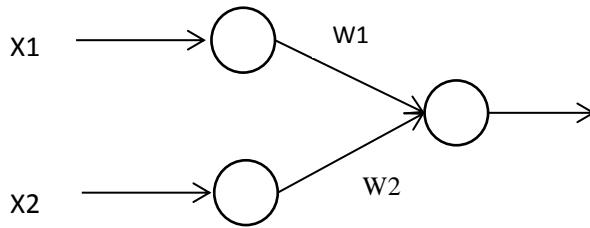
İçerme “veya” sinir hücresi (şekil 37) üretmek için $i=1,2$ olmak üzere x_i sinyali w_i ağırlığı ile içerme işlemcisi (I) aracılığı ile (Eşitlik (4.11)) birleştirilebilir (Baykal ve Beyan, 2004b: 430).

$$p_i = I w_i, x_i = w_i \leftarrow x_i \quad (4.11)$$

p_i girdi bilgisinden çıktı üretmek için $S - conorm$ ile (Eşitlik(4.12)) işleme tabi tutulabilir.

$$y = I p_1, p_2 = S(w_1 \leftarrow x_1, w_2 \leftarrow x_2) \quad (4.12)$$

Şekil 37: İçerme “veya” Sinir Hücresi



Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004b: 430

4.3.1.4. Kwan ve Cai Bulanık Sinir Hücresi

x_i ve w_i sinyalleri çıktı oluşturmak için işleme sokulur. (Eşitlik (4.13)).

$$p_i = w_i p_i, i = 1, 2, \dots, n \quad (4.13)$$

Girdi bilgisi p_i , h birleşim işlevi ile sinir ağının girişini üretmek için (Eşitlik (4.14)) kullanılırsa,

$$z = h(w_1 x_1, w_2 x_2, \dots, w_n x_n) \quad (4.14)$$

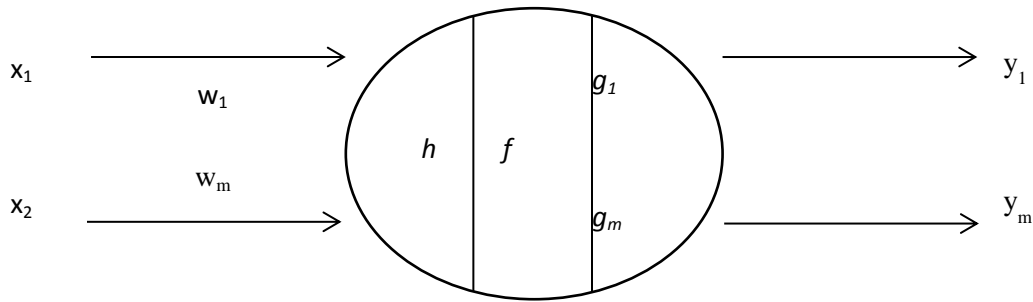
Şeklinde gösterilir ve sinir hücresi $s = f z - \theta$ ile ifade edilir. Burada; f aktivasyon fonksiyonu ve θ ise aktivasyon eşiği anlamına gelmektedir. Sinir hücresi için çıktı Eşitlik (4.15) yardımıyla hesaplanabilir.

$$y_j = g_j s, j = 1, \dots, m \quad (4.15)$$

Burada ise; g_j , m bulanık kümenin x_1, x_2, \dots, x_n giriş örneklerinin üyelik fonksiyonlarını gösteren sinirin çıkış fonksiyonudur. Şekil 38 Kwan Cai bulanık sinir hücresini temsil etmektedir.

Genellikle bulanık sinir hücreleri arasındaki etkileşimi tanımlayan ağırlıklar, aktivasyon eşiği, ve çıktı fonksiyonu eğitim esnasında ayarlanır. Bu yüzden bulanık sinir hücreleri uyarlanabilir özelliktedir ve bulanık sinir hücrelerinden oluşan sinir ağları çevreden gelen örnekler vasıtasıyla öğrenebilir. Toplama ve aktivasyon fonksiyonları bulanık sinir hücresinin yapısal özelliklerini barındırır. Eğer farklı sinir hücrelerinde farklı h ve f fonksiyonları kullanılırsa onların özellikleri de farklı olacaktır. h ve f fonksiyonlarını değiştirerek “girdi-BSH, maksimum-BSH, minimum-BSH, rekabetçi-BSH” gibi bir çok tipte BSH tanımlanabilir (Kwan ve Cai, 1994: 186).

Şekil 38: Kwan Cai Bulanık Sinir Hücresi



Kaynak: Kwan ve Cai, 1994: 186.

4.3.1.5. Kwan ve Cai (Maksimum) Bulanık Sinir Hücresi

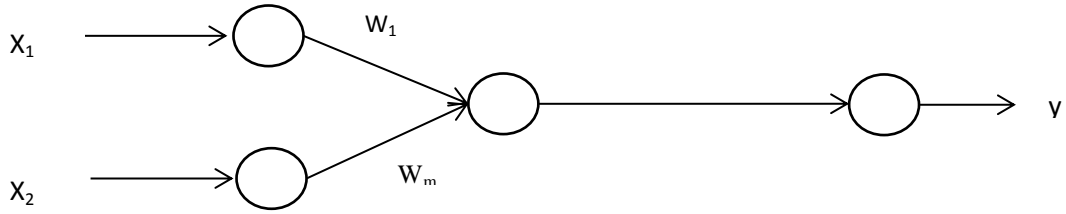
Toplama fonksiyonu olarak Maksimum Conorm (toplam operatörü) Eşitlik (4.16) kullanılabilir. Bu operatörle i . sinir çıkışı Eşitlik (4.17) vasıtasıyla hesaplanabilir.

$$z = \max p_1, p_2 = \max w_1 x_1, w_2 x_2 \quad (4.16)$$

$$y_i = g_i(f \max w_1 x_1, w_2 x_2 - \theta) \quad (4.17)$$

Burada f aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. Şekil 39 Kwan Cai maksimum bulanık sinir hücresini göstermektedir.

Şekil 39: Kwan Cai Maksimum Bulanık Sinir Hücresi



Kaynak: Fuller, 1995: 216.

4.3.1.6. Kwan ve Cai (Minimum) Bulanık Sinir Hücresi

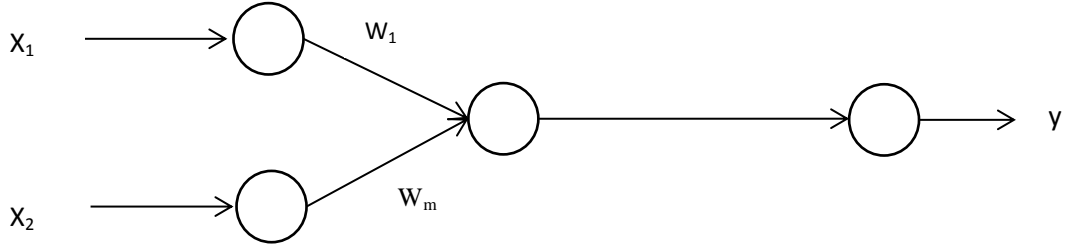
Toplama fonksiyonu olarak minimum norm (çarpım operatörü) kullanılabilir. Bu operatörle i . sinir çıkışı Eşitlik (4.19) vasıtasıyla hesaplanabilir.

$$z = \min p_1, p_2 = \min w_1 x_1, w_2 x_2 \quad (4.18)$$

$$y_i = g_i(f z - \theta = g_i(f \min w_1 x_1, w_2 x_2 - \theta) \quad (4.19)$$

Burada f aktivasyon fonksiyonunu göstermektedir. Şekil 40 Kwan Cai minimum bulanık sinir hücresini göstermektedir.

Şekil 40: Kwan Cai Minimum Bulanık Sinir Hücresi



Kaynak: Fuller, 1995: 217.

4.3.2. Bulanık Sinir Ağı Tipleri

Standart sinir ağları evrensel yaklaşımçı ağlardır. Belirli bir doğruluk derecesine göre, bir kümeyi herhangi bir sürekli fonksiyona yaklaştırabilme özellikleri vardır. Hibrit sinirsel ağlar bulanık “eğer-o halde” kurallarını yapısalcı bir yaklaşımla uygulayabilmek için kullanılabilir. Buckley ve Hayashi (1995) ve Keller ve diğerleri (1992) çalışmalarında bulanık denetleyicilere ve uzman sistemlere muadil olarak görülen hibrit sinirsel ağların nasıl yapılandırıldığını konu edinmişlerdir.

Bulanık sinir ağları girdilerin, çıktılarının ve ağırlıklarının bulanık veya gerçel sayılar olup olmamalarına göre sınıflandırılabilir. Tablo 14’te bulanık sinirsel ağ tipleri gösterilmektedir. Birinci tip BSA sınıflandırma probleminde (Lee ve Wang (1994)) kullanılmaktadır. İkinci, üçüncü ve dördüncü tip ağlar ise bulanık “eğer-o halde” kurallarının uygulanması için (Ishibuchi ve diğerleri (1994) (1995)) kullanılmaktadır.

Son üç BSA (Tip 5-6-7) gerçekçi sinir ağları değildir. Beşinci tip ağda girdi ve vektörler gerçel sayı olduğu için çıktı da her zaman gerçel sayı olmak zorundadır. Bu yüzden bulanık çıktılar sebebiyle ağırlıkların da bulanıklaştırılması gerekmektedir. Tip 6-7’de ise çıktılar reel sayı olduğu için ağırlıkların bulanıklaştırılmasına gerek yoktur.

Sinirsel işleme mekanizması toplama, çarpma ve lojistik aktivasyon fonksiyonlarını kullanıyorsa bu tip ağlar standart ağlardır. Hibrit sinir ağları ise t-norm ve t-conorm operatörlerini girdi ve ağırlıkları birleştirmek için kullanır ve çıktıları oluşturur. Standart

sinir ağıları Zadeh'in genişleme ilkesine dayalı bulanık aritmetiği, hibrit sinir ağıları ise evrenselci yaklaşımı kullanmaktadır.

Tablo 14: Bulanık Sinir Ağı Tipleri

	Ağırlıklar	Girdiler	Çıktılar
Klasik Sinir Ağı	Gerçel sayı	Gerçel sayı	Gerçel sayı
BSA (Tip 1)	Gerçel sayı	Bulanık sayı	Gerçel sayı
BSA (Tip 2)	Gerçel sayı	Bulanık sayı	Bulanık sayı
BSA (Tip 3)	Bulanık sayı	Gerçel sayı	Bulanık sayı
BSA (Tip 4)	Bulanık sayı	Bulanık sayı	Bulanık sayı
BSA (Tip 5)	Gerçel sayı	Gerçel sayı	Bulanık sayı
BSA (Tip 6)	Bulanık sayı	Gerçel sayı	Gerçel sayı
BSA (Tip 7)	Bulanık sayı	Bulanık sayı	Gerçel sayı

Kaynak: Ishibuchi, 1995: 278.

4.3.2.1. Yamakawa Bulanık Sinir Ağı (Tip 3)

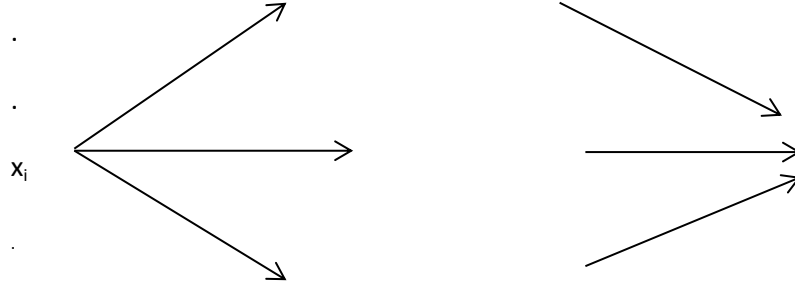
Girdilerin gerçel sayı ağırlıkların bulanık olduğu bulanık sinir ağı modelidir. Burada her x_i girdisi için sinir hücresi tek bir ağırlık yerine ağırlıklar dizisine sahiptir (şekil 41). Bunların her biri üçgen bulanık sayı ile ilişkilidir. Eldeki her x_i değeri için yalnızca iki komşu üyelik fonksiyonu sıfırdan farklı olacağından dolayı, her x_i ile ilişkili sinir hücresi girdisi, iki komşu ağırlığın ağırlıklı ortalamasıdır. Bu sinir ağında öğrenme, deneysel kural kullanılarak, ağırlıkların güncellenmesi ile sağlanmaktadır (Baykal ve Beyan, 2004b: 433).

4.3.2.2. İleri Beslemeli Bulanık Sinir Ağı (Tip 4)

Tüm girdi ve çıktıların bulanık olduğu sinir ağı modelidir. Burada, girdi katmanı üç sinir hücresinden ara katman üç sinir hücresinden ve çıktı katmanı da bir sinir hücresinden oluşan sinir ağı üzerinden tartışılacaktır. x_1 ve x_2 olmak üzere iki girdi sinyali bulunmaktadır. Sinirler katman i , düğüm j ve $(i+1)$. Katmandaki düğüm numarası k olmak üzere w_{ijk} ağırlıkları ile (şekil 42) bağlıdır. Başlangıç aşamasında ağırlıkların

güncellenmesi için aralık aritmetiği ve sonrasında ise delta kuralının revize edilmiş bir şekli uygulanmaktadır.

Şekil 41: Yamakawa Bulanık Sinir Ağı (Tip 3)



Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004b: 433.

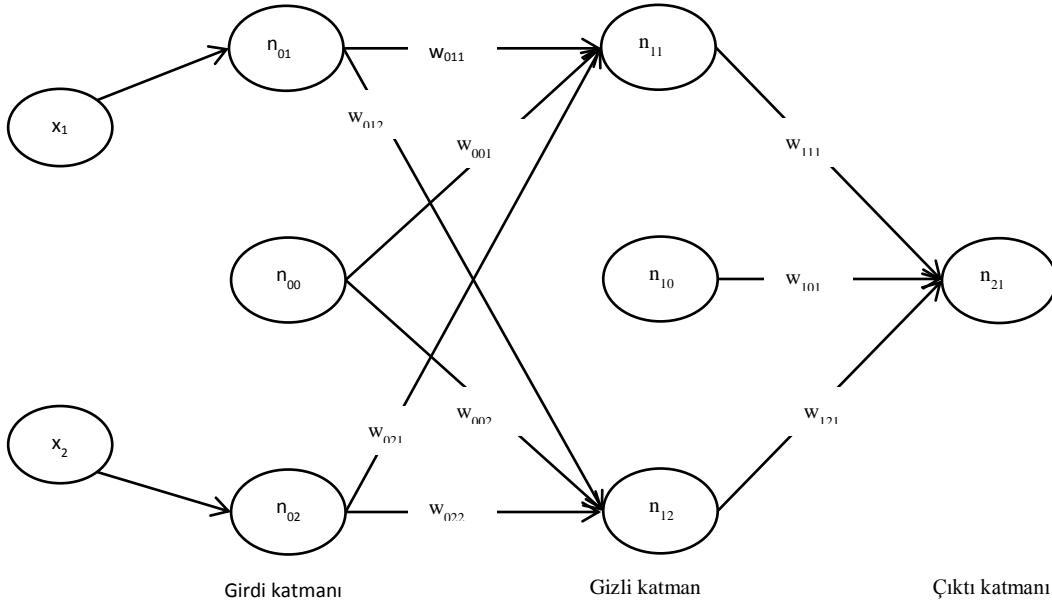
4.4. ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System)

Sıradan matematiksel yöntem ve araçlarla iyi tanımlanmamış veya belirsiz sistemleri modellemek çok uygun bir yöntem değildir. Bunun aksine bulanık çıkarım sistemleri, bulanık “eğer-o halde” kurallarını insan bilgisi ve akıl yürütme sürecini kullanmak adına sistemlere dahil ederek çok daha iyi sonuçlar elde edebilmektedirler. Bulanık modelleme ilk olarak Takagi ve Sugeno (1985) tarafından geliştirilmiş birçok denetim (Pedrycz (1989)), tahmin (Kandel (1988)) mekanizmasına uygulanmıştır. Bunun yanında bu yaklaşımın daha iyi anlaşılabilmesi için iki temel bakış açısını da bilmek gereklidir.

i) İnsan bilgisini ve tecrübesini bulanık çıkarım sisteminin kural tabanına veya veri tabanına dönüştürebilecek herhangi bir standart yöntem yoktur.

ii) Modelleme performansını maksimum yapmak veya çıktı hatalarını en aza indirgeyebilmek için üyelik fonksiyonlarını ayarlayabilecek etkili bir yöntem ihtiyacı duyulmaktadır.

Şekil 42: İleri Beslemeli Bulanık Sinir Ağı (Tip 4)



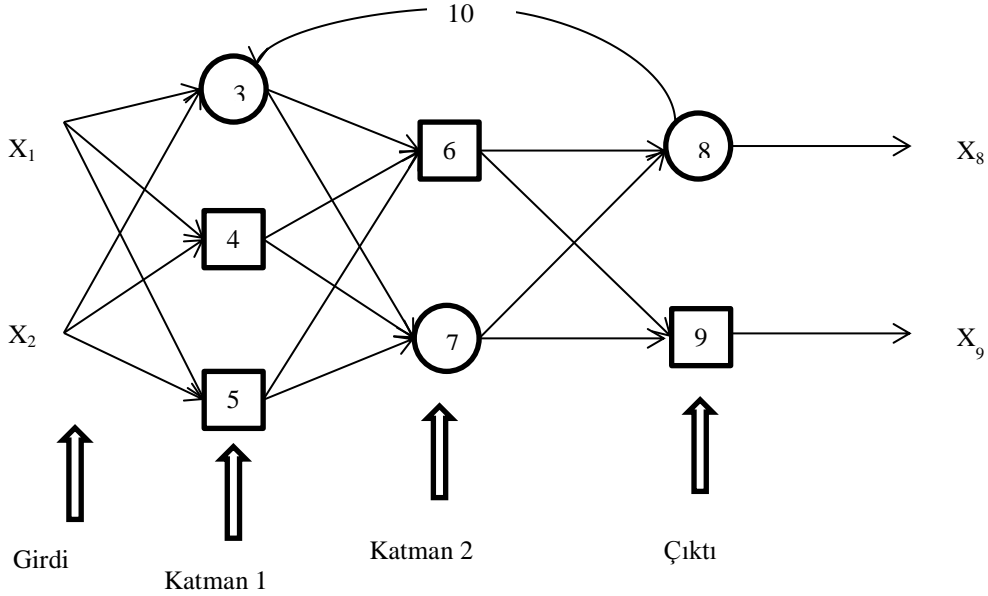
Kaynak: Baykal ve Beyan, 2004b: 433.

Adaptif ağ, çeşitli sayıda birbirine bağlanmış düğümler içeren, elde bulunan girdi ve çıktı veri setini ortaya koymaya yarayan bir ağ yapısıdır. Her bir düğüm bir işlem birimi içerir ve düğümler arası bağlantılar, birleştirilen düğümler arasındaki nedensel ilişkiyi belirler. Düğümlerin hepsi veya bir kısmı adaptiftir. Bunun anlamı düğümlerin çıktısının bu düğümlerle ilişkili düzenlenebilir parametrelere dayandığıdır. Öğrenme kuralı, öngörülmuş bir hata ölçüsünü minimize etme adına bu parametrelerin nasıl güncellenmesi gerektiğini belirler (Yücel, 2010: 37). Hata ölçüsü ağın mevcut çıktısı ile beklenen çıktı arasındaki farkı belirten matematiksel bir gösterimdir. Şekil 43’ te iki girdi ve iki çıktılı adaptif ağ yapısı görülmektedir. Şekil 43’te 10 numaralı bağlantının varlığı ağın geri beslemeli bir adaptif ağ olduğunu gösterir. 10 numaralı bağlantı yok ise ağ ileri beslemeli bir adaptif ağ olur.

Adaptif ağların öğrenme kuralı Werbos (1974) tarafından önerilen eğimli iniş ve zincir kuralına dayalıdır. Bununla birlikte Werbos’un önerisi ilk başlarda hakettiği değeri ve ilgiyi görememiştir. Jang (1993) çalışmasında eğimli iniş metodunun yavaş çalışması ve yerel optimumlara takılması nedeniyle bu yöntemi eleştirmiş ve bu sebeple öğrenme

sürecini hızlandırdığını iddia ettiği çevrimdışı öğrenme (batch learning) ve çevrimiçi öğrenme (pattern learning) kurallarını içeren hibrit bir öğrenme algoritması ileri sürmüştür.

Şekil 43: İki Girdi-İki Çıktı Adaptif Ağ



Kaynak: Jang, 1991: 762.

ANFIS yapısı temel olarak bulanık çıkarım sisteminin (BÇS) adaptif ağlara uyarlanmış halidir. Hibrit öğrenme algoritması sayesinde ANFIS bulanık “eğer-o halde” kuralları ile insan bilgisini yansıtan girdi çıktı yapısını ortaya koymaktadır. ANFIS modeli Jang (1993) tarafından geliştirilmiş doğrusal olmayan problemlerin modellenmesinde, kontrol sistemlerinde ve kaotik zaman serisi problemlerinin çözümünde kullanılmıştır.

4.4.1. ANFIS Mimarisi

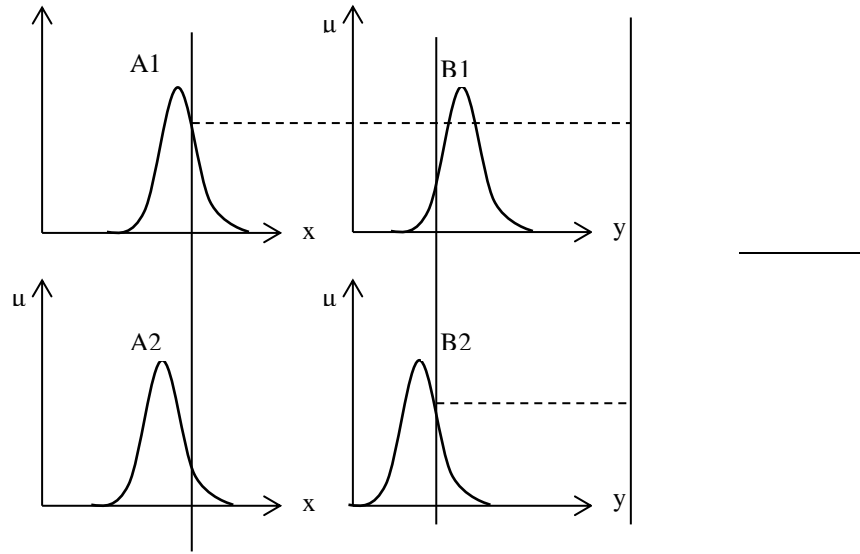
Modelin mimarisi ve genel yapısının kolaylıkla anlaşılabilmesi için x ve y gibi iki girişli iki bulanık “eğer-o halde” kurallı Takagi Sugeno tipi ANFIS mimarisi incelenecektir.

$$R_1: \text{Eğer } x \text{ } A_1 \text{ ve } y \text{ } B_1 \text{ ise } o \text{ halde } f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad (4.20)$$

$$R_2: \text{Eğer } x \text{ } A_2 \text{ ve } y \text{ } B_2 \text{ ise } o \text{ halde } f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad (4.21)$$

Bu kurallar çerçevesinde oluşturulan Sugeno tip bulanık çıkarım Şekil 44'te gösterilmektedir.

Şekil 44: İki Girişli İki Kurallı Sugeno Tipi Bulanık Çıkarım



Kaynak: Ross, 2010: 153.

Şekil 45'te ise iki girişli iki kurallı Sugeno tip bulanık çıkarı yöntemine eşdeğer olan ANFIS mimarisi görülmektedir. ANFIS mimarisi içerisindeki her katmana ait düğüm işlevleri ve dolayısıyla katmanların işlevleri sırasıyla aşağıda verilmiştir (Jang, 1991: 764; Jang, 1993: 670; Jang, 1994: 1494; Fuller, 1995: 231; Lin ve Lee, 1996: 557; Elmas, 2011: 343).

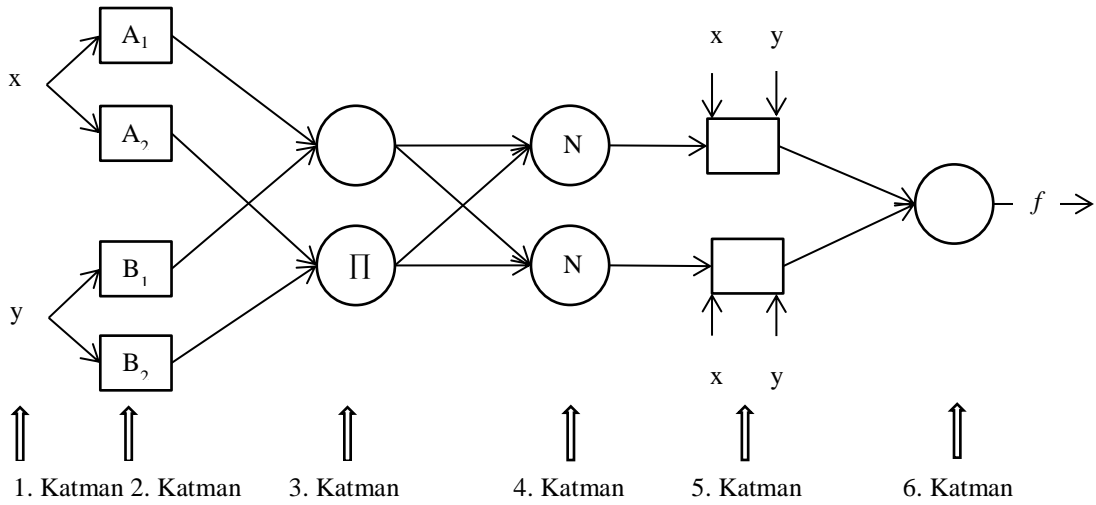
1. Katman: Bu katmandaki her düğüm girdi sinyallerini bir diğer katmana herhangi bir toplama ya da aktivasyon işlemi uygulamadan aktarmaktadır.

2. Katman: Bu katmandaki kare ile gösterilen düğümler A_i ve B_i gibi birer bulanık kümeyi temsil eder. Bu katmandaki düğümlerin çıkış değerleri girdi örneklerine ve

kullanılan üyelik fonksiyonlarına bağlı olan üyelik dereceleridir. Bu düğümlerden elde edilen üyelik dereceleri veya düğüm çıkışları Eşitlik (4.22) ile hesaplanmaktadır.

$$\begin{aligned} o_i^2 &= \mu_{A_i} x \\ o_{i+2}^2 &= \mu_{B_i} y \end{aligned}, i = 1, 2 \quad (4.22)$$

Şekil 45: İki Girişli İki Kurallı Sugeno Tip Bulanık Çıkarıma Eş ANFIS Mimarisi



Kaynak: Lin ve Lee, 1996: 557.

Burada x girdi düğümü ve A_i ise dilsel ifadeleri göstermektedir. Eşitlik (4.21)'de ağın x ve y girdilerine ait düğüm çıkışları görülmektedir. Bu katmanda her iki giriş için toplam dört düğüm vardır. Her düğümde genellikle maksimum 1 ve minimum 0 olmak üzere çan eğrisi üyelik fonksiyonu (Eşitlik(4.23)-(4.24)) kullanılır.

$$\mu_{A_i} x = \frac{1}{1 + \frac{(x-m_i)^2}{\sigma_i^2}} \quad (4.23)$$

$$\mu_{A_i} x = \exp \left(-\left(\frac{x-m_i}{\sigma_i} \right)^2 \right) \quad (4.24)$$

Bu iki eşitlikte m_i ve σ_i parametreleri çan eğrisi üyelik fonksiyonunun sırasıyla orta noktasını ve standart sapmasını göstermektedir. Bu parametreler ağ eğitilirken

ayarlanmaktadır. Bu katman için parametre ifadesi “öncül parametre”yi ifade eder. Ayrıca bu katmandaki düğüm fonksiyonları için, sık kullanılan sürekli veya parçalı olmak üzere üçgen ve yamuk şekilli üyelik fonksiyonları da kullanılabilir.

3. *Katman*: Bu katmandaki her düğüm \square ile etiketlenmiştir ve tüm girdi sinyallerinin çarpımını ifade etmektedir. Düğüm çıkışı da Eşitlik (4.25) ile hesaplanmaktadır.

$$o_i^3 = \mu_i = \mu_{Ai} \times \mu_{Bi} \quad y, i = 1, 2 \quad (4.25)$$

Her düğümün çıktısı bir kuralın devreye girmesi için gereken eşik değeri temsil eder. Bu katmanda genelleştirilmiş “ve” operatörün işlevini yerine getirebilecek bir başka t-norm operatörü de düğüm fonksiyonu olarak kullanılabilir.

4. *Katman*: Bu katmandaki her düğüm çember ile ifade edilmiş ve “N” ile etiketlenmiştir. i . düğümde i . kuralın normalleştirilmiş eşik değeri Eşitlik (4.26) ile hesaplanır.

$$o_i^4 = \mu'_i = \frac{\mu_i}{\mu_1 + \mu_2}, i = 1, 2 \quad (4.26)$$

5. *Katman*: Her i düğümü, düğüm işlevi ile uyarlamalı bir düğümdür ve her i düğümü sonuç ağırlıkları değerini hesaplar. Düğüm çıkışı Eşitlik (4.27) yardımıyla hesaplanır.

$$o_i^5 = \mu'_i f_i = \mu'_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4.27)$$

Eşitlikte μ'_i , dördüncü katmanın çıkışıdır ve normalleştirilmiş ateşleme seviyesini gösterir. p_i, q_i, r_i parametre setidir. Bu katmandaki parametre ise soncul parametre anlamında kullanılmaktadır.

6. *Katman*: Bu katmandaki düğüm çember ile ifade edilmiş olup Σ ile etiketlenmiştir. Bu katmanda gelen bütün sinyallerin toplamı olarak toplam çıktı f hesaplanmaktadır. Eşitlik (4.28) ile ağıın gerçek çıkışı hesaplanmaktadır.

$$o^6 = f = \sum_i \mu_i' f_i = \frac{\sum_i \mu_i f_i}{\sum_i \mu_i} \quad (4.28)$$

Bu şekilde Sugeno bulanık çıkarım modeline eşdeğer ANFIS mimarisi yapısı tamamlanmıştır. Ağıın yapısı sabit bir yapı olmamakla birlikte, ağıın oluşturulması ve düğüm işlevleri keyfi olarak seçilebilir. En sık kullanılan modeller olan Sugeno modelden Tsukamoto modele geçiş kolaylıkla yapılabilir. Ancak Mamdani tip çıkarım sistemine geçiş o kadar kolay olmamaktadır. Mamdani tip bulanık çıkarıma karşılık gelen ANFIS modeli karmaşık ve zor olmasına karşılık ağı performansına önemli bir katkı sağlamamaktadır.

Bütün sonuç değişkenler vektör halinde düzenlenirse Eşitlik (4.29) olarak gösterilebilir.

$$f = \begin{matrix} \mu_1' & \mu_1' x & \mu_1' y & \mu_2' & \mu_2' x & \mu_2' y \\ & r_1 & p_1 & q_1 & r_2 & p_2 & q_2 \end{matrix} \quad (4.29)$$

Sonuç ve üyelik fonksiyonlarına ait parametrelerin ayarlaması için geri yayımlı öğrenme algoritması kullanılabilir.

4.4.2. ANFIS Öğrenme Algoritması

Geri yayımlı öğrenme algoritmasında ağıın çıkışından elde edilen hata değeri giriş katmanına kadar geriye doğru yansıtılarak gerekli ağırlık değişikliklerinin ayarlanması gerçekleştirilir. Amaç “ E ” hata ölçütünü öğrenme işlemi sonunda bütün giriş örnekleri için sifıra eşitlemektir. Ağıın çıkışındaki hata istenen değeri “ d ” ile gerçek çıkış “ f ” arasındaki farktır (Elmas, 2011: 345). Eşitlik (4.30) ile gösterilir.

$$e = d - f \quad (4.30)$$

Burada hata değeri için en küçük kareler yöntemi uygulanırsa hata ölçütü “ E ” Eşitlik (4.31)’a göre hesaplanır.

$$E = \overline{e_i^2} \quad (4.31)$$

Geriye yayımlı algoritma ile ağ eğitilebileceği gibi, Jang (1991)-(1993)’ te önerilen ve daha hızlı hesaplama yeteneğine sahip olan hibrit öğrenme algoritması da kullanılabilir. burada geri yayımlı algoritma üzerinde daha fazla durulmayacak ve hibrit öğrenme algoritması incelenecektir.

4.4.2.1. Eğimli İniş Temelli Öğrenme

Adaptif ağlarda, farklı yetenekleri yansıtabilmek için çember ve kare şeklinde düğümler kullanılır. İstenen girdi çıktı kombinasyonuna ulaşabilmek için parametrelerin verilen öğrenme verisine ve eğimli iniş öğrenme prosedürüne göre güncellenmesi gerekmektedir. Eğimli iniş prosedürünün çalışma şekli aşağıdaki gibidir (Jang, 1991:763; Jang, 1993: 667):

“ L ” katmanlı ve k . Katmanında $\#k$ düğüm olan bir adaptif ağ varsayalım. k . katmanın i . pozisyonu (k, i), düğüm fonksiyonu ve düğüm çıktısı O_i^k olsun. Çıktı değeri gelen sinyallere ve parametrelere bağlı olduğu için Eşitlik (4.32) yazılabilir.

$$O_i^k = O_i^k(O_i^{k-1}, \dots, O_{\#(k-1)}^{k-1}, a, b, c, \dots) \quad (4.32)$$

Verilen veri setinin P girdisi olsun. Hata ölçütü p . girdi için hata kareler toplamı olarak Eşitlik (4.33) şeklinde ifade edilir.

$$E_p = \sum_{m=1}^{\#(L)} (T_{m,p} - O_{m,p}^L)^2 \quad (4.33)$$

Burada $T_{m,p}$ p . hedef çıktı vektörünün m . bileşeni ve $O_{m,p}^L$ mevcut çıktı vektörün m . bileşenidir. Toplam hata ölçümü $E = \sum_{p=1}^P E_p$ 'dir.

İlk olarak hata oranı p . eğitim verisi ve her çıktı düğümü için $(\partial E_p / \partial O)$ Eşitlik (4.33)' den hareketle (4.34) teki gibi hesaplanır.

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,l}^P} = -2(T_{i,p} - O_{i,p}^L) \quad (4.34)$$

İç düğümler için (k, i) , hata oranı zincir kuralı ile eşitlik (4.35)'e dönüşür.

$$\frac{\partial E_p}{\partial O_{i,l}^P} = \sum_{m=1}^{k+1} \frac{\partial E_p}{\partial O_{m,p}^{k+1}} \frac{\partial O_{m,p}^{k+1}}{\partial O_{i,p}^k} \quad (4.35)$$

Verilen adaptif ağda α bir parametre ise;

$$\frac{\partial E_p}{\partial \alpha} = \sum_{O^* \in S} \frac{\partial E_p}{\partial O^*} \frac{\partial O^*}{\partial \alpha} \quad (4.36)$$

Burada; S , çıktısı α 'ya bağlı düğümler kümesidir. Toplam hata ölçütünün " E " α 'ya göre türevi Eşitlik (4.35) ve (4.36)' ten hareketle (4.37) olur.

$$\frac{\partial E}{\partial \alpha} = \sum_{p=1}^P \frac{\partial E_p}{\partial \alpha} \quad (4.37)$$

Benzer şekilde α parametresini oluşturmak için güncelleme formülü Eşitlik (4.38) olur.

$$\Delta \alpha = -\eta \frac{\partial E}{\partial \alpha} \quad (4.38)$$

Burada; η öğrenme oranıdır ve Eşitlik (4.39) de gösterilmektedir.

$$\eta = \frac{k}{\alpha \left(\frac{\partial E}{\partial \alpha} \right)^2} \quad (4.39)$$

Eşitlik (4.39)' de k adım (parametre uzayında her eğitim geçişi uzunluğu) sayısıdır. Genellikle yakınsama hızını değiştirmek için k 'nin değeri değiştirilmektedir.

Adaptif ağlarda öğrenme için iki önemli paradigma vardır. Birincisi çevrimdışı öğrenme adıyla, α parametresine dayalı güncelleme formülüdür (Fahlman ve Lebiere, 1989) Bir diğeri ise; eğer parametreler her girdi çıktı sisteme gösterildikten sonra güncellenecekse (Fahlman, 1988) çevrimiçi öğrenme paradigmasıdır.

4.4.2.2. Hibrit Öğrenme Kuralı: Çevrimdışı Öğrenme

Adaptif ağlarda parametreleri belirlemek için eğimli iniş metodu kullanılmasına rağmen, genellikle yavaş çalışması ve yerel minimumlara takılma eğiliminin yüksek olması sebebiyle Jang (1991)' de eğimli iniş kuralı ile en küçük kareler yöntemini birleştiren bir hibrit öğrenme algoritması önerilmiştir. Bu algoritma ile bahsi geçen sınırlılıklar en aza indirilmeye çalışılmıştır. Simülasyon sonuçları da hipotezleri doğrulamıştır (Jang, 1991: 764; Jang, 1993: 669).

Tek çıktısı $çıkıtı = f(I, S)$ şeklinde olan bir sistem varsayalım. I girdi değişken kümesi ve S parametre kümesi olsun. H , S' nin elemanlarından bazılarının doğrusal bileşiminden oluşan fonksiyon ve $S = S_1 \oplus S_2$ (\oplus direkt toplam) olmak üzere Eşitlik (4.40) yazılabilir.

$$H \text{ çıkıtı} = H \circ F(I, S) \quad (4.40)$$

“ P ” eğitim verisinin girdileri ve öncül parametrelerin değerleri ANFIS yapısına bakılarak görülebilir. Soncul parametreler için P tane doğrusal eşitlik yazılabilir. M adet soncul parametre olduğu varsayılırsa matris formundaki Eşitlik (4.41) elde edilir.

$$AX = B \quad (4.41)$$

Bu eşitlikte X soncul parametre vektörüdür. Bu eşitliğin çözümü için birçok metot vardır. Eşitlik (4.42) en yaygın olanlardan bir tanesidir.

$$X^* = (A^T A)^{-1} A^T B \quad (4.42)$$

Burada A^T , A'nın transpoznesidir. $(A^T A)^{-1} A^T$ ifadesi ise A'nın (pseudo-inverse) yalancı tersi anlamını taşır ve doğrusal olmayan formdadır.

Eşitlik (4.43) (4.44) (4.45) formülleri kullanılarak yinelemeli olarak X hesaplanabilir. (Ikeda ve diğerleri, 1976: 475).

$$X_{i+1} = X_i + S_{i+1} * a_{i+1}^T * b_{i+1} - a_{i+1} x_i \quad (4.43)$$

$$S_{i+1} = S_i - \frac{S_i a_{i+1}^T a_{i+1} S_i}{1 + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}}, i = 0, 1, \dots, P - 1 \quad (4.44)$$

$$X = X_p \quad (4.45)$$

Başlangıç koşulu $X_0 = 0$ ve $S_0 = \gamma I$ ve γ büyük pozitif bir sayı, I ise $m \times m$ boyutlu tanım matrisidir. X 'in en küçük kareler tahmini Kalman (1960)' a göre yapılabildiği için Eşitlik (4.43) kalman filtre algoritması olarak bilinir.

4.4.2.3. Hibrit Öğrenme Kuralı: Çevrimiçi Öğrenme

Eğer parametrelerin her verinin sisteme gösterilmesinin ardından güncellenmesi isteniyorsa çevrimiçi öğrenme paradigması (on-line learning veya pattern learning) kullanılabilir. Bu öğrenme kuralı sistemin çevrimiçi olarak güncelleme yapabilmesi için çok gereklidir. Çevrimdışı öğrenme kuralını çevrimiçi olarak düzenlemek için eğimli iniş algoritmasında “ E ” yerine “ E_p ” terimi (ayrıntı için bölüm 4.4.2.1'e bakınız) kullanılmalıdır.

Sıralı en küçük kareler yönteminde girdi verisinin zamana göre değişim gösterme karakteristiğini göz önünde bulundurmak için eski veri çiftlerinin etkisini yeni veri çifti olarak geciktirmek gerekir. Bu problem için de literatürde bir çok çözüm yöntemi vardır. Bunlardan bir tanesi ağırlıklı hata kare ölçüm yöntemidir ve orijinal formüle bir λ faktörü eklenerek Eşitlik (4.46) ve (4.47) yardımıyla hesaplanabilir.

$$X_{i+1} = X_i + S_{i+1} * a_{i+1} * b_{i+1}^T - a_{i+1}^T X_i \quad (4.46)$$

$$S_{i+1} = \frac{1}{\lambda} S_i - \frac{S_i a_{i+1} a_{i+1}^T S_i}{\lambda + a_{i+1}^T S_i a_{i+1}} \quad (4.47)$$

λ , 0-1 arasında bir değerdir. Daha küçük değerleri için eski veri gecikmesi daha hızlı olmaktadır. Ancak küçük λ değeri ise bazen sayısal istikrarsızlıklara neden olmakta ve bu sebeple de bu şekilde kullanımdan kaçınılmalıdır (Jang, 1993: 669).

Daha spesifik olarak hibrit öğrenme algoritmasının ileri besleme aşamasında fonksiyonel sinyaller alınır ve ileri doğru beşinci katmana kadar gelir ve EKK tahmini ile soncul parametreler belirlenir. Geri yayılımda ise hata oranları geriye doğru dağıtılır ve öncül parametreler eğimli iniş yasası gereği güncellenir. Tablo 15 her geçiş için aktiviteleri özetlemektedir.

Tablo 15: ANFIS İçin Hibrit Öğrenme Algoritması Prosedürü

	İleri geçiş	Geri geçiş
Öncül parametreler	Sabit	Eğimli iniş
Soncul parametreler	EKK tahmin	Sabit
Sinyaller	Düğüm çıktısı	Hata oranı

Kaynak: Jang, 1993: 669.

4.5. NEFCLASS (Neuro Fuzzy Classification)

Bulanık sinirsel sınıflandırma (Neuro Fuzzy Classification) (NEFCLASS) algoritması bulanık kuralların eklenip çıkarılabildiği bulanık sistemlerden bir tanesidir. NEFCLASS algoritması Nauck ve Kruse (1995) , Nauck ve diğerleri (1996) tarafından geliştirilmiştir. Bu algoritma; ağırlıkları bulanık kümeler, aktivasyon fonksiyonları, çıktı ve yayılım fonksiyonları ile çok katmanlı algılayıcıya uyarlanan ve yaygın kullanılan yöntemlerden bir tanesidir. Yaygın kullanılan sinir ağı yapısını koruyan bir mimariye sahiptir ancak; bulanık kurallar ve sistem aracılığı ile sonuçların yorumlanmasına olanak

sağlar. Üçgensel üyelik fonksiyonları eğitim esnasında yinelemeli olarak ayarlanır (Akçayol ve Elmas, 2005: 596).

NEFCLASS sınıflandırma yaparken eğimli iniş algoritması yerine farklı algoritmalar kullanmaktadır. NEFCLASS farklı kesin sınıflara ayrılmış veri kümesinden bulanık kuralların çıkartılmasında kullanılır. Veriyi tanımlarken kullanılan bulanık kurallar şu şekildedir.

R: Eğer $x_1 \mu_1$ ve $x_2 \mu_2$ ve, ..., $x_n \mu_n$ ise o halde örnek $x_1 x_2, \dots, x_n$ i sınıfına aittir. Burada $\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n$ bulanık kümelerdir. Bu yapı NEFCLASS yapısıdır. Bu yapının amacı verilen girdi elemanlarının hangi sınıf veya kategoriye ait olduklarını bulmak için kuralları çıkarmak ve üyelik fonksiyonların şeklini öğrenmektir. Örnek vektörü $x = (x_1, x_2, \dots, x_n) \in R^n$ şeklindedir ve C 'de R 'nin alt kümesi olan bir sınıftır. Burada iki farklı kümenin kesişiminin boş küme olduğu varsayılmaktadır. Örnek özellikleri bulanık kümelere göre belirlenir ve dilsel kurallar ayarlanarak sınıflandırma tanımlanır. Her bir girdi özelliği için q_i alt indisler ile $\mu_1^i, \dots, \mu_{q_i}^i$ şeklinde bulanık kümeler bulunur ve kural tabanı R_1, \dots, R_k olmak üzere k tane bulanık kural içerir (Nauck ve diğerleri, 1996: 466).

NEFCLASS yapısının sınıflandırma problemlerinde sahip olduğu bazı özellikler şu şekilde sıralanabilir (Nauck, 2001: 1415):

- i) Basit öğrenme stratejileri ile bulanık sınıflandırıcı hızla oluşturulabilir.
- ii) Oluşturulan model bulanık kurallar sayesinde kolaylıkla yorumlanabilir.
- iii) Sınıflandırıcı modelin karmaşıklığının azaltılması için model otomatik olarak boyutunu küçültebilir.
- iv) Hata tahminlerini oluşturmak için otomatik olarak çapraz geçerlilik sınaması yapılabilir.
- v) Kayıp değerler çıkarılabilir.

vi) Sayısal ve sembolik değişkenler kullanılabilir.

4.5.1. NEFCLASS Mimarisi

NEFCLASS sistemi genel bulanık algılayıcıdan elde edilen üç katmanlı ileri beslemeli bir mimariye sahiptir. İlk katman U_1 örnek özelliklerini içeren girdi birimidir. $x \in U_1$ biriminin a_x etkinlik fonksiyon değeri genellikle birimin dışsal girdi değerine eşittir. Ancak bazı ön işlemler uygulanırsa bu değer farklılaşabilmektedir. Gizli katman U_2 bulanık kuralların gösterildiği ve üçüncü katman U_3 ise her bir sınıf için bir düğüm içeren çıktı katmanıdır. $R \in U_2$ kural birimi etkinliği ve $c \in U_3$ çıktı birimi etkinliği bir p örneği için Eşitlik (4.48) ile hesaplanır (Nauck ve diğerleri, 1996: 466).

$$\alpha_R^{(p)} = \min_{x \in U_1} W(x, R)(\alpha_x^P) ,$$

$$\alpha_c^{(p)} = \max_{R \in U_2} \frac{W(R, c)\alpha_R^{(p)}}{W(R, c)}, \text{ veya } \alpha_c^{(p)} = \max_{R \in U_2} \alpha_R^{(p)} \quad (4.48)$$

Burada; $W(x, R)$ girdi birimi x 'ten kural birimi R 'ye olan bağlantının bulanık ağırlığıdır. $W(R, c)$ ise kural birimi R 'den çıktı birimi c 'ye olan bağlantının ağırlık değeridir. Bu ağırlıkların değerleri sabit ve 1'e eşittir.

Nauck ve Kruse (1995)' e göre NEFCLASS aşağıdaki şekilde tanımlanmaktadır.

$$i) U_1 = x_1, \dots, x_n, U_2 = R_1, \dots, R_k \text{ ve } U_3 = c_1, \dots, c_m \quad (4.49)$$

ii) Birimler arasındaki her bağlantı $x_i \in U_1$ ve $R_r \in U_2$ $A_j^i (1, \dots, q_i)$ dilsel terimlerle etiketlenmiştir.

iii) $W, R, c \in [0, 1]$ tüm $R \in U_2$ ve $c \in U_3$ için geçerlidir.

iv) Aynı girdi biriminden gelen ve tanımsal etiketlere sahip olan bağlantılar her zaman aynı ağırlıklara sahiptir.

v) $x \in U_1$ ve $R \in U_2$ arasındaki bağlantı $L_{x,R}$ olsun. Bütün $R, R' \in U_2$ için;

$$\forall x \in U_1 L_{x,R} = L_{x,R'} \implies R = R' \quad (4.50)$$

vi) Tüm kural birimleri için $R \in U_2$ ve tüm birimler için $c, c' \in U_3$ olmak üzere

$$W R, c = 1 \wedge W R, c' = 1 \implies c = c' \quad (4.51)$$

vii) Tüm çıktı birimleri için $c \in U_3, o_c = a_c = net_c$ dir.

viii) Tüm çıktı birimleri için net girdi ise;

$$net_c = \frac{\sum_{R \in U_2} W(R,c) o_R}{\sum_{R \in U_2} W(R,c)} \quad (4.52)$$

NEFCLASS sistemi örnek hakkındaki kısmi bilgiyle inşa edilebilir ve öğrenme esnasında yeniden iyileştirilebilir. Kullanıcı girdi özelliklerine göre başlangıçta bulanık küme sayısını ve gizli katmanda oluşturulabilen maksimum kural sayısını da açıkça belirtmelidir. Şekil 46' da beş dilsel kural kullanılarak iki girişli giriş örneklerini iki farklı sınıfa ayıran bir NEFCLASS sistemi gösterilmektedir.

4.5.2. NEFCLASS Öğrenme Algoritması

“ n ” girdili $x_1, \dots, x_n, k \leq k_{max}$ kural birimi R_1, \dots, R_k ve “ m ” çıktı birimi c_1, \dots, c_m olan bir NEFCLASS sistemi varsayalım. $L = (p_1, t_1), \dots, (p_s, t_s)$ ise s örneğine ait öğrenme kümesi olsun. Her bir s örneği $p \in R^n$ giriş örneği ve bir hedef örneği $t \in [0,1]^m$ içerir. Bahsedilen şekilde tasarlanan NEFCLASS sisteminin öğrenme algoritması şu şekilde modellenebilir (Nauck ve Kruse, 1995: 464; Nauck ve diğerleri, 1996: 467):

i) L 'den (p,t) örneği seçilir.

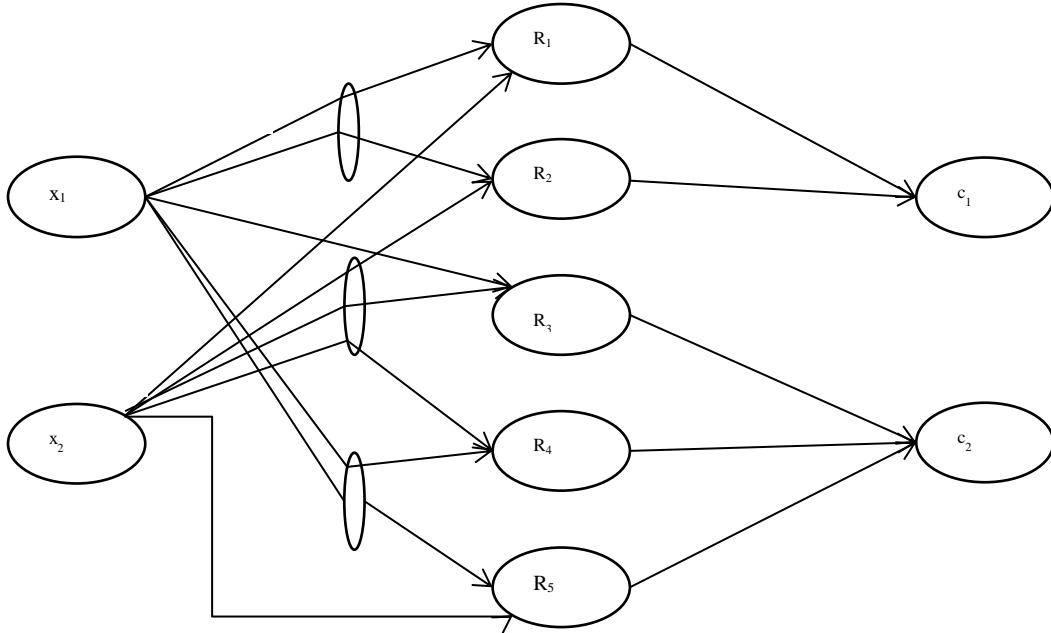
ii) Her bir $x_i \in U_1$ giriş birimi için, μ_{ji}^l Eşitlik (4.53) hesaplanır.

$$\mu_{ji}^i(p_i) = \max_{j \in \{1, \dots, q_i\}} \mu_j^i(p_i) \quad (4.53)$$

iii) Eğer k_{max} sayısından az sayıda kural varsa ve aşağıdaki gibi (Eşitlik(4.54)) R kural düğümü yoksa eşitlikteki gibi bir kural düğümü oluşturulur ve eğer $t_l=1$ ise bu düğüm çıkış düğümü c_i ile birleştirilir.

$$W_{x_1, R} = \mu_{j_1}^i, \dots, W_{x_n, R} = \mu_{j_n}^i \quad (4.54)$$

Şekil 46: NEFCLASS Modelin Yapısı



Kaynak: Nauck, 2003: 114.

iv) Eğer L içerisinde işlenmemiş örnek varsa ve $k < k_{max}$ ise birinci adımdan (i) tekrar başlanır aksi takdirde algoritma sonlanır.

v) Aşağıda bahsedilen üç işlem takip edilerek kural tabanı tanımlanır.

1. “Basit” kural öğrenme: İlk k için oluşturulan kurallar saklanır. Örneğin $k_{max}=k$ olduğunda kural oluşturma işlemi bitirilir. Eğer örnekler eğitim kümesinden

rasgele seçilmiş ise ve sınıfların önemlileri yaklaşık olarak eşit ise bu durumda kullanılabilir.

2. “En iyi” Kural öğrenme: L süreci tekrarlanır ve girilen örneklerin her bir sınıfı için her bir kural biriminin etkinlikleri toplanır. Eşitlik (4.55)-(4.56) uygulanır.

$$V_R = \sum_{p \in L} a_R^p e_p \quad (4.55)$$

$$e_p = \begin{cases} 1, & \text{eğer } p \text{ doğru sınıf ise} \\ -1, & \text{diğer durumlar için} \end{cases} \quad (4.56)$$

V_R için en yüksek değerli k kural birimleri saklanır ve diğer kural birimleri NEFCLASS sisteminden silinir. Diğer sınıflara göre daha büyük sayıda kural ile gösterilen sınıflar varsa uygundur.

3. “Her sınıfın en iyisi” kural öğrenme: (2) nolu kural öğrenmeye benzer fakat her C_j sınıfı için en iyi kuralı $\frac{k}{m}$ saklar. (x x' in tam sayı kısmını ifade eder).

Kural tabanı her bir giriş bilgisi p için en yüksek üyelik değerini veren bulanık kümelerin birleşimiyle oluşur. Burada bir kuralın öncül kısmı belirlenir. Kuralın soncul kısmı ise en büyük değere sahip çıkış seçilerek elde edilir. Eğitim işleminden sonra en iyi kurallar en büyük değere sahip ilk k_{max} kural seçilerek bulunur. Her sınıf için en iyi kural k_{max}/m sayısındaki en büyük değere sahip kurallar seçilerek elde edilir ve diğer kurallar kural tabanından silinir (Elmas, 2011: 338).

4.5.3. Üyelik İşlevlerinin Öğrenilmesi

NEFCLASS sistemde danışmanlı öğrenme algoritması bulanık kümelerin ayarlanması için L öğrenme kümesi süresince periyodik olarak çalışır. Gerekli algoritma istenen durdurma kriteri gerçekleşinceye kadar aşağıdaki adımları izlemektedir (Nauck ve Kruse, 1995: 464; Nauck Kruse, 1999: 266):

i) L' den bir sonraki (p,t) örneği seçilir ve c çıkış vektörü belirlenir.

ii) Her bir çıkış birimi c_i için delta (üçgen) değeri (Eşitlik (4.57)) hesaplanır.

$$\delta_{c1} = t_i - o_{c1} \quad (4.57)$$

iii) Her bir kural birimi R ile $o_R > 0$ için:

(a) Delta değeri belirlenir (Eşitlik (4.58)).

$$\delta_R = o_R(1 - o_R) \quad c \in U_3 \quad W(R, c) \delta_c \quad (4.58)$$

(b) x' bulunur (Eşitlik (4.59)).

$$W(x', R) \quad o_{x'} = \min_{x \in U_1} W(x, R)(o_x) \quad (4.59)$$

(c) $W(x', R)$ bulanık kümesi için öğrenme oranı $\sigma > 0$ kullanılarak kümeye ait a, b, c parametreleri için delta değeri belirlenir.

$$\begin{aligned} \delta_b &= \sigma \delta_R \quad c - a \quad \text{sgn}(o_{x'} - b) \\ \sigma_a &= -\sigma \delta_R \quad c - a \quad + \delta_b \\ \delta_c &= \sigma \delta_R \quad c - a \quad + \delta_b \end{aligned} \quad (4.60)$$

Eğer verilen kümelerin Φ sınırları bozulmuyor ise değişiklikler $W(x', R)$ ye uygulanır. $W(x', R)$ ağırlığı diğer bağlantılar tarafından da paylaşılıyor olabilir. Bu durumda ağırlık değeri birden fazla kez değiştirilmiş olabilir.

iv) Döngü (iterasyon) tamamlanmış ise ve durdurma kriterine de ulaşılmışsa eğitim durdurulur. Aksi takdirde birinci (i) adımdan tekrar başlanır.

NEFCLASS modelinde yapay sinir ağlarına göre daha basit bir öğrenme algoritması kullanılmaktadır. Böylece eğitim süresi kısalmakta ve modele uygulama kolaylığı kazandırmaktadır.

BEŞİNCİ BÖLÜM

5. Model Sunumu ve Bulguların Değerlendirilmesi

Tasarrufları yatırıma dönüştüren finansal kurumlar ticari hayatı kolaylaştırırken ekonomiye daima olumlu etkide bulunmuş ve bunlara bağlı olarak da bu alanda kullanılan derecelendirmenin de önemi artmıştır. Zira günümüzde kredi derecelendirme kuruluşlarının raporları dünya ekonomisinin yönünün belirlenmesinde son derece önemlidir (Adalı, 2011: 11).

Ülkelerin kredi notları karşılaştırıldığında, notu düşük olan ülkelerde borçlanma maliyetinin daha yüksek olduğu görülür. Bu sebeple yabancı sermaye yatırımları tutarı da düşük olmakta ve büyüme de buna bağlı olarak düşmektedir. Dolayısı ile bir ülkenin kredi notuna bakılarak ekonomisi hakkında bilgi sahibi olmak mümkündür.

Kredi derecelendirme kuruluşları özellikle gelişmekte olan ülkeler olmak üzere ülkeler tarafından çok ciddi eleştirilere maruz kalmaktadırlar. Metodolojilerin yeterince şeffaf ve açık olmaması, krizlerin öngörülebilirliği konusunda yetersiz kalmaları en çok eleştiri alan konular arasında gelmektedir.

Bu bölümde geçmiş bölümlerde anlatılan teorik bilgiler ve yöntemler doğrultusunda analizler yapılmıştır. Kredi derecelendirme uygulaması için çeşitli istatistik, matematik ve ekonometrik yöntemler uygulanmış, ülkelere ait kredi notları tahmin edilmiş ve model performansları değerlendirilmiştir. Analizler aşamalarıyla ayrıntılı olarak verilmiştir.

5.1. Amaç ve Kapsam

Bu tez çalışmasının amacı; kredi derecelendirme kuruluşları tarafından yapılan ülke riski değerlendirmesine alternatif bir yaklaşım geliştirmek, ülke riskini etkileyebilecek olan değişkenleri belirlemek ve bu değerlendirme yapılırken kullanılan yöntemlerin performanslarını karşılaştırmaktır. Bu amaçla yapılan literatür araştırması sonucu ülke riskini etkileyen faktörler için bir değişken havuzu oluşturulmuş ve o değişkenlere ait 2011-2013 yılı verileri dünya üzerindeki 180 ülke için toplanmıştır.

Üç yıla ait veriler zaman faktörü göz önüne alınmaksızın ayrı birimler olarak yatay kesit veri şeklinde analizde kullanılmıştır. Buradaki amaç yapay sinir ağları ve ANFIS modellerinin daha iyi öğrenmesini sağlayarak doğru tahmin oranını arttırmaktır. Bazı ülkelere ait verilerin eksik olması nedeniyle analizden çıkarılan değişkenler ve ülkeler olmuştur. Toplamda analize dâhil edilebilecek 230 birime ait veriler eksiksiz olarak elde edilebilmiştir.

YSA ve ANFIS modellerinde kullanılmak üzere veriler üç parçaya bölünmüştür. Model geçerliliğini sınamak için ayrılan 25 adet değişken sadece bu amaçla kullanılmış istatistiki analizlere dâhil edilmemiştir. Bu veriler tüm modellerin geçerlilik sınaması için kullanılmıştır. Yapılan tüm analizlerde 205 birime ait veriler kullanılmıştır.

Ülkelere ait veriler Dünya Bankası, bağımsız derecelendirme kuruluşları ve bilimsel faaliyet gösteren bazı uluslararası kuruluşlardan elde edilmiştir. Bu kaynaklar Tablo 16'da sunulmuştur.

5.2. Metodoloji ve Veri Analizi

Bu tez çalışmasında literatür taraması sonucu belirlenen değişkenler sayıca fazla olduğu için kredi notunu en çok etkileyen değişkenler analize dahil edilmeye çalışılmıştır. Literatür taraması ile 23 adet bağımsız değişken belirlenmiştir. Ancak yapılacak olan analizler sebebiyle değişken azaltılması yoluna gidilmiştir.

Değişken seçimi; değişken uzayının boyutlarını azalttığı için yöntem algoritmasının daha hızlı ve etkin çalışmasını sağlamakta ve daha tutarlı sonuçlar elde etmesine imkân tanımaktadır (Hajek ve Michalak, 2013: 75). Değişken seçimi için yapılan çalışmalar incelendiğinde birçok yöntemin kullanıldığı görülmektedir. Örneğin; Li ve diğerleri (2012), Zhao ve diğerleri (2011) çalışmalarında Kernel Temel Bileşenler Analizi; Boostani ve diğerleri (2009), Subaşı ve Gürsoy (2010) Doğrusal Diskriminant Analizi, Hajek ve Michalak, (2013) genetik algoritma, Huang ve diğerleri (2004) tek yönlü varyans analizi (ANOVA), Kim ve Han (2001) ise tek yönlü ANOVA, faktör analizi ve adimsal regresyondan oluşan üç aşamalı bir yöntem kullanmışlardır. Literatürde benzeri çalışmalarda lojistik regresyon analizi, optimizasyon algoritmaları gibi yöntemler de değişken seçimi için sıklıkla kullanılan yöntemlerdir.

Analize dâhil edilecek değişkenlerin belirlenmesi için ilk olarak faktör analizi uygulaması ile değişkenlerin belirli boyutlar altında toplanması düşünülmüştür. Faktör analizi sonucu değişkenler altı faktör altında toplanmıştır. Ancak değişkenler faktörler altında toplandıktan sonra faktör skorlarının YSA ve ANFIS modellerinde tahmin amaçlı kullanımının sakıncalı olacağı düşünülmüş ve bu sebeple de faktör analizi uygulamasından vazgeçilmiştir. Bunun nedeni, veri setine eklenecek her gözlem faktör analizi sonucu elde edilen faktör skorlarının değerini değiştirecektir. Bu sebeple dışarıdan sisteme girecek olan her gözlem için yeniden faktör analizi yapılması ihtiyacı doğacaktır. Bu durum tahmin yapabilme olasılığını ortadan kaldırmaktadır.

Değişken seçimi için denenen yöntemlerden bir tanesi de adimsal doğrusal diskriminant analizidir. Bu analiz için normallik, kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımlarının sağlanması ve çoklu doğrusal bağlantı probleminin düzeltilmesi gerekmektedir. Kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımı dışında, bu varsayımın sağlanması nadiren görülen bir durumdur (Lachenbruch, 1975: 20), diğer varsayımlar sağlanmıştır. Kovaryans matrisleri eşit (homojen) olmadığında kareli fonksiyon katsayıları kullanılmaktadır. Kareli diskriminant analizi sonucu beş adet değişken belirlenmiştir.

Bir diğer yöntem ise, adimsal doğrusal regresyon analizidir. Diskriminant analizi için geçerli olan varsayımlardan kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımı dışındaki varsayımların sağlanması gerekmektedir. Bu yöntemde herhangi bir soruna rastlanmamış

ve varsayımlar sağlanmıştır. Adımsal regresyon analizi ile beş adet değişken “LGKRSLRK, LGCRDNGGSYH, LGHKK, LGBRCSRVIHR, LGDEF” olarak belirlenmiştir. Kareli diskriminant analizi ve adımsal regresyon analizi arasında bir seçim yapmak gerektiğinden değişken seçimi için adımsal regresyon analizi tercih edilmiştir.

Bu çalışmada değişken seçimi adımsal regresyon analizi kullanılmıştır. Parametrik analizlerde veri setinin bazı varsayımları sağlaması gerektiği için, öncelikle verilerin bu varsayımları sağlayıp sağlamadığı incelenmiştir. Bu sebeple değişkenlerin öncelikle normal dağılıma uygunluk gösterip göstermedikleri incelenmiş, değişkenlerin birçoğunun normal dağılıma uygunluk göstermediği tespit edilmiş ve bazı dönüşümler yapılarak değişkenlerin normal dağılıma uygunlukları sağlanmaya çalışılmıştır. Normal dağılıma uygunluk incelemesinden sonra çoklu doğrusal bağlantı problemi incelemesi yapılmış ve yüksek VIF değerine sahip bazı değişkenler analizden çıkarılmıştır.

Değişken seçimi yapıldıktan sonra kredi notu tahmini için kullanılacak modeller belirlenmiştir. Not tahmini için lojistik regresyon ve probit regresyon analizi, çok katmanlı algılayıcı modeli (YSA) ve ANFIS modeller kullanılmıştır. En uygun modeller elde edildikten sonra model performansları karşılaştırılmış ve not tahminleri gerçekleştirilmiştir.

5.2.1. Veri Setinin Oluşturulması

Analiz için kullanılacak olan değişkenler belirlendikten sonra tüm değişkenlere ait verilerin ülkeler bazında toplanmasına başlanmıştır. Veriler dünya bankası, birleşmiş milletler ve bilimsel faaliyet gösteren bazı bağımsız kuruluşlardan temin edilmiştir. Veri seti 2011-2013 yıllarına aittir. Ancak analiz aşamasında zaman faktöründen bağımsız olarak yatay kesit veri incelemesi gerçekleştirilmiştir.

5.2.2. Değişkenlerin Belirlenmesi

Ülke riskini etkileyen faktörleri temsil eden değişkenler Tablo 16’da verilmektedir. Analizde kullanılacak olan değişkenler hakkında tanımlayıcı bilgiler ise Tablo 17’de verilmiştir.

1. *Demokrasi endeksi*: Demokrasinin nasıl ölçüleceği konusunda araştırmacılar arasında ortak bir fikir oluşmamıştır. The Economist dergisi bu ölçümü yapan kuruluşlardan bir tanesidir. Dünya üzerindeki ülkelerin demokrasilerinin durumu beş genel kategoride ölçülmeye çalışılmaktadır. Bu kategoriler özgür ve adil seçim, vatandaş özgürlükleri, devlet fonksiyonları, politik katılım, politik kültür faktörlerinden oluşmaktadır. 10 puanlık bir ölçek üzerinde derecelendirme yapılmaktadır. 10 puan çok iyi işleyen bir demokrasiyi 1 puan ise demokrasinin olmadığı anlamını taşımaktadır. Sınıflandırma da tam demokrasi, kusurlu demokrasi, karma rejimler ve otoriter rejimler olmak üzere dört kısma ayrılmaktadır (www.economist.com).

Tablo 16: Analizde Kullanılacak Olan Değişkenler

Değişken	Kod	Kaynak
Demokrasi endeksi	DMKRS	The Economist
Dış borç yükü	DSBRC	Dünya bankası
Döviz kuru istikrarı	DVZIST	www.prsgroup.com
Ekonomik özgürlük endeksi	EKOZG	www.heritage.org
Eşitsizliğe uyarlanmış insani gelişim endeksi	EUİGE	www.tr.undp.org
GSYİH büyüme oranı	GSYHBY	Dünya bankası
GSYİH Deflatörü	DEF	Dünya bankası
GSYİH yüzdesi olarak ithalat	ITH	Dünya bankası
GSYİH yüzdesi olarak ihracat	IHR	Dünya bankası
GSYİH yüzdesi olarak tasarruf oranı	TSRF	Dünya bankası
GSYİH yüzdesi olarak cari işlemler denge	CRDNGGSYH	Dünya bankası
İnsani gelişim endeksi	İGE	www.tr.undp.org
İhracat yüzdesi olarak cari işlemler denge	CRDNGIHR	Dünya bankası
İhracat yüzdesi olarak borç servisi	BRCRVIHR	www.prsgroup.com
İstihdam oranı (%Toplam)	ISTHDM	Dünya bankası
İş yapma kolaylığı endeksi	ISKLY	Dünya bankası
Hukukun üstünlüğü ilkesine uygunluk (Rule of law)	HKK	Dünya bankası
Kişi başı GSMH	GSMH	Dünya bankası
Küresel rekabet endeksi	KRSLRK	www.weforum.org
Nüfus	NFS	Dünya bankası
Politik istikrar	PLTISTK	Dünya bankası
Tüketici fiyat endeksi	TUFE	Dünya bankası
Yasaların uygunluğu (Regulatory Quality)	YU	Dünya bankası

2. *Dış borç yükü*: Toplam dış borç devletin para, mal veya hizmet olarak yerleşik olmayanlara olan borcunu ifade eder. Toplam dış borç kamu, kamu garantili ve özel (garanti altına alınmamış) uzun dönem borçların toplamı, IMF kredi kullanımı ve kısa dönem borçlardır. Kısa dönem borçlar ise bir yıl ve daha az süreli alınan tüm borçları ifade

etmektedir. Bu deęişken ise toplam dıř borç stokunun milli gelire oranıdır (<http://data.worldbank.org>).

3. *Döviz kuru istikrarı*: Döviz bir ülke parasının başka bir para cinsinden deęeri olarak tanımlanmaktadır. Döviz kuru istikrarı ise döviz kurunun standart sapmasının büyüklüęü ile ölçülebilmektedir. Ekonomik istikrarın bir dięer ayaęı olan döviz kuru istikrarının önemi, döviz kurunun ülke ekonomisi açısından taşıdığı ağırlıktan kaynaklanmaktadır. Döviz kuru, ulusal ekonomiyi biçimlendiren üç büyük göstergeden (ücretler, faiz ve döviz kuru) bir tanesidir (Duygulu, 1998: 108).

4. *Ekonomik özgürlük endeksi*: Merkezi Washington'da bulunan araştırma řirketi Heritage Foundation, her yıl Wall Street Journal ile birlikte "Ekonomik Özgürlük Endeksi" yayımlamaktadır. Onlara göre, bir ülkede ekonomik özgürlük arttıkça uzun vadeli sürdürülebilir büyüme gerçekleşebiliyor ve refah artıyor demektir. Ekonomik özgürlük endeksi on adet temel faktör üzerinde deęerlendirme yapmaktadır. Bu faktörler; mülkiyet hakkı, yolsuzluktan kaçınma, mali özgürlük, hükümet harcamaları, iş özgürlüęü, iş gücü özgürlüęü, parasal özgürlük, ticaret özgürlüęü, yatırım özgürlüęü, finansal özgürlük faktörleridir (<http://www.heritage.org>).

5. *İnsani gelişme endeksi ve eşitsizliğe uyarlanmış insani gelişme endeksi*: İnsani gelişme endeksi (İGE), ilk olarak 1990 tarihinde yayımlanmış olan İnsani Gelişme Raporu'nda ulusal kalkınmanın ölçülmesinde sadece ekonomik bir ölçüt olan Gayri Safi Yurt İçi Hasıla gibi yöntemlere alternatif bir ölçüt olarak ortaya koyulmuştur. İGE sıralamaları her yıl sağlık, eğitim ve gelir alanlarından derlenen en güncel uluslararası karşılaştırılabilir veriler ışığında yeniden hesaplanmaktadır. Eşitsizliğe Uyarlanmış İnsani Gelişme Endeksi (EUIGE)'de 2010 yılında yayınlanmış olan İnsani Gelişme Raporu kapsamında bir ulusal ortalamalar bileşik endeksi olarak iç eşitsizlikleri gereğince yansıtmayan İGE'nin bir tamamlayıcısı olarak Toplumsal Cinsiyet Eşitsizliği Endeksi (TCEE) ve Çok Boyutlu Yoksulluk Endeksi (ÇBYE) ile birlikte gündeme getirilmiştir. Veri sınırlılıkları nedeniyle bu bileşik endeksler insani gelişmenin sivil katılım, çevresel sürdürülebilirlik ya da eğitim ve sağlık standartlarının eşitliği gibi aynı derecede önemli unsurlarını ölçülememektedir (<http://www.tr.undp.org>).

6. *GSYİH büyüme oranı*: Sabit yerel kura dayalı piyasa fiyatlarıyla GSYİH büyüme oranıdır. Amerikan doları cinsinden 2005 yılı baz yıl kabul edilerek hesaplanmıştır. GSYİH bir ülkede yerleşik olan üreticilerin brüt katma değerine ürün vergilerinin eklenip, bütün desteklemelerin çıkarılmasıyla elde edilir. Doğal kaynakların tükenmesi, bozulması veya varlıklarının amortismanları için herhangi bir kesinti yapılmadan hesaplanır (<http://data.worldbank.org>).

7. *GSYİH Deflatörü*: GSYİH deflatörünün yıllık büyüme oranı ile ölçülen enflasyon, bir bütün olarak ekonomideki fiyat değişim oranını gösteren bir endekstir. Nominal GSYİH'nin reel GSYİH'ye oranı ile hesaplanır (<http://data.worldbank.org>).

8. *GSYİH yüzdesi olarak ithalat*: Mal ve hizmet ithalatı bir ülkenin dünyanın geri kalan tüm ülkelerinden aldığı mal ve hizmetin değeridir. Bu değer sigorta, ulaşım, telif hakları, lisans ücretleri, iletişim, bireysel hizmetler ve kamu hizmetleri gibi faktörleri içerir (<http://data.worldbank.org>).

9. *GSYİH yüzdesi olarak ihracat*: İhracat bir ülkede mevcut bulunan mal ve hizmetlerin dünyanın geri kalanına tedarik edilen miktarının değerini gösterir. Bu değer sigorta, ulaşım, telif hakları, lisans ücretleri, iletişim, bireysel hizmetler ve kamu hizmetleri gibi faktörleri içerir (<http://data.worldbank.org>).

10. *GSYİH yüzdesi olarak tasarruf oranı*: Tasarruf oranı brüt milli gelirden toplam tüketimin çıkarılıp net transferlerin eklenmesiyle hesaplanır (<http://data.worldbank.org>).

11. *GSYİH yüzdesi olarak cari işlemler dengesi*: Cari işlemler dengesi net birincil ve ikincil gelirler ile mal ve hizmet ihracatının toplam değeridir. Bu değer GSYİH oranı da çalışmadaki değişken değerini oluşturmaktadır (<http://data.worldbank.org>).

12. *İhracat yüzdesi olarak cari işlemler dengesi*: Cari işlemler dengesi net birincil ve ikincil gelirler ile mal ve hizmet ihracatının toplam değeridir. Bu değer ihracata oranı da çalışmadaki değişken değerini oluşturmaktadır (<http://data.worldbank.org>).

13. *İhracat yüzdesi olarak borç servisi*: Borç servisi para, mal veya hizmet olarak ödenen anapara geri ödemeleri ve faizlerin toplamıdır. Bu veri standart borç/ihracat oranı verisinden farklıdır. Bu veri sadece uzun dönem kamu, kamu garantili borç ve IMF'ye olan geri ödemeleri içerir (<http://data.worldbank.org>).

14. *İstihdam oranı (% Toplam)*: Bir ülkede çalışan insan sayısının, çalışabilir yaştaki insan sayısına, yani aktif nüfusa (genellikle 15-64 yaş arasındaki nüfus) bölünmesiyle bulunan orana istihdam oranı denir (www.tuik.gov.tr).

15. *İş yapma kolaylığı endeksi*: Bu endeks 189 dünya ülkesini birinci sırada olan en iyi olmak üzere sıralamaktadır. Düşük sayısal sıralama değeri o ülkedeki düzenleyici koşulların çalışma ortamı için elverişli yani yatırım yapmak için uygun olduğu anlamını taşır. Endeks hesaplanırken ülkeler için on adet faktör üzerinden değerlendirmeler yapılır ve endeks oluşturmak için basit aritmetik ortalaması hesaplanır. Bahsedilen on faktör aşağıda verilmiştir (<http://data.worldbank.org>).

- İşe başlama kolaylığı
- Yapı izinleri alma kolaylığı
- Elektrik getirme kolaylığı
- Mülkiyet kaydı yapma kolaylığı
- Kredi kullanım kolaylığı
- Vergilerin ödeme kolaylığı
- Yatırımcının korunması
- Yurtdışına ticaret yapma kolaylığı
- Ödeme sözleşmelerinde kolaylık
- İflas durumundaki kolaylıklar.

16. *Hukukun üstünlüğü ilkesine uygunluk (Rule of law)*: Dünya bankası tarafından “dünya yönetim göstergeleri” adı altında veriler yayınlanmaktadır. Bunlardan bir tanesi de hukukun üstünlüğü ilkesidir. Bu ilke toplumun kurallarına uyum ve güven, insan hakları, mülkiyet hakları, kolluk kuvvetleri ve mahkemelerin kalitesi ve güvenirliliği yanında ülkede suç ve şiddete yönelim olasılığı gibi faktörleri değerlendirir (<http://data.worldbank.org>).

17. *Kişi başı GSMH*: Brüt milli gelirin yıl ortasındaki nüfusa bölünmesiyle elde edilir. Bir ülke vatandaşlarının verilen bir yıl için ürettikleri toplam mal ve hizmetlerin, belli bir para birimi karşılığındaki değerinin toplamıdır. "Vatandaşlık" ayrımının yapılması GSYİH'dan farklı olduğunu belirtmek içindir. GSYİH, o ülkede faaliyet gösteren yabancı ülke yurttaşlarının ürettiği nihai mal ve hizmetleri de kapsar. Başka bir deyişle gayri safi millî hasıla, bir ülkenin yurt dışında çalışan vatandaşlarının ülkeye gönderdikleri faktör gelirlerinin GSYİH'ya eklenip, ülkede çalışan yabancıların kendi ülkelerine gönderdikleri faktör gelirlerinin GSYİH'dan düşülmesi ile elde edilen değerdir. Veri 2005 baz yıl olmak üzere düzenlenmiştir.

18. *Küresel rekabet endeksi*: Dünya Ekonomik Forumu (World Economic Forum-WEF) ülkelerin rekabet güçlerine göre sıralandığı Küresel Rekabet Raporu'nu 1979 yılından beri yayımlanmaktadır. "Rekabet gücünü, bir ülkenin ürettiği mal ve hizmetlerin dünya pazarlarındaki payı olarak değil, o ülkede sürdürülebilir büyümeyi sağlayacak olan kurumların, politikaların ve üretim faktörlerinin tümünü kapsayan verimlilik düzeyi olarak tanımlayan Dünya Ekonomik Forumu, ülkelerin rekabet düzeyini niceliksel olarak ölçebilmek ve sıralayabilmek için Küresel Rekabet Endeksini (KRE) kullanmaktadır. Endeks son derece kapsamlı, ulusal rekabetçilik konusunda mikroekonomik ve makroekonomik durumu analiz eden bir yapıya sahiptir. Buradaki asıl gaye, ülkelerin verimlilik düzeyini belirleyen etmenleri ortaya koyup, o ülkenin güçlü ve zayıf yanlarını ortaya koymak ve politika yapıcılara yol gösterebilmektir (<http://www.rekabet.gov.tr>).

19. *Nüfus*: Nüfus belirli bir zamanda sınırları tanımlı bir bölgede yaşayan insan sayısıdır. Veri yıl ortasındaki nüfus sayısı değerlerini içermektedir (<http://data.worldbank.org>).

20. *Politik istikrar*: Dünya bankası tarafından yayınlanan dünya yönetim göstergelerinden bir tanesidir. Ülkenin içinde bulunduğu siyasi ortamın kalitesinin bir göstergesidir (<http://data.worldbank.org>). Siyasi istikrar ya da istikrarsızlığın, ülkelerin ekonomilerini ne denli etkilediğine yönelik olarak bugüne kadar çok sayıda uluslararası akademik çalışma gerçekleştirilmiştir. Bu çalışmaların dayandığı temel argümanlardan biri, belirsizliğin, yatırım, üretim ve istihdam gibi ekonomik karar alma süreçlerini sekteye uğratması olduğu ifade edilebilir (Karahana ve Karagöl, 2014: 2).

21. *Tüketici fiyat endeksi*: Mal ve hizmet sepetindeki ürünlerin tüketici için fiyatlarındaki değişimi gösteren bir endekstir. Sepetteki ürünler belirli zaman aralıklarında değiştirilebilir veya sabittir. Genellikle Laspeyres formülü ile hesaplanmaktadır (<http://data.worldbank.org>).

22: *Yasaların uygunluğu (Regulatory quality)*: Dünya yönetim istatistiklerinden bir tanesidir. Bir ülke yönetiminin, yasal ve düzenli işleyen politikalar üretebilme ve bu politikaları uygulayabilme yeteneğini yansıtır (<http://data.worldbank.org>).

Çalışmada bağımlı değişken (çıktı-output) olarak üç kredi derecelendirme kuruluşu Moody's, Standart & Poors ve Fitch tarafından ülkelere verilen kredi notlarının ortalaması kullanılmıştır. Bu değişken istatistiksel testler için bağımlı değişken olarak YSA ve ANFIS modellerinde ise çıktı değişken olarak kullanılmıştır. Lojit ve probit analizlerinde bağımlı değişkenin kategorik (0-1) gibi bir değişken olması gerekliliği sebebiyle bağımlı değişken temerrüde düşme (0) ve düşmeme (1) biçiminde kodlanarak analizde kullanılmıştır. Analiz sonucunda birimlerin istenen sınıflara düşme olasılıkları hesaplanarak, o olasılıklar kredi notu karşılıklarına dönüştürülerek karşılaştırma yapılacaktır. Tablo 17' de değişkenlere ait tanımlayıcı istatistikler verilmektedir.

5.2.3. Çok Değişkenli İstatistik Yöntemlerin Varsayımlarının Testleri

Bu çalışmada gerek değişken seçimi gerekse geliştirilen modelin uygulanabilmesi için çok değişkenli istatistik yöntemler uygulanmıştır. Bu yöntemlerin geçerli ve güvenilirlikli sonuçlar verebilmesi bazı varsayımları sağlamalarına bağlıdır. Bu nedenle istatistik yöntemler uygulanmadan önce varsayımlar için bazı testler yapılmıştır. Sırasıyla bu değişkenlerin normallik, çoklu doğrusal bağlantı problemi, kovaryans matrislerinin eşitliği varsayımları incelenmiştir.

5.2.3.1. Normallik Varsayımı

Çok değişkenli istatistik yöntemlerin en temel varsayımlarından birisi olan normallikten sapma olduğunda, t ve F istatistikleri bu varsayıma dayandıklarından geçerliliğini ve güvenilirliğini yitirmektedirler. Tek değişkenli normal dağılım kolaylıkla

test edilebilir ve eğer uygunluk sağlanmıyorsa bazı dönüşümlerle normallik sağlanabilir (Kalaycı, 2009: 216). Tablo 16’da sunulan değişkenlerin başlangıçta normal dağılıma uygunluk gösterip göstermediği araştırılmıştır. Bunun için değişkenlere ait Q-Q grafikleri, histogramlar incelenmiş ve Kolmogorov-Smirnov (K-S) testi uygulanmıştır. Test sonuçları Tablo 18’de verilmektedir.

Tablo 17: Değişkenlere Ait Tanımlayıcı İstatistikler

Değişken	N	Min	Max	Ortalama	Standart sapma
DMKRS	205	1,710	9,930	6,368	1,9148
DSBRC	205	2,561	830,010	53,143	67,711
DVZIST	205	-178,641	14,711	-7,211	14,470
EKOZG	205	36,100	88,000	64,121	8,961
EUİGE	205	0,220	0,897	0,619	0,172
GSYHBY	205	-7,105	15,007	3,434	3,242
DEF	205	-2,897	74,854	6,129	8,675
ITH	205	12,622	179,570	47,703	25,389
IHR	205	11,889	207,190	48,212	29,501
TSRF	205	-4,3213	74,887	23,433	13,880
CRDNGGSYH	205	-19,381	35,936	-0,398	8,724
İGE	205	0,322	0,9550	0,751	0,134
CRDNGIHR	205	-65,590	62,564	-3,804	17,586
BRCSRVIHR	205	0,000	325	13,802	25,503
ISTHDM	205	36,200	86,200	57,606	9,498
ISKLY	205	1,000	181	70,395	46,794
HKK	205	-1,686	1,956	0,245	0,965
GSMH	205	478,615	111812,970	20068,380	22576,960
KRSLRK	205	3,166	5,737	4,400	0,584
NFS	205	319014	1350695000	58570474,200	182223826
PLTISTK	205	-2,812	1,401	0,070	0,873
TUFE	205	-0,667	59,230	5,512	6,325
YU	205	-1,536	1,967	0,410	0,823

K-S testi sonucuna göre değişkenlerden anlamlılık düzeyi 0,05’in üzerinde olan dört değişken normal dağılım göstermektedir. Diğer değişkenler ise normal dağılmamaktadır.

Normal dağılmayan değişkenler için bazı dönüşümler yapılarak testler tekrar edilmiştir. Öncelikle negatif değer içeren değişkenlerin en küçük değeri 1’e eşit olacak

şekilde sabitler eklenerek logaritması alınmıştır. Bu dönüşüm işleminden sonra değişkenlerin tamamının normal dağılım gösterdiği görülmüştür. Dönüştürülen değişken kodlarının başına (LG) kodu getirilerek yeniden kodlanmıştır.

Tablo 18: Kolmogorov-Smirnov Normallik Testi

Değişken	Serbestlik derecesi	İstatistik	Anlamlılık
DMKRS	205	,085	,000
DSBRC	205	,234	,000
DVZIST	205	,238	,000
EKOZG	205	,045	,200
EUİGE	205	,075	,007
GSYHBY	205	,043	,200
DEF	205	,208	,000
ITH	205	,131	,000
IHR	205	,125	,000
TSRF	205	,090	,000
CRDNGGSYH	205	,141	,000
İGE	205	,079	,003
CRDNGIHR	205	,075	,007
BRCSRVIHR	205	,294	,000
ISTHDM	205	,031	,200
ISKLY	205	,094	,000
HKK	205	,105	,000
GSMH	205	,213	,000
KRSLRK	205	,122	,000
NFS	205	,375	,000
PLTISTK	205	,072	,012
TUFE	205	,197	,000
YU	205	,061	,062

Çok değişkenli normal dağılımda ise ana kütleler normal ve örneklem büyüklüğü $n > 25$ ise Mahalanobis uzaklıkları Ki-kare dağılıma uygunluk göstermektedir (Sharma, 1996: 380). Çoklu normal dağılımın tespiti için az sayıda test bulunmaktadır. Sharma (1996)'daki çoklu normallik testine göre sıralı Mahalanobis uzaklıkları ile ters kümülatif Ki-kare değerleri arasında anlamlı bir korelasyon olması gerekmektedir. Korelasyon katsayısının anlamlı olması durumunda çok değişkenli normal dağılım sağlanmış olmaktadır. Tablo 19 Pearson korelasyon testi sonuçlarını göstermektedir.

Sharma (1996) çok deęişkenli normallik analizine göre korelasyon katsayıları 0,01 düzeyinde anlamlıdır ve 0,981'lik bir korelasyon vardır. Şekil 47'de grafikte bu durum açıkça görülmektedir. Mahalanobis uzaklıkları ile Ki-kare deęerleri arasındaki korelasyonun 1'e eşit olması çoklu normal dağılımın tam anlamıyla sağlandığının güçlü bir göstergesidir.

Tablo 19: Mahalanobis Uzaklıkları ve Ki-Kare Deęerleri Korelasyon Analizi

		Mahalanobis uzaklıkları	Ki-kare deęerleri
Mahalanobis Uzaklıkları	Pearson korelasyon	1	,981**
	Anlamlılık (Çift Tar.)		,000
	N	205	205
Ki-kare deęerleri	Pearson korelasyon	,981**	1
	Anlamlılık (Çift Tar.)	,000	
	N	205	205

** 0,01 düzeyinde anlamlıdır.

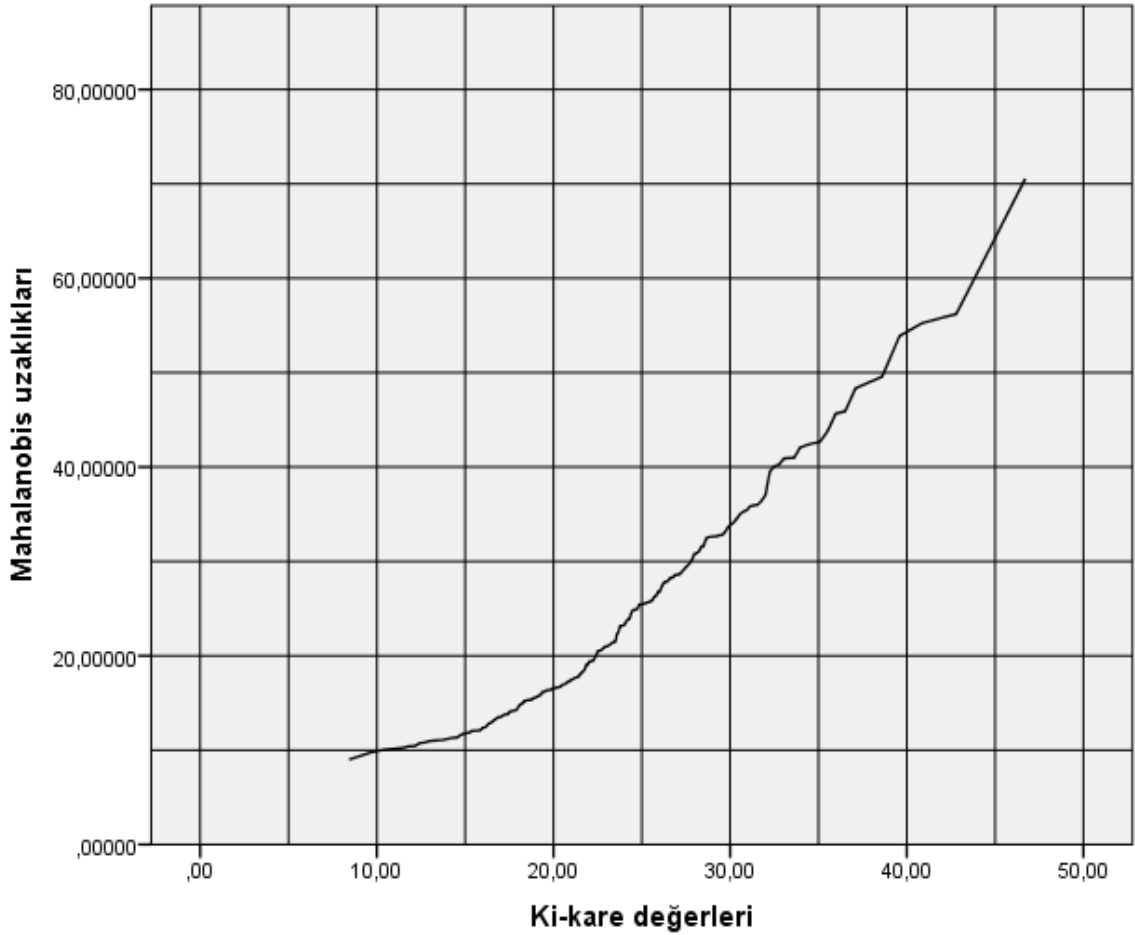
Ayrıca aykırı gözlem birimlerinin tespiti için yine Mahalanobis uzaklıkları kullanılmaktadır. Hesaplanan uzaklıklar analizdeki deęişken sayısına (serbestlik derecesi) bölünerek elde edilen deęer t dağılımına uymaktadır. Herhangi bir birimin aykırı deęer olarak deęerlendirilebilmesi için ilgili birimin 0,001 anlamlılık düzeyinde anlamlı olması gerekmektedir. Yapılan test sonucu 205 birimden hiçbirisi aykırı deęer olarak nitelendirilmemiştir.

5.2.3.2. Çoklu Doğrusal Bağlantı Problemi

Bağımsız deęişkenler arasındaki ilişki çoklu doğrusal bağlantı (multicollinearity) olarak isimlendirilmektedir. İki deęişken arasındaki ilişki katsayısı +1 ise aynı, -1 ise zıt yönlü tam bir bağımlılık; sıfıra eşitse tam bir bağımsızlık söz konusudur. Çoklu bağlantı probleminin tespiti için deęişkenler sırayla dięer deęişkenler üzerinde regresyona tabi tutulur. Bir bağımsız deęişken başka bir bağımsız deęişken tarafından tam olarak tahmin ediliyorsa bu durum doğrusal bağlantının varlığını gösterir ve böyle deęişkenlerden bir tanesi kesinlikle analizden çıkartılmalıdır.

Gujarati (2003)'e göre çoklu doğrusal bağlantı problemi olduğu zaman katsayıların varyans ve kovaryansları ve dolayısıyla standart hataları çok büyümekte ve katsayılar anlamsız olmaktadır. Bu sorunlardan dolayı belirlilik katsayısı R^2 yüksek çıkmakta ve bazı değişken katsayıları olması gerekenin tersi işarete sahip olmaktadır.

Şekil 47: Mahalanobis Uzaklıkları ve Ki-Kare Değerleri Korelasyon Grafiği



Çoklu doğrusal bağlantı probleminin tespiti için birkaç yöntem mevcuttur. Birincisi basit korelasyon matrislerinin kontrol edilmesidir. Bu kontrolde 0,90 ve üzeri korelasyon katsayılarının varlığı çoklu doğrusal bağlantı probleminin göstergelerinde biridir. Ancak yüksek korelasyonlu değerlerin olmaması bu problemin olmadığı anlamını taşımaz. Daha güvenilir bir diğer yöntem ise varyans şişirme faktörlerinin (VIF) hesaplanmasıdır. VIF hesaplanırken bağımsız değişkenler birbirleri üzerine regresyona tabi tutularak her bir model için R^2 değerleri hesaplanır. Bağımlı değişkenler bağımsız değişkenler arasında ilişki yoksa $R^2=0$ ve $VIF=1$ olmaktadır. Çoklu doğrusal bağlantının göstergesi olarak $R^2=1$

ise $VIF = \infty$ olmaktadır. Bu yöntemin bir benzeri ise değişkenlerin tolerans değerlerinin hesaplanmasıdır. Tolerans değeri ise $T = 1 - R_i^2$ şeklinde hesaplanmaktadır. Yani küçülen tolerans büyüyen VIF anlamına gelmektedir (Gujarati, 2003: 341; Hair ve diğerleri, 2009: 189; Kalaycı, 2009: 224).

Tablo 20: Çoklu Doğrusallık Testi

Model		Standartlaştırılmamış Katsayılar		Standartlaştırılmış katsayılar	t	Anlamlılık	Doğrusallık ist.	
		B	Std. Hata	Beta			Tolerans	VIF
1	Sabit	-234,104	147,441		-1,588	,114		
	LGDEF	-5,482	3,420	-,073	-1,603	,111	,539	1,854
	LGITH	,461	4,337	,005	,106	,915	,539	1,855
	LGTSRF	,185	6,305	,002	,029	,977	,362	2,763
	ISTHDM	,049	,094	,024	,515	,607	,537	1,861
	LGPLTIST	24,948	13,344	,122	1,870	,063	,264	3,783
	LGHKK	8,025	5,697	,141	1,409	,161	,113	8,822
	LGDVZIST	-,041	,115	-,015	-,356	,723	,656	1,524
	LGCRDNGIHR	,754	4,256	,016	,177	,860	,130	7,685
	LGBRCSRVIHR	-4,113	2,108	-,090	-1,951	,053	,526	1,900
	LGDSBRC	-4,222	2,964	-,074	-1,424	,156	,422	2,371
	LGCRDNGGSYH	8,048	5,291	,140	1,521	,130	,133	7,509
	LGGSMH	217,521	103,533	,189	2,101	,037	,139	7,204
	LGTUFE	-3,474	5,191	-,030	-,669	,504	,558	1,792
	LGNFS	40,807	17,899	,128	2,280	,024	,358	2,791
	GSYHBY	,152	,286	,025	,531	,596	,501	1,997
	LGKRSLRK	-201,911	60,307	-,308	-3,348	,001	,133	7,507
	EKOZG	,246	,166	,113	1,481	,140	,194	5,153
	LGDMKRS	-,022	,050	-,026	-,446	,656	,322	3,106
LGEUIGE	-3,235	6,516	-,037	-,497	,620	,202	4,958	
LGISKLY	-,344	,263	-,095	-1,309	,192	,216	4,623	

Çoklu doğrusal bağlantı probleminin çözümü için Gujarati (2003)'de; bir veya daha fazla değişkenin modelden çıkarılabileceği, örnek hacminin büyütülebileceği, değişkenlerin birleştirilmesi ve değişkenlerin farklarının alınması şeklinde çözümler geliştirmişlerdir. Ancak bahsi geçen tüm yöntemlerin bazı sakıncaları vardır. Bu sebeple bu çalışmada VIF değerleri çok yüksek olan üç değişken analizden çıkarılmıştır. Çoklu doğrusal bağlantı testi sonuçlarına bakıldığında (Tablo 20) VIF değerlerinin 10'dan küçük olduğu görülmektedir. Tablodaki VIF ve tolerans değerleri değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı probleminin olmadığına işaret etmektedir. Ayrıca korelasyon matrisleri incelenmiş ve yüksek korelasyona sahip değişken çiftlerinin olmadığı görülmüştür.

5.2.3.3. Kovaryans Matrislerinin Eşitliği Varsayımı

Diskriminant analizi, MANOVA ve diğer çok değişkenli istatistik yöntemler bu varsayımın sağlanmasını gerektirmektedir. Başlangıçta değişken seçimi için diskriminant analizi uygulaması düşünülmüş olduğu için bu varsayımın sağlanıp sağlanmadığı da test edilmiştir. Bu varsayım sağlanmadığından bu uygulamadan vazgeçilmiştir.

Bu varsayımın testi için 1949 yılında Box tarafından M istatistiği geliştirilmiştir. Box-M istatistiği tek değişkenli ($p=1$) eşvaryans testi olan Barlett-Box F testinin genelleştirilmiş halidir. Kovaryans matrislerinin eşitliğini test eden Box-M istatistiği normallik varsayımına oldukça duyarlıdır. Bu nedenle bu testten önce çoklu normal dağılımın sağlanması gerekmektedir (Alpar, 2011: 195). Tablo 21’de Box-M test sonuçları verilmektedir.

Tablo 21: Box-M Test Sonuçları

Box-M	684,025
F	2,899
Sd ₁	210
Sd ₂	88139,651
Anlamlılık	,000

Tablodan Box-M istatistiğinin anlamlı olduğu yani kovaryans matrislerinin eşit olmadığı anlaşılmaktadır. Bu gibi durumlarda diskriminant analizine devam etmek için kuadratik formülasyon dikkate alınmaktadır.

5.2.4. Derecelendirme Uygulaması İçin Kullanılan Yöntemler

Bu bölümde ilk olarak değişken seçimi uygulaması incelenmiştir. Kuadratik diskriminant analizi sonucu “LGDEF, LGTSRF, LGCRDNGGSYH, LGKRSLRK, LGISKLY” değişkenleri belirlenmiştir. Adımsal regresyon analizi ile beş adet değişken “LGDEF (X_1), LGCRDNGGSYH (X_2), LGHKK (X_3), LGKRSLRK (X_4) LGBRCSRVIHR (X_5), olmak üzere belirlenmiştir. Değişken seçiminde daha hassas

davranmak adına bu analizler gerçekleştirilmiş yapılan çalışmalarda adımsal regresyon analizi tarafından belirlenen değişkenlerin daha önemli olduğu görülmüş ve sonuç olarak ise adımsal regresyon analizinin değişken seçimi için kullanılmasına karar verilmiştir. Adımsal regresyon analizi vasıtasıyla seçilen değişkenler Lojit (Lojistik)-Probit regresyon analizi, yapay sinir ağı modeli ve ANFIS modellerde kullanılmıştır.

5.2.4.1. Adımsal Regresyon Analizi ile Bağımsız Değişkenlerin Seçimi

Önceki bölümlerde çok değişkenli istatistik yöntemlerin varsayımları incelenmiştir. Bahsi geçen varsayımları ihlal eden değişkenler veya birimlerin varlığı nedeniyle bazı değişken ve birimler analiz dışı bırakılmıştır. Analiz dışında “IHR, IGE, YU” değişkenleri kalmıştır. Adımsal regresyon analizinde kullanılmak üzere yirmi adet değişken bulunmaktadır. Adımsal regresyon analizinde her değişken modele sırayla eklenir ve katkı sağlıyorsa modelde kalır. Eğer önemli derecede katkı sağlamıyorsa o değişkenler modelde kullanılmaz. Analizde bağımlı değişken olarak ülkelere ait kredi notları kullanılmıştır. Analiz beş adım sonra sonuca ulaşmış ve değişkenler belirlenmiştir. Model özeti Tablo 22’de sunulmaktadır.

Tablo 22: Adımsal Regresyon Model Özeti

Model	R	R ²	Düzeltilmiş R ²	Standart hata
1	,834 ^a	,696	,695	10,800
2	,847 ^b	,718	,715	10,431
3	,866 ^c	,750	,746	9,858
4	,875 ^d	,765	,760	9,576
5	,878 ^e	,772	,766	9,462

Model tahmin edilirken (a) sabit, LGKRSLRK, (b) sabit, LGKRSLRK, LGCRDNGGSYH, (c) sabit, LGKRSLRK, LGCRDNGGSYH, LGHKK, (d) sabit, LGKRSLRK, LGCRDNGGSYH, LGHKK, LGBRCSRVIHR ve son olarak (e) sabit, LGKRSLRK, LGCRDNGGSYH, LGHKK, LGBRCSRVIHR, LGDEF, olmak üzere beş adımda tahmin edilmiştir. Sonuç olarak kabul edilecek olan model (e) sabit ve beş değişkenli modeldir ve $F=134,410$ ve $F_{anlamlılık}=0,00$ olarak hesaplanmıştır. Değişkenlerin

tamamı (LGDEF hariç) 0,01 anlamlılık düzeyinde anlamlıdır. LGDEF değişkeni ise 0,05 anlamlılık düzeyinde anlamlı bulunmuştur. (Tablo 23).

Tablo 23: Adımsal Regresyon Katsayılar

Model (e)	β	Std Hata	β (Std)	t	Anlamlılık
Sabit	122,862	13,874		8,856	,000
LGKRSLRK	-328,972	39,799	-,502	-8,266	,000
LGCRDNGGSYH	11,193	2,222	,195	5,038	,000
LGHKK	16,437	3,460	,288	4,750	,000
LGBRCSRVIHR	-5,931	1,602	-,130	-3,703	,000
LGDEF	-7,069	2,914	-,095	-2,426	,016

5.2.4.2. Lojistik (Lojit) Regresyon Modeli

Lojistik regresyon analizi, diğer çok değişkenli analizlerin aksine bağımsız değişkenlerin belli bazı varsayımları sağlamalarını gerektirmez. Bu yönüyle de diğer tekniklere göre daha esnek olduğu söylenebilir. Lojistik regresyonun sapmasız ve yansız tahminler ortaya koyabilmesi için büyük örneklemelere ihtiyaç duyduğu da bazı araştırmacılar tarafından ileri sürülmektedir. Örneklem büyüklüğünün bağımsız değişken başına minimum 20 örnekten oluşması gerektiği vurgulanmaktadır. Bunların yanında lojistik regresyon analizi ile elde edilen tahminlerin yorumu daha kolay olmaktadır (Tabachnick ve Fidell, 2008: 437; Kalaycı, 2009: 273).

Lojistik regresyon analizinde amaç kategorik bağımlı değişkenin değerini tahmin etmek yani iki yada daha fazla gruba ait üyelik tahminidir. Analizin amacı sınıflandırma yapmak, bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkileri araştırmaktır. Bağımlı değişken kategorik iken bağımsız değişkenlerin üzerinde herhangi bir kısıtlama yoktur (Mertler ve Vannatta, 2002: 17).

Lojistik regresyon analizi, bağımsız ve bağımlı değişken arasındaki ilişkinin doğrusal olmasını gerektirmez; üstel, polinom veya bir başka ilişki de olabilir. Lojistik regresyon bağımlı ve bağımsız değişkenler arasında lojit bir ilişki olduğunu varsayar. Dolayısıyla lojistik regresyon doğrusal olmayan modeller üretebilir. Bir diğer ifade ile

lojistik regresyon, doğrusal olmayan ilişkiyi koruyarak, ilişkinin formunu doğrusal hale getiren logaritmik dönüştürmeler yapar. Lojistik regresyon bağımlı değişkene ilişkin verilerin dağılımının bir ya da daha fazla bağımsız değişkenle doğrusal olmayan ilişki gösterdiğinin bilinmesi ya da beklenmesi durumunda özellikle yararlıdır (Çokluk, 2010: 1363). Bu anlamda uygulanan YSA ve ANFIS modeller ile karşılaştırılması daha anlamlı olmaktadır.

Bu çalışmada lojistik regresyon analizi, adımsal regresyon analizi ile elde edilen beş değişken, (0-1) şeklinde kodlanmış bağımlı değişken üzerine koşularak elde edilmiştir. Bağımlı değişken değeri 60 puan üzerinde olan birimlere (1), 0-60 arasında olan birimlere (0) değeri atanmıştır. Kredi derecelendirme kuruluşları da aynı sınırlamayı *yatırım yapılabilir* ve *yatırım yapılamaz* şeklinde tanımlamaktadır. Analizde ise grup üyelikleri tahmin edilmiş ve olasılıklar hesaplanmıştır. Hesaplanan olasılıklar temerrüde düşme (yatırım yapılamaz) veya düşmeme (yatırım yapılabilir) riskini göstermektedir. Yani bir anlamda olasılıklar ülkelere ait kredi notu anlamına gelmektedir ve o amaçla kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizi çoklu regresyon ve diskriminant analizi gibi adımsal olarak uygulanabilmektedir. Analizde adımsal model ve standart modeller denenmiş en uygun tahminler veren model ayrıntılı olarak açıklanmıştır. Ayrıca analiz, değişkenlerin orijinal değerleri kullanılarak uygulanmış ancak; model uyumu, tahminlerin geçerlilik ve güvenilirliği açısından uygun modeller tahmin edilememiştir. Bu sebeple lojistik regresyon analizinde normal dağılıma uygunluk gösteren dönüştürülmüş veriler kullanılmış ve yorumlar ona göre yapılmıştır. Bu da başlangıçta yapılan değişken dönüşümlerinin haklılığını ortaya koymaktadır.

Analizde, değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı araştırması önceden yapıldığı ve böyle bir soruna rastlanmadığı için tekrar yapılmamıştır. Analizde ileriye doğru adımsal model en uygun sonuçları verdiği için tartışılmıştır. Analiz SPSS 21.0 paket programı ile çözülmüştür. Analizde değişkenlerin modele alınmasında ve çıkarılmasında 0,10 anlamlılık düzeyi kullanılmıştır. Lojistik regresyon analizinde ilk incelenmesi gereken, bir model uyumu indeksi olan -2LL (-2log olabilirlik, -2log likelihood) değeridir. Olabilirlik değeri, bir modelden diğerine uyumda meydana gelen değişimler karşılaştırılarak değerlendirilmektedir. (Hair ve diğerleri, 2009: 325). İlk aşamada modele sadece sabit terim ilave edilmekte ve olabilirlik değeri hesaplanmaktadır. Daha sonra diğer

bağımsız değişkenler eklenerek elde edilen olabilirlik değeri ile karşılaştırılmakta ve bu değerlerde herhangi bir azalış olmayıncaya kadar yinelemelere devam edilmektedir. Sadece sabit terimin yer aldığı bir model tek bir sınıfa ait verileri doğru sınıflandırabilmektedir.

Tablo 24: Başlangıç Model Yineleme Öyküsü

Yineleme		-2Log olabilirlik (-2LL)	Katsayı Sabit
Adım 0	1	274,234	,439
	2	274,231	,446
	3	274,231	,446

Tablo 24 incelendiğinde sadece sabit terimli modelin -2LL değerindeki değişim görülmektedir. Üçüncü adımda bu değerde herhangi bir değişim olmadığı için İterasyon sonlandırılmıştır. Başlangıç değerine göre bir iyileşmenin olduğu ancak yine de yüksek bir -2LL değeri ile başladığını söylemek gerekmektedir. Tablo 25’te sabit terime ait bazı istatistiki bilgiler verilmektedir.

Tablo 25: Başlangıç Model-Eşitlikteki Değişkenler

Model (e)		β	Std Hata	Wald	S.d.	Anlamlılık	Exp β
Adım 0	Sabit	,446	,143	9,716	1	,002	1,562

Tablo 25’te sabit terim, standart hata, sabit terimin anlamlılığını test eden Wald istatistiği ve üstel lojistik regresyon katsayısı (Exponentiated logistic coefficient) yer almaktadır. Üstel lojistik regresyon katsayısı Odds (üstünlük) oranını temsil etmektedir. Wald istatistiği değişken katsayısının sıfır olduğunu ifade eden H_0 hipotezini test etmektedir. Teste göre sabit terimin anlamlı olduğu görülmektedir. Exp(β) istatistiği ise ilgili değişken bir birim arttırıldığı zaman üstünlük oranındaki değişimi göstermektedir. Başlangıç modeli %61 doğru sınıflandırma oranıyla “yatırım yapılabilir” sınıfına ait verileri doğru sınıflandırmıştır. Tablo 26’da ise başlangıç model için modelde yer almayan değişkenlere ait istatistikler sunulmaktadır.

Tablo 26: Başlangıç Model-Eşitlikteki Yer Almayan Değişkenler

Model (e)		Skor	S.d.	Anlamlılık
Adım 0	LGDEF	22,021	1	,000
	LGCRDNGGSYH	28,398	1	,000
	LGHKK	81,230	1	,000
	LGBRCSRVIHR	,848	1	,357
	LGKRSLRK	93,553	1	,000
	Hata Ki-kare istatistiği ($\chi^2_{\beta_0}$)	106,432	5	,000

Burada değinilmesi gereken en önemli istatistik hata Ki-kare istatistiğidir. Bu istatistikle modelde olmayan değişkenlerin katsayılarının sıfır olduğunu gösteren H_0 hipotezi test edilmektedir. Modelde anlamlılık düzeyi $p < 0,05$ olduğu için H_0 hipotezi reddedilir. Yani modelde olmayan değişkenlerin modele dâhil edilmesi modelin tahmin gücünü arttıracaktır. Ancak değişkenlerin anlamlılık değerlerine bakıldığında ise LGBRCSRVIHR değişkeni için $p > 0,05$ olduğundan modele dâhil edilmesinin olumlu katkısı olmayacaktır. Burada H_0 hipotezi kabul edilirse değişken seçimine devam edilmez ve iterasyon sonlandırılır (Kalaycı, 2009: 288).

Tablo 27’de her adımda modelin parametrelerinin anlamlılığını test eden Omnibus testleri verilmektedir.

Tablo 27: Model Katsayılarına İlişkin Omnibus Testleri

Model (e)		Ki-kare	S.d	Anlamlılık
Adım 1	Adım	128,544	1	,000
	Blok	128,544	1	,000
	Model	128,544	1	,000
Adım 2	Adım	7,450	1	,006
	Blok	135,993	2	,000
	Model	135,993	2	,000
Adım 3	Adım	11,981	1	,001
	Blok	147,975	3	,000
	Model	147,975	3	,000
Adım 4	Adım	3,386	1	,046
	Blok	151,361	4	,000
	Model	151,361	4	,000

Ki-kare istatistiğinin anlamlılık düzeyi model, blok ve adım için ayrı ayrı hesaplanır. Model Ki-kare sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeli ile amaçlanan model arasındaki farkı gösterir. Adımsal bir yöntem kullanıldığında, amaçlanan model sadece seçilmiş bağımsız değişkenleri içerirken, standart yöntem tüm bağımsız değişkenlerin yer aldığı bir model üretir. Sonuç olarak bu karşılaştırma kullanılan yöntemle göre farklılık gösterir. Genel olarak modele ilişkin anlamlı bir ki-kare, üretilen modelde birimlerin üyeliklerinin, sadece sabit terimin yer aldığı başlangıç modeline göre daha iyi açıklandığını gösterir. Eğer bir adımsal yöntem kullanılırsa ki-kare her adım için hesaplanır. Bu değer, modele her adımda seçilen yeni değişkenler eklendikçe, modeldeki iyileşmeyi gösterir.

Omnibus test sonuçları incelendiğinde tüm adımlarda elde edilen anlamlılık değerleri ($p < 0,05$) bağımlı ve bağımsız değişken kombinasyonları arasında anlamlı ilişkinin varlığını gösterir. Model Ki-kare istatistiğinin anlamlı olması “sadece sabit terim içeren model ile amaçlanan model arasında fark yoktur” şeklindeki H_0 hipotezinin reddedilmesi yani değişkenler arasındaki ilişkinin desteklenmesi anlamına gelmektedir. Amaçlanan modelin uyum istatistikleri de Tablo 28’de sunulmaktadır.

Başlangıç modelde hesaplanan -2LL istatistiğinin 274,231 ve devamında ise adım 4’te bu istatistiğin 122,870’e kadar gerilediği göz önüne alınırsa modelin tahminlerinin iyileştiğini söylemek mümkündür.

Tablo 28: Amaçlanan Model Özeti

Adım	-2 Log olabilirlik	Cox&Snell R ²	Nagelkerke R ²
1	145,688	,466	,632
2	138,238	,485	,657
3	126,257	,514	,697
4	122,870	,522	,708

Cox & Snell R² ve Nagelkerke R² istatistikleri ise modelin uygunluğunun değerlendirilmesinde kullanılmaktadır. Çoklu regresyon analizindeki R² istatistik değeriyle benzerlik göstermektedir. Cox&Snell R² ve Nagelkerke R² sırasıyla 0,522 ve 0,708 olarak hesaplanmıştır. Her bir değer bağımlı değişkenle bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin

derecesini göstermektedir. Birinci istatistiğe göre %55, ikinci istatistiğe göre ise %71'lik bir ilişkinin olduğunu söylemek mümkündür. Bu istatistiklere benzer başka istatistikler de bulunmaktadır. Ancak çalışmamızda bu iki istatistikle sınırlı tutulmuştur.

Lojistik regresyon modelini genel olarak test edebilmek için ise Hosmer Lemeshow G (Model Ki-kare) istatistiği kullanılmaktadır. Hosmer ve Lemeshow ki-kare uyum iyiliği testi olarak da anılan test, lojistik regresyon modelinin bir bütün olarak uyumunu değerlendirir. Özellikle bağımsız değişkenlerin sürekli değişkenler olduğu durumda ya da küçük örneklerle çalışıldığı durumda, geleneksel ki-kare testinden çok daha güçlüdür. Bu anlamda da geleneksel ki-kare yöntemi ile hesaplanan Omnibus Testi'nin daha güçlü bir alternatifidir (Çokluk, 2010: 1386). Bu teste ilişkin sonucun anlamlılık düzeyinin $p > 0,05$ olması model veri uyumunun yeterli düzeyde olduğu anlamını taşır.

Tablo 29: Hosmer Lemeshow Testi

Adım	Ki-kare	S.d.	Anlamlılık
1	13,456	7	,062
2	28,010	8	,000
3	24,293	8	,002
4	13,061	8	,110

Tablo 29'da birinci ve dördüncü adımda test istatistiğinin anlamlı olmadığı görülmektedir. Son olarak elde edilen model (adım 4) amaçlanan model olduğu için model veri uyumunun iyi olduğunu söylemek mümkündür. Tahmin edilen modellerin sınıflandırma başarısı da Tablo 30'da sunulmaktadır.

Tablo 30'da verilen sınıflandırma tablosu incelenirse her adımda modelin iyileşme gösterdiği, son adımda ise %87,3 doğru sınıflandırma oranı ile modelin sonuçlandırıldığı görülmektedir. Ayrıca her adımda yanlış ve doğru sınıflandırılan birimlerin sayısı da verilmektedir. Örneğin dördüncü adımda 15 birim yatırım yapılamaz sınıfına ait iken yatırım yapılabilir sınıfına, 11 birim ise yatırım yapılabilir sınıfına ait iken yatırım yapılamaz sınıfına dâhil edilmiştir. Toplamda 26 birim yanlış, 179 birim ise doğru sınıflandırılmıştır. Bu sonuç %87,3 sınıflandırma başarısı olarak değerlendirilebilir. Ayrıca her adımda sınıflandırma başarısının yükseldiği görülmektedir.

Tablo 30: Sınıflandırma Tablosu

Adım	Gerçek/gözlenen	Yatırım yapılamaz	Yatırım yapılabilir	Doğru sınıflandırma
1	Yatırım yapılamaz	57	23	71,3
	Yatırım yapılabilir	12	113	90,4
	Toplam yüzde			82,9
2	Yatırım yapılamaz	67	13	83,8
	Yatırım yapılabilir	14	111	88,8
	Toplam yüzde			86,8
3	Yatırım yapılamaz	63	17	78,8
	Yatırım yapılabilir	12	113	90,4
	Toplam yüzde			85,9
4	Yatırım yapılamaz	65	15	81,3
	Yatırım yapılabilir	11	114	91,2
	Toplam yüzde			87,3

Son olarak regresyon denklemlerinin oluşturulabilmesi için modelde kullanılan değişkenler, katsayılar ve anlamlılık değerlerinin incelenmesi gerekmektedir. Tablo 31 bu istatistikler hakkında bilgiler sunmaktadır.

Tablo 31: Amaçlanan Model-Kullanılan Değişkenler

Ad.	Değişken	β	S.Hata	Wald	S.d	Anlamlılık	Exp(β)
1	LGKRSLRK	-99,480	14,508	47,023	1	,000	,000
	Sabit	24,129	3,503	47,434	1	,000	30132444751
2	LGHKK	2,556	,971	6,922	1	,009	12,882
	LGKRSLRK	-80,480	15,958	25,435	1	,000	,000
	Sabit	17,231	4,246	16,471	1	,000	30443933,9
3	LGCRDGGSYH	2,847	,905	10,092	1	,001	17,710
	LGHKK	3,486	1,092	10,190	1	,001	32,654
	LGKRSLRK	-68,570	16,101	18,140	1	,000	,000
	Sabit	9,376	4,652	4,061	1	,044	11796,890
4	LGDEF (X_1)	-1,982	1,134	3,056	1	,040	,138
	LGCRDNGSYH(X_2)	3,328	1,028	10,487	1	,001	27,892
	LGHKK(X_3)	2,908	1,143	6,477	1	,011	18,322
	LGKRSLRK(X_4)	-68,590	16,583	17,113	1	,000	,000
	Sabit	11,122	4,966	5,017	1	,025	67670,180

Kredi notu tahmini için seçilecek olan model dördüncü adımda tahmin edilen modeldir. Dördüncü adımdaki modelde sabit 11,122 bağımsız değişken katsayıları -1,982 (LGDEF), 3,328 (LGCRDNGSYH), 2,908 (LGHKK) ve -68,590 (LGKRSLRK) olarak

hesaplanmıştır. Değişkenlerin Wald istatistiklerine ve anlamlılık düzeylerine bakıldığında tamamının 0,05 anlamlılık düzeyinde anlamlı olduğu görülmektedir. Wald istatistiği modelin anlamlılığını test eden bir istatistiktir ve her bir değişkenin modele katkısını ifade eder. Tabachnick ve Fidell (2008) bu istatistiğin yorumlanırken anlamlılık düzeyinin biraz daha esnek tutulması gerektiğini belirtmektedirler. Wald istatistiği analizde eşitlik (5.1)'deki gibi hesaplanmıştır.

$$Wald = \beta sh^2 \quad (5.1)$$

Tablo 31'deki bilgilere göre tahmin edilen lojistik regresyon modeli eşitlik (5.2) ve (5.3) şeklinde yazılabilir.

$$L = \ln \frac{p}{1-p} = 11,122 - 1,982X_1 + 3,328X_2 + 2,908X_3 - 68,59X_4 \quad (5.2)$$

$$\begin{aligned} \frac{p}{1-p} &= e^{11,122-1,982X_1+3,328X_2+2,908X_3-68,59X_4} \\ &= e^{11,122} e^{-1,982X_1} e^{3,328X_2} e^{2,908X_3} e^{-68,59X_4} \end{aligned} \quad (5.3)$$

Regresyon denklemleri incelenirse üstünlük oranının logaritması ile X_2 ve X_3 değişkenleri arasında pozitif X_1 ve X_4 değişkenleri arasında ise negatif yönlü bir ilişki olduğu görülebilir. Bu durum teoriye de uygundur. Eşitlik (5.3)'ten yola çıkarak $e^{11,122} = 67670,18$; $e^{-1,982} = 0,138$; $e^{3,328} = 27,892$; $e^{2,908} = 18,322$; $e^{-68,59} = 0,000$ olarak hesaplanır ve $Exp(B)$ değerleri elde edilir. Bu istatistikler diğer değişkenler sabit tutulduğu zaman ilgili değişken bir birim arttırılırsa üstünlük oranında meydana gelecek olan değişmeyi gösterir. Buradaki X_i değişkenlerinin logaritmik değerler olduğunu da unutmamak gerekir.

Kredi notu tahmini yukarıda dördüncü adımda elde edilen model üzerinden gerçekleştirilmiştir. Analizde kullanılmayan ve tahmin için ayrılan veriler için tahmini gruplar ve bu gruplara ait üyelik olasılıkları hesaplanmıştır. Tablo 32'de 10 ülkeye ait veriler grup üyelikleri ve olasılıkları verilmektedir. Tablodaki veriler değişkenlere ait gerçek verilerdir. Gerekli dönüşümler yapıldıktan sonra tahmin için kullanılmışlardır.

Tablo 32: Lojistik Regresyon Tahmin Sonuçları

Ülke	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	Not	Grup	Olasılık
Arap Emir.	5,4938	14,87	0,531	4,891	92	1	0,996
Arjantin	5,3447	-0,3501	-0,5875	3,9946	42	0	0,345
Belarus	74,8537	-9,6193	-0,9215	4,1823	40	0	0,019
Brezilya	6,9689	-2,9804	-0,1101	4,4005	68	1	0,691
Çek Cumh.	-0,9436	-2,7412	1,0063	4,5123	84	1	0,975
Çin	7,8045	1,7662	-0,489	4,8282	86	1	0,910
Dominik	5,2273	-7,1619	-0,7029	3,7719	46	0	0,035
Endonezya	4,5264	0,4133	-0,5971	4,3953	64	1	0,713
Filipinler	1,9019	2,0528	-0,5455	4,2324	58	1	0,694
Güney Afr.	6,042	-3,8919	0,0793	4,3706	72	1	0,715
İrlanda	1,3975	0,2884	1,7297	4,9088	66	1	0,996
Kazakistan	4,8237	8,5571	-0,5915	4,1848	68	1	0,763
Macaristan	2,5919	1,1158	0,5951	4,3026	60	1	0,928
Malezya	0,7385	-7,8893	0,52	5,0843	76	1	0,965
Mongolia	12,0049	-13,936	-0,3818	3,8746	48	0	0,013
Nijerya	3,2025	5,2446	-1,1807	3,6713	52	0	0,116
Norveç	2,5341	12,2	1,8932	5,1822	100	1	0,999
Portekiz	0,2509	-3,7765	1,0384	4,3972	56	1	0,928
Senegal	4,2304	-8,2	-0,3292	3,656	48	0	0,053
Slovakya	1,8585	-2,7537	0,4564	4,144	82	1	0,779
Sri Lanka	8,8878	-4,7	-0,0713	4,3272	50	1	0,598
Türkiye	6,7868	-8,0935	0,0355	4,4523	60	1	0,674
Ukrayna	7,9871	-5,0628	-0,7946	4,1392	44	0	0,230
Yunanistan	1,0484	-6,0989	0,3932	3,8596	26	0	0,355
Zambiya	6,2498	5,3	-0,4686	3,6696	48	0	0,228

Tablo 32’de analizde kullanılmayan 25 ülkeye ait değişkenler ve veriler görülmektedir. Tahmin edilen gruplarla gerçek gruplar karşılaştırıldığında tamamının doğru tahmin edildiği görülmektedir. Yani yatırım yapılabilir veya yatırım yapılamaz şeklinde yapılan ayırım için elde edilen tahminler gerçek değerler ile örtüşmektedir. Bu anlamda başarılı bir tahmin elde edildiği söylenebilir. Ancak not tahmini yapılırken olasılıkların kredi notu olarak kullanılmasının geçerli sonuçlar verdiğini söylemek çok mümkün gözükmemektedir. Özellikle düşük kredi notuna sahip ülkeler için olasılık puanlarının kredi notu olarak kullanılması uygun gözükmemektedir. Yüksek kredi notuna sahip ülkeler için ise nispeten daha doğru not tahminleri elde edilmiştir.

Lojistik regresyon analizi için etkileşim değişkenlerinin de yer aldığı farklı bir model denemesi daha yapılmıştır. Bu modelde değişkenlerin ikili olarak çarpımları yeni birer değişken olarak tanımlanmış ve modele dâhil edilmiştir. Standart model denemesinde

modelin genel olarak anlamlı olmadığı sonucuna varılmıştır. İleriye doğru (Adımsal) model denemesi ise yapılan adımsal yöntemler arasında en iyi sonuç veren model olmuş ve anlamlı olduğu da tespit edilmiştir

Tablo 33: Adımsal Model Etkileşim Değişkenli Model

Ad.	Değişken	B	S.Hata	Wald	S.d	Anlamlılık
1	LGKRSLRK	-99,480	14,508	47,023	1	,000
	Sabit	24,129	3,503	47,434	1	,000
2	LGKRSLRK	-68,694	15,541	19,521	1	,000
	LGCRDNGGSYH*LGHKK	2,673	0,672	15,834	1	,000
	Sabit	13,264	4,037	10,794	1	,001
3	LGKRSLRK	-69,774	16,063	18,871	1	,000
	LGDEF*LGHKK	-2,108	1,180	3,194	1	,074
	LGCRDNGGSYH*LGHKK	3,495	0,873	16,023	1	,000
	Sabit	14,241	4,225	11,360	1	,001

Tahmin edilen regresyon denklemi Eşitlik (5.4) modelin özeti Tablo 33'te sunulmuştur.

$$L = \ln \frac{p}{1-p} = 14,241 - 69,774X_4 - 2,108X_1X_3 + 3,495X_2X_3 \quad (5.4)$$

Tahmin edilen etkileşim değişkenli lojit model sınıflandırma yüzdesi olarak %1 oranında iyileşme göstererek %88,3 doğru sınıflandırma oranıyla etkileşim değişkenlerinin yer almadığı modele göre daha iyi bir model olarak tespit edilmiştir. Lojistik modelin yanısıra belirlenen değişkenlerle probit model tahmin edilmiştir. Ancak probit model ile elde edilen sonuçlar lojit model sonuçları ile çok yüksek oranda benzerlik göstermiştir. Bu sebeple probit model sonuçlarının sunumuna gerek duyulmamıştır.

Lojistik modelde bağımlı değişken üzerinde etkin olmayan değişkenlerin modelden çıkarılması aşırı uyum problemine neden olabilmektedir. Eldeki veriye göre modeldeki tahmin parametrelerinin fazlalığı aşırı uyum olarak nitelendirilmektedir. Bu problemin ölçümü için EPV (Events per Variable) istatistiği kullanılabilir. Lojistik modelde olayın gerçekleşme sayısı n_1 , gerçekleşmeme sayısı n_2 ve AV parametre sayısı olmak üzere EPV istatistiği Eşitlik (5.5) ile hesaplanmaktadır. Tahmin amaçlı kullanılan bir lojistik model için $EPV > 10$ olmalı ve bir alt sınır olarak kabul edilmelidir Bu istatistik sürekli ve

kategorik bağımsız değişkenli modeller için rahatlıkla kullanılmaktadır (Hosmer ve Lemeshow, 2000: 346).

$$EPV = \min(n_1, n_2) / AV \quad (5.5)$$

Tahmin edilen lojistik model için hesaplanan istatistiği (EPV=16) olarak hesaplanmıştır. Model için herhangi bir aşırı uyum problemi söz konusu değildir.

Veri kümesindeki gözlemlerden bazıları verinin genel yapısına uygunluk göstermeyebilir. Bu tip gözlemler aykırı gözlem olarak isimlendirilir. Bazı aykırı gözlemler ise çok yüksek değerlerde artıklara sahip olabilir ve parametre tahminlerini önemli derecede farklılaştırabilir. Bu tür gözlemler etkili gözlem olarak tanımlanır. Lojistik modelin etkili gözlemlere karşı duyarlılığı oldukça yüksektir. Tahmin edilen modelin sınıflandırma başarısı incelenmiş ve altı birimin yanlış sınıflandırıldığı tespit edilmiştir. Bu birimler sırasıyla 17, 45, 53, 57, 86 ve 166. birimler olmuştur. Bu gibi birimlerin varlığı durumunda veri setinden çıkarılmaları modelin tahminlerinin yanlı olmasına sebep olmaktadır. Bu nedenle bu gibi birimlerin modelde kalması gerektiği belirtilmektedir (Başarır, 1990: 58). Ayrıca veri setinin yapılan analiz sonucu aykırı değer içermediği ve hatalarının çok yüksek olmaması nedeniyle tahminleri olumsuz etkilemeyeceği düşünülmüş ve veri setinden çıkarılmamışlardır.

Etkili gözlemlerin normal gözlemlerden farklı olarak lojistik katsayılar üzerindeki olumsuz etkilerinin varlığını belirlemek için Cook ve Leverage istatistikleri incelenebilir. Hosmer ve Lemeshov'a (2000) göre gözlem değerlerinin mümkün olduğunca 1 kritik değerinden uzak olmaları gerekmektedir. Gözlemlere ilişkin Cook ve Leverage istatistikleri incelenmiş, sadece iki gözlemin Cook uzaklığının 1 değerine yakınlığı tespit edilmiştir. Leverage istatistikleri ise gözlemlerin yüksek çekim gücüne sahip değerler olmadığının göstergesidir. Bu istatistikle ilgili herhangi bir problemle karşılaşmamıştır. Modele ilişkin hesaplanan Cook ve Leverage istatistikleri Ek 1' de sunulmuştur.

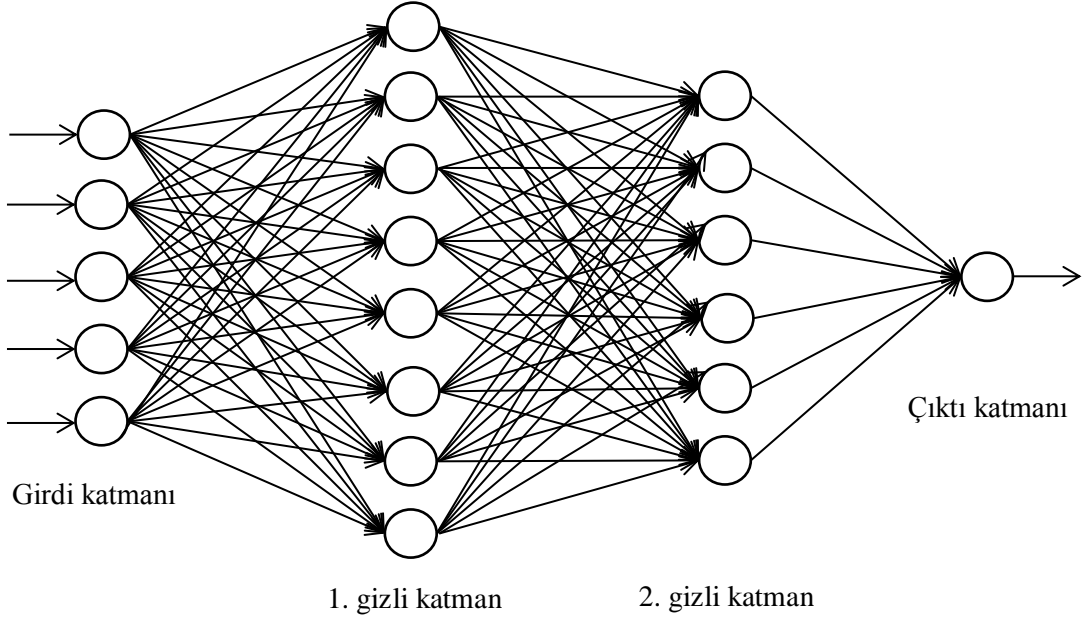
5.2.4.3. Yapay Sinir Ağı Modeli

Yapay sinir ağları (YSA) belli girdiler ve bu girdilere karşılık gelen çıktılar arasındaki ilişkileri öğrenmek amacıyla insan beynini taklit eden bilgisayar sistemleridir. YSA modelleri doğrusal olmayan modelleme konusunda oldukça başarılı sonuçlar üretmektedir. Bu sebeple bu çalışmada kredi notu tahmini için YSA modelinin performansı test edilmiştir. YSA modeli oluşturulurken izlenmesi gereken bir süreç vardır. Bu süreç sırasıyla; olaya ait örneklerin toplanması, ağın geometrik yapısının belirlenmesi, öğrenme oranı, momentum katsayısı, toplama ve aktivasyon fonksiyonlarının belirlenmesi, örneklerin ağa gösterilmesi, ağın çıktılar üretmesi ve ağın ürettiği çıktılarla gerçek çıktılar karşılaştırılıp hatanın belirlenmesi aşamalarından oluşmaktadır.

Oluşturulan yapay sinir ağı modelinde kullanılacak olan veriler derlendikten sonra yapılan çalışmalardan hareketle veri kümesi eğitim, test ve doğrulama olmak üzere üç parçaya bölünmüştür. Yapılan çalışmalarda veri grubu iki veya üç gruba bölünerek analizler gerçekleştirilmektedir. YSA modelinde 230 adet verinin 175 tanesi (%76) eğitim, 30 tanesi (%13) test ve 25 tanesi (%11) doğrulama için ayrılmıştır. Doğrulama için ayrılan veriler modele önceden hiç gösterilmemiş olan tahmin verileridir. Bu verilere sinir ağının vereceği yanıtlar yani çıktı değerleri (kredi notu) bu çalışmada kullanılan diğer modellerle karşılaştırmak için kullanılmıştır. Veriler eğitim esnasında [0-1] arasında ölçeklendirilerek eğitime tabi tutulmuştur.

Yapay sinir ağı modeli olarak çok yaygın olarak kullanılan ve tahmin başarısı yüksek olan çok katmanlı algılayıcı (ÇKA) kullanılmıştır. ÇKA yapısında beş sinir hücresinden oluşan girdi katmanı, sekiz ve altı sinir hücresinden oluşan iki gizli katman ve bir sinir hücresinden oluşan çıktı katmanı bulunmaktadır. Ağın iyi performans gösterebilmesi modelin mimarisine bağlı olduğu için çok önemli bir konudur. Ara katman sayısını belirlemede literatürde bazı yöntemler olmakla birlikte genellikle deneme yanılma yolu tercih edilmektedir. ÇKA mimarisine uzun süren denemeler sonunda karar verilmiştir. Net girdileri dönüştürmek üzere birçok aktivasyon fonksiyonu kullanılabilir. Bu çalışmada türevi alınabilir bir fonksiyon olan tanjant sigmoid fonksiyon tercih edilmiştir. Kullanılan ÇKA mimarisi Şekil 48'da gösterilmektedir.

Şekil 48: Kullanılan ÇKA Modeli



ÇKA modeli örneklerden hareketle öğrenmeyi gerçekleştirmektedir. Öğrenme, verilen girdi ve çıktılar arasındaki ilişkinin öğrenilmesi sürecidir. İlişki öğrenildikten sonra ağ daha önce görmediği girdi setlerine kolaylıkla çıktı üretebilmektedir. ÇKA modelinin öğrenme algoritması hata kareleri toplamının en küçüklenmesine dayalı delta öğrenme kuralının genelleştirilmiş halidir. Bu kurala geri yayılım algoritması denilmektedir. Öğrenme süreci sırasında eğitim ve momentum katsayıları da kullanıcının kararı doğrultusunda deneme yanılma yolu ile belirlenmektedir. Bu çalışmada öğrenme oranı ve momentum sabiti sırasıyla 0,10 ve 0,70 olarak belirlenmiştir.

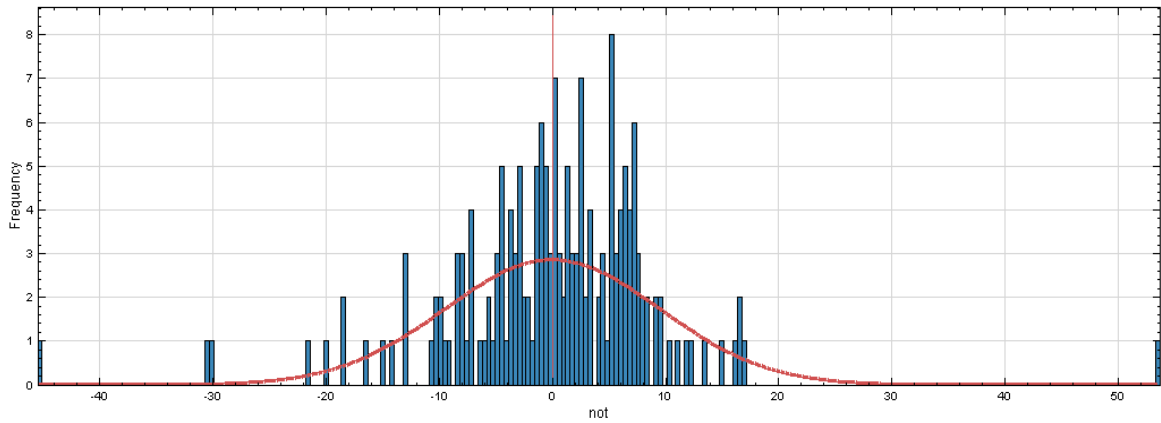
ÇKA modeli problem için en uygun çözümü bulduktan sonra eğitime son verilmelidir. Eğer eğitim devam eder ağırlıklar yeniden değiştirilirse ağın performansı azalacak veya öğrenmeye devam edemeyen (ezberleyen) bir ağa dönüşecektir. Bu nedenle eğitimin nerede durdurulacağı son derece önemlidir. Bu noktada hatanın belli bir düzeyin altına düşmesi ve belli bir iterasyon sayısının tamamlanması olmak üzere iki durdurma kriterinden bahsedilebilir. Hatanın ölçümü için ortalama mutlak hata ve ortalama hata kare gibi ölçümler kullanılabilir. Ayrıca iterasyon sayısı hata grafikleri incelenerek tespit edilebilir (Ayan, 2009: 509).

ÇKA modeli Peltarion Synapse 1.6.0 paket program kullanılmıştır. ÇKA modeli 2000 iterasyon sonucunda öğrenmeyi gerçekleştirmiştir. Modelin geçerlilik sınaması için eğitim, test ve doğrulama ortalama mutlak hata ve eğitim grafikleri incelenmiştir. Hata grafiklerinde hatanın belli bir iterasyona kadar azalması ve sonrasında sabit bir değer boyunca yatay eksene paralel hareket etmesi ağız öğrendiğinin göstergesidir.

YSA modelinde eğitimin sonlandırılması için eğitim ve doğrulama hataları incelenmiştir. Program tarafından “doğrusal” ve “Manhattan” hataların dağılımları hesaplanmıştır. Doğrusal hatalar gerçek çıktıyla hesaplanan çıktılar arasındaki farkın aritmetik ortalaması, Manhattan hatalar ise hesaplanan hataların mutlak değerlerinin aritmetik ortalamasıdır. Manhattan hatalar “mutlak hata” (MAE) olarak isimlendirilmektedir.

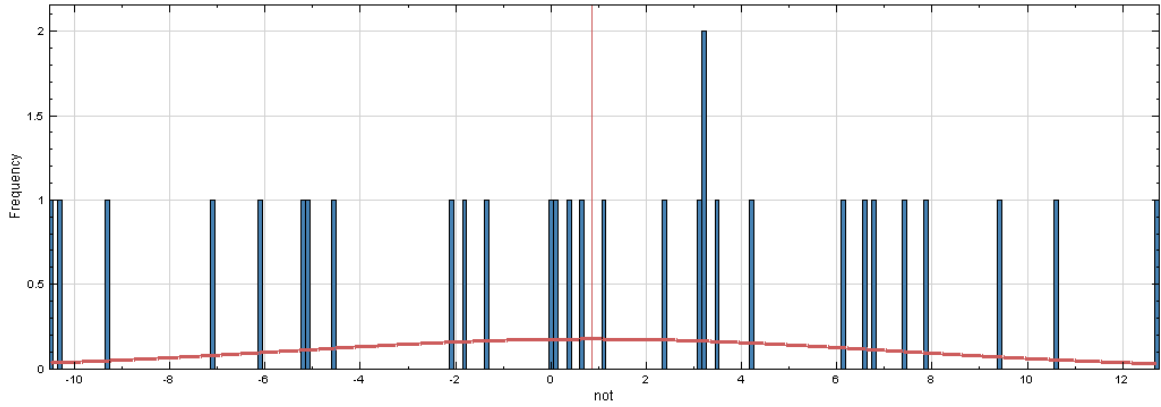
Doğrusal YSA modeli eğitim hatasının 2000 iterasyon sonucunda 0,001 düzeyinin altına düştüğü gözlenmiş ve eğitim tamamlanmıştır. Şekil 49-50-51-52’de hesaplanan doğrusal ve Manhattan hataların eğitim ve test verileri için dağılımı verilmektedir.

Şekil 49: Hesaplanan Doğrusal Hata (Eğitim seti) Grafiği



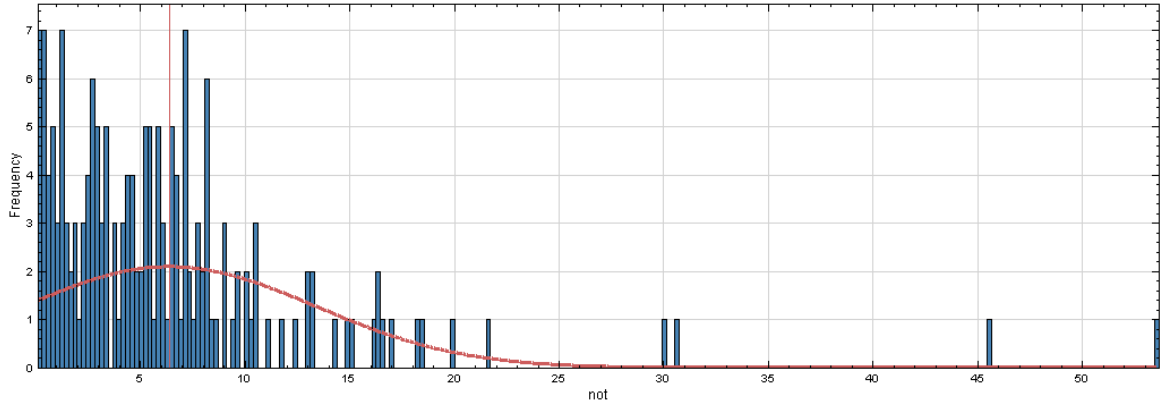
Doğrusal eğitim hatası 0,0000063 mutlak eğitim hatası 0,0640 olarak, doğrusal test hatası 0,0086 mutlak test hatası ise 0,0510 olarak hesaplanmıştır. Her iki hata türüne göre istatistikler kabul edilebilir sınırlar (0,01 civarı) içinde yer almaktadır.

Şekil 50: Hesaplanan Doğrusal Hata (Test seti) Grafiği



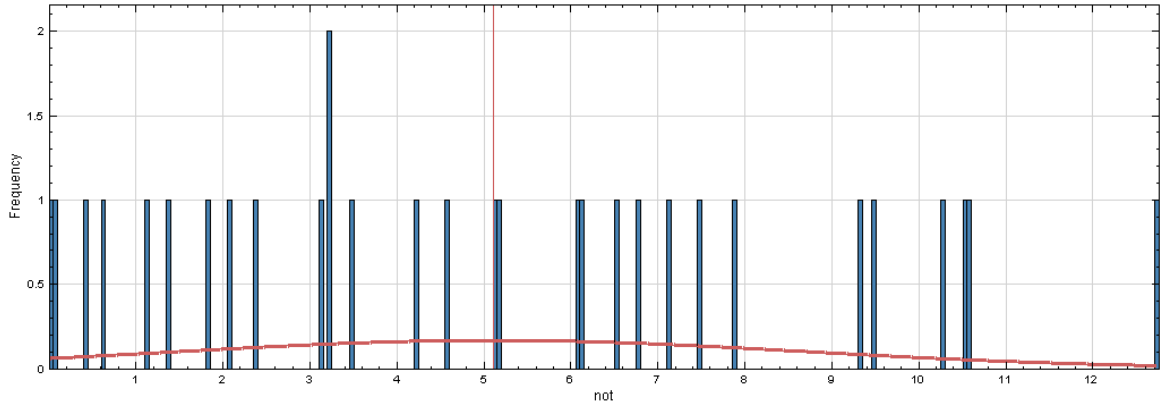
ÇKA modeli aracılığıyla bağımlı değişken ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişki tespit edilmeye çalışılmıştır. Bağımsız değişkenlerden HKK, CRDNGGSYH ve KRSLRK değişkeni ile bağımlı değişken arası pozitif yönlü, BRCSRVIHR ve DEF değişkenleri ile bağımlı değişken arası negatif yönlü bir ilişki olduğu görülmektedir. Değişkenler arası ilişki grafikleri Ek 3'te sunulmuştur.

Şekil 51: Hesaplanan Manhattan Hata (Eğitim seti) Grafiği



Tahminler için kabul edilebilir sınırlar belirlenirken standart sapmalar ve ortalamalar vasıtası ile güven aralıkları belirlenebilmektedir. ÇKA modeli tarafından üretilen tahminler için güven aralıkları %95 düzeyinde hesaplanmıştır. Örnek numarası, hedef ve hatalara göre belirlenen güven aralığı grafikleri Ek 2'de verilmektedir.

Şekil 52: Hesaplanan Manhattan Hata (Test seti) Grafiği



ÇKA modeli ađın daha önce hiç görmediđi 25 adet dođrulama verisi üzerinde test edilmiř ve hesaplanan sonuçlar Tablo 34’te verilmiřtir.

Tablo 34: ÇKA Modeli Tahmin Sonuçları (Dođrulama Seti)

Ülke	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	Not	Tahmin
Arap emir.	5,494	14,870	0,531	4,891	3,732	92	80,380
Arjantin	5,345	-0,350	-0,587	3,995	12,090	42	58,954
Belarus	74,854	-9,619	-0,921	4,182	1,861	40	48,688
Brezilya	6,969	-2,980	-0,110	4,400	17,010	68	68,156
Çek cumh.	-0,944	-2,741	1,006	4,512	7,689	84	74,931
Çin	7,804	1,766	-0,489	4,828	1,694	86	83,612
Dominik	5,227	-7,162	-0,703	3,772	7,759	46	50,391
Endonezya	4,526	0,413	-0,597	4,395	27,774	64	66,299
Filipinler	1,902	2,053	-0,545	4,232	8,593	58	62,800
Güney afr.	6,042	-3,892	0,079	4,371	10,830	72	67,831
İrlanda	1,397	0,288	1,730	4,909	21,394	66	67,817
Kazakistan	4,824	8,557	-0,591	4,185	38,200	68	62,366
Macaristan	2,592	1,116	0,595	4,303	26,973	60	73,172
Malezya	0,738	-7,889	0,520	5,084	4,490	76	76,871
Mongolia	12,005	-13,936	-0,382	3,875	2,580	48	41,482
Nijerya	3,202	5,245	-1,181	3,671	0,324	52	50,776
Norveç	2,534	12,200	1,893	5,182	0	100	100,028
Portekiz	0,251	-3,776	1,038	4,397	20,070	56	72,213
Senegal	4,230	-8,200	-0,329	3,656	5,570	48	41,564
Slovakya	1,858	-2,754	0,456	4,144	4,923	82	71,317
Sri Lanka	8,888	-4,700	-0,071	4,327	7,259	50	64,408
Türkiye	6,787	-8,093	0,035	4,452	39,037	60	61,411
Ukrayna	7,987	-5,063	-0,795	4,139	42,221	44	55,778
Yunanistan	1,048	-6,099	0,393	3,860	23,502	26	34,697
Zambiya	6,250	5,300	-0,467	3,670	2,248	48	52,449

Tahmin sonuçlarına göre, doğrulama veri seti için ortalama doğrusal hata -0,00129 ve ortalama mutlak hata 0,0671 olarak hesaplanmıştır. Yani model hiç görmediği veriler üzerinde yaklaşık olarak %7’lik bir hata oranı ile tahminler gerçekleştirmiştir. Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde bu kabul edilebilir ve hatta başarılı kabul edilebilecek bir hata düzeyidir. Bu sebeple modelin tahmin başarısının lojistik regresyona göre daha iyi olduğunu söylemek mümkündür.

Tablo 35’te tahmin değerlerinin elde edildiği YSA modeline ait bilgiler sunulmaktadır.

Tablo 35: YSA Model Mimarisi ve Parametreleri

Ağın türü	Çok katmanlı algılayıcı
Ağıdaki Katman sayısı	4
Gizli katman sayısı	2
Girdi aktivasyon fonksiyonu	Tanjant sigmoid
Çıktı aktivasyon fonksiyonu	Doğrusal
İterasyon sayısı	2000
Öğrenme oranı	0,1
Momentum sabiti	0,7
Eğitim mutlak hata ortalaması (EMAE)	0,0640
Test mutlak hata ortalaması (TMAE)	0,0510
Doğrulama mutlak hata ortalaması (DMAE)	0,0671

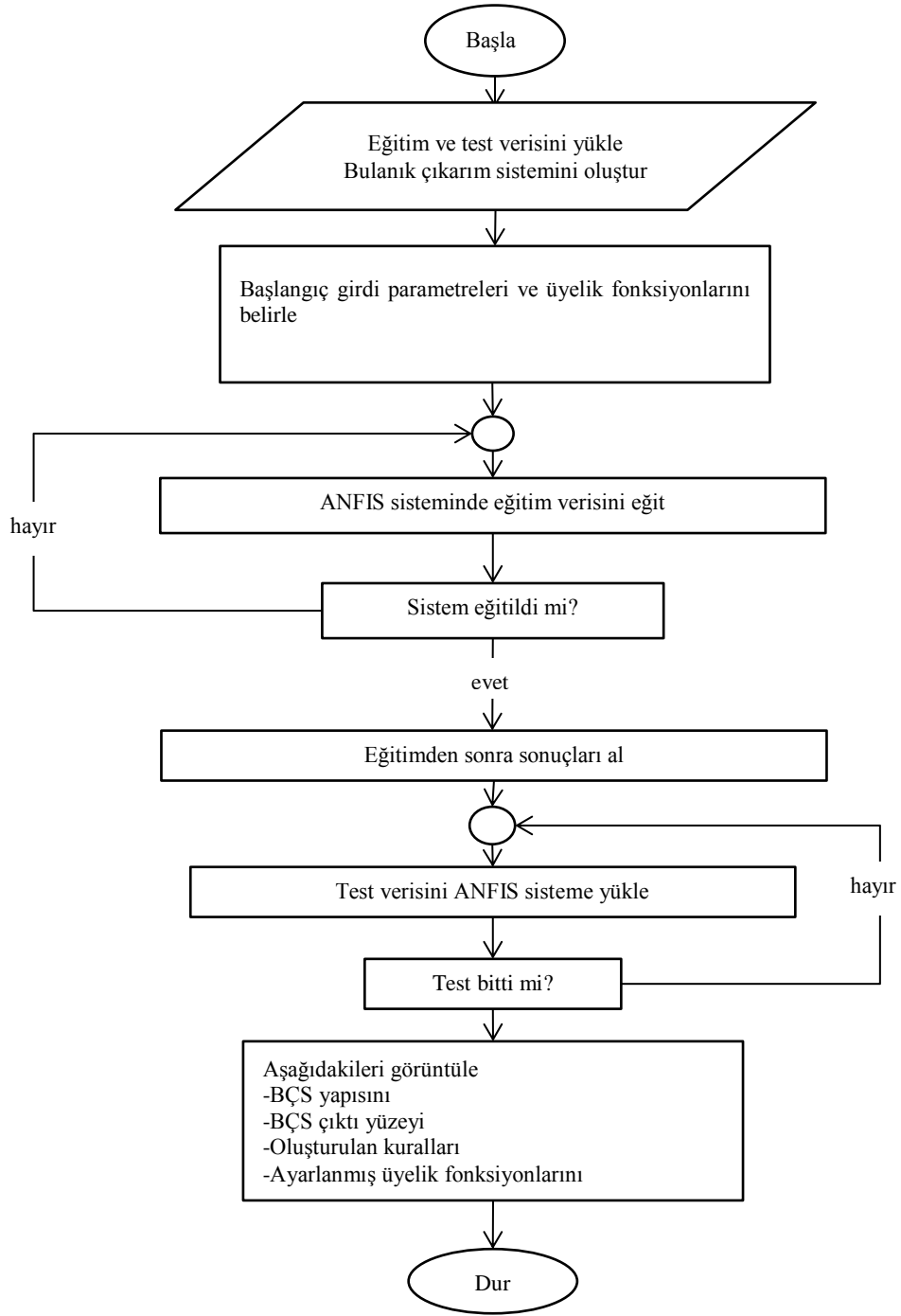
5.2.4.4. ANFIS (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System) Model

Çalışmanın bu bölümünde kredi notu tahmini problemine ANFIS model uygulaması gerçekleştirilmiş ve tahminler yapılmıştır. ANFIS model Matlab R2011b paket programı kullanılarak çözülmüştür. ANFIS model için kullanılan algoritma Şekil 53’te verilmiştir.

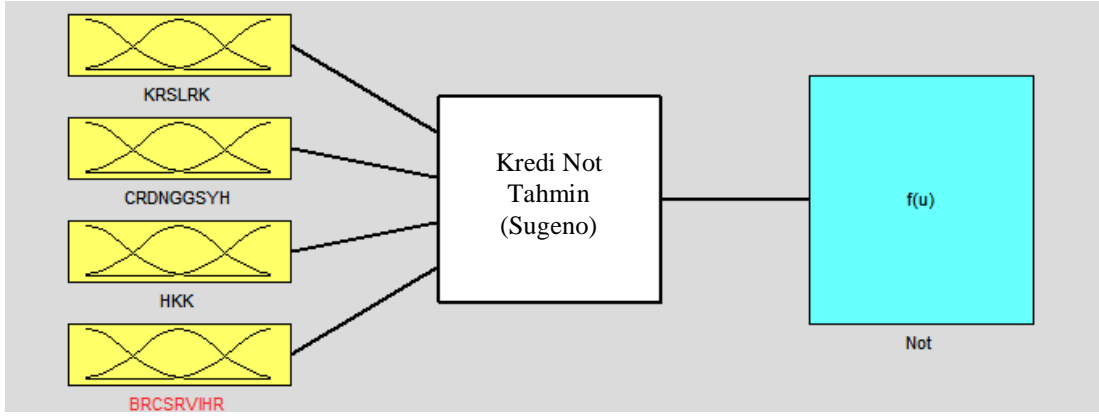
ANFIS modelde adimsal regresyon analizi ile seçilen değişkenler kullanılmıştır. Ancak ANFIS model Jang (1993)’e göre yapısı gereği dört değişkenden daha fazla girdi değişkeni olduğu zaman kural tabanının çok genişlemesi dolayısı ile iyi sonuçlar üretememektedir. Bu sebeple en yüksek hataya sebep olan değişkenin tespiti için dörtlü değişken grupları (beş grup) ile model denemeleri yapılmış ve “KRSLRK, CRDNGGSYH,

HKK ve BRCSRVIHR” deęişkenlerinin kullanılmasına karar verilmiştir. Kullanılan BÇS yapısı Şekil 54’te verilmiştir.

Şekil 53: Kredi Notu Tahmini için Kullanılan ANFIS Model Algoritması Akış Şeması



Şekil 54: Kredi Notu Tahmini İçin BÇS Temel Yapısı



ANFIS model oluşturulurken dört girdi ve bir adet çıktı birimine sahip bir yapı kullanılmıştır. Üyelik fonksiyonu tipi belirlenirken, üyelik fonksiyonu tipine göre değişecek olan parametre sayısının eldeki veri sayısından az olmamasına dikkat edilmelidir. Kredi notu tahmini için kullanılan ANFIS yapısı Şekil 55’de sunulmuştur.

Tablo 36: Üyelik Fonksiyonu Tipleri

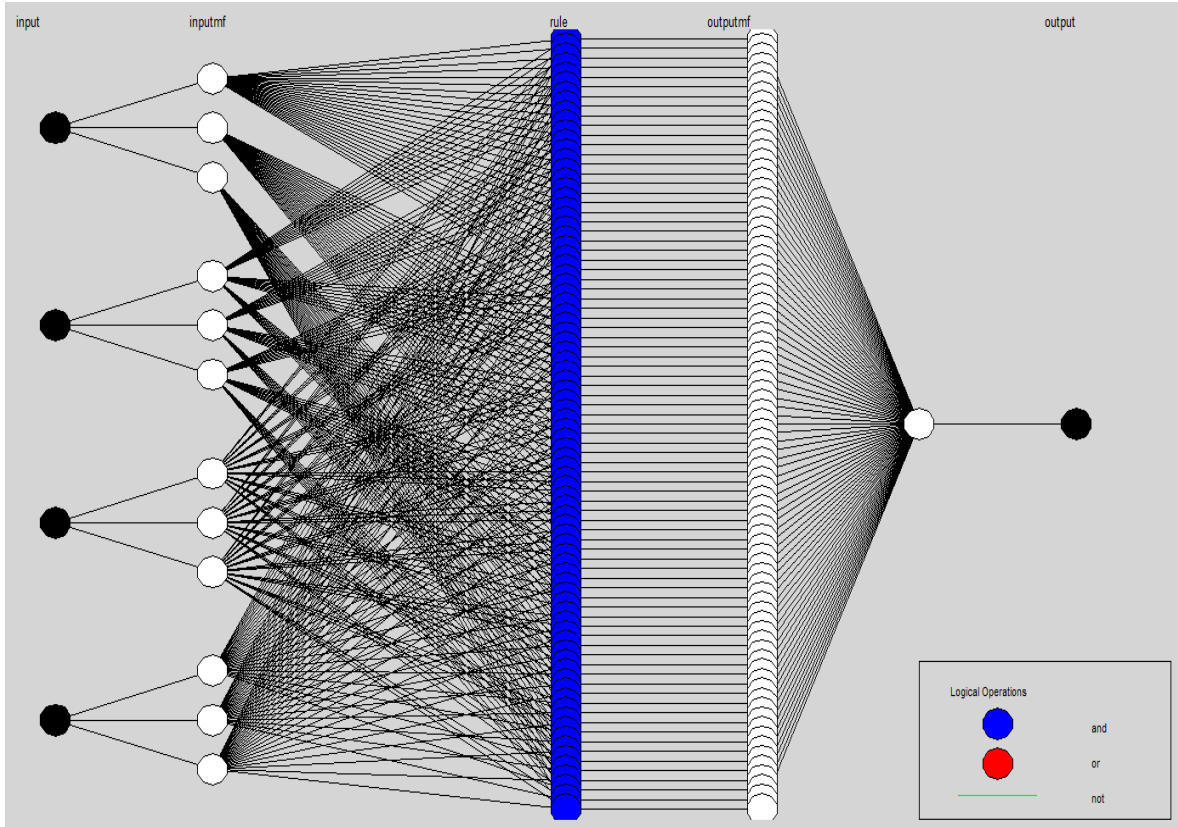
Üyelik Fonksiyonu	Açıklama
trimf	Üçgen üyelik fonksiyonu
trapmf	Yamuk üyelik fonksiyonu
gbellmf	Genelleştirilmiş çan eğrisi üyelik fonksiyonu
gaussmf	Gauss üyelik fonksiyonu
gauss2mf	Gauss kombinasyonu üyelik fonksiyonu
pimf	π şeklindeki üyelik fonksiyonu
dsigmf	İki sigmoid fonksiyonu farkından oluşan üyelik fonksiyonu
psigmf	İki sigmoid fonksiyonu çarpımdan oluşan üyelik fonksiyonu

ANFIS model oluşturulurken veriler tıpkı YSA modelinde olduğu gibi eğitim, test ve doğrulama olmak üzere üç parçaya bölünmüştür. Değişkenler gerçek değerleriyle ve ölçeklendirilmiş değerleriyle analize tabi tutulmuş ve en iyi model tespit edilmeye çalışılmıştır.

Girdiler için üçer üyelik fonksiyonu ve dolayısıyla 81 adet kural oluşturulmuştur. Girdi değişkenleri üyelik fonksiyonu olarak π üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. π üyelik

fonksiyonu belirlenirken Tablo 36'da sunulan Matlab 2011b programında kullanılabilen üyelik fonksiyonu tiplerinin tamamı için model denemeleri yapılmıştır. Yapılan denemelerin bir kısmına ait bilgiler Ek 5'te sunulmuştur. Modelde çıktı fonksiyon tipi için sabit (sıfırıncı derece Sugeno bulanık model) ve doğrusal (birinci derece Sugeno bulanık model) olmak üzere iki fonksiyon seçeneği mevcuttur. Doğrusal fonksiyon seçildiği zaman eğitim hatası küçülmekte fakat test ve doğrulama hataları çok fazla yükselmektedir. Bu sebeple modelde çıktı için sabit fonksiyon kullanılmıştır.

Şekil 55: ANFIS Model Yapısı



Girdi çıktı setleri ve üyelik fonksiyonları belirlendikten sonra yineleme sayısının belirlenmesi gerekmektedir. ANFIS modeller YSA modellere göre daha hızlı ve kolay öğrenebilmektedir. Bu sebeple yineleme sayısı YSA modellere göre ANFIS modellerde genellikle daha az olmaktadır. Yineleme sayısı belirlenirken eğitim ve test hata grafiklerinin seyri birlikte incelenmiştir. Kredi notu tahmini için oluşturulan model 250 yineleme sonucu öğrenmeyi gerçekleştirmiştir. ANFIS modellerin test edilmesi için RMSE

değerleri dikkate alınmıştır. En iyi tahminlerin elde edildiği ANFIS model Tablo 37’deki özelliklere sahiptir.

Tablo 37: ANFIS Model Mimarisi ve Parametreleri

Ağın türü	ANFIS (Sugeno tipi)
Ağdaki katman sayısı	6
Eğitim iterasyon sayısı	250
Girdi üyelik fonksiyonu	π şeklinde
Çıktı fonksiyonu	Sabit
Üyelik fonksiyon sayısı	3-3-3-3
Bulanık kural sayısı	81
Optimizasyon algoritması	Hibrit (Geri yayılım-EKK)
“ve” metodu	prod (çarpım)
“veya” metodu	probor (cebirsal toplam)
Durulaştırma metodu	wtaver (ağırlıklı ortalama)
Eğitim hatası (RMSE)	7,901
Test hatası (RMSE)	8,000
Doğrulama hatası (RMSE)	8,040

Tabloda hatalar RMSE cinsinden verilmiştir. Değişkenlerin gerçek değerlerinin analizde kullanılması RMSE değerlerinin nispeten büyük görünmesine neden olmaktadır. Ancak yüzdesel (MAE) olarak hatalar incelendiğinde YSA ve Lojistik regresyon analizine göre daha düşük bir hata ile ANFIS model tahminler yapabilmektedir. Mutlak eğitim hatası (yüzdesel) 0,048 mutlak test hatası 0,069 ve mutlak doğrulama hatası da 0,049 olarak gerçekleşmiştir.

Eğitim, test ve doğrulama için elde edilen çıktılarla gerçek değerler grafiksel olarak karşılaştırılabilir. Gerçek değerlerle ANFIS model tarafından üretilen çıktılar grafiksel olarak karşılaştırılması Ek 4’te sunulmuştur. Ayrıca Tablo 38’de modelin ürettiği çıktılar ve gerçek değerler sayısal olarak karşılaştırılmaktadır. Mutlak hatalar Tablo 38’den hareketle hesaplanmıştır.

Tablo 38 incelenirse eğitim, test ve doğrulama veri setleri için ANFIS modelin ürettiği çıktılar görülebilir. Gerçek değerler ile hesaplanan çıktı arasındaki farkın mutlak değeri de mutlak hatayı (Mean Absolute Error, MAE) vermektedir. Üç veri seti için ayrı

ayrı hatalar hesaplanmıştır. Doğrulama seti için hesaplanan 0,0491'lik hata oranı ANFIS modelin başarılı bir performansa sahip olduğunu göstermektedir.

Tablo 38: Gerçek Değerler-Model Çıktıları Karşılaştırması

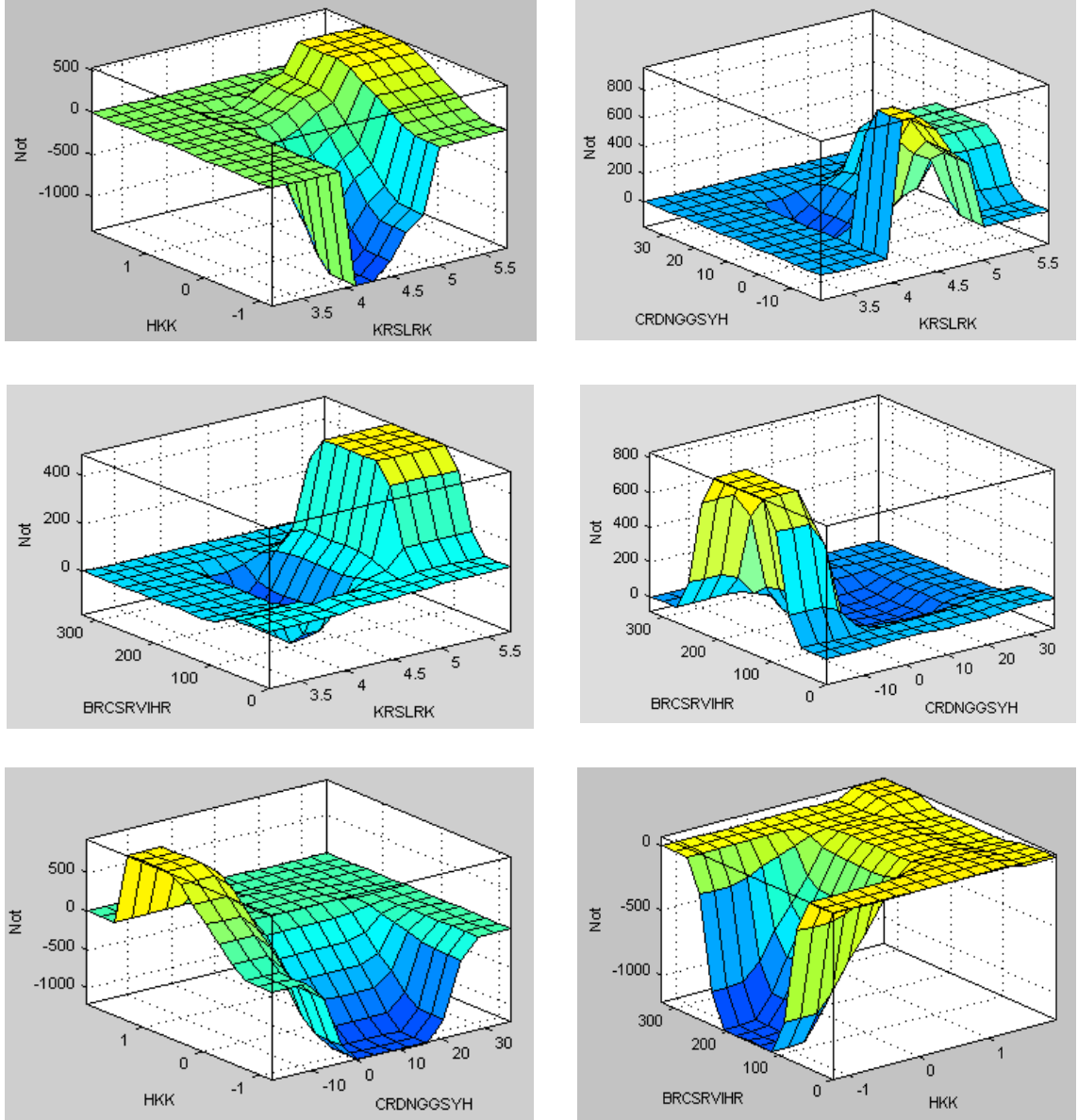
Gerçek	ANFIS	Gerçek	ANFIS	Gerçek	ANFIS
100	100,028	56	65,102	28	24,508
70	76,176	100	100,028	64	65,009
90	88,191	66	74,850	64	76,637
86	88,340	100	100,028	66	61,317
100	100,028	100	96,542	48	46,004
44	55,778	54	52,909	98	96,085
100	100,028	66	65,028	70	62,975
92	88,330	72	73,351	100	100,028
92	80,380	86	83,612	64	64,006
96	89,880	52	52,577	100	100,028
100	100,028	100	100,028	64	64,455
62	58,037	82	70,975	48	51,324
64	64,053	70	78,011	82	88,191
52	63,753	100	100,028	96	94,697
62	60,930	56	72,213	78	72,186
100	100,028	100	99,847	82	71,317
48	41,564	100	98,076	64	58,457
26	34,697	90	93,091	60	68,232
100	93,100	88	90,363	68	61,836
76	77,404	84	78,455	48	50,919
66	67,817	48	94,371	46	50,391
82	88,026	92	90,950	60	58,870
56	50,870	100	50,923	70	73,719
100	97,497	44	50,983	60	57,511
88	73,029	66	67,115	84	71,396
92	91,724	100	100,028	84	83,939
92	91,724	86	73,908	64	73,760
84	74,546	70	73,766	62	62,215
100	95,254	72	72,688	84	78,236
76	74,909	70	70,192	70	64,911
100	100,028	100	94,405	70	70,079
48	47,387	76	64,825	66	66,855
100	94,012	58	62,799	78	72,685
100	100,028	64	62,541	64	66,299
44	48,014	86	73,808	64	72,899
100	95,477	76	76,870	56	66,377
88	88,191	100	100,028	96	91,876
64	66,436	66	65,650	36	50,791
64	63,951	84	74,931	100	98,268
100	100,028	60	57,800	62	69,517

Tablo 38: (Devamı)

Gerçek	ANFIS	Gerçek	ANFIS	Gerçek	ANFIS
100	99,977	Test	Test	48	59,285
52	50,776	80	72,544	44	45,529
58	62,851	50	62,080	46	50,776
92	93,037	54	42,850	46	50,776
56	67,855	62	62,260	40	48,248
62	69,495	44	55,706	40	48,688
84	77,887	58	72,523	Doğrulama	Doğrulama
64	66,918	62	71,197	92	80,380
70	61,203	48	50,930	42	55,950
38	50,842	68	62,366	40	48,688
72	65,423	70	61,414	68	72,026
68	65,127	80	72,110	84	78,810
56	50,888	46	50,879	86	87,763
64	63,999	48	55,410	46	41,563
44	51,226	42	50,984	64	66,299
100	99,977	64	67,755	58	64,823
74	66,219	60	61,411	72	63,254
60	65,485	46	63,169	66	67,817
68	68,156	48	43,641	68	62,366
86	84,002	72	66,134	60	70,193
72	67,831	64	65,573	76	76,870
64	58,491	48	51,288	48	41,482
66	67,980	48	38,732	52	50,776
60	73,177	36	50,786	100	100,028
64	63,019	48	50,776	56	50,770
88	87,133	46	49,480	48	48,056
66	60,693	46	50,841	82	86,395
60	58,054	52	48,820	50	52,485
52	50,776	52	61,197	60	61,245
48	52,449	44	47,273	44	41,250
58	61,489	52	51,010	26	34,370
64	57,223	52	50,776	48	52,449
48	52,935	42	58,953		
68	67,819	52	42,654		
50	64,407	40	50,822		
44	51,290	52	50,776		
40	42,498	52	61,197		
46	51,855	44	45,718		
52	44,238	48	51,266		
40	43,089	48	41,482		

ANFIS modelde, YSA ve Lojistik regresyon analizi gibi bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenle aralarındaki ilişkinin belirlenmesine olanak sağlamaktadır. Değişkenler arası üç boyutlu ilişkiler Şekil 56’da verilmektedir.

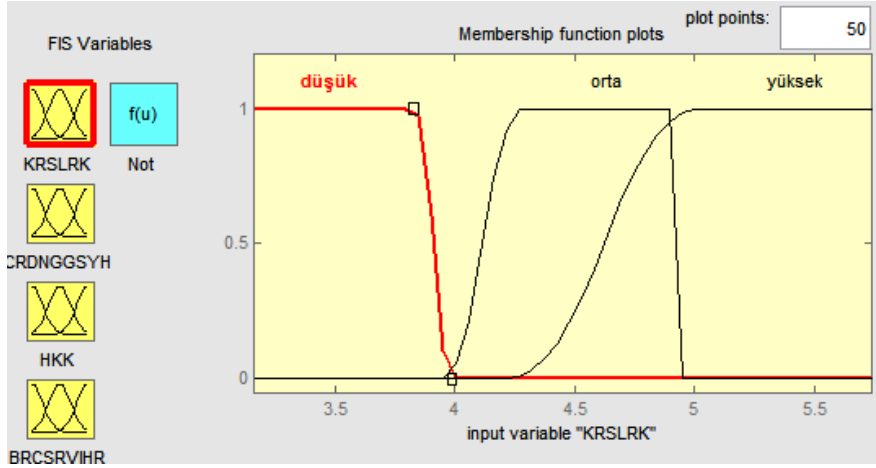
Şekil 56: Değişkenler Arası İlişkiler (Üç Boyutlu)



Şekilde dört bağımsız değişkenin bağımlı değişkenle arasındaki ilişkiler görülebilir. Değişkenler arasındaki ilişki yüzey grafiklerle ifade ediliyorsa bu ilişkiyi modelleyen fonksiyonlar en az ikinci derece fonksiyonlardır. Şekiller ayrıntılı olarak incelenirse bağımsız değişkenlerden ikisinin aldığı değer karşısında (diğer değişkenler sabit kabul edilir) bağımlı değişkenin (kredi notunun) alacağı değer görülebilir.

Değişkenlere ilişkin üyelik fonksiyonları girdi değişkenlerine ilişkin değerlerin hangi fonksiyona ne oranda ait olduğunu göstermektedir. Şekil 57 eğitimden sonra “KRSLRK” değişkeni üyelik fonksiyonu grafiksel olarak gösterilmiştir.

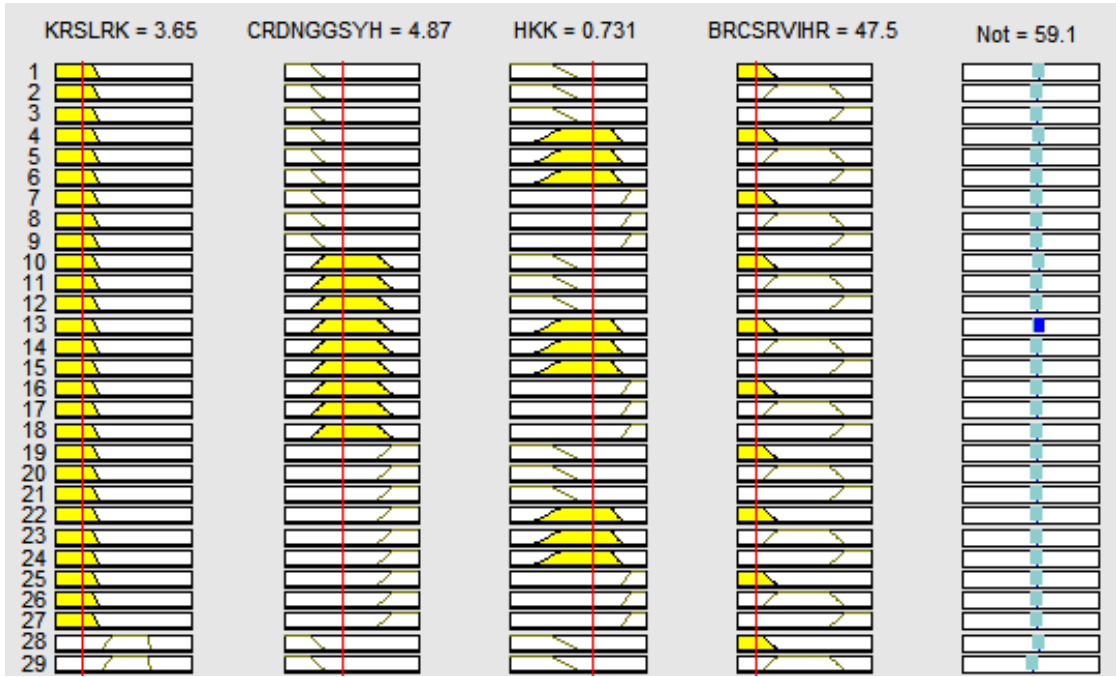
Şekil 57: KRSLRK Değişkeni Üyelik Fonksiyon Grafiği



KRSLRK değişkeni için girdi değeri 3,5 olarak verilirse düşük olarak tanımlanan üyelik fonksiyonuna 1 oranında, orta ve yüksek olarak tanımlanan üyelik fonksiyonlarına 0 oranında üye olmaktadır. KRSLRK değişkeni için girdi değeri 4,5 olarak verilirse düşük olarak tanımlanan üyelik fonksiyonuna 0 oranında, orta olarak tanımlanan üyelik fonksiyonuna 1 oranında ve yüksek olarak tanımlanan üyelik fonksiyonuna ise yaklaşık 0,30 oranında üye olmaktadır. Diğer değişkenler için de benzer şekilde üyelik fonksiyonları oluşturulmuştur.

Bulanık çıkarım sisteminde kurallar araştırmacı tarafından oluşturulur. Ancak ANFIS model, kuralları otomatik olarak oluşturmaktadır. ANFIS modelin bulanık mantıkla olan ilişkisinin kaynağı kural tabanının varlığıdır. Kredi notu tahmin modelinde dört girdi ve girdilere ait üç üyelik fonksiyonu dolayısı ile ($3^4=81$) kural oluşturulmuştur. Her bir değişken için oluşturulan üç üyelik fonksiyonu “düşük”, “orta” ve “yüksek” şeklinde etiketlenmiştir. Çıktı için ise “*düşük (i)*”, “*orta (i)*” ve “*yüksek (i)*” ($i=1,2,\dots,27$) olmak üzere kurallar etiketlenmiştir. Kuralların sözel ifadelerle etiketlenmesi ile kural yapısı anlamlı hale getirilmektedir. Oluşturulan kuralların bir bölümünün görüntüsü Şekil 58’de gösterilmektedir.

Şekil 58: ANFIS Model Kural Görüntüsü



Kural görüntüsü incelenirse ve $KRSLRK=3,65$ $CRDNGGSYH=4,87$ $HKK=0,731$ ve $BRCSRVIHR=47,5$ değişken değerlerine sahip bir ülkenin varlığı düşünülürse kredi notunun 59,1 olarak belirleneceği görülebilir. Diğer kurallarda benzer şekilde ifade edilir. Bulanık kuralların bulanık mantık terminolojisine göre yazımı da eşitlik (5.4)'te verilmiştir. Eşitlik (5.4)'te olduğu gibi 81 adet kural ifadesi yazılabilir.

Eğer $KRSLRK$ düşük, $CRDNGGSYH$ düşük, HKK düşük ve $BRCSR$ düşük ise Not düşük1'dir (5.4)

Tablo 39 doğrulama setinde kullanılan değişkenlerin gerçek değerleri ve ANFIS model tarafından atanan not puanlarını göstermektedir. Modelin tahmin başarısını doğrulama setinde yer alan değerlere verdiği cevaplar belirlemiştir. Aynı uygulama diğer analizler için de yapılmış ve önceki bölümlerde sunulmuştur. Değişkenlere atanan kodlar lojistik regresyon analizi ve YSA'da kullanılan kodlarla aynıdır.

Kurulan modeller kredi notu tahmini için en uygun modelin ANFIS model olduğunu göstermektedir. Bu sebeple ANFIS model kullanılarak kredi notu olmayan ülkeler için kredi notu tahmini yapılabilir. Bu aşamada 2012 ve 2013 yılı verileri

kullanılarak kredi notu olmayan ülkelere kredi notları tayin edilmiştir. Eğer değişkenlere ilişkin geleceğe dönük projeksiyonlar yapılırsa ANFIS model geleceğe yönelik notların tahmini için de kullanılabilir. 2014 yılı verilerine ulaşamadığı gerekçesiyle cari yıl için not tahmini yapılmamıştır. Tablo 40 kredi notu olmayan ülkeler için elde edilen tahminleri göstermektedir.

Tablo 39: ANFIS Model Doğrulama Seti Tahmin Sonuçları

Ülke	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	Not	Tahmin
Arap emir.	14,870	0,531	4,891	3,732	92	80,380
Arjantin	-0,350	-0,587	3,995	12,090	42	55,950
Belarus	-9,619	-0,921	4,182	1,861	40	48,688
Brezilya	-2,980	-0,110	4,400	17,010	68	72,026
Çek cumh.	-2,741	1,006	4,512	7,689	84	78,810
Çin	1,766	-0,489	4,828	1,694	86	87,763
Dominik	-7,162	-0,703	3,772	7,759	46	41,563
Endonezya	0,413	-0,597	4,395	27,774	64	66,299
Filipinler	2,053	-0,545	4,232	8,593	58	64,823
Güney afr.	-3,892	0,079	4,371	10,830	72	63,254
İrlanda	0,288	1,730	4,909	21,394	66	67,817
Kazakistan	8,557	-0,591	4,185	38,200	68	62,366
Macaristan	1,116	0,595	4,303	26,973	60	70,193
Malezya	-7,889	0,520	5,084	4,490	76	76,870
Mongolia	-13,936	-0,382	3,875	2,580	48	41,482
Nijerya	5,245	-1,181	3,671	0,324	52	50,776
Norveç	12,200	1,893	5,182	0	100	100,028
Portekiz	-3,776	1,038	4,397	20,070	56	50,770
Senegal	-8,200	-0,329	3,656	5,570	48	48,056
Slovakya	-2,754	0,456	4,144	4,923	82	86,395
Sri Lanka	-4,700	-0,071	4,327	7,259	50	52,485
Türkiye	-8,093	0,035	4,452	39,037	60	61,245
Ukrayna	-5,063	-0,795	4,139	42,221	44	41,250
Yunanistan	-6,099	0,393	3,860	23,502	26	34,370
Zambiya	5,300	-0,469	3,669	2,248	48	52,449

Tabloda yer alan kredi notlarının genellikle gelişmemiş ülke kategorisinde olan ülkelere ait olduğuna dikkat edilmelidir. Tahmin edilen notlar da bu durumu doğrular niteliktedir. Notlar analizde kullanılan lineer dönüşüm skalası kullanılarak S&P harf notlarına dönüştürülmüştür. Notların neredeyse tamamı ülkeleri spekülatif, yani “yatırım yapılamaz” olarak sınıflandırmıştır. Sadece güney kore yatırım yapılabilir ülke olarak (AA-) değerlendirilmiştir. Beş ülke ise (BB+) notuyla spekülatif değerlendirmenin bir derece üstü yani yatırım yapılabilir olarak değerlendirilmiştir.

Tablo 40: ANFIS Model Kredi Not Tayini (Notu Olmayan Ülkeler)

Ülke	KRSLRK	CRDNGGSYH	HKK	BRCRVIHR	NOT	HARF
Guyana12	3,730	-10,440	-0,502	2,000	45,3	B
Guyana13	3,731	-24,047	-0,519	2,465	45,7	B
Gambia12	3,842	-13,300	-0,506	45,250	45,3	B
Gambia13	3,830	-13,300	-0,544	45,250	46,4	B
Moldova12	3,937	-10,564	-0,359	1,600	40,7	B
Moldova13	3,886	-8,153	-0,372	16,870	42,8	B
Liberya12	4,194	-39,200	-0,963	2,100	63	BB+
Liberya13	3,713	-39,200	-0,920	2,100	63	BB+
Sierra Leone12	3,612	-16,324	-0,725	3,769	50,5	B+
Sierra Leone13	4,194	-9,800	-0,873	6,980	48,5	B+
Nicaragua12	2,823	-9,800	-0,871	6,980	51,2	B+
Nicaragua13	3,731	-15,741	-0,735	3,769	50,6	B+
Libya12	4,194	-3,385	-1,176	3,070	58,7	BB
Libya13	3,679	11,460	-1,148	10,358	50,7	B+
Haiti12	2,903	-21,830	-1,405	3,860	51,3	B+
Haiti13	2,900	-5,261	-1,344	1,5038	51,0	B+
Guinea12	4,194	-19,704	-1,481	13,095	48,2	B+
Guinea13	2,904	-9,473	-1,437	13,143	51,2	B+
Zimbabwe12	3,327	-30,000	-1,786	27,780	51,3	B+
Zimbabwe13	3,343	-18,505	-1,618	15,345	51,3	B+
Mali12	3,387	-4,700	-0,495	8,060	49,6	B+
Mali13	3,427	-4,914	-0,692	0,388	50,6	B+
Malawi12	3,580	9,200	-0,178	7,112	54,5	BB-
Malawi13	3,379	12,177	-0,244	7,069	54,1	BB-
Burkina Faso12	3,253	-4,200	-0,368	38,460	49,6	B+
Burkina Faso13	3,342	-4,200	-0,433	38,460	49,9	B+
Madagascar12	3,363	-6,200	-0,850	11,170	51,1	B+
Madagascar13	3,378	-6,200	-0,891	11,170	51,1	B+
Yemen12	3,058	-5,200	-1,268	29,560	51,0	B+
Yemen13	2,965	-5,200	-1,265	29,560	51,0	B+
Cezayir12	3,958	8,100	-0,817	2,030	50,8	B+
Cezayir13	3,716	6,450	-0,795	1,974	50,8	B+
Tanzania12	3,563	-10,700	-0,554	4,060	46,7	B
Tanzania13	3,600	-10,700	-0,576	4,060	47,3	B
Güney Kore12	5,021	1,801	1,023	9,893	88,1	AA-
Kongo12	4,194	-3,800	-1,606	4,545	58,1	BB
Kongo 13	4,182	-1,244	-1,653	4,590	60,8	BB+
İran12	4,257	4,279	-0,940	1,669	61,4	BB+
İran13	4,216	1,013	-0,901	1,646	61,1	BB+
Etiyopya12	3,764	-8,100	-0,698	1,150	50,2	B+
Etiyopya13	3,556	-8,420	-0,656	2,685	49,5	B+

Sonuç olarak ANFIS modelin tahmin başarısının yüksek olduğunu, kredi notu tayini için kullanılabilecek uygun bir model olduğunu söylemek mümkündür. Örneğin Leshno ve Spector (1996) çalışmasında YSA modelinin doğru tahmin yüzdesi %72 olarak, Ratha ve diğerleri (2010) çalışmasında %75 olarak, Blanco ve diğerleri (2013)

alışmasında ise %92,4 olarak gerekleşmiştir. Daha eski alışmalar ise ok daha düşük dođru tahmin oranlarıyla yayınlanmıştır. Bu nedenle ANFIS modelin başarılı bir model olduğunu söylemek yanlış olmayacaktır. Ancak ANFIS modelin sağlıklı alışabilmesi için deđişken sayısının az olması gerekliliđi bazı problemler için bir dezavantaj olarak deđerlendirilebilir.

SONUÇ ve ÖNERİLER

Kredi derecelendirme günümüzde ülkeler ve şirketler açısından büyük öneme sahip olan bir kavramdır. Ülkeler için bir anlamda prestij göstergesi olarak görülmektedir. Ülke ve şirketler için yatırım kararlarını birincil olarak etkilemektedir. Şöyle ki; kredi notu düşük olan ülkeler için borçlanma maliyetleri diğer ülkelere göre çok daha yüksek olmakta, bu faktör yatırımları doğrudan etkilemekte ve sonuç olarak ülkeler yabancı yatırımcı için bir cazibe noktası olmaktan uzaklaşmaktadır. Bu anlamda kredi derecelendirme kuruluşları ve bu kuruluşlar tarafından verilen kredi notları büyük önem taşımakta ve kredi notlarının tarafsız, siyasi baskı ve etkilerden uzak tam bir şeffaflık içerisinde verilmesi gerekmektedir. Günümüzde kredi derecelendirme kuruluşlarının eleştirilere maruz kaldığı en ciddi konular arasında metodolojilerinin açık olmayışı ve ülkelere olan bakış açıları gelmektedir. Bu çalışmada kredi notlarını etkileyen faktörlerin neler olduğu, etkilerinin ne düzeyde ve hangi yönlü olduğu belirlenmeye çalışılmıştır. Bu faktörler belirlendikten sonra bir kredi derecelendirme sistemi tasarlanmıştır. İlgili faktörlerle ülkeler için kredi notu tahmin edilmeye çalışılmıştır. Tasarlanan sistem bulanık mantık tabanlı yapay sinir ağları olarak geliştirilmiştir. Sistemin kullandığı değişkenlerden herhangi biri ile ilgili değişiklik olduğunda anlık olarak sisteme yansıtılarak ülke notunun güncellenmesi planlanmıştır. Ayrıca ülkelerin hedefleri doğrultusunda hesaplanan projeksiyonlar kullanılarak geleceğe dönük tahminlerin de yapılması mümkün olacaktır.

Kredi derecelendirme literatürü incelendiğinde bir çok çalışmanın yapılmış olduğu görülmektedir. Yapılan çalışmaların genellikle sınıflandırma problemi şeklinde tasarlanmış olduğu, şirket ve tahvil derecelendirmesi üzerinde yoğunlaşıldığı, ülkelere yönelik derecelendirme çalışmalarının nispeten sınırlı olduğu görülmüştür. Ayrıca yapılan çalışmalar incelendiğinde, derecelendirmenin genellikle tek bir yönüyle ele alındığı görülmektedir. Ancak bu problemin bir çok farklı boyutu bulunmaktadır. Bu noktada, tasarlanan bulanık mantık tabanlı sistemin literatürdeki bir boşluğu dolduracağı düşünülmektedir. Ratha ve diğerleri tarafından 2010 yılında yapılan bir çalışma ülke derecelendirmesi adına dikkat çekicidir. Çalışmada, regresyon analizi ile problem analiz

edilmiş, kredi notu olmayan ülkeler için not tahmini yapılmıştır. Ratha ve diğerleri (2010) tarafından yapılan analiz bu çalışma için dayanak noktası olmuştur.

Çalışmada öncelikle kredi notlarını etkileyebilecek faktörler, literatür taraması sonucu belirlenmeye çalışılmış ve bir değişken havuzu oluşturulmuştur. Literatür taraması sonucu yirmi üç adet değişken belirlenmiştir. Ancak; çalışmalarda ortak olan bir özelliği ölçebilmek için birden fazla farklı değişkenin kullanıldığı tespit edilmiştir. Örneğin; enflasyon ölçümü için tüketici fiyat endeksi, üretici fiyat endeksi veya milli hasıla deflatörü gibi değişkenlerin kullanıldığı tespit edilmiştir. Çalışmada kullanılan yöntemlerin yapısı ve bu gibi değişkenlerin birlikte kullanılmasının bazı istatistiki sorunları beraberinde getireceği düşüncesiyle değişkenlerin azaltılması yoluna gidilmiştir. Oluşturulan değişken havuzu içerisinde bazı istatistiki yöntemler kullanılarak değişken seçimi yapılmıştır. Bu seçim için bir çok yöntem denenmiştir. Ancak; bazı yöntemlerin gerekli varsayımlara uymaması veya uygulama sonucu elde edilen verinin tahmin için kullanılamaması gerekçesi ile değişken seçimi için adımsal regresyon analizi uygulamasına karar verilmiştir.

Çalışmada ülkelere ait yirmi üç değişken için 2011-2013 yılları verilerine ulaşılmıştır. Analizler zaman faktöründen bağımsız olmak üzere yatay kesit olarak gerçekleştirilmiştir. Veri toplama esnasında bazı ülkelere ve değişkenlere ait verilere ulaşılamaması sebebiyle analizden çıkarılan birimler olmuştur. Toplamda 215 birime ait verilerle analizler gerçekleştirilmiştir. Kredi notu tahmini için lojistik regresyon (lojit) analizi, yapay sinir ağları ve ANFIS model başarı ile uygulanmış ve bütün modeller başarılı sonuçlar üretmiştir. Kullanılan yöntemler, diğer istatistiki modellere göre bazı varsayımlarla sınırlandırılmadıkları için daha üstün olarak değerlendirilebilir. Özellikle yapay zeka teknikleri için bu üstünlükten çok daha fazla söz edilebilir.

Çalışmada ileriye doğru adımsal lojistik regresyon modeli, ÇKA sinir ağı modeli ve ANFIS modeli uygulanmıştır. Tahmin edilen modeller sırasıyla lojistik regresyon, YSA ve ANFIS olarak başarı sırasına göre sıralanabilir. Lojistik regresyon modeli genellikle sınıflandırma problemi için kullanılan bir yöntem olmakla birlikte, bu çalışmada tahmin edilen grup üyelik olasılıkları kredi notu olarak değerlendirilmiştir. Kredi notu iyi olan ülkeler için daha doğru tahminler üreten sistem kredi notu düşük olan ülkeler için çok

başarılı olamamıştır. ÇKA ve ANFIS modeli için bu şekilde bir ayırım yapmak mümkün olmamakla birlikte lojistik regresyon modeline göre daha doğru sonuçlar üretmiştir. Bulanık mantık ve sinir ağlarının hibrit olarak kullanılması karmaşık olan ve belirsizliklerin bulunduğu problemlere daha iyi sonuçlar üretebilmektedir. Bu çalışmada da bulanık mantık-YSA hibrit yapısı için bu durum değişmemiş, ANFIS model yaklaşık yüzde dört hata oranıyla çok başarılı tahminler üretmiştir ve yapay zeka tekniklerinin kredi derecelendirme problemine uygulanabileceğini göstermiştir. Analizlerin karşılaştırmalı analizleri yapılırken hata ortalaması, mutlak hata ortalaması ve hata kareleri gibi ölçümler kullanılmıştır.

Çalışmanın son bölümünde en iyi tahminleri üreten ANFIS model yapısı kullanılarak kredi notu olmayan için kredi notları tahmin edilmiştir. Burada kredi derecelendirme faaliyetinin ülkelerin istekleri doğrultusunda yapıldığını, derecelendirme kuruluşlarının bir rolünün olmadığını belirtmekte fayda vardır. Kredi notu olmayan ülkelerin 2012 ve 2013 yılı verileri kullanılarak not tayini gerçekleştirilmiştir. Bu ülkeler arasında sadece bir birimin AA- beş birimin BB+ ile “yatırım yapılabilir” olarak, geri kalan 35 birimin BB ve altında not alarak “yatırım yapılamaz” olarak değerlendirildiği ve bu ülkelerin tamamının gelişmemiş ülke sınıfındaki ülkeler olduğu tespit edilmiştir.

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde birçok kredi derecelendirme çalışmasının olduğu, bu çalışmaların genellikle şirket ve tahvil derecelendirmesi gibi mikro anlamda derecelendirmeler olduğu ve sınıflandırma problemi şeklinde ele alındıkları görülmektedir. Yöntemsel olarak ise ekonometrik ve istatistiksel modellerin ağırlıkta olduğu söylenebilir. Bu çalışma lojistik, Yapay Sinir Ağı ve ANFIS modellerin birlikte kullanılması ve kredi notu tahmin etme başarısı bakımından önem arz etmektedir. Bu üç modelin birlikte kullanıldığı bir çalışmaya literatürde rastlanmamıştır. Bu anlamda literatüre önemli bir katkı sağlandığı düşünülmektedir.

Bu çalışmada kullanılan modeller örnek olaylar üzerinden değişkenler arasındaki ilişkiyi öğrenen ve tahminler üreten modellerdir. O sebeple örneklerin sayısı arttıkça doğru tahmin oranlarının artacağını belirtmek gerekir. Ayrıca, eldeki verilerin güvenilir kaynaklardan elde edilen güvenilir veriler olması çok büyük önem taşımaktadır. Yanlış verilerle öğrenilen ilişkiler yanlış tahminlerin elde edilmesine sebep olacaktır. YSA ve

ANFIS model gibi yapay zekâ tekniklerinin uygulama esnasında gerek eğitim için gerekse parametrelerin belirlenmesi için fazla zamana ihtiyaç duymaları bu yöntemler için bir dezavantaj olarak düşünülebilir. Ancak, tahminlerdeki başarıları göz önünde bulundurulursa modellerin kullanışlı olduklarını söylemek mümkün olacaktır. Bir diğer problem ise ANFIS modelin etkin çalışması için az değişkene ihtiyaç duyması problemidir. Değişken sayısı arttıkça kural tabanının genişlemesi ve ilişkilerin karmaşıklaşması modelin uygulanabilirliğini kısıtlamaktadır. Modelin artıları ve eksileri birlikte değerlendirildiğinde çok başarılı olduğunu ve derecelendirme problemi için rahatlıkla kullanılabileceğini söylemek gerekir.

Önerilen model literatürdeki farklı sinir ağları, sinirsel bulanık ağ yapıları ile ve farklı değişkenlerle denenerek daha farklı sonuçlara ulaşılabilir. Ayrıca başlangıç aşamasında istatistiki yöntemler yerine sezgisel ve meta-sezgisel yöntemlerle değişken seçimi yapılarak model denemeleri yapılabilir.

YARARLANILAN KAYNAKLAR

- Abraham, Ajith (2001), “Neuro Fuzzy Systems: State of the Art Modelling Techniques”, Mira, Jose ve Pristo, Alberto (Ed.), **Connectionist Models of Neurons, Learning Processes, and Artificial Intelligence**, 1. Baskı içinde (269-276), Germany, Springer.
- Acar, Ozan (2011), “Yapısal Reformsuz Kredi Notu Artışı Olmaz” **Türkiye Ekonomi Politikaları Araştırma Vakfı**, Politika Notu 1-21.
- Adalı, Sait (2011), **Bir Risk Ölçüm Aracı Olarak Kredi Derecelendirme Ve Getiri Analizi: İmkb Sanayi Şirketleri Üzerine Ampirik Bir Uygulama**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Kadir Has Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Afonso, Antonio ve diğerleri (2012), “Sovereign Credit Ratings and Financial Markets Linkages: Application to European Data”, **Journal of International Money and Finance**, (31),606-638.
- Akbulak, Yavuz (2012), “Kredi Derecelendirmesi veya Rating: Kavram ve Ölçütler”, **İstanbul Serbest Muhasebeci ve Mali Müşavirler Odası Mali Çözüm Dergisi**, 111, 171-184.
- Akçayol, M. Ali ve Elmas, Çetin (2005), "NEFCLASS-Based Neuro Fuzzy Controller for SRM Drive", **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 18(5), 595-602.
- Akkoç, Soner (2012) “ An Empirical Comparison of Conventional Techniques, Neural Networks and The Three Stage Hybrid Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (Anfis) Model For Credit Scoring Analysis: The Case Of Turkish Credit Card Data”, **European Journal of Operational Research**, 222(1), 168-178.

- Akyurt, İbrahim Z. (2011), “Ülke Derecelendirme Sisteminin Markov Zinciri ile Analizi”, **Yönetim**, 22(69), 45-60.
- Alchian, Armen A. (1950), “Uncertainty, Evolution, and Economic Theory”, **The Journal of Political Economy**, 58(3), 211-221.
- Aldrich, John. H. ve Nelson, Forrest D. (1984), **Linear Probability, Logit, and Probit Models**, 1. Baskı, Sage Publication.
- Aloğlu, Ziya Tunç (2005), **Bankacılık Sektörünün Karşılaştığı Riskler ve Bankacılık Krizleri Üzerindeki Etkileri**, TCMB Uzmanlık Tezi, Ankara.
- Alpar, Reha (2011), **Uygulamalı çok değişkenli İstatistiksel Yöntemler**, Detay Yayıncılık: Ankara.
- Altaş, İsmail H. (1999a),” Bulanık Mantık: Bulanıklık Kavramı”, **Enerji, Elektrik, Elektromekanik Dergisi**, (62), 80-85.
- (1999b),” Bulanık Mantık: Bulanıklık Denetim”, **Enerji, Elektrik, Elektromekanik Dergisi**, (64), 76-81.
- Altman, Edward I. (1968), “Financial Ratios, Discriminant Analysis and The Prediction of Corporate Bankruptcy”, **The Journal of Finance**, 23(4), 589-609.
- Amari, Shun Ichi (1990), “Mathematical Foundations of Neurocomputing”, **Proceedings of the IEEE**, 78(9), 1443-1463.
- Anagnostis, Kipourus (2011), “FDI and Impacts Of Country Risk- Factors Affecting The Influx Of Fdi in Emerging Economies”, **Scientific Bulletin- Economic Science**, 10(16), 89-97.
- Annema, Anne-Johann (1995), **Feed-Forward Neural Networks Vector Decomposition Analysis, Modelling and Analog Implementation**, Kluwer Academic Publishers.

Avramovic, Dragoslav ve diğeri (1964), **Economic Growth and External Debt**.
Baltimore, Johns Hopkins Press.

Ayan, Tuba Yakıcı (2009), “Dinamik Parti Büyüklüğü Problemi için Yapay Sinir Ağı Modelleri”, **Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi**, 26(1), 501-515.

Aydın, Nurhan (2006), **Bankacılık Uygulamaları**, Eskişehir: Anadolu Üniversitesi Yayın No:1711.

Babuška, Robert ve Verbruggen, Henk (2003), “Neuro-Fuzzy Methods for Nonlinear System Identification”, **Annual Reviews in Control**, 27(1), 73-85.

Babuşcu, Şenol (1997), “**Bankacılıkta Risk Derecelendirilmesi (Rating ve Türk Banka Sektörüne Uygulanması)**”, 94, Ankara: SPK Yayınları.

Baranenko, I.A. (2011), “Sovereign Credit Ratings And Their Influence On Foreign Direct Investments Inflow”, **Economic Herald of the Donbas**, 4(26), 122-126.

Başarır, Gülay (1990), **Çok Değişkenli Verilerde Ayrısama Sorunu ve Lojistik Regresyon Analizi**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

Baykal, Nazife ve Beyan, Timur (2004a), **Bulanık Mantık İlke ve Temelleri**, Ankara: Bıçaklar Kitabevi.

----- (2004b), **Bulanık Mantık: Uzman Sistemler ve Denetleyiciler**, Ankara: Bıçaklar Kitabevi.

Baylar, Ahmet ve diğeri (1999), “Geriye Yayılma Yapay Sinir Ağı Kullanılarak Yanal Su Alma Yapısına Yönelecek Olan Sürüntü Maddesi Oranının Bulunması”, **DEÜ Fen ve Mühendislik Dergisi**, 1(2), 1-12.

- Bayru, Pınar (2007), **Elektronik Basında Tüketici Tercihleri Analizi:Yapay Sinir Ağları İle Lojit Modelin Performans Değerlendirilmesi**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Beers, David T. ve Cavanaugh, Marle (2004), “Sovereign Credit Ratings: A Primer”, **Standard & Poor's Ratings Direct**, 1-16.
- Bekaert, Geert ve diğerleri (2014), “Political Risk Spreads”, **National Bureau of Economic Research**.Working Paper, <http://www.nber.org/papers/w19786> (10/10/14).
- Bennel ve diğerleri (2006), “Modelling Sovereign Credit Ratings: Neural Networks Versus Ordered Probit”, **Expert Systems with Applications**, (30), 415–425.
- Berenji, Hamid R. (1991), “Artificial Neural Networks and Approximate Reasoning for Intelligent Control in Space”, **IEEE American Control Conference**,1075-1080.
- Berenji, Hamid R. (1992a),” A Reinforcement Learning-Based Architecture for Fuzzy Logic Control”, **International. Journal Approximate Reasoning**, 6267-6292.
- Berenji, Hamid R. (1992b), **Fuzzy and Neural Control**, NASA Ames Research Center, <http://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19940017797> (10/10/14)
- Berenji, Hamid. R. ve Khedkar, Pratab (1992), “Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers Through Reinforcements”,**IEEE Transactions on Neural Networks**, 3(5), 724-740.
- Bhatia, Ashok Vir (2002),“Sovereign Credit Ratings Methodology: An Evaluation”, **International Monetary Fund**, 1-54.
- Bilgili, Mehmet ve diğerleri (2012), “Electric Energy Demands Of Turkey In Residential And Industrial Sectors”, **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, 16(1), 404-414.

- Bissoondoyal-Bheenick E. (2005), "An Analysis of the Determinants of Sovereign Ratings", **Global Finance Journal**, 15(3), 251-280.
- Blanco, Antonio ve diğerleri (2013), "Credit Scoring Models For The Microfinance Industry Using Neural Networks: Evidence From Peru", **Expert Systems with Applications**, 40(1), 356-364.
- Bloch, Isabelle ve diğerleri (Ed.) (2005), **Fuzzy Logic and Applications**, Germany 6th International Workshop, ISSN 0302-9743.
- Boostani, Reza ve diğerleri (2009), "An Efficient Classifier to Diagnose of Schizophrenia Based on The EEG Signals", **Expert Systems with Applications**, 36(3), 6492-6499.
- Borio, Claudio ve Packer, Frank (2004), "Assessing New Perspectives on Country Risk", **Bank of International Settlements Quarterly Reviews**, December, 47-65.
- Brewer, Thomas L. (1985), "Political Risks in International Business", **New Directions for Research, Management, and Public Policy**, Praeger Publishers.
- Brewer Thomas ve Rivoli, Pietra (1990), "Politics and Perceived Country Creditworthiness in International Banking", **Journal of Money, Credit and Banking**, 22, 357-369.
- Buckley, James J. ve Hayashi, Yoichi (1995), "Neural Nets for Fuzzy Systems", **Fuzzy Sets and Systems**, 71(3), 265-276.
- Bundala, Ntogwa (2012), "Do Economic Growth, Human Development and Political Stability favour sovereign Creditworthiness of a Country? A Cross Country Survey on Developed and Developing Countries", **MPRA Paper**, 47626, 1-16.
- Burmaoğlu, Serhat (2009), **Birleşmiş Milletler Kalkınma Programı Beşeri Kalkınma Endeksi Verilerini Kullanarak Diskriminant Analizi, Lojistik Regresyon Analizi ve Yapay Sinir Ağlarının Sınıflandırma Başarılarının**

Değerlendirilmesi, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Busse, Matthias ve Hefeker, Carsten (2007), “Political Risk, Institutions And Foreign Direct Investment”, **European Journal of Political Economy**, (23), 397–415.

Butler, Alexander W. ve Fauver, Larry (2006), “Institutional Environment and Sovereign Credit Ratings”, **Financial Management**, 53-79.

Cantor, Richard ve Packer, Frank (1996), “Determinants and Impact of Sovereign Credit Ratings”, **Economic Policy Review**, 2(2) 37-54.

Clark, Ephraim (1997), “Valuing Political Risk”, **Journal of International Money and Finance**, 16(3), 477-490.

Clark, Ephraim (2002), “**International Finance**”, Second Edition,.Cengage Learning EMEA.

Coyle, Brian (2000), **Introduction to Currency Risk**, United Kingdom: Financial World Publishing.

Cramer, Jan S. (2003), **Logit Models From Economics and Other Fields**, Cambridge University Press.

Çalışkan, Ömer V. (2002), “Kredi Derecelendirme Kuruluşları ve Risk Değerlendirme Kriterleri”, **Gazi Üniversitesi İİBF Dergisi**, 1, 53-66.

Çokluk, Ömay (2010), “Lojistik Regresyon Analizi: Kavram ve Uygulama”, **Educational Sciences: Theory & Practice**, 10(3), 1357-1409.

Depken, Craig ve diğerleri (2006), “Corruption and Creditworthiness: Evidence from Sovereign Credit Ratings”, **SSRN Working Paper Series** (<http://ssrn.com/abstract=899414>).

- Dimitrijevic, Alexandra ve diğeri (2011), “Sovereign Government Rating Methodology and Assumptions”, **Standard & Poor’s Publishing**.
- Dreyfus, Gerard (2005), **Neural Networks: Methodology And Applications**, 2nd Printing, Springer.
- Duygulu, Aylin Abuk (1998), “Döviz Kuru İstikrarının Ekonomik İstikrar Açısından Değerlendirilmesi”, **Dokuz Eylül Üniversitesi İİBF Dergisi**, 13(1), 107-118.
- Efe, Önder ve Kaynak, Okyay (2004), **Yapay Sinir Ağları ve Uygulamaları**, İstanbul: Boğaziçi Üniversitesi Yayınları.
- Efendigil, Tuğba (2008), **Müşteri Odaklı Sistemler İçin Yapay Sinir Ağı ve Bulanık Çıkarım Tabanlı Bir Karar Destek Sistemi Yaklaşımı**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü,
- Elekdağ, Selim ve Tchakarov, Ivan (2007), “Balance Sheets, Exchange Rate Policy and Welfare”, **Journal of Economic Dynamics & Control**, 31, 3986–4015.
- Elkhoury, Marwan (2008), “Credit Rating Agencies and Their Potential Impact on Developing Countries”, **United Nations Conference On Trade And Development**, 186, 165-180.
- Elmas, Çetin (2011), **Yapay Zeka Uygulamaları**, 2. Baskı, Ankara: Seçkin Yayınevi.
- Erbil, Can ve Salman, Ferhan (2006), “Revealing Turkey’s Public Debt Burden: A Transparent Payments Approach”, **Journal of Policy Modeling**, 28, 825–835.
- Erkan, Mustafa ve Demircioğlu, Mustafa Yaşar (2011), “Ülke Derecelendirmesinin Ekonomik Kamu Düzenine Etkisi”, **İnönü Üniversitesi Hukuk Fakültesi Dergisi**, 1(1), 107-130.

- Fahlman, Scott E. (1988), “Faster-Learning Variations on Back-Propagation: An Empirical Study”, **Connectionist Models Summer School**, 38-51.
- Fahlman, Scott E. ve Lebiere, Christian (1989), “The Cascade-Correlation Learning Architecture”, **Advances in Neural Information Processing Systems II**, San Mateo, CA Morgan Kaufmann.
- Fausett, Laurene V. (1994), **Fundamentals Of Neural Networks**, Prentice-Hall.
- Fisher, Lawrence (1959), “Determinants of Risk Premiums on Corporate Bonds”, **The Journal of Political Economy**, 67(3), 217-237.
- Fuller, Robert (1995), **Neural Fuzzy Systems**, Abo Akademi University, ISBN 951-650-624-0, ISSN 0358-5654
- Fyfe, Colin (2000), **Artificial Neural Networks and Information Theory**, Department of Computing and Information Systems, 2. Edition, The University of Paisley.
- Gaillard, Norbert (2012), **A century of sovereign ratings**, Springer.
- Graupe, Daniel (2007), **Principles of Artificial Neural Networks**, 2. Edition. River Edge NJ:World Scientific
- Grigorie, Lucian Teodor (Ed.) (2011), **Fuzzy Controllers, Theory and Applications**, www.intechopen.com.
- Gujarati, Damodar N. (2003a), **Student Solutions Manual for Use with Basic Econometrics**, McGraw Hill Higher Education.
- (2003b), **Basic Econometrics**, 4th Edition. McGraw Hill Company.

- Gültekin-Karakaş, D. ve diğerleri (2011), “Sovereign Risk Ratings: Biased Toward Developed Countries, **Emerging Markets Finance and Trade**, 47, 69-87.
- Gür, Timur Han ve Öztürk, Hüseyin (2011), “Ülke Riski, Derecelendirme Kuruluşları, Aksaklıklar ve Yeni Düzenlemeler”, **Sosyoekonomi**, 16(16), 69-92.
- Güran, Nevzat (1987), **Döviz Kuru Sistemleri ve Ekonomik Denge**, İzmir: Dokuz Eylül Üniversitesi Yayınları.
- Güriş, Selahattin ve diğerleri (2011), **Eviews ile Temel Ekonometri**, İstanbul: Der Yayınları.
- Hagan, Martin. T. ve diğerleri (1996), **Neural Network Design**, 1(1), Boston: Pws.
- Hair, Joseph F. ve diğerleri (2009), **Multivariate Data Analysis**, 7. Edition, New Jersey: Prentice Hall.
- Hajek, Petr (2011), “Municipal Credit Rating Modelling By Neural Networks”, **Decision Support Systems**, 51(1), 108-118.
- Hajek, Petr ve Krzysztof, Michalak (2013), "Feature Selection in Corporate Credit Rating Prediction", **Knowledge-Based Systems**, 51, 72-84.
- Haque, Nadeem U. ve diğerleri (1998), “The Relative Importance of Political and Economic Variables in Creditworthiness Rating”, **IMF Working Paper**, 98(46), 1-13.
- Haykin, Simon (1999), **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, Secon Edition, New Jersey: Mc Millan.
- Heller, H.Robert (1976), “International Reserves And World-Wide Inflation”, **IMF Staff Papers**, 23, 61–87.

- Hirota, Kaoru ve Pedrycz, Witold (1994), "OR/AND Neuron in Modeling Fuzzy Set Connectives", **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, 2(2), 151-161.
- Horrigan, James O. (1966), "The Determination of Long-Term Credit Standing with Financial Ratios". **Journal of Accounting Research**, 4(1), 44-62.
- Hosmer, David Jr. W. ve Lemeshow, Stanley (2000), **Applied Logistic Regression**. 2. Edition, John Wiley & Sons.
- SPK (2014), <http://www.spk.gov.tr/indexcont.aspx?action>, (10/10/14).
- Moodys (2014), https://www.moodys.com/pages/default_tu.aspx.02/10/2014.
- Moodys (2014),<https://www.moodys.com/researchdocumentcontentpage>, (2/1/2014).
- Moodys (2013), <http://www.standardandpoors.com/ratings>, (10/5/2013).
- Huang, Zan ve diğerleri (2004), "Credit Rating Analysis with Support Vector Machines and Neural Networks: A Market Comparative Study", **Decision Support Systems**, 37(4), 543-558.
- Ikeda, Saburo ve diğerleri (1976), "Sequential GMDH Algorithm and Its Application to River Flow Prediction", **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 7, 473-479.
- Ishibuchi, Hisao ve diğerleri (1994), "Interpolation of Fuzzy if-then Rules By Neural Networks", **International Journal of Approximate Reasoning**, 10 (1), 3-27.
- Ishibuchi, Hisao ve diğerleri (1995), "A Learning Algorithm of Fuzzy Neural Networks with Triangular Fuzzy Weights", **Fuzzy Sets and Systems**, 71 (3), 277-293.

- Ismailescu, Iuliana ve Kazemi, Hossein (2010), "The Reaction of Emerging Market Credit Default Swap Spreads to Sovereign Credit Rating Changes", **Journal of Banking & Finance**, 34(12), 2861-2873.
- İnal, Mehmet Emin (2006), "Doğrusal Olasılık ve Logit Modelleri ile Parametre Tahmini", **Sosyoekonomi**, 3(3), 47-72.
- Jang, Jyh-Shing Roger (1991), "Fuzzy Modeling Using Generalized Neural Networks and Kalman Filter Algorithm", **AAAI Proceeding**, 91(2), 762-767.
- Jang, Jyh-Shing Roger (1993), "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 23(3), 665-685.
- Jang, Jyh-Shing Roger (1996), "Input Selection for ANFIS Learning", **Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems**. 2(1), 1493-1499.
- Jang, Jyh-Shing-Roger ve diğerleri (1997), **Neuro Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence**, USA, Prentice Hall,.
- Kalaycı, Şeref (Ed.) (2009), **SPSS Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistik Uygulamaları**, 4. Baskı, Ankara: Asil Yayın Dağıtım.
- Kalman, Rudolph Emil (1960), "A New Approach to Linear Filtering and Prediction Problems", **Journal of Fluids Engineering**, 82(1),35-45.
- Kandel, Abraham (1988), "**Fuzzy Expert Systems**", Reading, MA Addison-Wesley.
- Kaplan, Robert S. ve Urwitz, Gabriel (1979), "Statistical Models of Bond Ratings: A Methodological Inquiry", **Journal of Business**, 231-261.
- Karagöl, Erdal T. ve Mihçioğur, Ülkü İ. (2012), "**Kredi Derecelendirme Kuruluşları: Alternatif Arayışlar**", **Siyaset Ekonomi ve Toplum Araştırmaları Vakfı Raporu**.

- Karahan, Mehmet (2011), “İstatistiksel Tahmin Yöntemleri: Yapay Sinir Ağları Metodu İle Ürün Talep Tahmini Uygulaması”, Yayınlanmamış Doktora Tezi Selçuk Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Karahan, Hatice ve Karagöl Erdal Tanas (2014), “Ekonomik Performansın Temel Taşı: Siyasi İstikrar”, **Siyaset Ekonomi ve Toplum Araştırmaları Vakfı**.
- Keckman, Vojislav (2001), **Learning And Soft Computing: Support Vector Machines, Neural Networks, And Fuzzy Logic Models**, Cambridge: MIT press.
- Keller, James M. ve diğerleri (1992), "Neural Network Implementation of Fuzzy Logic", **Fuzzy Sets and Systems**, 45.(1), 1-12.
- Khan, Mohsin S., (1979), “Inflation and International Reserves: A Time Series Analysis”, **IMF Staff Papers**, 26, 699–724.
- Khanna, Rohan ve diğerleri (2014), “Study of Artificial Neural Network”, **IJRIT International Journal of Research in Information Technology**, 2(9), 271-276.
- Kırankabeş, Mustafa Cem (2006), “Ülke Riski Kavramı Metodolojisi ve Türkiye Değerlendirmesi”, **Mevzuat Dergisi**, 9(102), 1-27.
- Kim, Kyung Sup ve Han, Ingoo (2001), “The Cluster-Indexing Method for Case-Based Reasoning Using Self-Organizing Maps and Learning Vector Quantization for Bond Rating Cases”, **Expert Systems with Applications**, 21(3), 147-156.
- Klir, George J. ve Yuan, Bo (1995), **Fuzzy Sets and Fuzzy Logic**, New Jersey: Prentice Hall.
- Kobrin, Stephen (1979), “Political Risk: A Review And Reconsideration”, **Journal of International Business Studies**, 10(1), 67-80.

Krayenbuehl, Thomas E. (1988), **Country Risk: Assessment and Monitoring**, Second Edition, Cambridge, Woodhead-Faulkner.

Kürkü, Murat (2013), **Ekonomik Krizlerin Yapay Sinir Ağlarıyla Tahmini: Türkiye Uygulaması**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Kwan, Hon Keung ve Cai, Yaling (1994), "A Fuzzy Neural Network and Its Application to Pattern Recognition", **IEEE Transactions on Fuzzy Systems**, 2(3), 185-193.

Lachenbruch, Peter A. (1975), **Discriminant Analysis**, John Wiley & Sons, Inc..

Lahsasna, Adel ve diğerleri (2010), "Credit Scoring Models Using Soft Computing Methods: A Survey", **International Arab Journal of Information Technology**, 7(2), 118-123.

Langohr, Herwig M. ve Langohr, Patricia T. (2008), "The Rating Agencies and Their Credit Ratings", **A John Wiley and Sons, Ltd., Publication**.

Lee, Chuen Chien (1990), "Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller Part II", **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 20(2), 419-435.

Lee, Hahn-Ming ve Wang, Weng-Tang (1994), "A Neural Network Architecture for Classification of Fuzzy Inputs", **Fuzzy Sets and Systems**, 63, 159-173.

Leshno, Moshe ve Spector, Yishay (1996), "Neural Network Prediction Analysis: The Bankruptcy Case", **Neurocomputing**, 10(2), 125-147.

Li, Sheng T. ve diğerleri (2000), "The development of a decision model for liquidity analysis". **Expert Systems with Applications**, 19(4), 271-278.

Li, Wei ve diğerleri (2012), "Evaluation of Driver Fatigue on Two Channels of EEG Data", **Neuroscience Letters**, 506(2), 235-239.

- Lin, Chin-Teng ve Lee, C. S. George(1991), “Neural-Network-Based Fuzzy Logic Control and Decision System”, **IEEE Transactions on Computers**,40(12), 1320-1336.
- Mamdani, Ebrahim H. ve Assilian, Sedrak (1975), “An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller”, **International Journal of Man-Machine Studies**, 7, 1-13, 1975.
- McAleer, Michael ve diğerleri (2011), “Value-at-Risk for Country Risk Ratings”, **Mathematics and Computers in Simulation**, 81, 1454–1463.
- McKenzie, David (2002), “An Econometric Analysis of IBRD Creditworthiness”, **World Bank**, Policy Research Working Paper, 2822, 1-38.
- Mellios, Constantin Eric ve Blanc, Paget (2006), “Which Factors Determine Sovereign Credit Ratings?”, **The European Journal of Finance**, 12(4), 361-377.
- Melvin, Michael ve Norrbin, Stefan C. (2013), “The Balance of Payments”, **International Money and Finance**, Eighth Edition, Usa: Elsevier.
- Mertler, Craig A. ve Vannatta, Rachel A. (2002), “**Advanced and Multivariate Statistical Methods**”, 2. Edition, Los Angeles: CA, Pycszak.
- Nagy, Pancras J. (1984), “Country Risk”, **Euromoney Publications**.
- Nagy, Pancras J. (1979), “Country Risk: How to Assess, Quantify and Monitor It”. **Euromoney**.
- Nauck, Detlef (2001), "Fuzzy Data Analysis with NEFCLASS", **IFSA World Congress and 20th NAFIPS International Conference**, 3(1), 1413-1418.
- Nauck, Detlef (2003), “Fuzzy Data Analysis with NEFCLASS”, **International Journal of Approximate Reasoning**, 32(2/3), 103-130.

- Nauck, Detlef ve Rudolf Kruse (1995), "NEFCLASS; A Neuro-Fuzzy Approach for the Classification of Data", **Proceedings of the 1995 ACM Symposium on Applied Computing**, 461-46.
- Nauck, Detlef ve diğeri (1996), "Generating Classification Rules with the Neuro-Fuzzy System NEFCLASS", **In Proc. Biennial Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society NAFIPS**, 96, 466-470.
- Nauck, Detlef ve Rudolf Kruse (1999), "Neuro-Fuzzy Systems for Function Approximation", **Fuzzy Sets And Systems**, 101(2), 261-271.
- Nguyen, Hanh. H. Ve Chan, Christine W. (2004), "Multiple Neural Networks for A Long Term Time Series Forecast", **Neural Computing & Applications**, 13(1), 90-98.
- Oetzel, Jennifer M. ve diğeri (2001), "Country Risk Measures: How Risky Are They?", **Journal of World Business**, 36(2), 128-145.
- Öğüt, Hulusi (2012), "Prediction Of Bank Financial Strength Ratings: The Case Of Turkey", **Economic Modelling**, 29(3), 632-640.
- Özkan, Mustafa M. (2003), **Bulanık Hedef Programlama**, Ankara: Ekin Kitabevi
- Öztemel, Ercan (2006), **Yapay Sinir Ağları**, 2. Basım, İstanbul: Papatya Yayınları.
- Parkin, Michael (1977), "A Monetarist Interpretation of the Generation and Transmission of World Inflation: 1958-71", **American Economic Review, Papers and Proceedings of the Eighty-ninth Annual Meeting of the American Economic Association**, 67, 164-171.
- Parnitzke, Thomas (2005), "Credit Scoring and The Sample Selection Bias", **Working Papers on Risk Management and Insurance**, 1-21.

- Partnoy, Frank (2006), "How And Why Credit Rating Agencies Are Not Like Other Gatekeepers", **The Nomura Institute of Capital Markets Research, San Diego Legal Studies Paper**, 7(46), 59-102.
- Poggio, Tomaso ve Girosi, Frederico (1989), **A Theory Of Networks For Approximation And Learning**, (No. AI-M-1140). Massachusetts Inst Of Tech Cambridge Artificial Intelligence Lab.
- Pogue, Thomas F. ve Soldofsky, Robert M. (1969), "What's in a Bond Rating", **Journal of Financial and Quantitative Analysis**, 4, 201-228. doi:10.2307/2329840.
- Pradera, Ana ve diğerleri (2002), "A General Class of Triangular Norm-Based Aggregation Operators: Quasi-Linear T-S Operators", **International Journal of Approximate Reasoning**, 30(1), 57-72.
- Procyk, Tom J. ve Mamdani, Ebrahim H. (1979), "A Linguistic Self-Organizing Process Controller", **Automatica**, 15(1), 15-30.
- Rajpal, P.S. ve diğerleri (2006), "An Artificial Neural Network For Modeling Reliability, Availability and Maintainability of A Repairable System", **Reliability Engineering & System Safety**, 91(7), 809-819.
- Rao, Ananda M ve Srinivas, J. (2003), **Neural Networks Algorithms and Applications**, Pangbourne England: Alpha Science International Ltd.
- Ratha, Dilip ve diğerleri (2011), "Shadow Sovereign Ratings for Unrated Developing Countries", **World Development**, 39(3), 295-307.
- Rating, Fitch (2013), "Fitch Sovereign Rating: Rating Methodology", www.fitchrating.com.
- Ratings, Fitch (2014), "Definitions of ratings and other forms of opinion", www.fitchratings.com/web_content/ratings/fitch_ratings_definitions_and_scales.pdf.

- Reynaud, Arnaud ve Thomas, Alban (2013), "Firm's Profitability and Regulation in Water And Network Industries: An empirical analysis", **Utilities Policy**, 24, 48-58.
- Robock, Stefan H. (1971). "Political Risk-Identification and Assessment", **Columbia Journal of World Business**, 6(4),6-20.
- Robock, Stefan H. ve Simmonds, Kenneth (1973), "International Business and Multinational Enterprise", **The International Executive**, 15(3), 5-6.
- Rodrik, Dani (2006), "The Social Cost of Foreign Exchange Reserves", **International Economic Journal**, 20:3, 253-266, DOI: 10.1080/10168730600879331.
- Ross, Timothy J. (2010), **Fuzzy Logic With Engineering Applications**, Third Edition, John Wiley & Sons.
- Roychoudhury, Saurav ve Lawson, Robert A. (2010)," Economic Freedom And Sovereign Credit Ratings And Default Risk", **Journal of Financial Economic Policy**, 2(2), 149-162.
- Sevil, Güven (1995), "Risk Derecelendirmesi ve Derece Değişikliklerinin Menkul Kıymetler Üzerindeki Etkileri", **Anadolu Üniversitesi Açıköğretim Fakültesi Dergisi**, 1(2), 157-180.
- Shao, J. (1998), "Improving Nowcasts of Road Surface Temperature by a Backpropagation Neural Network", **Weather and Forecasting, American Meteorological Society**, 13(1), 164-171.
- Sharma, Subhash (1996), **Applied Multivariate Techniques**, John Wiley & Sons, Inc., Canada.
- Subasi, Abdulhamit ve Gursoy İsmail M. (2010), "EEG Signal Classification Using PCA, ICA, LDA and Support Vector Machines", **Expert Systems with Applications**, 37(12), 8659-8666.

- Sugeno, Michio (1985), **Industrial Applications of Fuzzy Control**, North-Holland, Amsterdam.
- Sugeno, Michio ve Kang, G. T. (1988), “Structure Identification of Fuzzy Model”, **Fuzzy Sets And Systems**, 28(1), 15-33.
- Süer, Sezin (2007), “**Uluslararası Piyasalarda Alternatif Finansman Kaynakları Açısından Özel Sektör Tahvil Fiyatlaması: Uygulama**”, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Marmara Üniversitesi, Bankacılık ve Sigortacılık Enstitüsü.
- Şenol, Canan (2010), “**Yapay Sinir Ağı ve Bulanık Mantık Hibrid Yapı ve Algoritmalarının Geliştirilmesi**”, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Şentürk, Sevil (2006), “**Deney Planlamasında Bulanık Mantık Yaklaşımı**”, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Şirvan, Nesrin (2004), “**Kredi Derecelendirme ve Türkiye Ekonomisi**”, Uluslararası Kredi Yönetim Zirvesi Kitapçığı, 2-17.
- Tabachnick, Barbara G. ve Fidell, Linda S. (2008), **Using Multivariate Statistics**, Fifth Edition, USA: Pearson.
- Taffler, R. J. (1982), “Forecasting Company Failure in The Uk Using Discriminant Analysis and Financial Ratio Data”, **Journal of the Royal Statistical Society, Series A (General)**, 342-358.
- Takagi, Tomohiro ve Sugeno, Michio (1985), “Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control”, **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, 1, 116-132.

Tano, Shun'ichi ve diğeri (1996), "Deep Combination of Fuzzy Inference and Neural Network in Fuzzy Inference Software FINEST", **Fuzzy Sets and Systems**, 82(2), 151-160.

Tekin, Mahmut (2009), **Üretim Yönetimi**, Cilt 1 (6. Baskı). Konya: Günay Ofset.

The World Bank (1996), **The World Bank Annual Report**, Washington D.C.

Timurlenk, Özden ve Kaptan, Kubilay (2012) "Country Risk", **Procedia-Social and Behavioral Sciences**, 62, 1089-1094.

Tintner, Gerhard (1941), "The Theory of Choice Under Subjective Risk and Uncertainty", **Econometrica: Journal of the Econometric Society**, 298-304.

Torre, De La Jose ve Neckar, David H. (1986), "Forecasting Political Risks For International Operations", **International Journal of Forecasting**, 86(08), 221-241.

Torun, Yunis (2010), **Novel Clustering Methods for NeuroFuzzy Systems Design**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, University of Gaziantep Graduate School of Natural & Applied Sciences,

Tsukamoto, Yahachiro (1979), "An Approach to Fuzzy Reasoning Method", **Advances in Fuzzy Set Theory and Applications**, 137-149.

Tutar, Erdiñç ve diğeri (2011), "Uluslararası Kredi Derecelendirme Kuruluşlarının Rolü, Güvenirlilik Açısından Sorgulanması ve Türkiye", **Akademik Bakış Dergisi**, (25), 1-24.

Türkmen, Mustafa (2009), "**Mikrodalga İletim Hatlarının Bulanık Sinir Ağları İle Modellenmesi**", Yayınlanmamış Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

United Nations Environment Programme Finance Initiative (2012), **Global Footprint Network**, Geneva, Switzerland.

Usman, Ediz ve Sunalı, Halil (1998), “Rating: Yatırımcılar ve İhraççılar Açısından Önemi”, **Active Bankacılık ve Finans Dergisi**, 19, 77-96.

Vurur, Serap (2009), **Basel Uzlaşısı Çerçevesinde Kobilerde Derecelendirme Notu Uygulaması**, Yayınlanmamış Doktora Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.

Warren, Sarle S. (1994), “Neural Networks and Statistical Models”, **Proceeding of the Nineteenth Annual SAS Users Group International Conference**.

West, Richard. R. (1970), “An Alternative Approach to Predicting Corporate Bond Ratings”, **Journal of Accounting Research**, 8(1), 118-125.

White, Lawrence J. (2010), “Markets: The Credit Rating Agencies”, **The Journal of Economic Perspectives**, 24(2), 211-226.

Williams, Gwion ve diğerleri (2013), “The Impacty of Sovereign Rating Actions on Bank Rating in Emerging Markets”, **Journal of Banking and Finance**, 37(1), 563-577.

Yavuz, Ali (2009), “Başlangıcından Bugüne Türkiye’nin Borçlanma Serüveni: Durum ve Beklentiler”, **Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Edebiyat Fakültesi Sosyal Bilimler Dergisi**, (20), 203-226.

Yegnanarayana, B. (2009), **Artificial Neural Networks**, 11. Printing, PHI Learning Pvt. Ltd.

Yörük, Nevin (1999), **Ülke Riski ve Türkiye’nin Ülke Risk Derecelerindeki Değişimler**, Tokat.

Yu, Lean ve diğeri (2008), "Forecasting Crude Oil Price with An Emd-Based Neural Network Ensemble Learning Paradigm", **Energy Economics**, 30(5), 2623-2635.

Yücel, Atakan (2010), "**Tedarikçi Seçim Probleminde Bütünleşik Sinirsel Bulanık Mantık Yaklaşımı**", Yayınlanmamış Doktora Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü,

Zadeh, Lotfi A. (1965), "Fuzzy Sets", **Information and Control**, 8, 338-353.

Zadeh, Lotfi A. (1973), "Outline Of A New Approach To The Analysis Of Complex Systems and Decision Processes", **IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics**, (1), 28-44.

Zadeh, Lotfi A. (1975), "The Concept of A Linguistic Variable And Its Application to Approximate Reasoning-I", **Information Sciences**, 8(3), 199-249.

Zhao, Chunlin ve diğeri (2011), "Multivariate Autoregressive Models and Kernel Learning Algorithms for Classifying Driving Mental Fatigue Based on Electroencephalographic", **Expert Systems with Applications**, 38(3), 1859-1865.

Zimmermann, Hans Jürgen (1996), **Fuzzy Set Theory and Its Applications**, Third Edition, USA: Kluwer Academic Publishers.

Zurada, Jacek M. (1992), **Introduction to Artificial Neural Systems**, St. Paul: West Publishing Company.

EKLER

Ek 1: Gözlemlerin Cook ve Leverage Uzaklık Değerleri

Sıra no	Cook	Leverage	Sıra no	Cook	Leverage
1	0	0,00178	49	0	0,0013
2	0,00001	0,00275	50	0,00169	0,01938
3	0,00046	0,01179	51	0,00102	0,01526
4	0,00008	0,00608	52	0,00792	0,03688
5	0,00537	0,0193	53	0,79369	0,00434
6	0,00001	0,00248	54	0	0,00086
7	0,00001	0,00267	55	0,00101	0,01563
8	0,00041	0,01142	56	0	0,00084
9	0,00139	0,01505	57	0,22364	0,02568
10	0,0003	0,01	58	0,00043	0,01137
11	0,01523	0,03352	59	0,00015	0,00831
12	0,05158	0,02908	60	0,00375	0,02313
13	0,00001	0,00228	61	0,05131	0,02785
14	0	0,0012	62	0,00031	0,00995
15	0	0,00114	63	0,00035	0,01204
16	0,10175	0,04285	64	0,00031	0,01123
17	0,49452	0,01212	65	0,01397	0,0448
18	0,00053	0,01134	66	0,01301	0,04799
19	0	0,00056	67	0,0012	0,01918
20	0,02411	0,03265	68	0,02049	0,04923
21	0,0073	0,02654	69	0,02991	0,02416
22	0,00003	0,00387	70	0	0,00104
23	0,00439	0,01703	71	0,03102	0,04168
24	0,00001	0,00256	72	0,02539	0,04313
25	0,0547	0,02713	73	0,00134	0,01833
26	0,01348	0,01917	74	0,00015	0,00908
27	0	0,00051	75	0,00337	0,01705
28	0,08147	0,02358	76	0,00452	0,01559
29	0,03296	0,0307	77	0,07146	0,09783
30	0	0,00065	78	0,00002	0,00382
31	0,00001	0,00287	79	0,07038	0,03536
32	0,0011	0,014	80	0,00141	0,01825
33	0	0,00153	81	0,00036	0,01194
34	0,00001	0,00273	82	0,03478	0,0608
35	0	0,00056	83	0,00027	0,01082
36	0,00677	0,02331	84	0,00163	0,02092
37	0,00202	0,0291	85	0,01377	0,03315
38	0,00002	0,0039	86	0,19467	0,01485
39	0,00021	0,00873	87	0,02341	0,01768
40	0,00693	0,02672	88	0,00509	0,01548
41	0,00355	0,02711	89	0,01067	0,0344
42	0,0013	0,01548	90	0,01821	0,02493
43	0,00726	0,04192	91	0,02419	0,03291
44	0,00079	0,01573	92	0,01897	0,06019
45	0,24091	0,01843	93	0,0024	0,02203
46	0,00054	0,01355	94	0,1164	0,04255
47	0,00105	0,01342	95	0,01757	0,03272
48	0,00201	0,02415	96	0,05193	0,03376

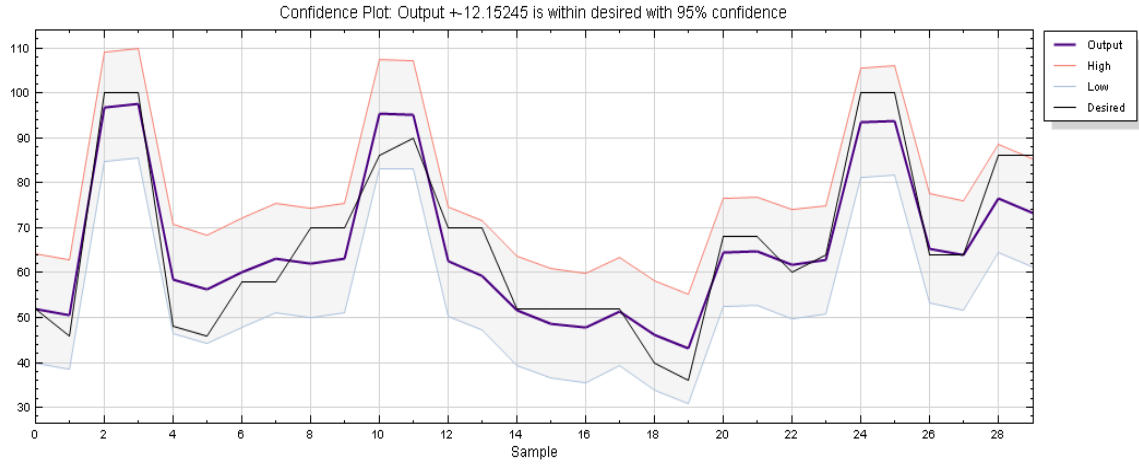
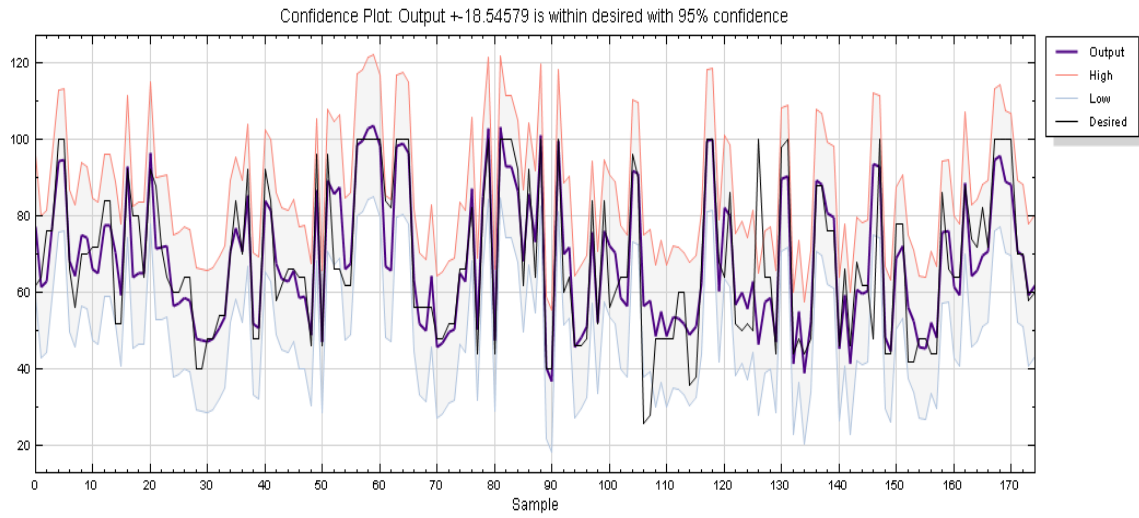
Ek 1: Gözlemlerin Cook ve Leverage Uzaklık Değerleri (Devamı)

Sıra no	Cook	Leverage	Sıra no	Cook	Leverage
97	0,01106	0,02053	146	0,00181	0,02003
98	0,00405	0,0292	147	0,00011	0,00893
99	0,00058	0,01617	148	0,00776	0,01913
100	0,07066	0,05265	149	0,07462	0,09788
101	0,08192	0,05354	150	0,00017	0,01157
102	0,00004	0,00505	151	0,00144	0,03695
103	0,04663	0,06518	152	0	0,00196
104	0,00727	0,02173	153	0,00032	0,01456
105	0,00204	0,02762	154	0,02961	0,02072
106	0,05297	0,0983	155	0,00135	0,01917
107	0,00263	0,02383	156	0,00016	0,01215
108	0,00007	0,00646	157	0,00063	0,01622
109	0,05624	0,07512	158	0,00156	0,01804
110	0,00038	0,01067	159	0,00004	0,00488
111	0,00519	0,03606	160	0,00274	0,03274
112	0,01475	0,04544	161	0,05936	0,04979
113	0,02013	0,05206	162	0,13105	0,05969
114	0,00267	0,02345	163	0,00018	0,01176
115	0,00796	0,03246	164	0,02253	0,07813
116	0,00473	0,03088	165	0,00034	0,01046
117	0,00008	0,00678	166	0,76612	0,04628
118	0,0033	0,0324	167	0,0038	0,02618
119	0,00196	0,02179	168	0	0,00022
120	0,00023	0,01065	169	0,00184	0,02789
121	0,04247	0,10374	170	0	0,00119
122	0,00309	0,01844	171	0	0,00055
123	0,007	0,05076	172	0,00887	0,02022
124	0,00097	0,01692	173	0,04165	0,03069
125	0	0,00197	174	0,01478	0,08438
126	0,03046	0,05024	175	0,00001	0,00297
127	0,08019	0,10068	176	0,00002	0,00363
128	0,00195	0,01634	177	0,00517	0,05054
129	0,00162	0,02412	178	0,00817	0,09318
130	0,00641	0,02001	179	0,00002	0,00424
131	0,01379	0,03186	180	0,00926	0,0203
132	0,00051	0,01514	181	0,00008	0,01016
133	0,03972	0,05568	182	0	0,00074
134	0,16314	0,09978	183	0	0,00086
135	0,00067	0,01795	184	0,00007	0,00912
136	0,03657	0,06228	185	0,00001	0,00328
137	0,05812	0,10226	186	0,01573	0,02715
138	0,03235	0,06052	187	0,00167	0,0271
139	0,00247	0,01907	188	0	0,00098
140	0,00001	0,00308	189	0	0,00141
141	0,00035	0,0127	190	0	0,00027
142	0	0,00023	191	0	0,0014
143	0,00005	0,00491	192	0,00004	0,00462
144	0,11051	0,06066	193	0,00006	0,00751
145	0,00227	0,01897	194	0	0,00233

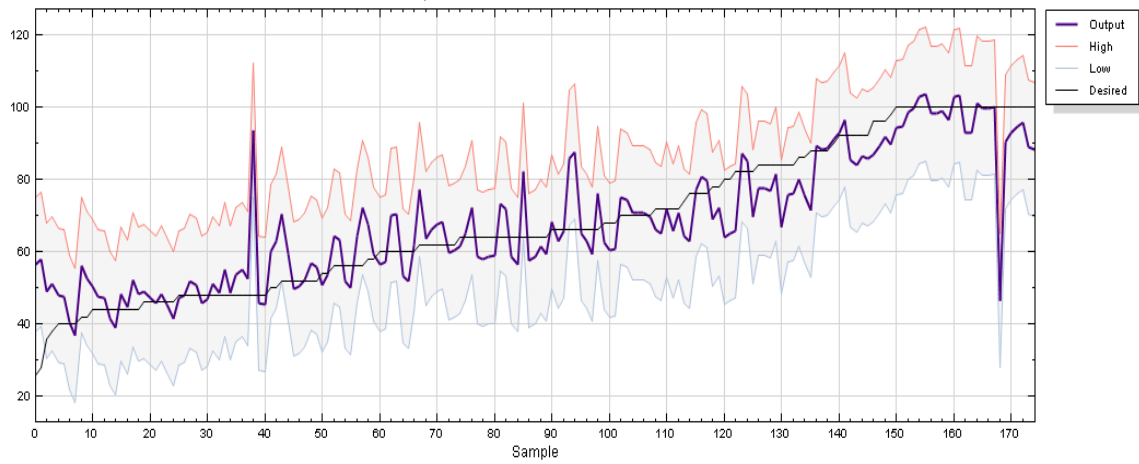
Ek 1: Gözlemlerin Cook ve Leverage Uzaklık Değerleri (Devamı)

Sıra no	Cook	Leverage	Sıra no	Cook	Leverage
195	0,01096	0,03538	201	0	0,00033
196	0,00006	0,00958	202	0,00003	0,00968
197	0	0,00196	203	0,00123	0,0313
198	0,00001	0,00225	204	0,05791	0,05398
199	0	0,00095	205	0,01631	0,13746
200	0,00063	0,03193			

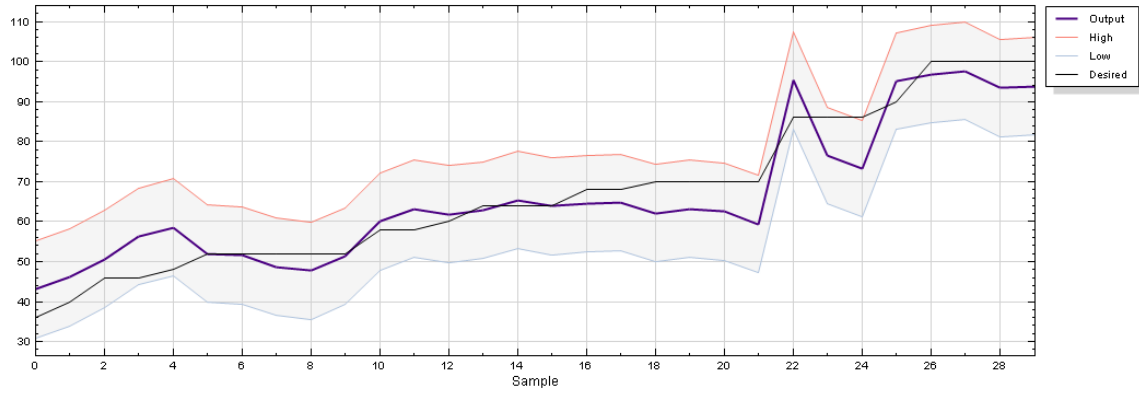
Ek 2: ÇKA Modeli Güven Aralığı Grafikleri (Örnek-Hedef-Hataya Yönelik)



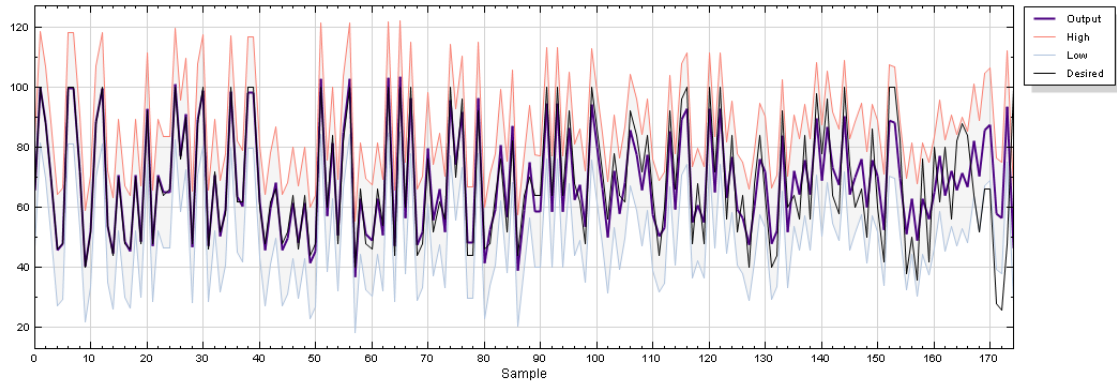
Confidence Plot: Output ± 18.54579 is within desired with 95% confidence



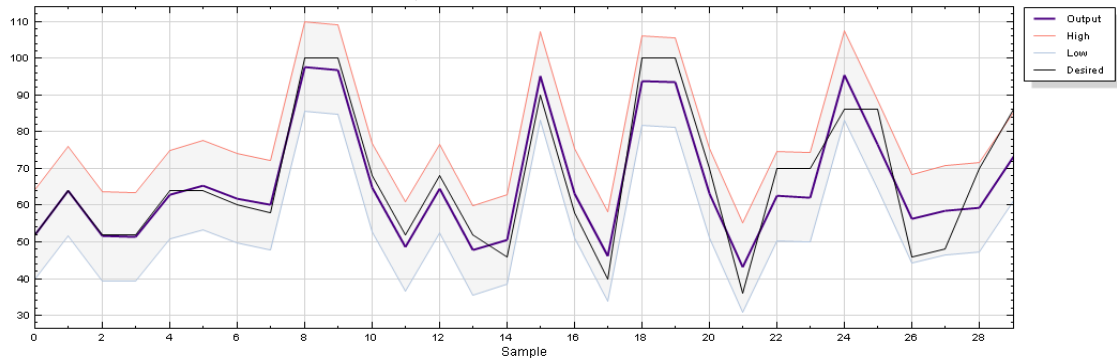
Confidence Plot: Output ± 12.15245 is within desired with 95% confidence



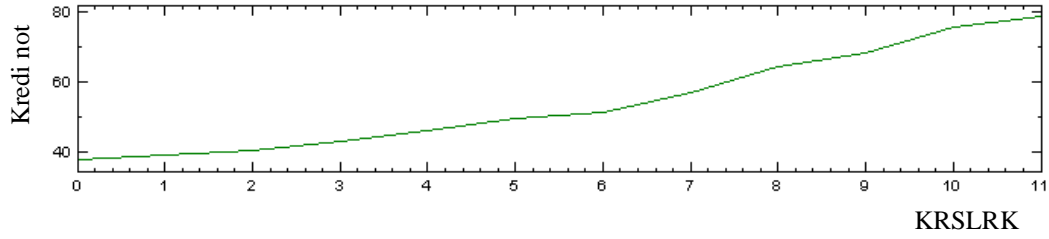
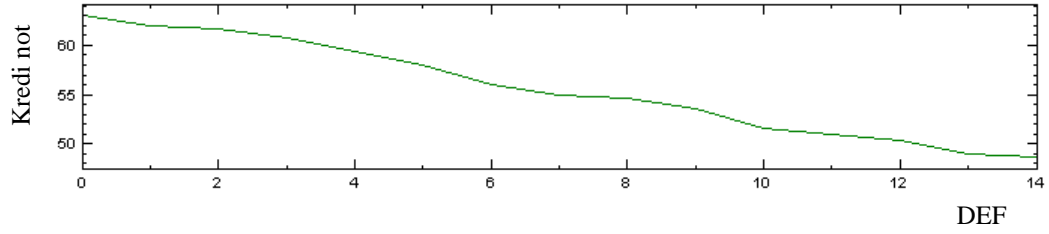
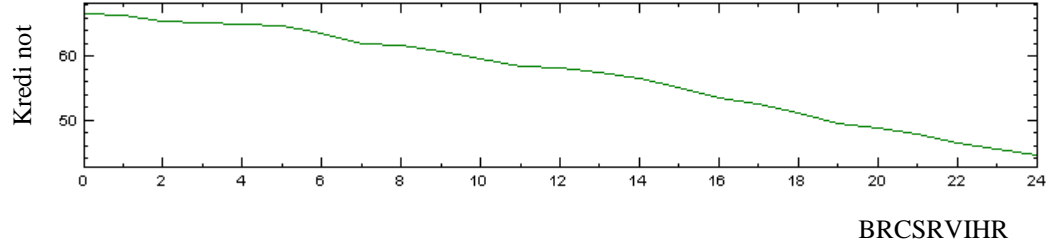
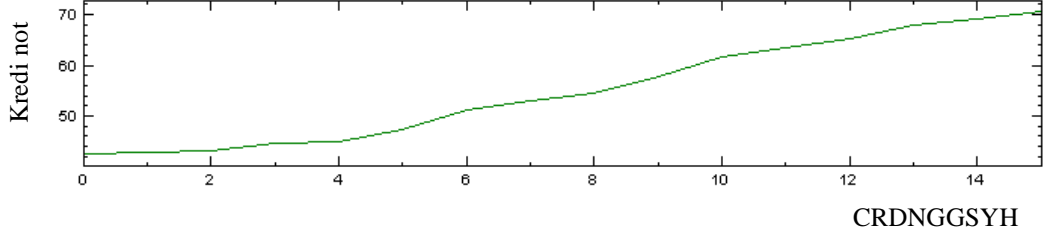
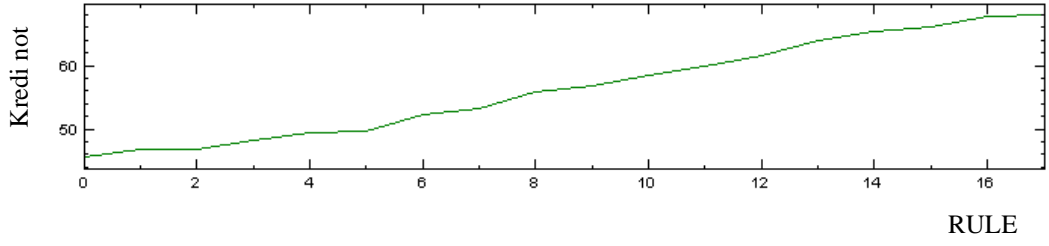
Confidence Plot: Output ± 18.54579 is within desired with 95% confidence



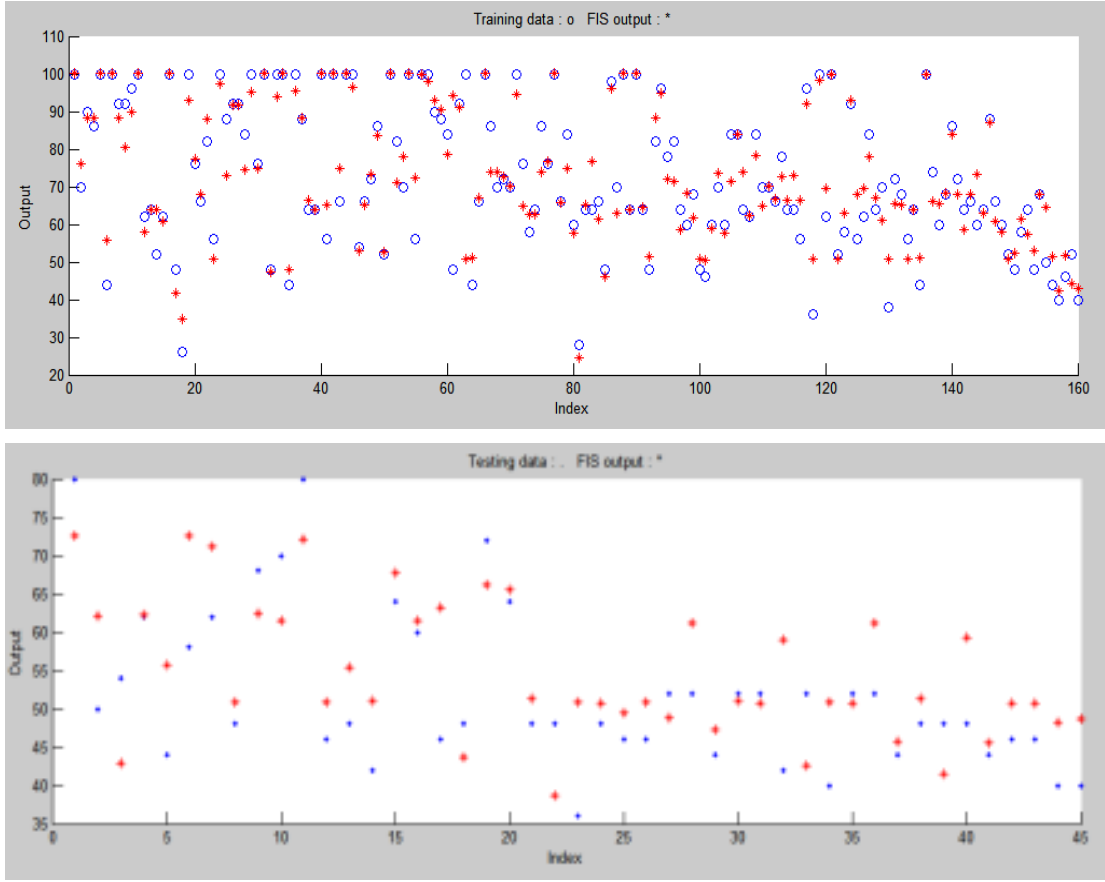
Confidence Plot: Output ± 12.15245 is within desired with 95% confidence



Ek3: Bağımlı-Bağımsız Değişkenler Arası İlişki Grafikleri (YSA)



Ek 4: Gerçek Çıktı-Hesaplanan Çıktı Karşılaştırma Grafikleri



Ek 5: ANFIS Model Denemeleri

		Sabit			Doğrusal		
		İterasyon	Eğitim hata	Test hata	İterasyon	Eğitim hata	Test hata
Üyelik fonk sayısı: 2 2 2 2	Trimf	70	10,05	11,73	75	7,81	22,95
	Trapmf	70	9,58	11,69	75	6,15	28,44
	Gbellmf	70	9,58	11,85	75	5,76	52,06
	Gaussmf	100	9,52	11,93	75	5,74	51,19
	Gauss2mf	100	9,05	13,53	75	5,75	51,19
	Pimf	100	9,1	13,15	75	4,86	92,78
	Dsigmf	100	9,12	12,35	75	4,85	89,24
	psigmf	100	9,12	12,35	75	4,85	89,24
Üyelik fonk sayısı: 3 2 2 2	Trimf	75	9,5	11,22	50	6,32	16,27
	Trapmf	75	9,4	11,28	50	5,85	49,06
	Gbellmf	75	9,21	12,31	50	4,02	57,85
	Gaussmf	75	9,36	12,16	50	4,11	42,05
	Gauss2mf	75	8,79	11,53	50	3,59	44,51
	Pimf	75	9,7	12,72	50	4,46	50,48
	Dsigmf	75	8,83	12,44	100	2,99	41,6
	psigmf	75	8,83	12,44	100	2,99	41,6
Üyelik fonk sayısı: 3 3 2 2	Trimf	50	8,63	13,21	75	4,21	37,59
	Trapmf	50	9,49	28,05	75	5,71	96,33
	Gbellmf	50	8,54	12,19	175	1,23	62,31
	Gaussmf	100	8,2	12,23	75	1,91	47,79
	Gauss2mf	50	8,09	12,77	75	1,35	69,57
	Pimf	160	7,67	31,14	75	4,07	180
	Dsigmf	175	7,63	14,66	75	1,03	36,53
	psigmf	175	7,63	14,66	75	1,03	36,53
Üyelik fonk sayısı: 3 3 3 2	Trimf	50	8,03	13,81	75	1,72	26,92
	Trapmf	50	9,71	161	75	5,1	131
	Gbellmf	200	5,74	26,48	75	0,049	58
	Gaussmf	150	6,67	102	165	0,21	33,51
	Gauss2mf	75	6,78	234	75	1,07	49
	Pimf	75	7,004	154	130	1,76	70,77
	Dsigmf	180	6,36	116	75	0,1455	50
	psigmf	180	6,36	116	75	0,1455	50

Ek 5: ANFIS Model Denemeleri Devamı

Üyelik fonk sayısı: 3 3 3 3	Sabit			Doğrusal		
	İterasyon	Eğitim hata	Test hata	İterasyon	Eğitim hata	Test hata
Trimf	50	6,17	23,04	50	0,82	37,37
Trapmf	50	9,03	129,55	50	3,09	85
Gbellmf	150	5,41	31,14	50	1,02	56,38
Gaussmf	120	5,67	28,38	75	0,18	40
Gauss2mf	50	5,79	49,8	50	0,77	110
Pimf	50	9,02	227	50	5,87	549
Dsigmf*	200	5,35	103	50	1,62	119
psigmf	200	5,35	103	50	1,62	119

ÖZGEÇMİŞ

Hakan PABUÇCU 25.11.1986 yılında Trabzon'un Çaykara ilçesinde doğmuştur. İlk ve orta öğrenimini Çaykara'da lise öğrenimini ise Araklı ilçesinde tamamlamıştır. 2008 yılında Dokuz Eylül Üniversitesi İlköğretim Matematik Öğretmenliği bölümünden mezun olmuştur. Aynı yıl Karadeniz Teknik Üniversitesi S.B.E. Ekonometri yüksek lisans programına ve Anadolu Üniversitesi İktisat Fakültesi İktisat bölümüne kaydolmuştur. 2009 yılında Milli eğitim bakanlığında öğretmen olarak göreve başlamıştır. Bir buçuk yılın ardından Bayburt Üniversitesi İİBF İşletme bölümünde araştırma görevlisi olmuştur. 2011 yılında Karadeniz Teknik Üniversitesi S.B.E. Ekonometri Doktora programına kaydolmuştur. 2014 yılında ise İktisat bölümünden mezun olmuştur.

Hakan PABUÇCU İngilizce bilmektedir.