

**YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**YAPAY SİNİR AĞI VE BULANIK MANTIK
HİBRİD YAPI VE ALGORİTMALARININ
GELİŞTİRİLMESİ**

Elektronik ve Haberleşme Yük. Müh. Canan ŞENOL

**FBE Elektronik ve Haberleşme Mühendisliği Anabilim Dalı Elektronik Programında
Hazırlanan**

DOKTORA TEZİ

Tez Savunma Tarihi : 11 Kasım 2010
Tez Danışmanı : Prof. Dr. Tülay YILDIRIM (Y.T.Ü.)
Jüri Üyeleri : Prof. Dr. Coşkun SÖNMEZ (Y.T.Ü.)
: Prof. Dr. Osman Nuri UÇAN (İ.Ü.)
: Prof. Dr. Zümray DOKUR (İ.T.Ü.)
: Yard. Doç. Dr. Bülent BOLAT (Y.T.Ü.)

İSTANBUL, 2010

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
SİMGE LİSTESİ	v
KISALTMA LİSTESİ.....	vi
ŞEKİL LİSTESİ.....	vii
ÇİZELGE LİSTESİ	viii
ÖNSÖZ	x
ÖZET	ii
ABSTRACT	xiii
1. GİRİŞ	1
2. BULANIK MANTIK.....	5
2.1 Bulanık Küme Üyelik Fonksiyonları.....	6
2.1.1 Üçgen Biçimli Üyelik Fonksiyonu	6
2.1.2 Yamuk Biçimli Üyelik Fonksiyonu.....	7
2.1.3 Gauss Üyelik Fonksiyonu	7
2.1.4 Çan Biçimli Üyelik Fonksiyonu	8
2.2 Bulanık Çıkarım	8
2.2.1 Mamdani Bulanık Modeli	8
2.2.2 Sugeno Bulanık Modeli	10
2.3 Bulanık Modelleme.....	11
2.3.1 Durulama Yöntemleri	11
2.3.1.1 Ağırlık Merkezi Yöntemi.....	11
2.3.1.2 Üyelik Fonksiyonlarının En Yüksek Noktalarının Ortalaması Yöntemi.....	12
2.3.1.3 En Büyük Maksimum Yöntemi.....	12
3. YAPAY SİNİR AĞLARI	14
3.1 Biyolojik Nöron.....	14
3.2 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri ve Kullanıldığı Yerler.....	15
3.3 Yapay Sinir Modeli.....	15
3.4 Kullanılan YSA Yapıları.....	16
3.4.1 Çok Katmanlı Algılayıcılar (Multilayer Perceptron - ÇKA)	16
3.4.2 Radyal Temelli Fonksiyonlu Ağlar (Radial Basis Function – RTFA)	16
3.4.3 Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağı (Conic Section Function Neural Network-KKFSF)	19
4. BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞI HİBRİD YAPILARI	23
4.1 ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) Yapısı.....	23

4.2	Birinci Dereceden Bir Değişkenli (x) Doğrusal Regresyon	25
4.2.1	Alternatif Yöntem (Vektörel Boyutta):.....	27
4.3	Birinci Dereceden Bir Değişkenli Bulanık Regresyon.....	30
4.4	Birinci Dereceden İki Değişkenli ($x^{(1)}$ ve $x^{(2)}$) Regresyon.....	32
4.5	Birinci Dereceden İki Değişkenli ($x^{(1)}$ ve $x^{(2)}$) Bulanık Doğrusal Regresyon....	33
4.6	Bulanık – Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	36
5.	SİMÜLASYON SONUÇLARI	38
5.1	Simülasyon Parametreleri	39
5.2	İris Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	39
5.2.1	İris Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı	39
5.2.2	İris Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	40
5.2.3	İris Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı.....	40
5.2.4	İris Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları.....	41
5.3	İmza Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı	42
5.3.1	İmza Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı	43
5.3.2	İmza Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı.....	44
5.3.3	İmza Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	44
5.3.4	İmza Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları	44
5.4	Tiroid Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı	45
5.4.1	Tiroid Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	45
5.4.2	Tiroid Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı.....	46
5.4.3	Tiroid Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	46
5.4.4	Tiroid Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları	46
5.5	Fetus Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	47
5.5.1	Fetus Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	48
5.5.2	Fetus Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	48
5.5.3	Fetus Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	48
5.5.4	Fetus Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları.....	49
5.6	Diabet Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	50
5.6.1	Diabet Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	51
5.6.2	Diabet Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	51
5.6.3	Diabet Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	51
5.6.4	Diabet Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları.....	52
5.7	Göğüs Kanseri (Wisconsin Breast Cancer-WBC) Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı	53
5.7.1	WBC Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı	54
5.7.2	WBC Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı.....	54
5.7.3	WBC Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	54
5.7.4	WBC Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları	55
5.8	Lens Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	56
5.8.1	Lens Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	57
5.8.2	Lens Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	57
5.8.3	Lens Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	58
5.8.4	Lens Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları	58
5.9	Hepatit Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	59
5.9.1	Hepatit Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	60
5.9.2	Hepatit Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	60
5.9.3	Hepatit Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	60
5.9.4	Hepatit Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları.....	61

5.10	Dermatoloji Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı	62
5.10.1	Dermatoloji Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	63
5.10.2	Dermatoloji Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı.....	63
5.10.3	Dermatoloji Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	64
5.10.4	Dermatoloji Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları	64
5.11	Karaciğer Bozukluğu Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	65
5.11.1	Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı	65
5.11.2	Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	66
5.11.3	Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı.....	66
5.11.4	Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları	67
5.12	Akciğer Kanseri Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı.....	68
5.12.1	Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı.....	69
5.12.2	Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı	69
5.12.3	Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı	70
5.12.4	Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları.....	70
6.	SONUÇLAR VE YORUMLAR	72
KAYNAKLAR.....		74
ÖZGEÇMİŞ.....		78

SİMGE LİSTESİ

c_i	Gauss fonksiyonu merkez değeri
e	Koninin dış merkezliği
$f(.)$	Aktivasyon fonksiyonu
$f'(.)$	Aktivasyon fonksiyonun türevi
k	Kural sayısı
μ	Bulanık mantıkta küme aitlik derecesi
$\mu_A(x)$	x elemanının bulanık A kümesine aitlik derecesi
$O_{l,i}$	l . katmandaki i . düğümün çıkışı
α	Üyelik fonksiyonu kesim değeri
α_k	k . kurala ait α değeri
$\bar{\alpha}_{k,i}$	k . kuralın j . data için normalize edilmiş α katsayısı,
δ	Yerel eğim hesabı
γ	Öğrenme oranı
σ_i	Gauss fonksiyonu genişlik ölçekleme parametresi
u	Bulanık değer
u^*	Durulaştırılmış değer
$\underline{x}$	Giriş vektörü
$\ x - c_i\ $	Öklid uzaklığı
ω	Açı değeri
W_{ij}	Saklı katmandaki i . nörondan çıkış katmanındaki j . nörona olan ağırlık
$\varphi_i(x)$	Radyal tabanlı fonksiyonlu ağırlık aktivasyon fonksiyonu

KISALTMA LİSTESİ

ART	Adaptif Rezonans Teorisi
ÇKA	Çok Katmanlı Algılayıcı
EEG	Elektroensefalografi
EKG	Elektrokardiyografi
EMG	Elektromiyografi
FAR	Hata Kabul Oranı (False Acceptance Rate)
FRR	Hata Reddetme Oranı (False Rejection Rate)
FN	Bulanık-Sinir (Bulanık-Neuro)
KKFSA	Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağı
MR	Manyetik Rezonans
PCA	Temel Bileşen Analizi (Principal Component Analysis)
ROC	Alıcı Çalışma Eğrisi (Receiver Operating Characteristic)
RTFA	Radyal Temelli Fonksiyonlu Ağlar
SOM	Öz Düzenlemeli Harita (Self Organizing Map)
YSA	Yapay Sinir Ağları

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Kısa, orta ve uzun boylulara ait üyelik fonksiyonu.....	5
Şekil 2.2 Üçgen biçimli üyelik fonksiyonu	6
Şekil 2.3 Yamuk biçimli üyelik fonksiyonu.....	7
Şekil 2.4 Gauss biçimli üyelik fonksiyonu.....	7
Şekil 2.5 Çan biçimli üyelik fonksiyonu.....	8
Şekil 2.6 Mamdani modeli - Minimumların maksimumu yöntemi	9
Şekil 2.7 Mamdani modeli - Maksimum çarpım yöntemi	10
Şekil 2.8 Sugeno bulanık modeli	10
Şekil 2.9 Bulanık modelleme blok şeması	11
Şekil 2.10 Ağırlık merkezi yöntemi.....	12
Şekil 2.11 En yüksek noktaların ortalaması yöntemi.....	12
Şekil 2.12 En büyük maksimum yöntemi	13
Şekil 3.1 Biyolojik nöron modeli.....	14
Şekil 3.2 İşlem elemanının modeli	16
Şekil 3.3 İki katmanlı ÇKA yapısı.....	17
Şekil 3.4 RTFA modeli	18
Şekil 3.5 Koni ile düzlemin kesişimiyle oluşan konik kesit düzlemler	19
Şekil 3.6 Konik kesit fonksiyonlu sinir ağı modeli	20
Şekil 4.1 ANFIS mimarisi.....	23
Şekil 4.2 (x_i, y_i) data çiftleri.....	25
Şekil 4.3 En küçük kareler yaklaşımı	29
Şekil 4.4 1. Dereceden 1 değişkenli Bulanık-LS regresyon.....	32
Şekil 4.5 Bulanık-LS blok şeması.....	36
Şekil 4.6 Bulanık-sinir ağı hibrid yapısı	37
Şekil 5.1 YSA'nın giriş ve çıkışları	41
Şekil 5.2 Bir imza örneği, bu imzanın iskeleti ve gridi.....	43

ÇİZELGE LİSTESİ

Çizelge 5.1 İris veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri.....	39
Çizelge 5.2 İris veri kümesi için performans karşılaştırmaları.....	41
Çizelge 5.3 İris veri kümesi için literatür sonuçları.....	42
Çizelge 5.4 İmza veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri	43
Çizelge 5.5 İmza veri kümesi için performans karşılaştırması.....	44
Çizelge 5.6 Tiroid veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri	45
Çizelge 5.7 Tiroid veri kümesi için performans karşılaştırılması	46
Çizelge 5.8 Tiroid veri kümesi için literatür sonuçları	47
Çizelge 5.9 Fetus veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri	48
Çizelge 5.10 Fetus veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	49
Çizelge 5.11 Fetus veri kümesinin literatür sonuçları	50
Çizelge 5.12 Diabet veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri.....	51
Çizelge 5.13 Diabet veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	52
Çizelge 5.14 Diabet veri kümesinin ROC analizi sonuçları.....	52
Çizelge 5.15 Diabet veri kümesinin literatür sonuçları.....	53
Çizelge 5.16 WBC veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri	54
Çizelge 5.17 WBC veri kümesi için performans karşılaştırılması	55
Çizelge 5.18 WBC veri kümesinin ROC analizi sonuçları	56
Çizelge 5.19 WBC veri kümesinin literatür sonuçları.....	56
Çizelge 5.20 Lens veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri	57
Çizelge 5.21 Lens veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	58
Çizelge 5.22 Lens veri kümesinin literatür karşılaştırması sonuçları.....	59
Çizelge 5.23 Hepatit veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri	59
Çizelge 5.24 Hepatit veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	61
Çizelge 5.25 Hepatit veri kümesinin ROC analizi sonuçları.....	61
Çizelge 5.26 Hepatit veri kümesinin literatür sonuçları	62
Çizelge 5.27 Dermatoloji veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri ..	63
Çizelge 5.28 Dermatoloji veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	64
Çizelge 5.29 Dermatoloji veri kümesinin literatür sonuçları	65
Çizelge 5.30 Karaciğer bozukluğu veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri.....	65
Çizelge 5.31 Karaciğer bozukluğu veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	67
Çizelge 5.32 Karaciğer bozukluğu veri kümesinin literatür sonuçları	68

Çizelge 5.33 Karaciğer Bozukluğu veri kümesinin ROC analizi sonuçları.....	68
Çizelge 5.34 Akciğer kanseri veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri69	
Çizelge 5.35 Akciğer kanseri veri kümesi için performans karşılaştırılması.....	70
Çizelge 5.36 Akciğer kanseri veri kümesinin literatür sonuçları	71
Çizelge 6.1 Önerilen bulanık-sinir ağı hibrid yapısının sonuçları.....	72

ÖNSÖZ

Bulanık-Sinir ağı hibrid yapısı, yapay sinir ağlarının öğrenme ve en uygununu bulma özelliği ile bulanık mantığın insan gibi karar verme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi üstünlüklerinin bir araya gelmesi sonucu ortaya çıkmıştır. İlk olarak 1979 yılında Procky ve Mamdani'nin bir çalışmasında kullanılan bulanık-sinir ağı hibrid yapısı daha sonraki yıllarda daha da geliştirilmiş ve çeşitli hibrid yapılar ortaya çıkmıştır.

Bu tezde de yeni bir bulanık-sinir ağı hibrid yapısı önerilmiş ve algoritması oluşturulmuştur. Önerilen hibrid yapı çoğunluğu UCI Machine Learning Respository veri bankasından alınan 11 farklı veri kümesi ile de denenerek sonuçları sunulmuştur.

Gerek yüksek lisans gerekse de doktora çalışmam sırasında benden manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen, varlığıyla bana güç katan ve tez çalışmamın her döneminde bilgisi ve deneyimi ile beni yönlendiren çok değerli hocam Prof. Dr. Tülay YILDIRIM'a sonsuz teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca lisans eğitimimden bu yana bütün eğitim hayatım boyunca benden yardımını esirgemeyen, durduğum her anda bana destek olan ve beni motive eden eşim Dr. Habib ŞENOL'a çok teşekkür ederim.

Can dostlarım Şule SAMIK, Işıl YENİDOĞAN TİRYAKİLER, canım ablam Dilek YARDIMSEVER. Sizler hayatımda olduğunuz için çok şanslıyım. Bana verdiğiniz manevi destek sayesinde bu anı yaşıyorum. Sizlere de teşekkürü bir borç bilirim.

Ve son teşekkürüm de hayatımın anlamı biricik oğlum Mert'e. Varlığıyla bana güç veren, sevgisiyle güçlendiğim canım oğluma bu tezimi armağan ediyorum. İyi ki varsın.

ÖZET

Beynin nörolojik ve fiziksel yapısından modellenerek oluşturulan yapay sinir ağları (YSA) farklı ve çok yaygın olarak kullanılan bir bilim dalı olarak yerini almıştır. İnsan beyninin çalışma prensibi üzerine oluşturulan YSA'lar giriş ve çıkış verilerini kullanarak algoritmalar geliştirir ve bu şekilde sistemin davranışını öğrenir. Bu davranıştan bir genelleme yaparak test örneklerine çözüm üretir. Donanım ve yazılımla gerçekleştirilebilen YSA'ların öğrenme ve en uygununu bulma yeteneği, bulanık mantığın insan gibi karar verebilme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi özellikleriyle birleştirilmiş ve bulanık – sinir hibrid yapısı oluşturulmuştur. Günümüzde kullanılan sinirsel bulanık sistemler genellikle ileri beslemeli ve çok katmanlı sistemlerdir. En çok kullanılanlar ANFIS, Falcon, NefClass ve Nefcon olup, birçok araştırmacı değişik hibrid yapılar da oluşturmuşlardır.

Bu tezde, yeni bir bulanık – sinir ağı hibrid yapısı ortaya atılmış ve oluşturulan hibrid yapı 11 farklı veri kümesi ile denenmiştir. Yazılımlar Matlab ortamında yapılmıştır. Hibrid yapı içinde YSA yapısı olarak kullanılan Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağları (KKFSA), bulanık mantık ile beraber ilk defa denenmiştir. KKFSA'lar; Çok Katmanlı Algılayıcıların (ÇKA) ve Radyal Tabanlı Fonksiyon Ağlarının (RTFA) yayılım kurallarını tek bir ağda kendine özgü bir yayılım kuralı ile birleştirmektedir. ÇKA'nın doğrusal ve RTFA'nın dairesel karar sınırları KKFSA ağının özel durumlarını oluştururlar. Bu karar sınırlarının dışında KKFSA; hiperbolik, parabolik ve eliptik düzlemler gibi arada kalan karar sınırlarına da sahip olabilir.

Anahtar kelimeler. Bulanık – Sinir ağı hibrid yapısı, Konik kesit fonksiyonlu sinir ağları, Bulanık – ÇKA, Bulanık – RTFA, Bulanık – KKFSA.

ABSTRACT

Development of Artificial Neural Network-Fuzzy Logic Hybrid Structures and Algorithms

Artificial Neural Networks (ANNs) that are constituted by modeling the neurological and physical structure of the human brain have taken place among the commonly used science fields. ANNs that are inspired by the functioning of the human brain develops algorithm by using input and output data and learns the system behavior by this way. It produces a solution for test data by generalizing of the system behavior. The learning and the optimizing abilities of the ANNs that can be implemented by software and/or hardware are combined with the human-like decision making and the expert system properties of the Fuzzy Logics (FLs), and as a result, Fuzzy-ANN hybrid structures were emerged. Today's used Neuro-Fuzzy systems are usually feedforward and multilayer systems. Most commonly used among these are ANFIS, Falcon, NefClass, and Nefcon, and in addition to these Neuro-Fuzzy systems, lots of researcher have introduced various hybrid structures as well.

In this thesis, a new Neuro-Fuzzy hybrid structure is presented and the hybrid structure is examined by 11 different data sets. All simulation programs are given in Matlab. As the first time, the Conic Section Function Neural Network (CSFNN) used as the ANN part of the hybrid structure is employed together with the Fuzzy Logic. CSFNNs combine the propagation rules of the Radial Basis Functions (RBFs) and the Multi-Layer Perceptrons (MLPs) in a unique network by its own special propagation rule. Linear decision boundaries of the MLPs and the circular decision boundaries of the RBFs carves out the special cases of the CSFNNs. Out of these decision boundaries, CSFNNs can have decision boundaries such as parabolic and elliptic planes that are between decision boundaries of the MLPs and RBFs.

Keywords : Fuzzy-Neuro Hybrid Structure, Conic Section Function Neural Networks, Fuzzy-MLP, Fuzzy-RBF, Fuzzy-CSFNN.

1. GİRİŞ

Günümüzde ortalama bir masaüstü bilgisayarın 4 GHz. işlemcisi olduğunu kabul edilirse bu bilgisayar ile saniyede yaklaşık 4 milyar işlem yapılabilir. İnsan beyninin işlem hızı ise saniyede 20 bin trilyon civarındadır. Yeni kuşak süper bilgisayarlar ise saniyede 10-100 trilyon civarında işlem yapabilme kapasitesine sahiptir. Bu hızlar karşılaştırıldığında süper bilgisayarların bile insan beyninden yaklaşık 200 – 2000 kat daha yavaş oldukları çok açıktır. İnsan beyninde yaklaşık 10^{11} sinir hücresi ve bu sinir hücreleri arasında sonsuz diyebileceğimiz sayıda sinaptik bağ vardır ve bu sayının bilgisayar ortamında modellenmesi bugünün teknolojisiyle çok gerçekleştirilebilir görülmemektedir (Kurzweil, 2000).

Bilgisayarlar sayısal işlemleri çok hızlı bir biçimde çözebilmelerine karşılık, idrak etme ve öğrenme yoluyla kazanılmış bilgileri uygulama konusunda oldukça yetersiz kalmaktadırlar. Bu amaçla zaman içinde farklı sistemler ve algoritmalar geliştirme ihtiyacı doğmuş ve bulanık mantık, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, genetik programlama, uzman sistemler vb. modeller ortaya çıkmıştır.

İnsan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarlama ve yenileştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir. Bu yapısından dolayı beynin üstün özellikleri üzerinde çalışılmış ve nöro fiziksel yapısından esinlenerek ilk olarak 1943 yılında McCulloch-Pitts tarafından en temel ve hala geçerli bir sinir ağı modeli olan Perseptron oluşturulmuştur. 1949 yılında Hebb sinaps kavramını gerçekleyerek fizyolojik modellemeyi incelemiş ve kendine yönelik bir öğrenme geliştirmiştir. 1954’de Minsky tarafından ilk nöro bilgisayarlar gerçekleştirilmiştir. 1958’de Rosenblatt tarafından ilk ağ yapısı gerçekleştirilmiş, 1969 yılında Minsky ve Papert tek katmanlı ağ yapısıyla XOR işleminin gerçekleştirilemediğini bularak çok katmanlı ağları geliştirmesi için bir adım atmışlardır. 1961’de Steinbuch tarafından çağrışımli bellek geliştirilmiştir. 1973’de Vander Malsberg kendi kendini örgütleyen bir gerçekleştirme yapmıştır. 1974-1982 arasında Grossberg ve Carpenter yarışmalı öğrenme metodunu geliştirerek ART Ağları ve BulanıkART Ağlarını bulmuşlardır. 1982’de Hopfield enerji fonksiyonu kavramından yararlanarak öğrenmeyi sağlamıştır. 1984-1989 yılları arasında Kohonen tarafından SOM algoritması geliştirilmiştir. 1986’da McClelland-Rumelhart hatanın geriye yayılımını bulmuş ve geliştirmiş. Bu tarihten günümüze kadar geliştirilen algoritmalarla yapay sinir ağları sayesinde birçok sınıflama ve örnek tanıma problemi çözümlenmiştir. Ayrıca son zamanlarda bu algoritmaların birlikte kullanıldığı hibrid yapılar geliştirilmiş ve uygulamalarda sıklıkla

kullanılmaya başlanmıştır.

Bulanık Mantık ise 1965 yılında L tfi Askerzade Zadeh'in yayınladıđı bir makalenin sonucu oluřmuř bir mantık yapısıdır. Temelinde bulanık k me vardır. Klasik mantıkta bir elemanın k menin elemanı olma veya olmamasının 1 ve 0  yelik dereceleriyle g sterilmesine karřılık bulanık mantıkta ‐uzun‐, ‐daha uzun‐, ‐daha kısa‐ vb. gibi s zel olarak ifade edilen dilsel deđiřkenler vardır. Ger ek hayat klasik mantık  zerine kurulu deđildir. Her mantıksal sistem bulanıklařtırılabilir. Bařka bir deyiřle karar mekanizmalarında mutlak siyah ve mutlak beyazın yanı sıra y zlerce gri tonunun olduđu unutulmamalıdır. G nl k hayat dilinde olan bulanık mantık 1965 yılında oraya atılmasına rađmen esas geliřimi, 1980'lere dođru gene Zadeh tarafından yayınlanan ve bulanık mantıđın belirsizlik i eren sistemlere uygulanabildiđini a ıklayan makalesinden sonra hız kazanmıřtır. Bu tarihten sonra  zellikle Japonların  r nlerinde bulanık mantıđı kullanmalarıyla geliřerek g n m ze kadar gelmiř ve g r nt  iřleme, otomasyon, optimizasyon,  r nt  iřleme, kontrol sistemleri vb. bir  ok alanda kullanım yeri bulmuřtur.

Bulanık mantıkta kullanılan dilsel deđiřkenler uzman bilgisine dayanır. Bu, usta bir insanın sistemi denetlemesine benzetilirse bulanık mantıđın bulanık k me iřlemlerini kullanarak makinelerin insan gibi karar vermesini sađlamak olarak d ř n lebilir.

Yapay sinir ađlarının  đrenme ve en uygununu bulma yeteneđi ile bulanık mantıđın insan gibi karar verebilme ve uzman bilgisi sađlama  zellikleri birleřerek bulanık-sinir hibrid sistemleri ortaya  ıkmıřtır. Bu sistemler arasında en yaygın olarak kullanılan Jang'ın geliřtirdiđi (1993) ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)'in yanı sıra,  zellikle kontrol sistemlerinde kullanılan NEFCON (Neuro-Fuzzy Control) ve FALCON (Fuzzy Adaptive Learning Control Network) sayılabilir.

Wade vd. 2008 yılında yaptıkları  alıřmalarında STDP (Spike Timing Dependent Plasticity) ile BCM (Bienenstock-Cooper-Munro) algoritmalarının birleřiminden oluřan SNN (Spiking Neural Network) hibrid algoritmasını geliřtirmiřler ve bunu Iris verisine uygulamıřlardır. Bir tane  đitme n ronu oluřturularak ara katmanlardaki b t n n ronlar bu n rona bađlanmış, ađrılıkları birleřtirilerek  ıkıř sınıflaması yapılmıřtır. Bu  alıřmadaki sınıflama bařarısı %94.7'dir. Iris veri k mesi yeni bir Fuzzy Neural Network modeli oluřturan Kim ve Kim (2007) ile Lin vd. (2005) tarafından da kullanılmıřtır. Bu  alıřmalar sırasıyla Fuzzy-LVQ temelli ve Support-Vector temelli Fuzzy-NN ađlarından oluřmuř olup, hibrid yapılarının bařarı y zdeleri de sırasıyla %94.67 ve %96 olarak hesaplanmıřtır.

Bulanık-sinir ağı hibrid yapısı Gonçaves vd., (2006) tarafından da incelenmiş, araştırmacılar oluşturdukları yeni hibrid model ile bu tezde de kullanılan, Iris, Karaciğer bozukluğu ve Diabet veri kümelerini denemişler, sırasıyla %98.67, %73.33 ve %78.26 doğruluğa ulaşmışlardır. Karaciğer bozukluğu veri kümesi Neshat vd. (2008) tarafından MLP ağ yapısı kullanılarak sınıflanmaya çalışılmış ve %75 oranında başarı sağlanmıştır.

Tiroid bozukluğunu saptamaya çalışan Papageorgiou vd, (2008) Fuzzy Karar Ağaçları yöntemini kullanarak %89.80, Shukla ve Kaur (2008) ise BPA (Backpropagation Algorithm) kullanarak %92, RBFNN kullanarak %80 ve LVQ algoritması kullanarak da %98 başarı sağlamışlardır. MLP, RBF ve CSFNN ağ yapılarını kullanan Özyılmaz ve Yıldırım (2002) ise bu ağ yapılarında sırasıyla %89.29, %81.69 ve %85.92 başarı sağlamışlardır.

Hassan ve Verma (2008), SOM (Self-organizing Map), k-means clustering ve MLP'den oluşan hibrid bir yapı sunmuşlardır. Bu yapı, tüm sistemin performansını etkileyebilecek özellikleri SOM ve k-means algoritmalarını kullanarak belirleyip, bu özelliklerin MLP'ye giriş olarak sunulmasını sağlayan bir yapıdır. Hibrid yapı göğüs kanseri (Wisconsin Breast Cancer-WBC) veri kümesine uygulanmış ve bu çalışmadaki başarı oranı %97.90 olarak bulunmuştur. Bir başka bulanık-sinir ağı hibrid sınıflayıcı modeli de Hong vd., tarafından 2006 yılında oluşturulmuştur. Bu modele göre ağın başarı yüzdesi %96.19'dur. Lee vd, (2007) de bu veri kümesini kendi geliştirdikleri Rough küme teorisine dayanan ve ARFIS (Adaptive T-S Type Rough Fuzzy Inference System) adını verdikleri hibrid yapıda kullanmışlar ve %96.63 doğru sınıflama yapmışlardır.

Hepatit veri kümesi de literatürde sıklıkla kullanılan veri kümelerindendir. Vural vd. (2006) bu veri kümesini MLP, RBF, CSFNN, PNN ve GRNN ağları ile sınıflamaya çalışmış ve sırasıyla %84, % 82.5, %90, %88.75 ve %83.8 doğru sınıflama yapmışlardır.

Jiang vd. (2008) tarafından geliştirilen bir başka hibrid yapı da genetik algoritmalar ile SU (Symmetrical Uncertainly) algoritmalarının birleşiminden oluşur. Bu yapı akciğer kanseri veri kümesine uygulanarak %90.63 başarı sağlanmıştır. Çalışmalarında dermatoloji ve WBC veri kümelerini de kullanmışlar sırasıyla %96.91 ve %96.84'lük başarı elde etmişlerdir.

MLP ağ yapısını ve dermatoloji veri kümesini kullanarak eğitme yapan Acar ve Yıldırım (2004) ile Azzini ve Marmara (2007) çalışmalarında sırasıyla %88.1 ve %94.62 başarı sağlayarak literatürdeki yerlerini almışlardır.

Bu tezde, yapay sinir ağları ve bulanık mantığın bir arada kullanıldığı yeni bir hibrid yapı ve

algoritması geliştirilmiştir. Tezin ikinci bölümünde bulanık mantık ve bulanık küme kavramları üzerinde durulmuş, üçüncü bölümde yapay sinir ağları ve kullanılan ağ yapıları anlatılmıştır. Dördüncü bölümde önerilen hibrid yapı ayrıntılarıyla sunulmuştur. Beşinci bölüm ise önerilen hibrid yapı ile veri kümelerinin denenmesi sonucu bulunan simülasyon sonuçlarını içerir. Sonuçlar kısmında ileride ele alınacak çalışmalardan bahsedilmiş ve hibrid yapının çalışma performansına ve çalışmanın önemine değinilmiştir.

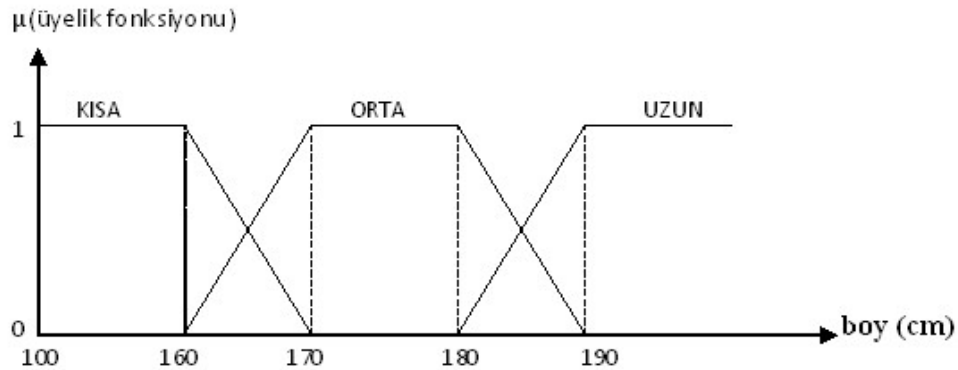
2. BULANIK MANTIK

Bulanık mantığın temelini bulanık küme mantığı oluşturur. Bulanık mantıkta da klasik mantıkta olduğu gibi 1 ve 0 değerleri vardır. Ancak bulanık mantık klasik mantıktaki gibi sadece bu değerleri içermez, bunların ara değerlerini de içerir. Örneğin sıcaklık ile ilgili bir problemde sıcaklığın sadece “sıcak” veya “soğuk” olmasıyla yetinmeyip ne kadar sıcak ya da ne kadar soğuk olduğunu da belirtir. Gerçek dünya dilinin kullanıldığı bulanık mantıkta Dilsel Niteleyiciler (Linguistic Variables) yardımıyla “biraz sıcak”, “çok uzun”, “az yağlı”, “daha temiz” gibi günlük hayatımızda kullandığımız kelimelerle insan mantığına en yakın doğrulukta elektronik sistemi kurmaya yarar. Bulanık mantık, elektrikli ev aletlerinden oto elektroniğine, gündelik hayatta kullandığımız iş makinelerinden, endüstriyel kontrol teknolojilerinden otomasyona kadar aklımıza gelebilecek her alana uygulanabilir.

Bulanık mantık ilk olarak 1965 yılında Lütfi A.Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Bulanık küme, kümeye aitlik derecesi ($\mu_A(x)$) *üyelik değeri* ile tanımlanmış olan kümeyi ifade eder. x elemanlarının oluşturduğu uzay X olmak üzere, bu uzay içindeki bulanık A kümesi şöyle tanımlanır:

$$A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\} \quad (1.1)$$

X uzayı ayrık ya da sürekli olabilir. Klasik küme kavramında bir eleman bir kümenin üyesidir veya değildir. Bulanık mantıkta küme aitlik derecesi μ , 0 ile 1 arasında değişir. 0 kümeye ait olmamayı, 1 ise kesin olarak o kümenin üyesi olmayı gösterir. Genellikle X uzayı sözel bir değişkenle ifade edilir. Bu sözel değişkenin aldığı değerler birer bulanık küme oluşturur ve aynı zamanda bu bulanık kümeler X uzayının birer alt kümesidir.



Şekil 2.1 Kısa, orta ve uzun boylara ait üyelik fonksiyonu

Örneğin X uzayının sözel değişkeni insan boyunu gösteren “BOY” olsun. BOY değişkeninin alabileceği 3 sözel değişken belirleyelim. Bunlar “KISA”, “ORTA” ve “UZUN” sözel değerleridir. Bunlar X uzayının altkümesi olup her birinin $\mu_{KISA}(x)$, $\mu_{ORTA}(x)$ ve $\mu_{UZUN}(x)$ şeklinde birer üyelik fonksiyonları mevcuttur. Bunu Şekil 2.1’deki gibi gösterebiliriz.

2.1 Bulanık Küme Üyelik Fonksiyonları

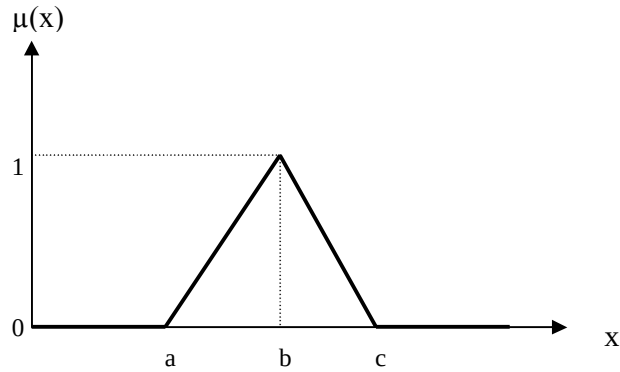
Bulanık mantık ile yapılan bir çözümün ilk aşamasında hedef sistemin giriş ve çıkışlarına üyelik fonksiyonları tayin edilir. Bir üyelik fonksiyonları x - y düzleminde bir eğri olarak gösterilir. x -ekseni giriş ve çıkış değerlerinin değer aralığını, y -ekseni ise 0-1 arasında olmak üzere değişkenin üyelik derecesini gösterir.

Bulanık küme üyelik fonksiyonları; üçgen, yamuk, Gauss, çan biçimli, sigmoid, Z, S ve π üyelik fonksiyonları gibi standart fonksiyonlarla tanımlanabilir. En sık kullanılanları üçgen, yamuk, Gausyan ve çan biçimli üyelik fonksiyonlarıdır.

2.1.1 Üçgen Biçimli Üyelik Fonksiyonu

Üçgen biçimli üyelik fonksiyonu $\{a, b, c\}$ gibi üç parametreyle tanımlanır. Şöyle ki;

$$\mu(x; a, b, c) = \begin{cases} 0 & , \quad x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , \quad a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & , \quad b \leq x \leq c \\ 0 & , \quad c \leq x \end{cases} \quad (1.2)$$

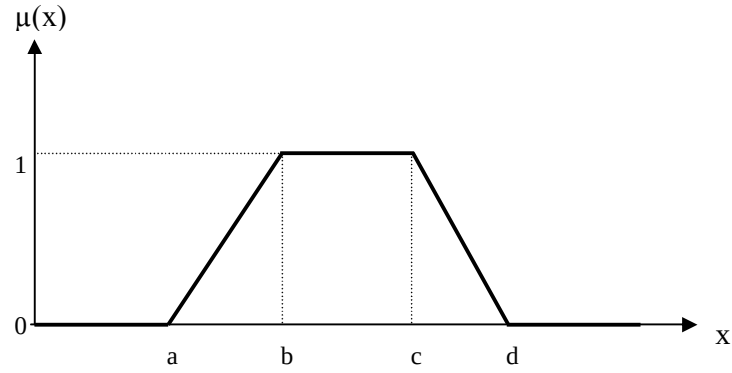


Şekil 2.2 Üçgen biçimli üyelik fonksiyonu

2.1.2 Yamuk Biçimli Üyelik Fonksiyonu

Yamuk biçimli üyelik fonksiyonu $\{a, b, c, d\}$ gibi dört parametreyle tanımlanır. Şöyle ki;

$$\mu(x; a, b, c, d) = \begin{cases} 0 & , \quad x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & , \quad a \leq x \leq b \\ 1 & , \quad b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & , \quad c \leq x \leq d \\ 0 & , \quad d \leq x \end{cases} \quad (1.3)$$

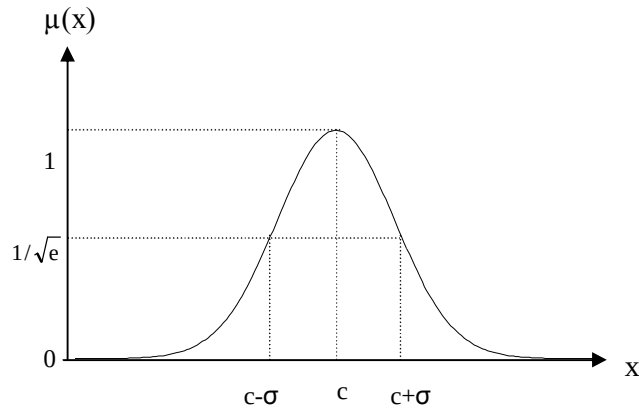


Şekil 2.3 Yamuk biçimli üyelik fonksiyonu

2.1.3 Gauss Üyelik Fonksiyonu

Gauss üyelik fonksiyonu $\{c, \sigma\}$ gibi iki parametreyle tanımlanır. Şöyle ki;

$$\mu(x; c, \sigma) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x-c}{\sigma} \right)^2} \quad (1.4)$$

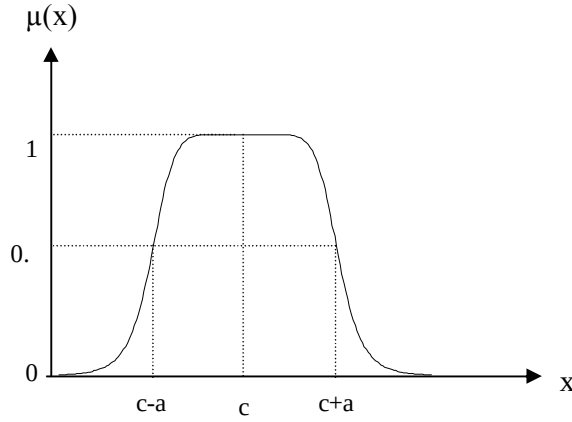


Şekil 2.4 Gauss biçimli üyelik fonksiyonu

2.1.4 Çan Biçimli Üyelik Fonksiyonu

Çan biçimli üyelik fonksiyonu $\{a, b, c\}$ gibi üç parametreyle tanımlanır. Şöyle ki;

$$\mu(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x-c}{a} \right|^{2b}}, \quad b > 0 \quad (1.5)$$



Şekil 2.5 Çan biçimli üyelik fonksiyonu

2.2 Bulanık Çıkarım

Bulanık çıkarım, bulanık kural tabanında giriş ve çıkış bulanık kümeleri arasında kurulmuş olan ilişkilerin hepsini bir arada toplayarak sistemin bir çıkışlı davranmasını sağlayan işlemler topluluğudur. Bir bulanık kural tabanlı sistemde, farklı çözümleme yöntemleri uygulanabilir. Bunlardan en önemlileri Mamdani ve Sugeno modelleridir.

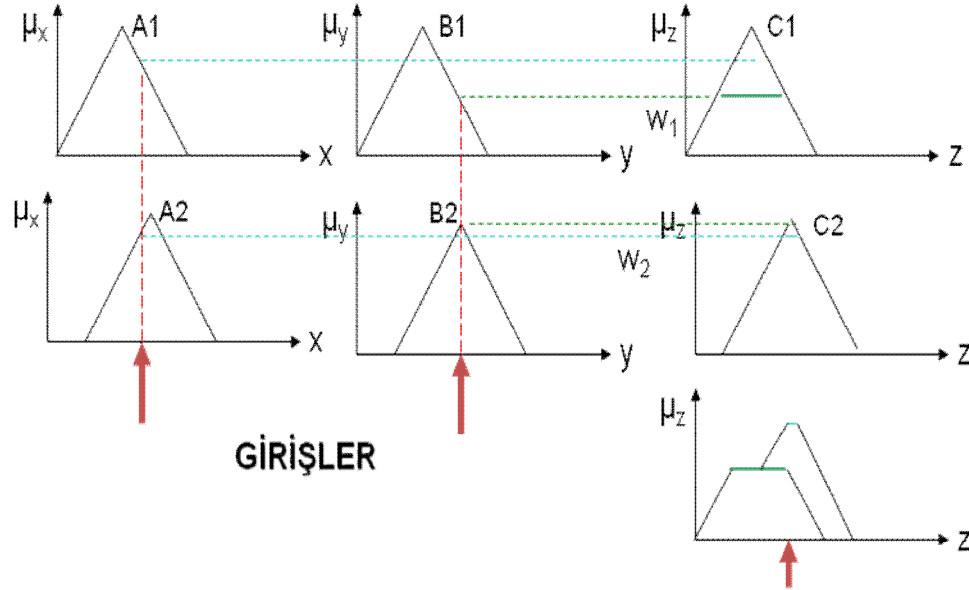
2.2.1 Mamdani Bulanık Modeli

Mamdani Bulanık Modelinde, Minimumların Maksimumu Yöntemi ve Maksimum Çarpım Yöntemi olmak üzere 2 farklı yöntem kullanılmaktadır.

Minimumların maksimumu (min-max) yönteminde x ve y girişlerinin herhangi bir andaki değerlerine göre (keskin değerler) önce kuralın tanımlandığı giriş bulanık kümesinde bu girişlerin üyelik dereceleri her bir kural için ayrı ayrı belirlenir. Bu iki keskin 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

keskin çıkış değeri hesaplanır.

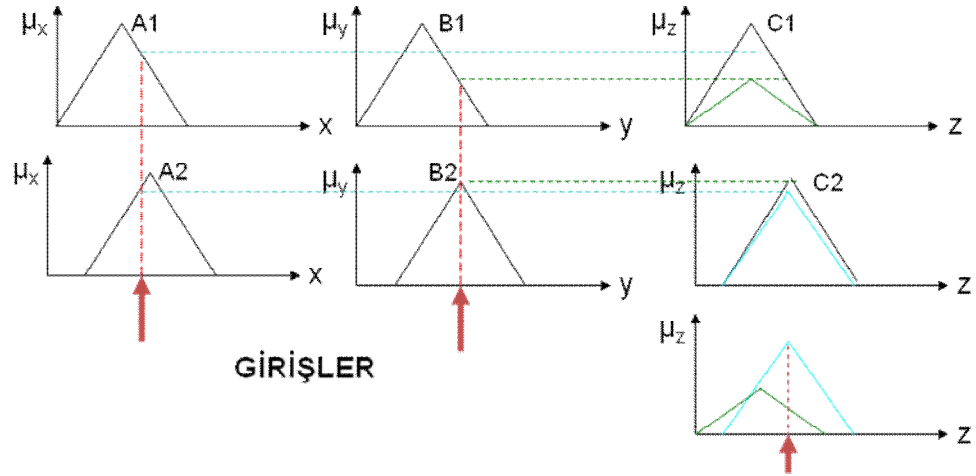
Şekil 2.6 Minimumların Maksimumu Yöntemi kullanılarak, iki girişli ve iki kurallı bir bulanık sistemde çıkışın girişlerden elde edilmesini gösterilmektedir.



Şekil 2.6 Mamdani modeli - Minimumların maksimumu yöntemi

Maksimum çarpım (max-product) yönteminde de x ve y girişlerinin herhangi bir andaki değerlerine göre her bir kural için üyelik dereceleri ayrı ayrı belirlenir. Bu iki keskin 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 keskin çıkış değeri hesaplanır.

Şekil 2.7'de Maksimum çarpım yöntemin kullanılarak, iki girişli ve iki kurallı bir bulanık sistemde çıkışın girişlerden elde edilmesini gösterilmektedir.



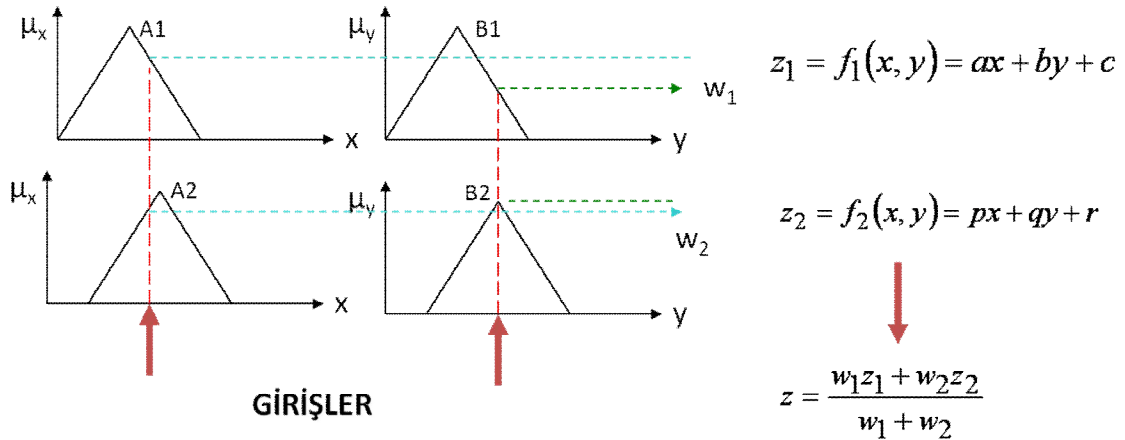
Şekil 2.7 Mamdani modeli - Maksimum çarpım yöntemi

2.2.2 Sugeno Bulanık Modeli

Sugeno bulanık modelindeki tipik bulanık kuralı aşağıdaki forma sahiptir:

$$\text{EĞER } x = A \text{ VE } y = B \text{ İSE } z = f(x, y)$$

Burada A ve B giriş bulanık kümeleri, $z = f(x, y)$ ise x ve y'ye bağlı keskin çıkış veren bir fonksiyondur. Şekil 2.8 birinci dereceden Sugeno bulanık modelinin bulanık çıkarım mekanizmasını gösterir. Her bir kural keskin çıkışa sahip olduğundan sonuç her kuralın keskin çıkışlarının ağırlıklı ortalaması alınarak bulunur.



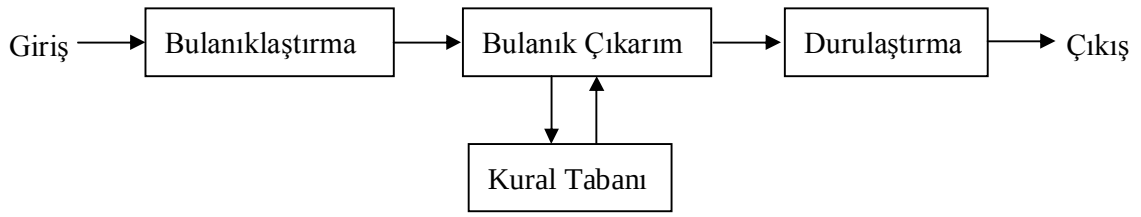
Şekil 2.8 Sugeno bulanık modeli

Sugeno modelindeki yaklaşım Mamdani modelindeki durulama işlemindeki işlem yükü ve zaman kaybını gideren basit ve fonksiyonel bir yaklaşımdır. Ayrıca on-line sistem modelleme

ve kontrol tasarımına çok uygun bir mekanizmadır.

2.3 Bulanık Modelleme

Bulanık mantıkla modellemedeki üç temel basamak, bulanıklaştırma, bulanık çıkarım ve durulama olarak sıralanabilir. Bulanık modelleme aşamaları Şekil 2.9’da verilmiştir. Bulanıklaştırma aşamasında, girişler bulanıklaştırılır. Girişlerin, uygun bulanık kümeler üyeli dereceleri, üyelik fonksiyonları oluşturularak belirlenir. Bulanık çıkarım aşaması, üyelik fonksiyonlarını ve “eğer-öyleyse” kurallarını kullanarak bir bulanık kümenin diğeriyle ilişkilendirilmesinden oluşur. Durulama (Berraklaştırma): Bulanık çıkış kümesinin, bir kesin çıkış kümesine dönüştürülmesidir. En sık kullanılan durulama yöntemleri; ağırlık merkezi yöntemi, maksimumların ortalaması yöntemi ve en büyük maksimum yöntemidir (Şenol, 1999).



Şekil 2.9 Bulanık modelleme blok şeması

2.3.1 Durulama Yöntemleri

Durulama (berraklaştırma) kısmında çıkarım biriminin bulanık küme çıkışları üzerinde gerekli ölçekleme değişiklikleri yapılır ve bunları gerçek sayılara dönüştürme işlemi gerçekleştirilir. Durulama işleminde çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Aşağıdaki durulama yöntemlerinde u bulanık değer, u^* ise durulaştırılmış değeri gösterir.

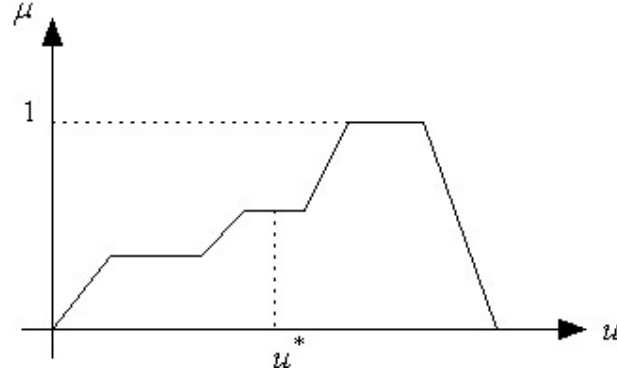
2.3.1.1 Ağırlık Merkezi Yöntemi

Durulastırmada en çok kullanılan yöntemdir ve ağırlık merkezi hesaplanarak yapılır.

Matematiksel olarak:

$$u^* = \frac{\int \mu(u) \cdot u \cdot du}{\int \mu(u) \cdot du} \quad (1.6)$$

olarak gösterilir.



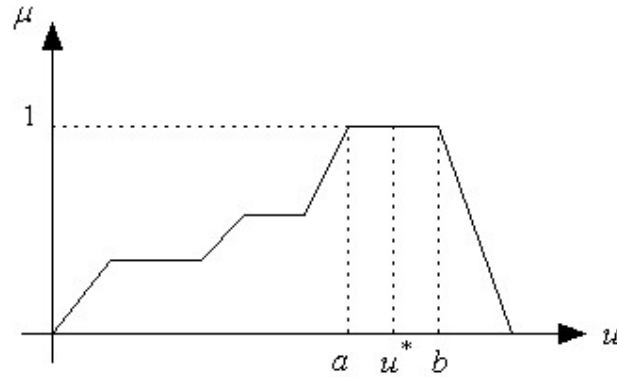
Şekil 2.10 Ağırlık merkezi yöntemi

2.3.1.2 Üyelik Fonksiyonlarının En Yüksek Noktalarının Ortalaması Yöntemi

Şekil 2.11'deki gibi maksimum üyelik derecesine sahip olan birden fazla değer var ise bu yöntem uygulanır. Bu durumda ortalama alınarak duru değer belirlenir. Matematiksel olarak:

$$u^* = \frac{(a + b)}{2} \quad (1.7)$$

olarak gösterilir.



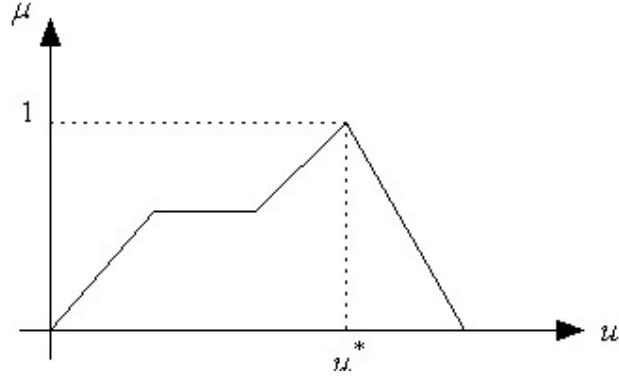
Şekil 2.11 En yüksek noktaların ortalaması yöntemi

2.3.1.3 En Büyük Maksimum Yöntemi

Kuralların en büyük üyelik derecesine sahip olan işarete karşılık gelen duru değer dikkate

alınır. Matematiksel olarak:

$$\mu A(u^*) \geq \mu A(u) \quad (1.8)$$



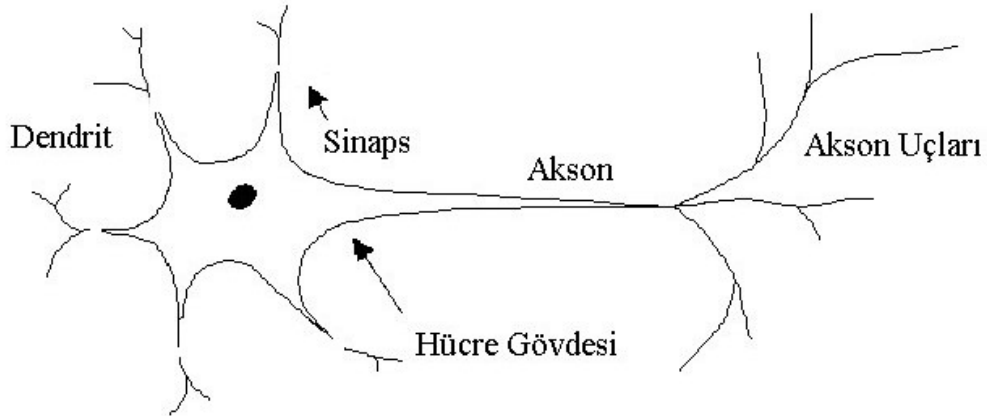
Şekil 2.12 En büyük maksimum yöntemi

3. YAPAY SİNİR AĞLARI

Son yıllarda sınıflama, doğrulama ve tanıma problemlerinde sıkça kullanılan yöntemlerden biri olan YSA'lar insan beyninin çalışma prensibi üzerine oluşturulmuştur. YSA'lar giriş ve çıkış verilerini kullanarak algoritmalar geliştirir ve bu şekilde sistemin davranışını öğrenir. Bu davranıştan bir genelleştirme çıkararak test örneklerine çözüm üretir. Donanımla (sayısal, analog, optik) ve yazılımla (Matlab, C, Pspice, ...) gerçekleştirilebilirler. Bir bilgisayarla beyni karşılaştırarak sinir ağlarının önemini daha iyi kavrayabiliriz. Bilgisayarlar seri çalışır ve hataya tolerans yoktur. Giriş verilerine duyarlıdır yani bir adımdaki yanlış hesaplama sonucu çok değiştirir. Ayrıca tam tanımlı komut dizini gereklidir. Sayısal olarak çalışır ve hızlıdır. Beyin ise paralel çalışır, adaptiftir ve hataya toleranslıdır. Giriş verilerine duyarsızdır yani birimlerin yapılan ana işe katkıları azdır ve analog olarak çalışır (Şenol, 2004).

3.1 Biyolojik Nöron

Merkezi sinir ağında bilgiler, alıcı ve tepki sinirleri arasında ileri ve geri besleme yönünde değerlendirilerek uygun tepkiler üretilir. Bu yönüyle biyolojik sinir sistemi, kapalı çevrim denetim sisteminin karakteristiklerini taşır. Şekil 3.1'de bir biyolojik nöron modeli görülmektedir.



Şekil 3.1 Biyolojik nöron modeli

Merkezi sinir sisteminin temel işlem elemanı, sinir hücresidir (nöron) ve insan beyninde yaklaşık 10^{11} sinir hücresi olduğu tahmin edilmektedir. Sinir hücresi; hücre gövdesi, dendritler ve aksonlar olmak üzere 3 bileşenden meydana gelir. Dendritler, diğer hücrelerden aldığı bilgileri hücre gövdesine bir ağaç yapısı şeklinde ince yollarla iletir. Aksonlar ise elektriksel darbeler şeklindeki bilgiyi hücreden dışarı taşıyan daha uzun bir yoldur.

Aksonların bitimi, ince yollara ayrılabilir ve bu yollar, diğer hücreler için dendritleri oluşturur.

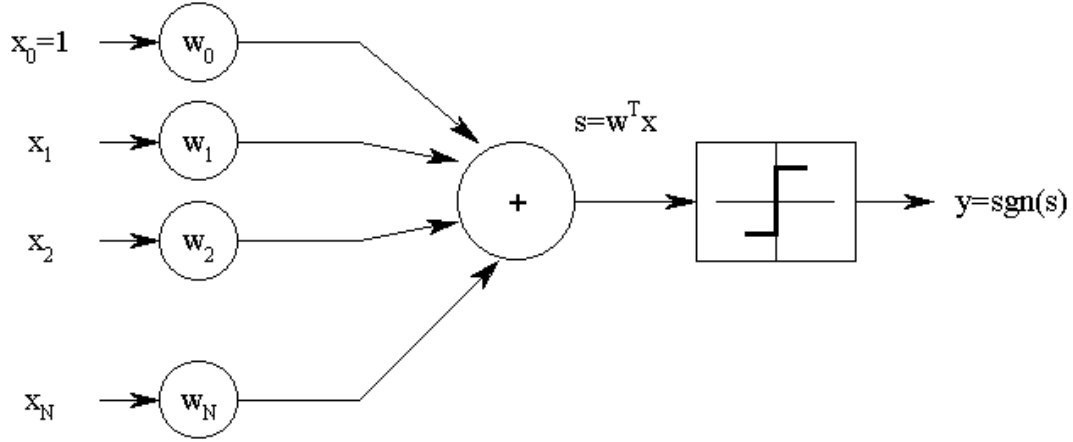
3.2 Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri ve Kullanıldığı Yerler

Nöral sistemler eğitilebilir sistemlerdir. Sistem değişen koşullara uyar yani adaptiftir ayrıca lineer değildir. Nöral Sistemlerin en genel uygulama alanı örnek tanıma üzerinedir. Bunun yanı sıra Görüntü İşleme ve İşaret İşleme alanlarında da kullanılır. Askeri Sistemlerde radar işaretleri ve denizaltında mayın bulmak, silahların otomasyonu ve hedef izleme, nesneleri/görüntüleri ayırma ve tanıma, yeni algılayıcı tasarımı ve gürültü önleme v.s gibi olaylarda kullanılmaktadır. Tıpta hastalık teşhisinde, işaretlerin incelenmesinde (EKG-kalbin elektriksel işareti, EMG-kasların elektriksel işareti, EEG-beynin elektriksel işareti v.b. işaretler) ve tıbbi görüntülerin incelenmesinde (tomografi, MR, ultrason v.b. görüntüler) kullanılır. Diğer kullanım yerleri: Finansal Sistemler, Kontrol (Uçaklarda otomatik pilot sistemi otomasyonu, ulaşım araçlarında otomatik yol bulma/gösterme, robot sistemlerin kontrolü, doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü, elektrikli sürücü sistemlerin kontrolü v.s.), Güç Sistemleri ve Güvenlik alanlarıdır (Şenol, 2004).

3.3 Yapay Sinir Modeli

İnsan beyninin 10^{11} sinir hücresinden ve yaklaşık 60 trilyon sinaps bağlantısından oluştuğu düşünülürse son derece karmaşık ve etkin bir yapı olduğu anlaşılır. Diğer taraftan bir sinir hücresinin tepki hızı, günümüz bilgisayarlarına göre oldukça yavaş olmakla birlikte duysal bilgileri son derecede hızlı değerlendirebilmektedir. Bu nedenle insan beyni; öğrenme, birleştirme, uyarılma ve genelleştirme yeteneği nedeniyle son derece karmaşık, doğrusal olmayan ve paralel dağılmış bir bilgi işleme sistemi olarak tanımlanabilir. Bu yapısından dolayı beynin üstün özellikleri üzerinde çalışılmış ve nöro fiziksel yapısından esinlenerek matematiksel modeli çıkarılmaya çalışılmıştır.

Bu modele değinmeden önce bazı temel kavramları açıklamalıyız. İşlem elemanı “nöronlar”dır. Her bir giriş için bir “aktivasyon durumu” ve birimler arasında W_i ile gösterilen “bağlantılar” var. Bir birimin dış girişleri arasında hangisinin etkili olduğunu gösteren bir propogasyon kuralı vardır. Bu kural ile etkili giriş belirlenir. y ile gösterilen bir aktivasyon fonksiyonu ile o andaki etkili giriş ve propogasyona göre nöron cevap verir ya da vermez. Buna göre bir nöron Şekil 3.2’deki gibi modellenabilir.



Şekil 3.2 İşlem elemanının modeli

3.4 Kullanılan YSA Yapıları

Bu tezde hibrid yapı içinde yapay sinir ağı olarak, Çok Katmanlı Algılayıcılar, Radyal Temelli Fonksiyonlu Ağlar ve Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağları uygulanmıştır.

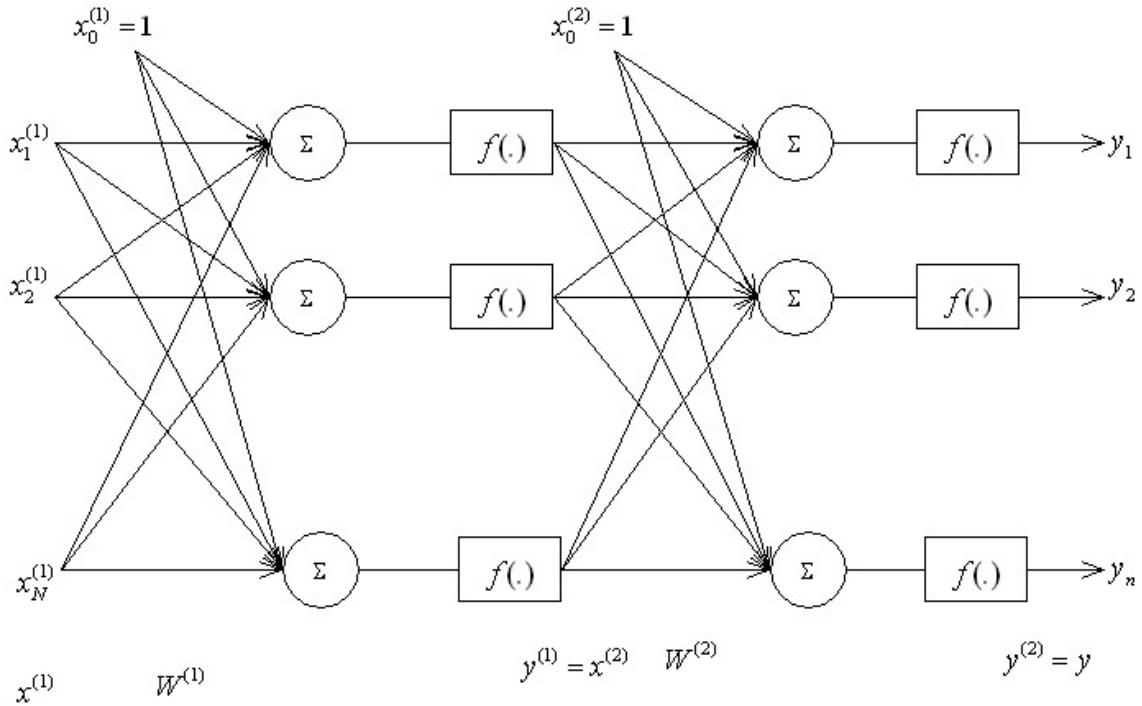
3.4.1 Çok Katmanlı Algılayıcılar (Multilayer Perceptron - ÇKA)

En genel yapısıyla ÇKA modeli, bir giriş katmanı, bir veya daha fazla ara katman, bir de çıkış katmanından oluşur. Bilgi akışı daima ileri doğrudur. Bu yüzden ileri beslemeli ağ modeli de denir. Giriş katmanındaki nöron sayısı problemdeki giriş sayısına bağlıdır. Ara katman sayısı ve ara katmanlardaki nöron sayısı deneme-yanılma yolu ile bulunur. Çıkış katmanındaki nöron sayısı ise yine uygulanan probleme dayanılarak belirlenir. Pratikte 3 katmandan fazla katman kullanılmaz. Katman sayısına giriş katmanı dahil değildir. Örneğin: 1 tane saklı katman varsa 2 katmanlı ağ, 2 tane saklı katman varsa 3 katmanlı ağ denir. Saklı katmanlarda non-lineer çıkış katmanında ise lineer fonksiyonlar vardır. 2 katmanlı ÇKA yapısı Şekil 3.3'te görülmektedir.

3.4.2 Radyal Temelli Fonksiyonlu Ağlar (Radial Basis Function – RTFA)

Çok katmanlı YSA'nın tasarımında eğitimci geriye yayılım öğrenme algoritması bir en iyileme uygulamasıdır. Radyal temelli fonksiyon ağı tasarımı ise çok boyutlu uzayda eğri uydurma yaklaşımıdır ve bu nedenle RTFA'nın eğitimi, çok boyutlu uzayda eğitim verilerine en uygun bir yüzeyi bulma problemine dönüşür. RTFA'nın genellemesi ise eğitim sırasında

bulunan çok boyutlu yüzeyin kullanılmasına eşdeğerdir. Radyal temelli fonksiyonlar, sayısal analizde çok değişkenli problemlerin çözümünde kullanılmış ve YSA'nın gelişmesi ile birlikte bu fonksiyonlardan YSA tasarımında yararlanılmıştır. RTFA, ileri beslemeli YSA yapılarına benzer şekilde giriş, saklı ve çıkış katmanından oluşur ancak, giriş katmanından saklı katmana dönüşüm, radyal tabanlı aktivasyon fonksiyonları ile doğrusal olmayan sabit bir dönüşümdür. Saklı katmandan çıkış katmanına ise doğrusal bir dönüşüm gerçekleştirilir. Şekil 3.4'te en genel gösterimiyle bir RTFA yapısı verilmiştir. RTFA'da uyarlanabilecek serbest parametreler; merkez vektörleri, radyal fonksiyonların genişliği ve çıkış katman ağırlıklarıdır.



Şekil 3.3 İki katmanlı ÇKA yapısı

Çıkış katmanı doğrusal olduğundan ağırlıklar, eğim düşme ya da doğrusal en iyileme yöntemleri ile kolayca bulunabilir. Merkezler, girişler arasından rastgele ve sabit olarak seçilebilmekle birlikte RTFA'nın performansını iyileştirmek amacıyla merkez vektörlerinin ve genişliğin uyarlanması için çeşitli yöntemler geliştirilmiştir. Merkez vektörleri, eğim düşme yöntemine göre eğitici öğrenme algoritması ile uyarlanarak, dik en küçük kareler yöntemi ile ya da kendiliğinden düzenlemeli yöntemle giriş örneklerinden öbekleme yapılarak

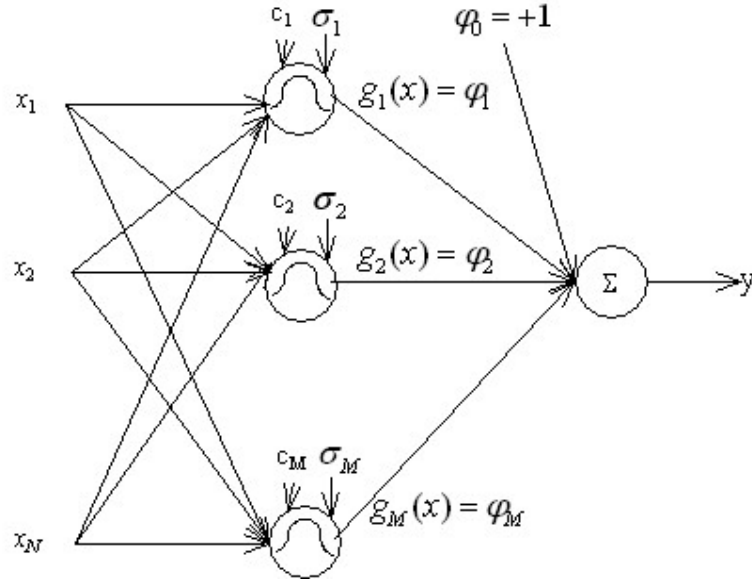
belirlenebilir. RTFA'nın genel matematiksel ifadesi aşağıda verilmiştir.

$$G(x) = \sum_{i=1}^N W_{ij} \varphi_i(x) \quad (3.1)$$

Burada W_{ij} saklı katmandaki i. nörondan çıkış katmanındaki j. nöron arasındaki ağırlığı, $\varphi_i(x)$ ise aktivasyon fonksiyonunu gösterir.

RTFA'da saklı katman aktivasyon fonksiyonu olarak genellikle Gauss Fonksiyonu kullanılır. Gauss Fonksiyonu x giriş vektörünü, c_i merkezi, $\|x - c_i\|$ standart Öklid uzaklığını, σ_i de genişliği göstermek üzere aşağıdaki şekilde ifade edilir (Şenol, 2004).

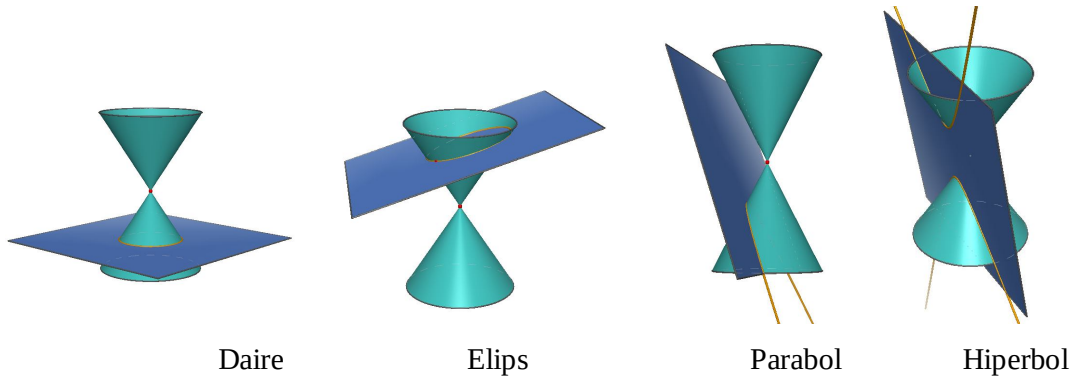
$$\varphi(r) = \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right) \quad (3.2)$$



Şekil 3.4 RTFA modeli

3.4.3 Konik Kesit Fonksiyonlu Sinir Ağı (Conic Section Function Neural Network-KKFSA)

Matematiksel olarak konik kesitler; bir düzlemde sabit bir noktaya (odak) olan mesafeleri ile bir doğruya olan mesafelerinin oranlarının birbirine eşit olduğu noktaların yer eğrisidir. Eğrinin şekli bu oran ile belirlenir. Bu oran koninin dış merkezliği olarak da adlandırılır ve e ile gösterilir. $0 < e < 1$ ise konik kesit bir elips, $e = 1$ ise parabol, $e > 1$ ise hiperboldür. $e = 0$ ifadesi elips düzleminin özel bir durumunu oluşturan daireyi belirler. Şekil 3.5’de bu konik kesit düzlemler gösterilmektedir.



Şekil 3.5 Koni ile düzlemin kesişimiyle oluşan konik kesit düzlemler

Konik kesit fonksiyonlu sinir ağının ana fikri, ÇKA ve RTFA ağlarının bir arada kullanılmasıdır. Yeni yayılım kuralı, (ÇKA ve RTFA yayılım kurallarını içeriyor) bir koninin analitik denklemleri kullanılarak elde edilebilir. Şekil 3.6 bu ağların yapısını göstermektedir. Burada x , sağ dairesel koninin üzerinde herhangi bir nokta, $\omega \in [-\pi/2, \pi/2]$ aralığında herhangi bir değer, v koninin tepe noktası ve a koninin eksenini tanımlayan birim vektör olsun. Böylece dairesel koninin denklemi

$$(\vec{x} - \vec{v})\vec{a} = \cos \omega \|(\vec{x} - \vec{v})\| \quad (3.3)$$

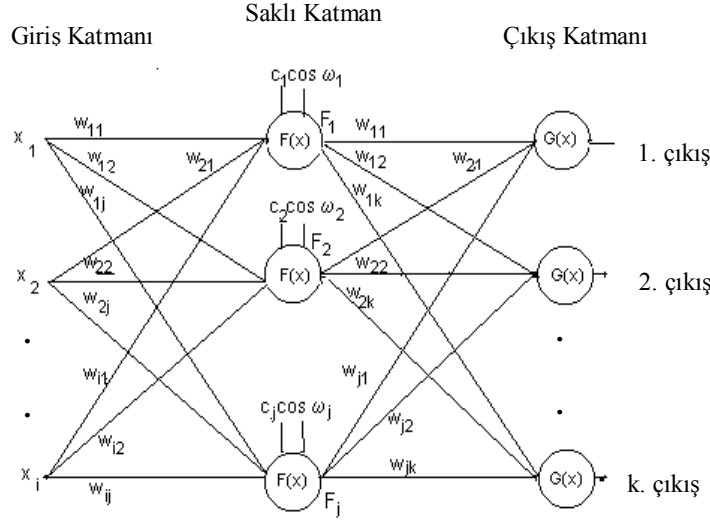
olmaktadır. İki boyutlu uzay için vektörler ve koordinatları $x=(x_1, x_2)$, $v=(v_1, v_2)$ ve $a=(a_1, a_2)$ ise 3.3 denklemi aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$(x_1 - v_1)a_1 + (x_2 - v_2)a_2 = \cos \omega \sqrt{(x_1 - v_1)^2 + (x_2 - v_2)^2} \quad (3.4)$$

Konik kesit fonksiyonlu sinir ağının yayılım kuralı 3.4 denklemi ile tanımlanır. Bütün bunları

n-boyutlu giriş uzayı için genellersek 3.5 denklemini elde ederiz.

$$\sum_{i=1}^{n+1} (x_i - v_i) a_i = \cos \omega \sqrt{\sum_{i=1}^{n+1} (x_i - v_i)^2} \quad (3.5)$$



Şekil 3.6 Konik kesit fonksiyonlu sinir ağı modeli

Açılma açısı (2ω) 90 derece olduğunda x noktaları ve v arasındaki uzaklık dairenin yarıçapına eşit olduğundan dairenin merkez koordinatı c , v 'nin yerine kullanılabilir. 3.5 denkleminin sağ tarafı sol tarafından çıkarıldığında konik kesit fonksiyonlu sinir ağının yayılım kuralı aşağıdaki gibi elde edilir.

$$y_j = \sum_{i=1}^{n+1} (x_i - c_{ij}) a_{ij} - \cos \omega_j \sqrt{\sum_{i=1}^{n+1} (x_i - c_{ij})^2} \quad (3.6)$$

burada a_{ij} ÇKA'daki giriş ile saklı katman arasındaki ağırlıkları (w_{ij}), c_{ij} RTFA'daki merkez koordinatlarını, i ve j giriş ve saklı katmanı gösteren indislerdir. Bu durumda y_j , konik kesit fonksiyonlu sinir ağının aktivasyon değeridir. (3.6) eşitliğinin birinci kısmında ağırlıklı toplama işleminin yapıldığı, ikinci kısmında ise öklid uzaklığının hesaplandığı görülmektedir. Açılma açısının değişimi ile ağın karar sınırları hiperdüzlem ile hiperküre arasında değişmekte, açının değerine göre eliptik, parabolik ve hiperbolik düzlemler oluşturulmaktadır. Hiperdüzlemin ÇKA, hiperkürenin de RTFA'nın karar sınırları olduğu göz önüne alınırsa eşitliğin ÇKA ve RTFA ağlarının yayılım kurallarını büyük ölçüde barındırdığı söylenebilir.

KKFSA'nın eğitimindeki amaç, hata fonksiyonunu minimize edecek şekilde ağırlık, merkez ve açılma açısı parametrelerinin güncellenmesi esasına dayanır. Ağı eğitiminde, eğim düşümü (gradient descent) yöntemine dayanan geriye yayılım algoritması kullanılmıştır. Bu algoritma ile ağ üzerinde tüm parametreler iteratif olarak güncellenmektedir. Eğitim, parametrelerin başlangıç değerlerine atanması ile başlar, hatanın kabul edilebilir bir değerine gelinceye kadar devam eder. Ağa uygulanan her bir örnek için karesel kata değeri hesaplanarak ağı toplam karesel hatası p .örnek için aşağıdaki şekilde formüle edilebilir.

$$E^p = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^r (d_k^p - a_k^p)^2 \quad (3.7)$$

Burada d ve a , p . örnek için sırasıyla hedef ve çıkış değerini; k ise çıkış katmanındaki nöron sayısını gösterir. Karesel hatayı minimum yapmak için eğim düşümü yöntemi kullanılır. Karesel hata fonksiyonunun w 'ya göre gradyeninin negatifi doğrultusunda hareket edilerek hata azaltılır. Çıkış katmanının yerel gradient değeri δ_k , saklı katmanın lokal gradient değeri δ_j ile gösterirsek (3.8) ve (3.9) eşitlikleri elde edilmiş olur.

$$\delta_k = -\frac{\partial E}{\partial y_k} = (d_k - a_k) \cdot f'(y_k) \quad (3.8)$$

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial y_j} = f'(y_j) \cdot \sum_{k=1}^r (\delta_k \cdot w_{jk}) \quad (3.9)$$

$f'(\cdot)$ aktivasyon fonksiyonunun türevini ifade eder. Zincir kuralına göre türev alınarak, her bir örnek ağa sunulur ve ağırlık, merkez ve açılma açısı değerlerinin değişim miktarı hesaplanır. Çıkış katmanına bağlı ağırlıklar (3.10), saklı katmana bağlı ağırlıklar (3.11), saklı katmandaki merkezler (3.12) ve saklı katmandaki açı değerleri (3.13)'deki şekilde güncellenir.

$$\Delta w_{jk} = -\gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = \gamma \cdot \delta_k \cdot a_j \quad (3.10)$$

$$\Delta w_{ij} = -\gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \gamma \cdot \delta_j \cdot (x_i - c_{ij}) \quad (3.11)$$

$$\Delta c_{ij} = -\gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} = \gamma \cdot \left[-w_{ij} + \cos(\omega_j) \cdot \frac{x_i - c_{ij}}{\|x_i - c_{ij}\|} \right] \quad (3.12)$$

$$\Delta \omega_{ij} = -\gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \gamma \cdot \delta_j \cdot \sin(\omega_j) \cdot \|x_i - c_{ij}\| \quad (3.13)$$

$$\Delta w(t+1) = -\gamma \cdot \frac{\partial E}{\partial w} + \alpha \cdot \Delta w(t) \quad (3.14)$$

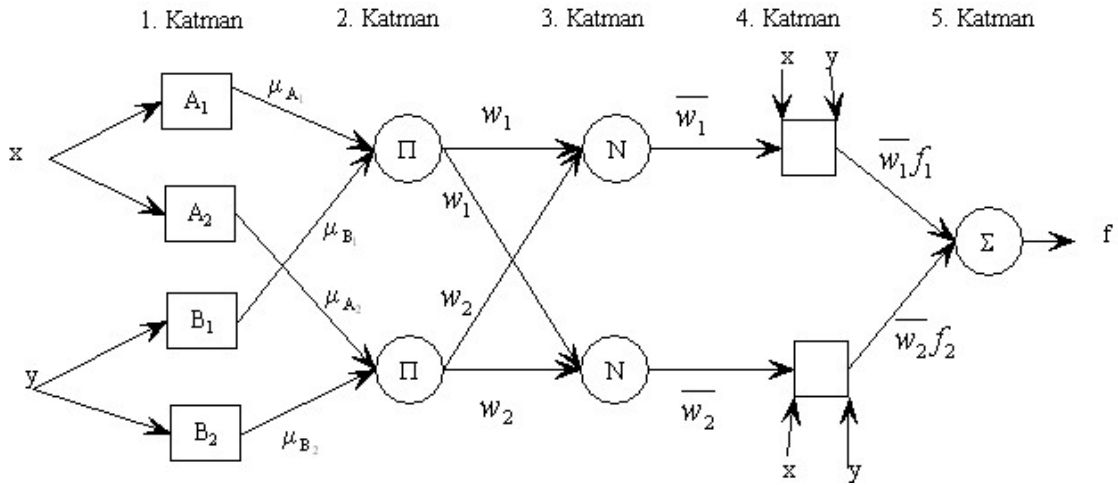
Burada γ , öğrenme oranını gösterir. Öğrenme oranı, ağırlıkların değişim miktarını ve optimuma yakınsama hızını belirleyen bir katsayıdır. Bu oran büyük seçildiğinde, lokal minimuma takılıp osilasyon yapabilir ve ağ hatanın minimuma yakınsayacağı ağırlık değerine ulaşamaz. Bu oran küçük seçildiğinde ise öğrenme oldukça yavaş olur. Hem öğrenme sürecini hızlandırmak hem de osilasyonu önlemek amacıyla güncelleme eşitliklerine momentum terimi α eklenir. Momentum terimi ile bir önceki ağırlıkların değişim etkisi güncelleme işleminde hesaba katılır. (Şenol, 2004; Erkmen, 2007)

4. BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞI HİBRİD YAPILARI

YSA'ların öğrenme ve en uygununu bulma yeteneği, bulanık mantığın insan gibi karar verebilme ve uzman bilgisi sağlama kolaylığı gibi özellikleriyle birleştirilmiş ve bulanık – sinir hibrid ağ yapısı fikri ortaya çıkmıştır. Günümüzde sıklıkla kullanılan bulanık-sinir ağı hibrid yapıları arasında ANFIS, Falcon, FuNe, RuleNet, Nefclass ve Nefcon sayılabilir. Bunlardan özellikle ANFIS araştırmacılar arasında en sık kullanılan yapıdır.

4.1 ANFIS (Adaptive Network-based Fuzzy Inference System) Yapısı

ANFIS'in öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayımlı öğrenme algoritmasının bir arada kullanılmasından oluşan hibrid öğrenme algoritmasıdır. ANFIS yapısı toplam 5 katmandan oluşmaktadır. Bu yapı Şekil 4.1'de gösterilmiştir.



Şekil 4.1 ANFIS mimarisi

1. katmandaki i . düğümün çıkışını $O_{1,i}$ olarak tanımlarsak ANFIS yapısındaki her bir katmana ait düğüm işlevleri ve katmanların işleyişi sırasıyla şöyledir:

1. Katman: Bulanıklaştırma katmanı olarak adlandırılır. Giriş değerlerini bulanık kümelerle ayırmada üyelik fonksiyonu olarak eşitlik (1.5)'deki gibi tanımlanan genelleştirilmiş çan eğrisi aktivasyon fonksiyonunu kullanmaktadır. Burada, her bir düğümün çıkışı, giriş değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır.

1. katman çıkışı $O_{1,i}$ matematiksel olarak eşitlik (4.2)'deki gibi tanımlıdır.

$$\begin{aligned} O_{1,i} &= \mu_{A_i}(x) \quad i = 1 \text{ ve } 2 \text{ için} \\ O_{1,i} &= \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i = 3 \text{ ve } 4 \text{ için} \end{aligned} \quad (4.2)$$

2. Katman: Kural katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı 1. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır. 2. katman çıkışı $O_{2,i}$ matematiksel olarak eşitlik (4.3)'teki gibi tanımlıdır.

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1, 2. \quad (4.3)$$

3. Katman: Normalizasyon katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul eder ve her bir kuralın normalleştirilmiş değerini verir. 3. katman çıkışı $O_{3,i}$ matematiksel olarak eşitlik (4.4)'teki gibi tanımlıdır.

$$O_{3,i} = \overline{w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2., \quad (4.4)$$

4. Katman: Ağırlıklandırma katmanıdır. Bu katmanındaki her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. 4. Katman çıkışı $O_{4,i}$ matematiksel olarak eşitlik (4.5)'teki gibi tanımlıdır. Buradaki (p_i, q_i, r_i) parametreleri, i . kuralın sonuç parametreleri kümesidir.

$$O_{4,i} = \overline{w_i} f_i = \overline{w_i} (p_i x + q_i y + r_i) \quad (4.5)$$

5. Katman: Toplama katmanıdır. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve Σ ile etiketlenmiştir. Burada, 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir. 5. katman çıkışı $O_{5,i}$ matematiksel olarak eşitlik (4.6)'daki gibi tanımlıdır (Jang v.d, 1997).

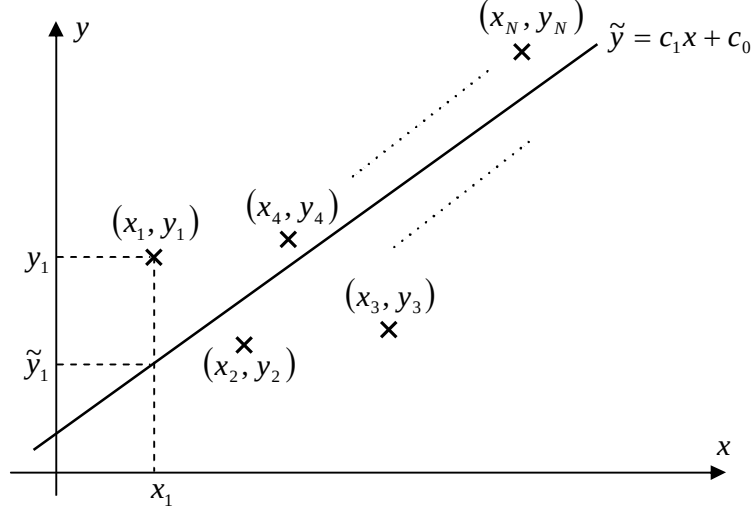
$$O_{5,i} = \sum_i \overline{w_i} f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (4.6)$$

Bu yapıdan ve Jang'ın (1997) çalışmasından anlaşıldığı üzere ANFIS aslında bulanık mantık ve en küçük kareler (Least Squares) yönteminin birleşimidir. Bu amaçla tezin bundan sonraki kısmında Bulanık – LS çıkarımları yapılmış ve ANFIS sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır.

4.2 Birinci Dereceden Bir Değişkenli (x) Doğrusal Regresyon

Bağlanım olarak dilimize çevrilen regresyon, ölçülebilen bir veya daha fazla değişkenin, üzerinde etkili olduğu düşünülen başka bir değişkenle arasındaki ilişkinin modellenmesidir. n.dereceden regresyon, regresyon terimi içindeki değişkenlerin kuvvetleri toplamının sıfırdan n'e kadar olmasıdır. İki çeşit regresyon vardır:

1. Lineer Regresyon (derece=1)
2. Nonlinear Regresyon (derece>1)



Şekil 4.2 (x_i, y_i) data çiftleri

$(x_i, y_i) \quad i = 1, \dots, N$ data çiftlerini arasında belli bir yaklaşıklıkla doğrusal bir ilişki olduğunu düşünerek, bu ilişkiyi aşağıdaki gibi bir doğru denklemi ile ifade edebiliriz. Şekil 4.2’de bu data çiftleri ve doğru denklemi gösterilmektedir.

$$\tilde{y} = c_1 x + c_0 \quad (4.7)$$

$\tilde{y}_i$, $\tilde{y} = c_1 x + c_0$ doğrusunun x_i deki ordinatı olmak üzere, yaptığımız yaklaşıklıkta dolayı y_i ile $\tilde{y}_i$ aynı olmayacak, eğitime çifti başına $\varepsilon_i = y_i - \tilde{y}_i$ gibi hata ortaya çıkacaktır. Amacımız, toplam karesel hatayı minimize (Least Squares Method) edecek şekilde c_1 ve c_0 katsayılarını bulmak. Toplam karesel hata:

$$\begin{aligned} S &= \sum_{i=1}^N \varepsilon_i^2 \\ &= \sum_{i=1}^N (y_i - \tilde{y}_i)^2 \\ &= \sum_{i=1}^N (y_i - c_1 x_i - c_0)^2 \end{aligned} \quad (4.8)$$

Şimdi de toplam karesel hatayı c_1 ve c_0 a göre minimize edelim:

$$\frac{\partial S}{\partial c_1} = -2 \sum_{i=1}^N x_i (y_i - c_1 x_i - c_0) = 0 \quad (4.9)$$

$$\frac{\partial S}{\partial c_0} = -2 \sum_{i=1}^N (y_i - c_1 x_i - c_0) = 0 \quad (4.10)$$

Bu denklemler aşağıdaki gibi yeniden düzenlenebilir:

$$c_1 \sum_{i=1}^N x_i^2 + c_0 \sum_{i=1}^N x_i = \sum_{i=1}^N x_i y_i \quad (4.11)$$

$$c_1 \sum_{i=1}^N x_i + c_0 \underbrace{\sum_{i=1}^N 1}_N = \sum_{i=1}^N y_i \quad (4.12)$$

Cramer metodu kullanılarak bu denklemlerin çözümünden c_1 ve c_0 aşağıdaki gibi elde edilir:

$$c_1 = \frac{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^N x_i y_i & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N y_i & N \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & N \end{vmatrix}} = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2} \quad (4.13)$$

$$c_0 = \frac{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & \sum_{i=1}^N y_i \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & N \end{vmatrix}} = \frac{\left(\sum_{i=1}^N x_i^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N y_i \right) - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N x_i y_i \right)}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2} \quad (4.14)$$

(4.7) eşitliğindeki doğrusal regresyonun c_1 ve c_0 katsayıları yukarıdaki gibi elde edilir.

4.2.1 Alternatif Yöntem (Vektörel Boyutta):

(4.7) eşitliği aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\tilde{y} = \begin{bmatrix} 1 & x \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \end{bmatrix} \quad (4.15)$$

Bundan yararlanarak,

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}}_{\underline{y}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_N \end{bmatrix}}_{\underline{X}} \underbrace{\begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \end{bmatrix}}_{\underline{c}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix}}_{\underline{\varepsilon}} \Rightarrow \underline{y} = \underline{X} \underline{c} + \underline{\varepsilon} \quad (4.16)$$

yazılabilir. $\underline{c}$ vektörünün LS çözümü, $\min_{\underline{c}} \|\underline{y} - X\underline{c}\|^2$ 'nin çözümü olup, pratik olarak bu çözüme hata vektörünü ($\underline{\varepsilon}$) yoksayarak varılabilir. O zaman

$$\underline{c} = (X^T X)^{-1} X^T \underline{y} \quad (4.17)$$

olacaktır. Burada;

$$X^T X = \begin{bmatrix} N & \sum_{i=1}^N x_i \\ \sum_{i=1}^N x_i & \sum_{i=1}^N x_i^2 \end{bmatrix} \Rightarrow (X^T X)^{-1} = \frac{1}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & -\sum_{i=1}^N x_i \\ -\sum_{i=1}^N x_i & N \end{bmatrix}$$

ve

$$X^T \underline{y} = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i \end{bmatrix}$$

Dolayısıyla

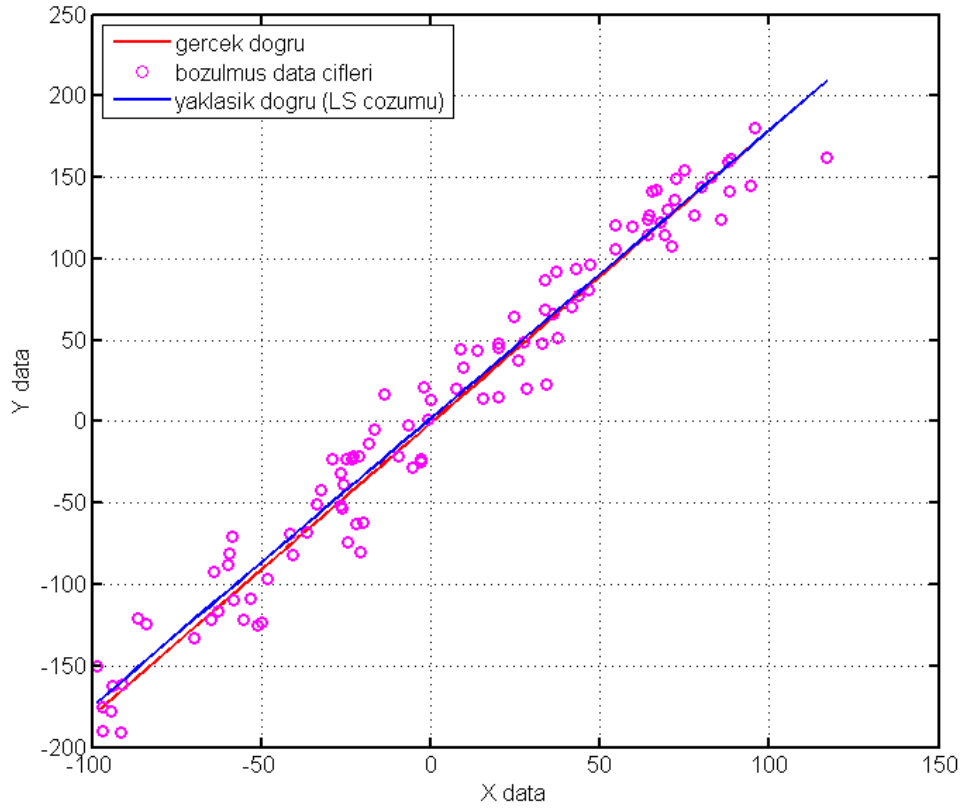
$$\underline{c} = (X^T X)^{-1} X^T \underline{y} \Rightarrow \begin{bmatrix} c_0 \\ c_1 \end{bmatrix} = \frac{1}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^2 & -\sum_{i=1}^N x_i \\ -\sum_{i=1}^N x_i & N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i y_i \end{bmatrix}$$

bulunur. Bu sonuçla, c_0 ve c_1 katsayılarını ayrı ayrı yazarsak (4.18) eşitliği elde edilir.

$$c_0 = \frac{\left(\sum_{i=1}^N x_i^2 \right) \left(\sum_{i=1}^N y_i \right) - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N x_i y_i \right)}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2} \quad (4.18)$$

$$c_1 = \frac{N \sum_{i=1}^N x_i y_i - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right) \left(\sum_{i=1}^N y_i \right)}{N \sum_{i=1}^N x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^N x_i \right)^2}$$

Dikkat edilirse bu sonuçlar (4.13) ve (4.14)'deki sonuçlarla aynıdır. Bu iki yöntem karşılaştırıldığında, bu katsayıları matlabda hesaplatmak için vektörel yöntemin daha uygun olduğu açıktır. Yapılması gereken, (4.17) eşitliğindeki gibi vektörel boyutta düzenleme yapıp $\underline{X}$ ve $\underline{y}$ yi elde ettikten sonra (4.18)'den $\underline{c}$ yi çözmektir. Şekil 4.3'te gerçek doğrudan alınmış ve bir şekilde bozulmuş datalardan elde edilen yaklaşık doğru görülmektedir.



Şekil 4.3 En küçük kareler yaklaşımı

4.3 Birinci Dereceden Bir Değişkenli Bulanık Regresyon

Bu yapıda sadece bir giriş değişkeni olduğundan herhangi bir bulanık kural için üyelik değerleri, o girişe karşılık düşen üyelik fonksiyonu değeridir.

KURAL 1: $\tilde{y}_{1,i} = c_{10} + c_{11}x_i$

KURAL 2: $\tilde{y}_{2,i} = c_{20} + c_{21}x_i$

.

KURAL k: $\tilde{y}_{k,i} = c_{k0} + c_{k1}x_i$

.

KURAL K: $\tilde{y}_{K,i} = c_{K0} + c_{K1}x_i$

Sugeno çıkışında i . data için her bir kuralda $\alpha_{1,i}, \alpha_{2,i}, \dots, \alpha_{K,i}$ ağırlıkları vardır.

$$\tilde{y}_i = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,i} \tilde{y}_{k,i}}{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,i}} \quad (4.19)$$

Burada $\bar{\alpha}_{k,i} = \frac{\alpha_{k,i}}{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,i}}$ olsun.

$$\tilde{y}_i = \sum_{k=1}^K \bar{\alpha}_{k,i} \tilde{y}_{k,i} \quad (4.20)$$

$$\tilde{y}_{k,i} = \begin{bmatrix} 1 & x_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{k0} \\ c_{k1} \end{bmatrix} \quad (4.21)$$

(4.21) eşitliğini (4.20)'de yerine koyarsak:

$$\tilde{y}_i = \sum_{k=1}^K \bar{\alpha}_{k,i} (c_{k0} + c_{k1} x_i) \quad (4.22)$$

$$\tilde{y}_i = \bar{\alpha}_{1,i} \begin{bmatrix} 1 & x_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{10} \\ c_{11} \end{bmatrix} + \bar{\alpha}_{2,i} \begin{bmatrix} 1 & x_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{20} \\ c_{21} \end{bmatrix} + \dots + \bar{\alpha}_{K,i} \begin{bmatrix} 1 & x_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{K0} \\ c_{K1} \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

$$\tilde{y}_i = \bar{\alpha}_{1,i} \underline{x}_i^T \underline{c}_1 + \bar{\alpha}_{2,i} \underline{x}_i^T \underline{c}_2 + \dots + \bar{\alpha}_{K,i} \underline{x}_i^T \underline{c}_K$$

$$\tilde{y}_i = \begin{bmatrix} \bar{\alpha}_{1,i} \underline{x}_i^T & \bar{\alpha}_{2,i} \underline{x}_i^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,i} \underline{x}_i^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{c}_1 \\ \underline{c}_2 \\ \vdots \\ \underline{c}_K \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

(4.24) denklemini N data çifti için genelleştirirsek: $((x_i, y_i), i=1,2,\dots,N)$

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_1 \\ \tilde{y}_2 \\ \vdots \\ \tilde{y}_N \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \bar{\alpha}_{1,1} \underline{x}_1^T & \bar{\alpha}_{2,1} \underline{x}_1^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,1} \underline{x}_1^T \\ \bar{\alpha}_{1,2} \underline{x}_2^T & \bar{\alpha}_{2,2} \underline{x}_2^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,2} \underline{x}_2^T \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \bar{\alpha}_{1,N} \underline{x}_N^T & \bar{\alpha}_{2,N} \underline{x}_N^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,N} \underline{x}_N^T \end{bmatrix}}_{A \text{ olsun}} \begin{bmatrix} \underline{c}_1 \\ \underline{c}_2 \\ \vdots \\ \underline{c}_K \end{bmatrix} \quad (4.25)$$

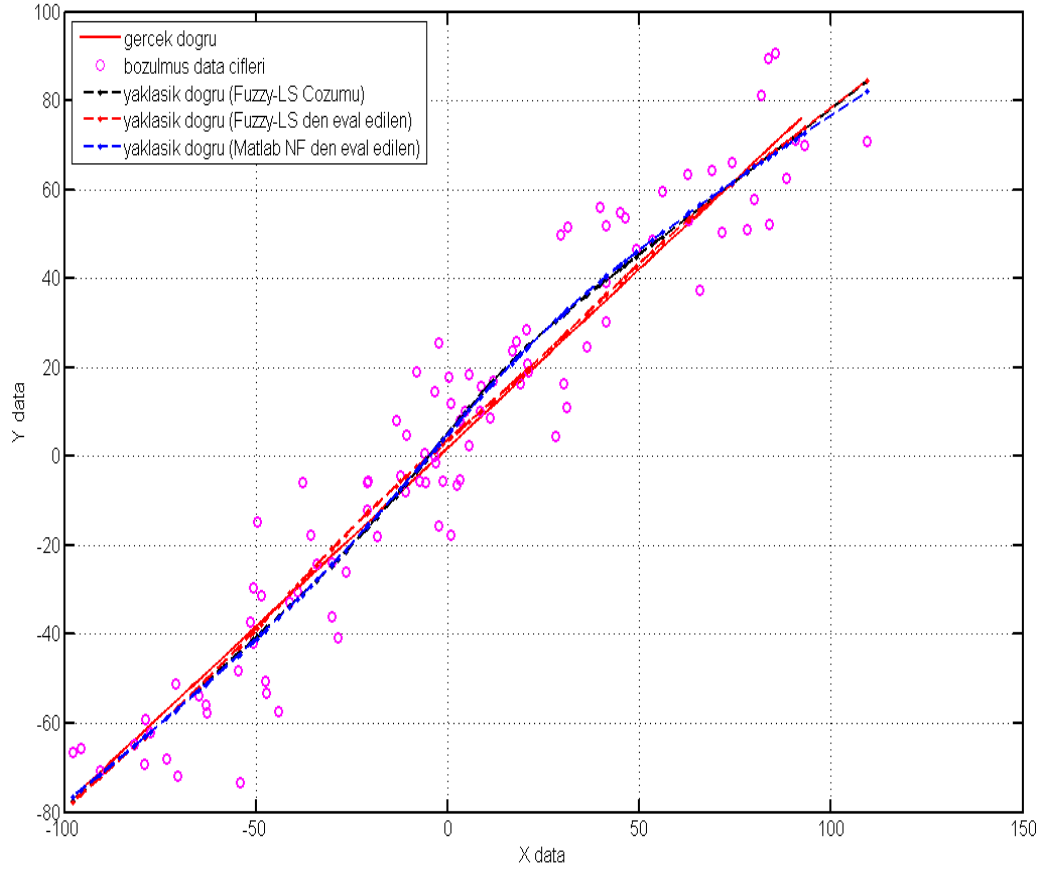
Burada:

$$\bar{\alpha} = \begin{bmatrix} \bar{\alpha}_{1,1} & \bar{\alpha}_{2,1} & \dots & \bar{\alpha}_{K,1} \\ \bar{\alpha}_{1,2} & \bar{\alpha}_{2,2} & \dots & \bar{\alpha}_{K,2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \bar{\alpha}_{1,N} & \bar{\alpha}_{2,N} & \dots & \bar{\alpha}_{K,N} \end{bmatrix} \quad \text{ve} \quad X = \begin{bmatrix} \underline{x}_1^T \\ \underline{x}_2^T \\ \vdots \\ \underline{x}_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} \\ 1 & x_2^{(1)} \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_N^{(1)} \end{bmatrix} \quad \text{'dir.}$$

Sonuç olarak 1 değişkenli Bulanık-LS Çözümü (4.26) eşitliğindeki gibi bulunur.

$$\underline{C} = (A^T A)^{-1} A^T y \quad (4.26)$$

Şekil 4.4’de 1. dereceden 1 değişkenli Bulanık –LS hibrid yapısının regresyon sonuçları görülmektedir. Bu şekilden de açıkça görülmektedir ki Bulanık – LS çözümü (siyah kesikli çizgi ile gösterilen) ile ANFIS çözümü (mavi kesikli çizgi ile gösterilen) aynıdır.



Şekil 4.4 1. Dereceden 1 değişkenli Bulanık-LS regresyon

4.4 Birinci Dereceden İki Değişkenli ($x^{(1)}$ ve $x^{(2)}$) Regresyon

$$y_i = c_2 x_i^{(1)} + c_1 x_i^{(2)} + c_0 \quad (4.27)$$

(4.27) denklemi vektörel boyutta aşağıdaki şekilde yazılabilir:

$$\tilde{y} = \begin{bmatrix} x^{(1)} & x^{(2)} & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_2 \\ c_1 \\ c_0 \end{bmatrix} \quad (4.28)$$

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}}_{\underline{y}} = \underbrace{\begin{bmatrix} x_1^{(1)} & x_1^{(2)} & 1 \\ x_2^{(1)} & x_2^{(2)} & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_N^{(1)} & x_N^{(2)} & 1 \end{bmatrix}}_{\underline{X}} \underbrace{\begin{bmatrix} c_2 \\ c_1 \\ c_0 \end{bmatrix}}_{\underline{c}} + \underbrace{\begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_N \end{bmatrix}}_{\underline{\varepsilon}} \quad (4.29)$$

$\underline{c}$ vektörünün LS çözümü, $\min_{\underline{c}} \|\underline{y} - \underline{X}\underline{c}\|^2$ nin çözümü olup, pratik olarak bu çözüme hata vektörünü ($\underline{\varepsilon}$) yoksayarak varılabilir. O zaman:

$$\underline{c} = (\underline{X}^T \underline{X})^{-1} \underline{X}^T \underline{y} \quad (4.30)$$

$$[\underline{X}^T \underline{X}] = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N (x_i^{(1)})^2 & \sum_{i=1}^N x_i^{(1)} x_i^{(2)} & \sum_{i=1}^N x_i^{(1)} \\ \sum_{i=1}^N x_i^{(1)} x_i^{(2)} & \sum_{i=1}^N (x_i^{(2)})^2 & \sum_{i=1}^N x_i^{(2)} \\ \sum_{i=1}^N x_i^{(1)} & \sum_{i=1}^N x_i^{(2)} & N \end{bmatrix} \text{ ve } [\underline{X}^T \underline{y}] = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^N x_i^{(1)} y_i \\ \sum_{i=1}^N x_i^{(2)} y_i \\ \sum_{i=1}^N y_i \end{bmatrix} \quad (4.31)$$

$\underline{X}$ matrisi ve $\underline{y}$ vektörü kullanılarak (4.31) denkleminde $\underline{c}$ vektörü Matlab kullanılarak hesaplatılır.

4.5 Birinci Dereceden İki Değişkenli ($x^{(1)}$ ve $x^{(2)}$) Bulanık Doğrusal Regresyon

KURAL 1: $\tilde{y}_{1,i} = c_{10} + c_{11}x_i^{(1)} + c_{12}x_i^{(2)}$

KURAL 2: $\tilde{y}_{2,i} = c_{20} + c_{21}x_i^{(1)} + c_{22}x_i^{(2)}$

.

KURAL k: $\tilde{y}_{k,i} = c_{k0} + c_{k1}x_i^{(1)} + c_{k2}x_i^{(2)}$

.

KURAL K: $\tilde{y}_{K,i} = c_{K0} + c_{K1}x_i^{(1)} + c_{K2}x_i^{(2)}$

Sugeno çıkışında i . data için her bir kuralda $\alpha_{1,i}, \alpha_{2,i}, \dots, \alpha_{K,i}$ ağırlıkları vardır.

$$\tilde{y}_i = \frac{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,i} \tilde{y}_{k,i}}{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,i}} \quad (4.32)$$

Burada $\bar{\alpha}_{k,i} = \frac{\alpha_{k,i}}{\sum_{k=1}^K \alpha_{k,i}}$ olsun.

$$\tilde{y}_i = \sum_{k=1}^K \bar{\alpha}_{k,i} \tilde{y}_{k,i} \quad (4.33)$$

$$\tilde{y}_{k,i} = \begin{bmatrix} 1 & x_i^{(1)} & x_i^{(2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{k0} \\ c_{k1} \\ c_{k2} \end{bmatrix} \quad (4.34)$$

(4.34) eşitliğini (4.33)'de yerine koyarsak:

$$\tilde{y}_i = \sum_{k=1}^K \bar{\alpha}_{k,i} (c_{k0} + c_{k1} x_i^{(1)} + c_{k2} x_i^{(2)}) \quad (4.35)$$

$$\tilde{y}_i = \bar{\alpha}_{1,i} \begin{bmatrix} 1 & x_i^{(1)} & x_i^{(2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{10} \\ c_{11} \\ c_{12} \end{bmatrix} + \bar{\alpha}_{2,i} \begin{bmatrix} 1 & x_i^{(1)} & x_i^{(2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{20} \\ c_{21} \\ c_{22} \end{bmatrix} + \dots + \bar{\alpha}_{K,i} \begin{bmatrix} 1 & x_i^{(1)} & x_i^{(2)} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c_{K0} \\ c_{K1} \\ c_{K2} \end{bmatrix} \quad (4.36)$$

$$\tilde{y}_i = \bar{\alpha}_{1,i} \underline{x}_i^T \underline{c}_1 + \bar{\alpha}_{2,i} \underline{x}_i^T \underline{c}_2 + \dots + \bar{\alpha}_{K,i} \underline{x}_i^T \underline{c}_K$$

$$\tilde{y}_i = \begin{bmatrix} \bar{\alpha}_{1,i} \underline{x}_i^T & \bar{\alpha}_{2,i} \underline{x}_i^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,i} \underline{x}_i^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \underline{c}_1 \\ \underline{c}_2 \\ \vdots \\ \underline{c}_K \end{bmatrix} \quad (4.37)$$

(4.37) eşitliğini N veri çifti için genelleştirirsek: $((x_i, y_i), i=1,2,...,N)$

$$\begin{bmatrix} \tilde{y}_1 \\ \tilde{y}_2 \\ \vdots \\ \tilde{y}_N \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \bar{\alpha}_{1,1} \underline{x}_1^T & \bar{\alpha}_{2,1} \underline{x}_1^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,1} \underline{x}_1^T \\ \bar{\alpha}_{1,2} \underline{x}_2^T & \bar{\alpha}_{2,2} \underline{x}_2^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,2} \underline{x}_2^T \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \bar{\alpha}_{1,N} \underline{x}_N^T & \bar{\alpha}_{2,N} \underline{x}_N^T & \dots & \bar{\alpha}_{K,N} \underline{x}_N^T \end{bmatrix}}_{A \text{ olsun}} \begin{bmatrix} \underline{c}_1 \\ \underline{c}_2 \\ \vdots \\ \underline{c}_K \end{bmatrix} \quad (4.38)$$

Burada:

$$\bar{\alpha} = \begin{bmatrix} \bar{\alpha}_{1,1} & \bar{\alpha}_{2,1} & \dots & \bar{\alpha}_{K,1} \\ \bar{\alpha}_{1,2} & \bar{\alpha}_{2,2} & \dots & \bar{\alpha}_{K,2} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \bar{\alpha}_{1,N} & \bar{\alpha}_{2,N} & \dots & \bar{\alpha}_{K,N} \end{bmatrix} \text{ ve } X = \begin{bmatrix} \underline{x}_1^T \\ \underline{x}_2^T \\ \vdots \\ \underline{x}_N^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & x_1^{(1)} & x_1^{(2)} \\ 1 & x_2^{(1)} & x_2^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & x_N^{(1)} & x_N^{(2)} \end{bmatrix} \text{ 'dir.}$$

Sonuç olarak 2 değişkenli Bulanık-LS Çözümü (4.39)'daki gibi elde edilir.

$$\underline{C} = (A^T A)^{-1} A^T \underline{y} \quad (4.39)$$

Şekil 4.5'te yukarıda anlatılan Bulanık-LS yapısının genel blok şeması verilmiştir. Burada:

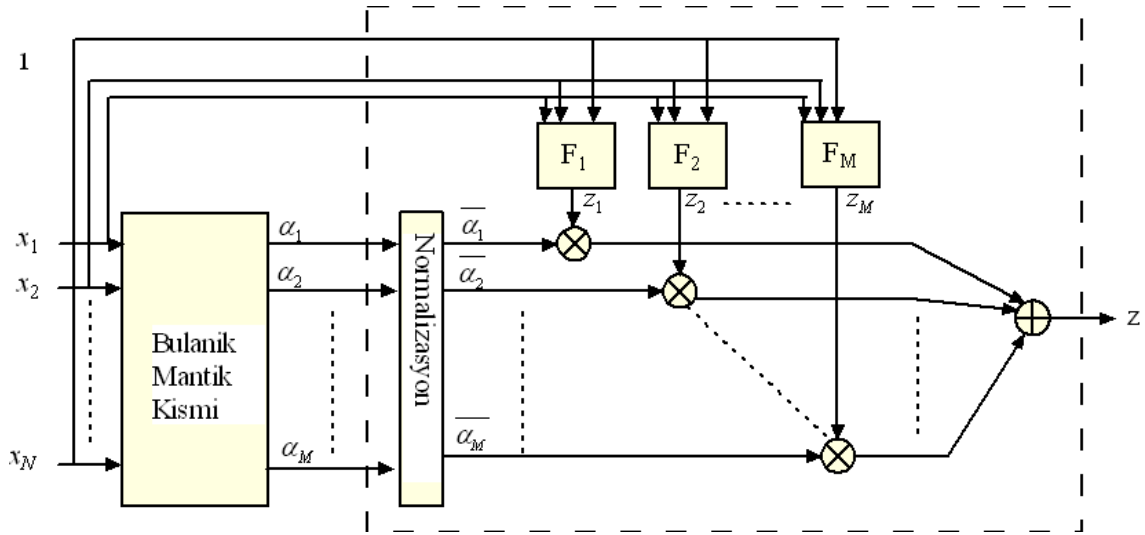
$$Z_m = F_m(x_1, x_2, \dots, x_N) = C_{m0} + \sum_{n=1}^N c_{m,n} x_n \quad (4.40)$$

$$\bar{\alpha}_m = \frac{\alpha_m}{\sum_{j=1}^M \alpha_j} \quad (4.41)$$

olarak ifade edilir.

Data doğrusal bir şekilde ayrılabilirse yani karar sınırı doğrusal ise bu yapı uygundur. Doğrusal olmayan veri kümeleri için bu tezde önerilen ve Şekil 4.6'da sunulan yapının

kullanımı daha iyi sonuç verir.



Şekil 4.5 Bulanık-LS blok şeması

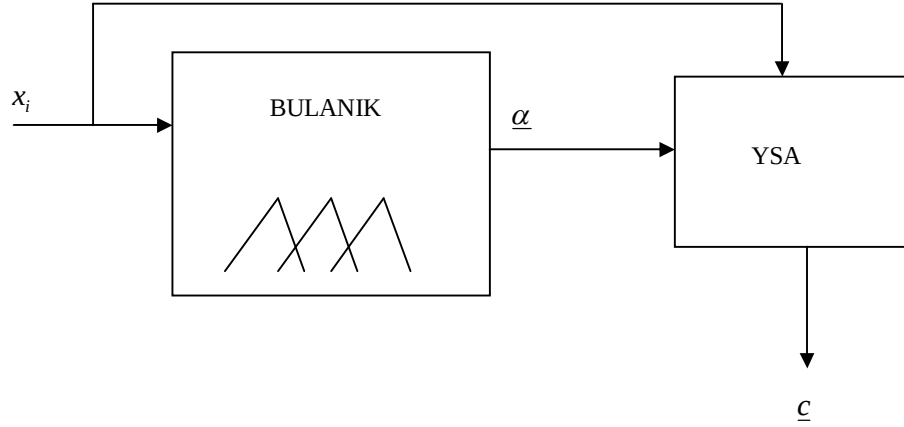
4.6 Bulanık – Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Bu tezde Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağlarının bir arada kullanıldığı Bulanık-Sinir ağı (Fuzzy-Neuro, FN) hibrid yapısı tasarlanmış ve algoritması geliştirilmiştir. Bulanık Mantık ile Yapay Sinir Ağlarının birlikte kullanılmasına ilişkin önerilen hibrid yapı Şekil 4.6'daki gibidir. FN hibrid yapısında girişler ilk olarak bulanık mantık kısmına uygulanmıştır. Burada, Bölüm 1'de anlatıldığı gibi ilk olarak üyelik fonksiyonu tipi belirlenerek, girişler bu üyelik fonksiyonlarına uygulanır. Her bir giriş değeri için üyelik fonksiyonlarının çıkışında bu girişlere karşılık düşen kural sayısı kadar α değerleri belirlenir. Daha sonra hem girişler hem de bulunan α değerleri tek bir giriş olarak yapay sinir ağına uygulanır.

Kural Sayısı;

$$\text{Kural Sayısı} = (\text{Üyelik Fonksiyonu Sayısı})^{\text{Giriş Sayısı}} \quad (4.42)$$

eşitliğinden bulunur. Bu kurallar matlab tarafından otomatik olarak oluşturulur. Kural eklemek veya kural çıkartmak uzman bilgisine bağlıdır.



Şekil 4.6 Bulanık-sinir ağı hibrid yapısı

Oluşturulan hibrid yapı çoğunluğu UCI Machine Learning Repository veri bankasından alınan 11 farklı veri kümesi ile denenmiştir ([1]). Bu veri kümeleri:

- Iris veri kümesi
- İmza veri kümesi
- Tiroid veri kümesi
- Wisconsin Göğüs Kanseri (Wisconsin Breast Cancer - WBC) veri kümesi
- Diabet veri kümesi
- Lens veri kümesi
- Fetus veri kümesi
- Hepatit veri kümesi
- Dermatoloji veri kümesi
- Karaciğer bozukluğu veri kümesi
- Akciğer kanseri veri kümesi

5. SİMÜLASYON SONUÇLARI

Tezin bu bölümünde UCI veri bankasından seçilen veri kümeleri oluşturulan hibrid yapılarla denenmiş; kullanılan parametreler ve karşılaştırma sonuçları ayrıntılı olarak Çizelgeler halinde sunulmuştur. Önerilen hibrid yapıların performansı hibrid olmayan ÇKA, RTFA ve KKFSFA yapılarıyla ve de Matlab'daki ANFIS yapısıyla kıyaslanmıştır. Ayrıca literatürdeki bu veri kümelerini kullanan makaleler de incelenmiş ve başarı karşılaştırmaları yapılmıştır.

Kullanılan medikal verilerde ROC analizi de yapılmıştır. ROC analizinde:

TP: Aslında hasta olup, hasta olarak sınıflandırılanlar,

TN: Aslında sağlam olup, sağlam olarak sınıflandırılanlar,

FP: Aslında sağlam olup, hasta olarak sınıflandırılanlar,

FN: Aslında hasta olup, normal olarak sınıflandırılanlar olmak üzere;

$$Duyarlılık = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5.1)$$

$$Belirlilik = \frac{TN}{TN + FP} \quad (5.2)$$

eşitlikleriyle hesaplanabilir.

Ayrıca literatürde sınıflama problemlerinde sıklıkla kullanılan Doğruluk değeri de; FAR (False Acceptance Rate – Hata Kabul Oranı) ve FRR (False Rejection Rate – Hata Reddetme Oranı) oranları kullanılarak aşağıdaki eşitliklerden bulunmuştur.

$$FAR = \frac{FP}{TP + FN} \quad (5.3)$$

$$FRR = \frac{FN}{TN + FP} \quad (5.4)$$

$$Doğruluk(\%) = 100 - \frac{FAR + FRR}{2} * 100 \quad (5.5)$$

5.1 Simülasyon Parametreleri

Hibrid yapılar kullanılarak yapılan simülasyonlarda; Sugeno tipinde oluşturulan FIS yapısında girişlere ait oluşturulan üyelik fonksiyonlarının tipi ve sayısı, çıkışa ait üyelik fonksiyonunun tipi, eğitme adımı, öğrenme oranı, katman sayısı ve her bir katmanda bulunan nöron sayısı, hedeflenen toplam karesel hata, eğitme fonksiyonu, öğrenme fonksiyonu, yayılma parametresi değeri ve merkez sayısı parametreleri en iyi sonuçlar bulunacak şekilde değiştirilmiştir.

Hibrid olmayan yapılar kullanılarak yapılan simülasyonlarda ise; katmanlardaki transfer fonksiyonu, geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu, geriye yayılım ağırlık/bias öğrenme fonksiyonu, eğitme adımı sayısı, öğrenme oranı, yayılma parametresi değeri, merkez sayısı parametreleri en iyi sonuçlar bulunacak şekilde denenerek değiştirilmiştir.

Bu parametreler seçilirken, uygulanabilecek tüm fonksiyonlar denenmiş ve en iyi sonucu veren parametre bulunarak veri kümelerine uygulanmıştır.

5.2 İris Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Literatürde “Fisher's Iris data set” olarak geçen Iris çiçeğine ait çanak yaprağı uzunluğu, çanak yaprağı genişliği, taç yaprağı uzunluğu ve taç yaprağı genişliği özellikleri kullanılarak çiçeğin Setosa, Versicolor ya da Virginica türlerine ait olup olmadığı buldurulmuştur. Her bir çiçek türü için 50 tane olmak üzere toplamda 150 veri vardır ([5]). Bu özellikler YSA’ya giriş olarak uygulanır.

Girişlerin minimum ve maksimum değerleri Çizelge 5.1’de vermiştir.

Çizelge 5.1 İris veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4
[4.3 7.9]	[2.0 4.4]	[1.0 7.0]	[0.1 2.5]

5.2.1 İris Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6 ‘daki genel blok yapıda YSA yapısı olarak ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA ağı hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının 1. katmanında 20, saklı katmanında 5, çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu olarak

Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması (trainlm) ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması (traingdx) kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.01 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

Karşılaştırma için kullanılan ÇKA yapısında transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu (tansig) kullanılmıştır. Başlangıç ağırlıklarının rastgele seçilmesinden dolayı ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.2.2 İris Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6'daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, hedef 0, yayılma parametresi değeri 1 olarak seçilerek en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Karşılaştırma için kullanılan RTFA yapısında da yayılma parametresi olarak 1 seçilerek en iyi sonuçlar elde edilmiştir.

5.2.3 İris Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

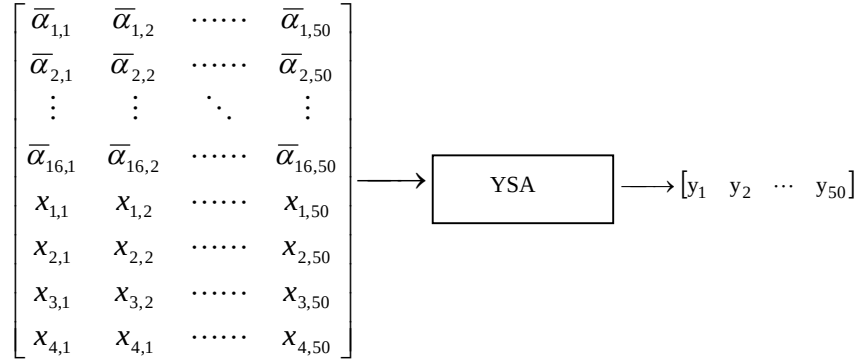
Bulanık-KKFSA ağı hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 1 ve merkez sayısı 4 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.008 seçilerek 150 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

İris için tasarlanan her üç hibrid yapıda da girişler için 2 adet üyelik fonksiyonu seçilmiştir, giriş sayısı da 4 tanedir. Dolayısıyla (4.42) eşitliği kullanılarak kural sayısı 16 tane bulunur. Her bir giriş için; 16 kural olduğundan 16 tane α değeri elde edilir. YSA'ya 16 tanesi α katsayılarından, 4 tanesi de özelliklere ait girişlerden olmak üzere 20 tane değer girer. Yani YSA'nın giriş-çıkışları Şekil 5.1'deki gibi oluşmuş olur.

Burada $x_{i,j}$: i . girişin j . datası,

$\bar{\alpha}_{k,j}$: k . kuralın j . data için normalize edilmiş α katsayısı,

y_j : j . hedef datası'nı gösterir.



Şekil 5.1 YSA'nın giriş ve çıkışları

5.2.4 Iris Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Bu veri kümesinde her bir çiçek türü için 50 örnek vardır. 25 tanesi eğitmede, 25 tanesi testte kullanılarak Çizelge 5.2 oluşturulmuştur.

Iris veri kümesi için aynı eğitme ve test verisini kullanan yani veri kümesinin yarısının eğitmede kalan yarısının da testte kullanıldığı Wade vd., (2008) ile Kim ve Kim (2007) ile Gonçalves vd, (2006) ile Lin vd., (2005) tarafından yapılan çalışmalarında bulunan sonuçlar, bu tezde önerilen hibrid yapının sonuçları ile karşılaştırılmış ve sonuçları Çizelge 5.3'de sunulmuştur.

Çizelge 5.2 Iris veri kümesi için performans karşılaştırmaları

Yöntem	Setosa	Versicolor	Virginica	Başarı (%)
ANFIS	25	23	21	92
ÇKA	24.8	23.4	21.8	93.3
Bulanık-ÇKA	25	24	22	94.67
RTFA	25	24	21	93.3
Bulanık-RTFA	25	24	22	94.67
KKFSA	25	24	25	98.67
Bulanık-KKFSA	25	24	25	98.67

Çizelge 5.3 İris veri kümesi için literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Yöntem	Doğruluk (%)
Wade vd., (2008)	SNN	94.7
Kim ve Kim (2007)	Fuzzy LVQ	94.67
Gonçalves vd, (2006)	Fuzzy-NN	98.67
Lin vd., (2005)	Fuzzy-NN	96
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	94.67
Bu tezde	Bulanık-RTFA	96.67
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	98.67

5.3 İmza Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

“Standart Ve Hibrid Yapılar Kullanarak Yapay Sinir Ağları ile İmza Tanıma” adlı yüksek lisans tezinde kullanılan imza veri kümesi kullanılmıştır. Bu veri kümesi 8 farklı kişiden 32’şer imza olmak üzere toplamda 256 tane imzadan oluşur. Bu imzaların bir takım ön işlemlerden (Görüntü İşleme, Gürültü İndirgeme ve Boyut Normalizasyonu) geçirildikten sonra iskeleti çıkartılmıştır. Yapılan bütün işlemlerde kullanılan imza iskelet hale getirilmiş imzadır.

Şekil 5.2’de toplanan imzalardan bir tanesinin iskeleti ve gridi görülmektedir. Daha sonra imzanın çeşitli özellikleri çıkarılmış ve bu özelliklere göre eğitime yapılmıştır. Bir imzaya ait özellikler genel özellikler ve grid bilgi özellikleri olmak üzere 2 ana başlıkta toplanabilir. Yüksek lisans tezinde genel özellik olarak imzanın yatay merkezi, imzanın dikey merkezi ve taban çizgisi kayması özellikleri kullanılmıştır. Bu üç özellikten 3 tane giriş değeri elde edilmiştir. Grid bilgisinden ise 96 giriş elde edilir. Böylece toplam 99 (3+96) tane giriş oluşturulmuştur (Şenol, 2004).

Bu boyuttaki giriş Bulanık-Sinir ağı hibrid yapısı ile birleştirildiğinde (4.42) formülüne göre 2^{99} tane kural olması gerekir. Bu durumda Matlab’ın çözümsüz kalmasından dolayı Temel Bileşen Analizi (Principle Component Analysis-PCA) yöntemi kullanılarak giriş sayısı 4’e düşürülmüştür. İmza veri kümesi için girişin minimum ve maksimum değerleri Çizelge 5.4’de sunulmuştur.

Çizelge 5.4 İmza veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4
[-5.32 9.32]	[-4.36 10.18]	[-7.04 6.48]	[-6.54 6.11]



Şekil 5.2 Bir imza örneği, bu imzanın iskeleti ve gridi

5.3.1 İmza Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Bulanık-ÇKA yapısı için; Şekil 4.6'daki genel yapıda YSA olarak ÇKA seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitime fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Giriş katmanında 20 ve çıkışta 1 nöronu olan 2 katmanlı bir yapı tasarlanmıştır. Öğrenme oranı 0.005 olarak seçilerek optimum sonuçlar bulunmuştur.

Karşılaştırma için kullanılan ÇKA yapısında transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu kullanılmıştır. Başlangıç ağırlıklarının rastgele seçilmesinden dolayı ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.3.2 İmza Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, hedef 0.001, yayılma parametresi değeri 1.5 olarak seçilerek en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Karşılaştırma için kullanılan RTFA yapısında da yayılma parametresi 1.5 seçilmiştir.

5.3.3 İmza Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal seçilmiştir. KKFSA kısmında ise, RTF yayılma parametresi 1.5 ve merkez sayısı 25 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.01 seçilerek 40 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.3.4 İmza Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

İmza veri kümesi ile Bulanık-ÇKA, Bulanık-RTFA ve Bulanık-KKFSA simülasyonları yapılmıştır. Sonuçlar Matlab'daki ANFIS yapısı ile ve hibrid olmayan yapılarla kıyaslanmıştır. A, B, C, D, E, F, G ve H; 8 kişiye ait olan imzaları gösterir. Bir kişiden toplanan 32 imzanın 28 tanesi eğitimde, 4 tanesi testte kullanılmıştır. Sonuçlar Çizelge 5.5'de sunulmuştur.

Çizelge 5.5 İmza veri kümesi için performans karşılaştırması

Yöntem	A	B	C	D	E	F	G	H	Başarı (%)
ANFIS	4	3	3	4	3	4	3	4	87.5
ÇKA	3	4	3	4	4	4	2.8	4	90
Bulanık-ÇKA	4	4	2	4	3	4	3	4	87.5
RTFA	3	4	3	3	4	3	4	3	84.35
Bulanık-RTFA	3	4	3	4	3	4	2	3	81.25
KKFSA	4	4	4	4	4	4	4	3	96.88
Bulanık-KKFSA	4	4	4	4	4	4	3	4	96.88

5.4 Tiroid Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Önerilen bulanık-sinir ağı hibrid yapısının performansı için incelenen bir diğer veri kümesi tiroid veri kümesidir ([10]). Bu veri kümesi 3 sınıf ve 215 örnekten oluşur. Bu sınıflar tiroid bezinin normal, hyper ve hypo durumlarıdır. Normal sınıfında 150, hyper sınıfında 35 ve hypo sınıfında da 30 örnek vardır. Tiroid bezi hastalığı sınıflaması için 5 özellik kullanılmıştır. Tiroid hormonunun seviyesinin belirlenmesinde kullanılan bu özelliklerin minimum ve maksimum değerleri Çizelge 5.6'da sunulmuştur.

Çizelge 5.6 Tiroid veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[65 144]	[0.5 25.3]	[0.2 10]	[0.1 56.4]	[-0.7 56.3]

10-kat çapraz geçerleme yöntemi uygulanmış ve oluşturulan hibrid yapıların performansı hibrid olmayan yapılar ve ANFIS yapısıyla da karşılaştırılmıştır. Bu sonuçlar Çizelge 5.7'de sunulmuştur.

5.4.1 Tiroid Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6 'daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının 1.saklı katmanında 37, 2.saklı katmanında 10, çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.05 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında, transfer fonksiyonu hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu, eğitme algoritması olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması ve öğrenme oranı 0.05 seçilerek 1000 adım eğitme yapılmıştır. Başlangıç ağırlıklarının rastgele seçilmesinden dolayı ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.4.2 Tiroid Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6'daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, yayılma parametresi değeri 5 olarak seçilerek 200 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.4.3 Tiroid Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 1 ve merkez sayısı 4 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.03 seçilerek 40 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.4.4 Tiroid Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Tiroid bezi hastalığının sınıflandırılmasında hibrid olmayan yapılar ve ANFIS yapısı ile de eğitime yapılmış simülasyon sonuçları Çizelge 5.7'de sunulmuştur. Bu veri kümesinde Bulanık-KKFSA ile eğitmenin çok hızlı olduğu söylenebilir.

Çizelge 5.7 Tiroid veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Normal	Hyper	Hypo	Başarı
ANFIS	148	25.67	17	88.68
ÇKA	139	26.67	20.67	88.67
Bulanık-ÇKA	148.3	31	23	94.09
RTFA	147	30	10	86.98
Bulanık-RTFA	147	30	10	86.98
KKFSA	150	35	30	100
Bulanık-KKFSA	150	35	30	100

Tiroid veri kümesini kullanan ve 10-kat çapraz gerçekleştirme yöntemini kullanan Papageorgiou vd., (2003)'ün makalesinde Bulanık Karar Ağaçları yapısı kullanılarak bulunan sonuçlar Çizelge 5.8'de verilmiştir. Yapay sinir ağları ile tirod veri kümesi Shukla vd., (2009) tarafından da kullanılmıştır. Bu konudaki bir başka çalışma da Özyılmaz ve Yıldırım (2002)'a aittir. ÇKA, RTFA ve KKFSa ile sınıflama yapılan bu çalışmaların sonuçları da aynı çizelgede sunulmuştur.

Çizelge 5.8 Tiroid veri kümesi için literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Yöntem	Doğruluk (%)
Papageorgiou vd., (2008)	Bulanık Karar Ağaçları	89.80
Shukla vd., (2009)	BPA	92
Shukla vd., (2009)	RTFA	80
Shukla vd., (2009)	LVQ	98
Özyılmaz ve Yıldırım (2002)	ÇKA	89.29
Özyılmaz ve Yıldırım (2002)	RTFA	81.69
Özyılmaz ve Yıldırım (2002)	KKFSa	85.92
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	94.09
Bu tezde	Bulanık-RTFA	86.98
Bu tezde	Bulanık-KKFSa	100

5.5 Fetus Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Trakya Üniversitesi tarafında oluşturulan fetus veri kümesi de bu tezde önerilen bulanık-sinir ağı hibrid yapısına uygulanmıştır. Bu veri kümesi fetusun sağlıklı olup olmamasına göre iki sınıftan oluşur. Birinci sınıf normal, ikinci sınıf ise oksijen azlığı ile ilgili bir sorun olduğunu belirten hypoxic sınıfıdır. Toplam 210 örneğin 147 tanesi eğitimde 63 tanesi de testte kullanılmıştır. Eğitim örneklerinin 106 tanesi normal sınıfına, 41 tanesi hypoxic sınıfına aittir. Test örneklerinin 42 tanesi normal sınıfına, 21 tanesi ise hypoxic sınıfına aittir. Bu veriye ait, giriş olarak kullanılmak üzere 4 tane özellik vardır. Bunlar; nabız değeri, direnç değeri, doppler ultrason görüntüsünden alınan systolic/diastolic oranı ve haftalık olarak annenin gebelik yaşıdır. Fetus veri kümesi için girişlerin minimum ve maksimum değerleri Çizelge 5.9'daki gibidir.

Çizelge 5.9 Fetus veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4
[0.5 1]	[0.51 1.7]	[0.41 1.05]	[1.95 7.7]

5.5.1 Fetus Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6 'daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının 1.saklı katmanında 20, 2.saklı katmanında 10, çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak tek adım giriş geri yayılım algoritması (trainoss) kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.09 olarak seçilerek 500 adım eğitime yapılmış ve en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA yapısında ise eğitime fonksiyonu olarak momentumlu eğim düğümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması kullanılmış ve 1000 adım eğitime yapılmıştır. ÇKA'daki başlangıç ağırlıklarının rastgele seçilmesinden dolayı ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.5.2 Fetus Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6'daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, yayılma parametresi değeri 8 olarak seçilerek 50 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

RTFA yapısında ise hedef 0.01 ve yayılma parametresi 0.8 seçilerek 100 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar elde edilmiştir.

5.5.3 Fetus Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik

fonksiyonu doğrusaldır. KKFSa kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 9 ve merkez sayısı 12 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.01, öğrenme oranı 0.08 seçilerek 150 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

KKFSa yapısında da Bulanık-KKFSa ile aynı parametreler kullanılmıştır.

5.5.4 Fetus Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen hibrid yapının performansı ANFIS yapısıyla ve hibrid olmayan ÇKA, RTFA ve KKFSa yapılarıyla karşılaştırılmış ve sonuçları Çizelge 5.10'da sunulmuştur. Bu veri kümesi ile ROC analizi de yapılmış ve sonuçlar Özyılmaz ve Yıldırım'ın (2004) çalışması ile karşılaştırılmıştır. Sonuçları Çizelge 5.11'de verilmiştir.

Çizelge 5.10 Fetus veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Sınıf 1	Sınıf 2	Başarı (%)
ANFIS	38	21	95.16
ÇKA	35.7	21	91.45
Bulanık-ÇKA	40	21	98.39
RTFA	37	21	93.55
Bulanık-RTFA	41	21	100
KKFSa	38	21	95.16
Bulanık-KKFSa	38	21	95.16

Hibrid yapılar içinde en iyi sonucun görüldüğü Bulanık-RTFA yapısı için (5.3), (5.4) ve (5.5) eşitlikleri kullanılarak FAR, FRR ve Doğruluk değerleri hesaplanmış ve

$$FAR = \frac{FP}{TP + FN} = \frac{0}{41 + 0} = 0$$

$$FRR = \frac{FN}{TN + FP} = \frac{0}{41 + 0} = 0$$

$$Doğruluk(\%) = 100 - \frac{FAR + FRR}{2} * 100 = 100 - \frac{0 + 0}{2} * 100 = 100$$

olarak bulunmuştur.

Çizelge 5.11 Fetus veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Duyarlılık	Belirlilik
Özyılmaz ve Yıldırım (2004)	ÇKA, standart bp ile	1	0.95
Özyılmaz ve Yıldırım (2004)	ÇKA, hızlı bp ile	1	0.95
Özyılmaz ve Yıldırım (2004)	RTFA	0.95	0.83
Özyılmaz ve Yıldırım (2004)	KKFSA	1	1
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	1	0.98
Bu tezde	Bulanık-RTFA	1	1
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	1	0.93

Bu çizelgeler incelendiğinde hibrid yapıların ANFIS yapısından daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir. Ayrıca ANFIS yapısında eğitime çok uzun sürmektedir. Genel olarak KKFSA yapısının ÇKA ve RTFA'dan daha iyi sonuçlar verdiği ve eğitiminin daha hızlı olduğu da gözlenmiştir.

5.6 Diabet Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Önerilen Bulanık - Sinir ağı hibrid yapısı ile denenen bir başka veri kümesi de diabet veri kümesidir. ([9]). Bu veri kümesi kişinin diabet hastası olup olmamasına göre 8 özellik ve iki sınıftan oluşur. Toplam 768 örneğin 268 tanesi hasta, 500 tanesi de sağlam kişilere ait örneklerdir. Bu veri kümesi ile eğitmede 10-kat çapraz gerçekleştirme yöntemi kullanılmış ve özellik sayısı PCA yöntemi ile 5'e düşürülmüştür.

Çizelge 5.12 diabet veri kümesine ait girişlerim minimum ve maksimum değerlerini gösterir.

Çizelge 5.12 Diabet veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[-5.72 5.12]	[2.59 3.66]	[-3.09 4.95]	[-4.53 3.32]	[-2.64 2.54]

5.6.1 Diabet Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6'daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının 1.saklı katmanında 37, 2.saklı katmanında 10, çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.0002 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur. 40 adım eğitme yapılarak en iyi sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında ise öğrenme oranı 0.04, eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması seçilerek 200 adım eğitme yapılmış ve en iyi sonuçlar elde edilmiştir. Başlangıç ağırlıklarının rastgele seçilmesinden dolayı ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.6.2 Diabet Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6'daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait üç tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, hedef 0.001, yayılma parametresi değeri 10 olarak seçilerek en iyi sonuçlar bulunmuştur.

RTFA kısmında yayılma parametresi 10 seçilmiştir.

5.6.3 Diabet Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık

kısımında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSa kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 10 ve merkez sayısı 2 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.01, öğrenme oranı 0.00005 seçilerek eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.6.4 Diabet Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.13’de sunulmuştur. ROC analizi sonuçları ise Çizelge 5.14’de sunulmuştur. Bu veri kümesi ile bulunan sonuçlar Kahramanlı ve Allahverdi (2008), Gonçalves vd., (2006) ile Kayaer ve Yıldırım (2003)’in çalışmaları ile karşılaştırılmıştır. ve 5.15’de verilmiştir.

Çizelge 5.13 Diabet veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Hasta	Sağlam	Başarı
ANFIS	106	459	73.57
ÇKA	146	439	76.17
Bulanık-ÇKA	140	386	68.49
RTFA	134	417	71.74
Bulanık-RTFA	139	405	70.83
KKFSa	268	500	100
Bulanık-KKFSa	266	500	99.74

Çizelge 5.14 Diabet veri kümesinin ROC analizi sonuçları

Yöntem	Duyarlılık	Belirlilik
Bulanık-ÇKA	0.52	0.77
Bulanık-RTFA	0.52	0.81
Bulanık-KKFSa	0.99	1

Çizelge 5.15 Diabet veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk
Kahramanlı ve Allahverdi (2007)	Bulanık NN	87.4
Gonçalves vd., (2006)	Fuzzy NN	78.26
Kayaer ve Yıldırım (2003)	ÇKA	77.60
Kayaer ve Yıldırım (2003)	RTFA	68.23
Kayaer ve Yıldırım (2003)	GRNN	80.21
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	68.49
Bu tezde	Bulanık-RTFA	70.83
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	99.74

Hibrid yapılar içinde en iyi sonucun görüldüğü Bulanık-KKFSA yapısı için (5.3), (5.4) ve (5.5) eşitlikleri kullanılarak FAR, FRR ve Doğruluk değerleri hesaplanmış ve

$$FAR = \frac{FP}{TP + FN} = \frac{0}{266 + 2} = 0$$

$$FRR = \frac{FN}{TN + FP} = \frac{2}{500 + 0} = 0.004$$

$$Doğruluk(\%) = 100 - \frac{FAR + FRR}{2} * 100 = 100 - \frac{0 + 0.004}{2} * 100 = 99.8 \text{ olarak bulunmuştur.}$$

5.7 Göğüs Kanseri (Wisconsin Breast Cancer-WBC) Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Önerilen yapı WBC veri kümesine de uygulanmıştır ([2]). Bu veri kümesi göğüsten alınan kitlenin iyi huylu veya kötü huylu olmasına göre iki sınıfa ayrılır. İyi huylu kümesine ait 444, kötü huylu kümesine ait 239 örnek vardır. Her sınıftaki örneklerin yarısı eğitmede kalan diğer yarısı da testte kullanılmıştır. 9 özellikten oluşan bu veri kümesi de kural sayısının çokluğu dolayısıyla PCA kullanılarak 5'e düşürülmüştür.

Girişlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 5.16’da sunulmuştur.

Çizelge 5.16 WBC veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[-7.01 2.33]	[-4.71 2.07]	[-2.59 2.33]	[-2.8 2.83]	[-2.61 1.78]

5.7.1 WBC Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6 ‘daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının giriş katmanında 37, saklı katmanında 12 ve çıkış katmanında 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.9 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında transfer fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu, eğitme fonksiyonu olarak eğim düşümü geri yayılım algoritması (traingd), öğrenme oranı 0.04 seçilerek 100 adım eğitme yapılmış ve ağ 10 kere eğitilerek sonuçların ortalaması alınmıştır.

5.7.2 WBC Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6’daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait üç tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, yayılma parametresi değeri 1 olarak seçilerek 100 adım eğitme yapılmıştır.

RTFA yapısında ise yayılma parametresi 1 seçilmiştir.

5.7.3 WBC Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6’daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık

kısımında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSa kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 0.9 ve merkez sayısı 14 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.008 seçilerek 40 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Sadece KKFSa için yapılan eğitimde de aynı parametreler kullanılmıştır.

5.7.4 WBC Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.17’de verilmiştir.

Çizelge 5.17 WBC veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	İyi Huylu	Kötü Huylu	Başarı
ANFIS	206	89	86.51
ÇKA	192.4	118.5	91.17
Bulanık-ÇKA	190	119	90.62
RTFA	202	119	94.13
Bulanık-RTFA	207	119	95.6
KKFSa	213	119	97.36
Bulanık-KKFSa	216	119	98.24

ROC analizi sonuçları ise Çizelge 5.18’de sunulmuştur. Literatür taraması da yapılarak Lee vd., (2007), Hong vd., (2006) ve Hassan ve Verma (2008)’nın sonuçları ile de karşılaştırılmış bu sonuçlar da Çizelge 5.19’da verilmiştir.

Çizelge 5.18 WBC veri kümesinin ROC analizi sonuçları

Yöntem	Duyarlılık	Belirlilik
Bulanık-ÇKA	1	0.86
Bulanık-RTFA	1	0.93
Bulanık-KKFSA	1	0.97

Hibrid yapılar içinde en iyi sonucun görüldüğü Bulanık-KKFSA yapısı için (5.3), (5.4) ve (5.5) eşitlikleri kullanılarak FAR, FRR ve Doğruluk değerleri hesaplanmış ve

$$FAR = \frac{FP}{TP + FN} = \frac{6}{119 + 0} = 0.05$$

$$FRR = \frac{FN}{TN + FP} = \frac{0}{216 + 6} = 0$$

$$Doğruluk(\%) = 100 - \frac{FAR + FRR}{2} * 100 = 100 - \frac{0.05 + 0}{2} * 100 = 97.5$$

olarak bulunmuştur.

Çizelge 5.19 WBC veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk
Lee vd. (2007)	ARFIS	96.63
Hassan ve Verma (2008)	PNSCF	97.90
Hong vd. (2006)	Fuzzy NN	96.34
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	90.62
Bu tezde	Bulanık-RTFA	95.6
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	98.24

5.8 Lens Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

UCI veri bankasında sıklıkla kullanılan veri kümelerinden birisi de lens veri kümesidir. Bu

veri kümesinde 4 özellik vardır ve bu 4 özelliğe göre kişinin lens kullanıp kullanmayacağını kullanacaksa da sert ya da yumuşak kontak lens kullanacağını sınıflayan 3 sınıf vardır. Sert lens sınıfından 4 örnek (Sınıf 1), yumuşak lens sınıfından 5 örnek (Sınıf 2) ve lens kullanmasına gerek olmayan sınıftan 15 örnek (Sınıf 3) olmak üzere 24 örnek vardır ([6]).

Girişlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 5.20’de sunulmuştur.

Çizelge 5.20 Lens veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4
[1 3]	[1 2]	[1 2]	[1 2]

5.8.1 Lens Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6’daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 2 katmanlı yapının giriş 20, çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme ve öğrenme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.001 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında; transfer fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu, eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması ve öğrenme oranı 0.001 seçilerek 200 adım eğitme yapılmış, ağ 10 kere eğitilerek sonuçların ortalaması alınmıştır.

5.8.2 Lens Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6’daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait üç tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, yayılma parametresi değeri 10 olarak seçilerek eğitme yapılmıştır.

Sadece RTFA kullanılarak yapılan eğitmede ise yayılma parametresi 2 alarak en iyi sonuçlar

elde edilmiştir.

5.8.3 Lens Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 1 ve merkez sayısı 3 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.00008 seçilerek 50 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Sadece KKFSA ile de eğitime yapılmış ve aynı parametreler seçilmiştir.

5.8.4 Lens Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.21'de verilmiştir.

Çizelge 5.21 Lens veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Sınıf 1	Sınıf 2	Sınıf 3	Başarı
ANFIS	3	5	11	79.17
ÇKA	2.9	3.2	10.9	70.83
Bulanık-ÇKA	3	5	14	91.67
RTFA	3	4	12	79.17
Bulanık-RTFA	3	5	13	87.5
KKFSA	4	4	15	95.83
Bulanık-KKFSA	4	4	15	95.83

Literatür taraması da yapılarak Chen vd., (2009) ve Shible vd.'nin (2010) sonuçları ile de karşılaştırılmış bu sonuçlar da Çizelge 5.22'de verilmiştir.

Çizelge 5.22 Lens veri kümesinin literatür karşılaştırması sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk
Chen v.d., (2009)	NB	83.3
Chen v.d., (2009)	TAN	87.5
Chen v.d., (2009)	STAN	87.5
Shible v.d., (2010)	MLP	68.7
Shible v.d., (2010)	GHMN	75.2
Shible v.d., (2010)	CHMN	72.1
Shible v.d., (2010)	GGMN	70.1
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	91.67
Bu tezde	Bulanık-RTFA	87.5
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	95.83

5.9 Hepatit Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

UCI veri bankasındaki sıklıkla kullanılan medikal veri kümelerinden biri de Hepatit veri kümesidir. Bu veri kümesinde 2 sınıf vardır. Bu sınıflar eğitime sonucunda ölüm (Sınıf 1) ya da yaşamı (Sınıf 2) gösterir. 80 örnekten 13 tanesi 1.sınıfa 67 tanesi de 2.sınıfa aittir. 5-kat çapraz gerçekleştirme yöntemi uygulanmıştır. 19 özellikten oluşan bu veri kümesi de kural sayısının çokluğu dolayısıyla PCA kullanılarak 5'e düşürülmüştür ([4]). Girişlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 5.23'de sunulmuştur.

Çizelge 5.23 Hepatit veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[-5.64 3.09]	[-2.6 3.12]	[-3.55 3.33]	[-3.37 2.25]	[-3.91 2.3]

5.9.1 Hepatit Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.5 'deki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının giriş katmanında 37, saklı katmanında 10 ve çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 3 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında; transfer fonksiyonu olarak doğrusal, eğitme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması seçilmiştir. ÇKA kısmında giriş vektörünün boyutunu azaltmaya ihtiyaç duyulmadığı için PCA kullanılmadan 100 adım eğitme yapılmıştır. Ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.9.2 Hepatit Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.5'deki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait üç tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, yayılma parametresi değeri 9 olarak seçilerek eğitme yapılmıştır.

RTFA kısmında seçilen yayılma parametresi değeri 1.2'dir.

5.9.3 Hepatit Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.5'deki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 1.2 ve merkez sayısı 4 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.008 seçilerek 150 adım eğitme yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Hibrid olmayan KKFSA yapısında ise RTFA yayılma parametresi 15 ve merkez sayısı 3

seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.01 seçilerek 300 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.9.4 Hepatit Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.24’de verilmiştir.

Çizelge 5.24 Hepatit veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Sınıf 1	Sınıf 2	Başarı (%)
ANFIS	5	63	85
ÇKA	6.6	43	62
Bulanık-ÇKA	7.6	62.4	87.5
RTFA	11	42	66.25
Bulanık-RTFA	8	48	70
KKFSA	4	66	87.5
Bulanık-KKFSA	6	62	85

ROC analizi sonuçları ise Çizelge 5.25’de sunulmuştur.

Literatür taraması da yapılarak Vural vd., (2006)’nin çalışma sonuçları ile de karşılaştırılmış bu sonuçlar da Çizelge 5.26’da verilmiştir.

Çizelge 5.25 Hepatit veri kümesinin ROC analizi sonuçları

Yöntem	Duyarlılık	Belirlilik
Bulanık-ÇKA	0.58	0.93
Bulanık-RTFA	0.62	0.72
Bulanık-KKFSA	0.46	0.93

Çizelge 5.26 Hepatit veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk (%)
Vural vd., (2006)	MLP	84
Vural vd., (2006)	RBF	82.5
Vural vd., (2006)	PNN	88.75
Vural vd., (2006)	GRNN	83.8
Vural vd., (2006)	CSFNN	90
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	87.5
Bu tezde	Bulanık-RTFA	70
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	85

Hibrid yapılar içinde en iyi sonucun görüldüğü Bulanık-ÇKA yapısı için (5.3), (5.4) ve (5.5) eşitlikleri kullanılarak FAR, FRR ve Doğruluk değerleri hesaplanmış ve

$$FAR = \frac{FP}{TP + FN} = \frac{4.6}{7.6 + 5.4} = 0.35$$

$$FRR = \frac{FN}{TN + FP} = \frac{5.4}{62.4 + 4.6} = 0.08$$

$$Doğruluk(\%) = 100 - \frac{FAR + FRR}{2} * 100 = 100 - \frac{0.35 + 0.08}{2} * 100 = 78.5$$

olarak bulunmuştur.

5.10 Dermatoloji Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

UCI veri bankasında bulunan ve Gazi Üniversitesi ile Bilkent Üniversitesi tarafından ortak bir çalışmayla oluşturulan dermatoloji veri kümesi de çalışılan veri kümelerindendir. Bu veri kümesinde 6 sınıfa ait 34 özellik ve 358 örnek vardır. Bu sınıflar 6 farklı deri hastalığını

gösterir. 1. sınıfa (S1) ait 111 örnek, 2. sınıfa (S2) ait 60 örnek, 3. sınıfa (S3) ait 71 örnek, 4. (S4) ve 5. (S5) sınıflara ait 48'er örnek ve 6. Sınıfa (S6) ait 20 örnek bulunmaktadır ([3]). Bu veri kümesi 3-kat çapraz gerçekleştirme yöntemi yapılarak kullanılmış ve PCA ile giriş vektörünün boyutu 34'ten 5'e düşürülmüştür.

Girişlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 5.27'de sunulmuştur.

Çizelge 5.27 Dermatoloji veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[-6.39 6.35]	[-4.54 4.73]	[-2.65 9.72]	[-3.49 4.43]	[-3.32 3.88]

5.10.1 Dermatoloji Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Önerilen genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının giriş katmanında 37, saklı katmanında 15 ve çıkış katmanında 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması ve eğitime fonksiyonu olarak esnek geri yayılım algoritması (trainrp) kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.01 olarak seçilerek, 60 adım eğitime yapılmış ve en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında; transfer fonksiyonu olarak purelin, eğitime fonksiyonu olarak trainrp seçilmiştir. Öğrenme oranı 0.01 seçilerek 120 adım eğitime yapılmıştır. Ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.10.2 Dermatoloji Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6'daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait üç tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, hedef 0.01, yayılma parametresi değeri 10 olarak seçilerek eğitime yapılmıştır.

RTFA kısmında seçilen yayılma parametresi değeri 5'tir.

5.10.3 Dermatoloji Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 1.5 ve merkez sayısı 12 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.00005 seçilerek 170 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Hibrid olmayan KKFSA yapısında ise RTFA yayılma parametresi 1 ve merkez sayısı 12 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.00005 seçilerek 170 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.10.4 Dermatoloji Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.28'de verilmiştir.

Çizelge 5.28 Dermatoloji veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	S1	S2	S3	S4	S5	S6	Başarı (%)
ANFIS	106	48	71	39	46	13	90.22
ÇKA	111	50.8	71	39.4	47.2	20	94.8
Bulanık-ÇKA	105.5	52	71	37.66	48	20	93.34
RTFA	110	52	71	42	48	20	95.81
Bulanık-RTFA	100	36	71	33	47	19	85.47
KKFSA	87	46	66	25	41	7	75.98
Bulanık-KKFSA	87	46	70	23	46	6	77.65

Literatür taraması da yapılarak Azzini ve Marrara (2007), Acar ve Yıldırım (2004) ve Pedrajas ve Fyfe (2008)'nin sonuçları ile de karşılaştırılmış bu sonuçlar da Çizelge 5.29'da verilmiştir.

Çizelge 5.29 Dermatoloji veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk (%)
Azzini ve Marrara (2007)	MLP	94.62
Acar ve Yıldırım (2004)	MLP	88.1
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	93.34
Bu tezde	Bulanık-RTFA	85.47
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	77.65

5.11 Karaciğer Bozukluğu Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Bu bölümde karaciğer bozukluklarının tespitinde kullanılan veri kümelerinden biri olan BUPA tıp araştırma merkezinde oluşturulmuş ve gene UCI veri bankasından alınan karaciğer bozukluğu veri kümesiyle eğitme yapılarak sonuçları sunulmuştur. Bu veri kümesinde 6 özellik ve 2 sınıf vardır. Sınıf 1'e (0) ait 145, Sınıf 2'ye (1) ait 200 örnek vardır ([7]).

Eşitlik (4.33) kullanılarak 70 kural bulunmaktadır ki bu durumda Matlab ortamına eğitme yapılamamıştır. Dolayısıyla PCA kullanılarak giriş vektörünün boyutu 6'dan 5'e düşürülerek 37 kural tanımlanmıştır. 10-kat çapraz gerçekleştirme yöntemi uygulanmıştır.

Girişlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 5.23'te sunulmuştur.

Çizelge 5.30 Karaciğer bozukluğu veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[-7.45 2.71]	[-4.13 2.86]	[-2.63 3.55]	[-3.2 2.7]	[-5.72 2.09]

5.11.1 Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6 'daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 2 katmanlı yapının giriş katmanında 37, çıkış katmanında 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer

fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağı eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması ve geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak esnek geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.001 olarak seçilerek en yüksek sonuçlar bulunmuştur. Bulanık-ÇKA yapısında eğitme çok yavaş olmaktadır.

ÇKA kısmında; transfer fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu, eğitme fonksiyonu olarak Levenberg-Marquardt geri yayılım algoritması ve öğrenme oranı 0.001 seçilerek 70 adım eğitme yapılmış, ağ 10 kere eğitilerek sonuçların ortalaması alınmıştır. Eğitme hızının Bulanık –ÇKA’dan çok daha hızlı olduğu söylenebilir.

5.11.2 Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6’daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait 2 tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, yayılma parametresi değeri 10 olarak seçilerek eğitme yapılmıştır. Bu kısımda PCA kullanılmadan hızlı bir eğitme yapılmıştır.

Sadece RTFA kullanılarak yapılan eğitimde ise yayılma parametresi 5 alarak en iyi sonuçlar elde edilmiştir.

5.11.3 Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6’daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Bu kısımda da PCA kullanılmadan hızlı bir eğitme sağlanmıştır. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 15 ve merkez sayısı 10 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.00008 seçilerek 50 adım eğitme yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Sadece KKFSA ile de eğitme yapılmış RTFA yayılma parametresi 1 ve merkez sayısı 4 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.008 seçilerek 20 adım eğitme yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.11.4 Karaciğer Bozukluğu Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.31’de verilmiştir.

Literatür taraması da yapılarak Neshad vd., (2008), Gonçalves vd., (2006) ile Yalçın ve Yıldırım’ın (2003) sonuçları ile de karşılaştırılmış bu sonuçlar da Çizelge 5.32’de verilmiştir.

ROC analizi sonuçları ise Çizelge 5.33’de sunulmuştur.

Çizelge 5.31 Karaciğer bozukluğu veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Sınıf 1	Sınıf 2	Başarı
ANFIS	70	105	50.72
ÇKA	90.33	128	63.28
Bulanık-ÇKA	99	127.2	65.57
RTFA	121	199	92.75
Bulanık-RTFA	92	110	58.55
KKFSA	145	156	87.25
Bulanık-KKFSA	136	155	84.35

Hibrid yapılar içinde en iyi sonucun görüldüğü Bulanık-KKFSA yapısı için (5.3), (5.4) ve (5.5) eşitlikleri kullanılarak FAR, FRR ve Doğruluk değerleri hesaplanmış ve

$$FAR = \frac{FP}{TP + FN} = \frac{9}{155 + 45} = 0.045$$

$$FRR = \frac{FN}{TN + FP} = \frac{45}{136 + 9} = 0.31$$

$$Doğruluk(\%) = 100 - \frac{FAR + FRR}{2} * 100 = 100 - \frac{0.045 + 0.31}{2} * 100 = 82.25$$

olarak bulunmuştur.

Çizelge 5.32 Karaciğer bozukluğu veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk
Neshad v.d., (2008)	MLP	75
Gonçalves vd., (2006)	Fuzzy-NN	73.33
Yalçın ve Yıldırım (2003)	MLP	73.68
Yalçın ve Yıldırım (2003)	RBF	57.9
Yalçın ve Yıldırım (2003)	GRNN	73.68
Yalçın ve Yıldırım (2003)	PNN	42.11
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	65.57
Bu tezde	Bulanık-RTFA	58.55
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	84.35

Çizelge 5.33 Karaciğer Bozukluğu veri kümesinin ROC analizi sonuçları

Yöntem	Duyarlılık	Belirlilik
Bulanık-ÇKA	0.64	0.68
Bulanık-RTFA	0.55	0.63
Bulanık-KKFSA	0.78	0.94

5.12 Akciğer Kanseri Veri Kümesi ile Bulanık-Sinir Ağı Hibrid Yapısı

Akciğer kanseri teşhisinde kullanılan veri kümelerinden biri de gene UCI veri bankasından alınan akciğer kanseri veri kümesidir. Bu veri kümesinde 3 sınıf vardır. Toplam 27 örnekten 8 tanesi 1.sınıfa, 10 tanesi 2. sınıfa, 9 tanesi de 3.sınıfa aittir. ([8]). 3-kat çapraz gerçekleştirme yöntemi uygulanmıştır. 56 özellikten oluşan bu veri kümesi de kural sayısının çokluğu

dolayısıyla PCA kullanılarak 5'e düşürülmüştür. Girişlere ait minimum ve maksimum değerler Çizelge 5.34'de sunulmuştur.

Çizelge 5.34 Akciğer kanseri veri kümesine ait özelliklerin minimum ve maksimum değerleri

Giriş 1	Giriş 2	Giriş 3	Giriş 4	Giriş 5
[-3 10.11]	[-3.89 4.74]	[-3.43 3.98]	[-4.8 4.73]	[-3.74 3.5]

5.12.1 Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Bulanık-ÇKA Hibrid Yapısı

Şekil 4.6 'daki genel blok yapıda YSA yapısı olara ÇKA seçilerek Bulanık-ÇKA hibrid yapısı oluşturulmuştur. Tasarlanan 3 katmanlı yapının giriş katmanında 37, saklı katmanında 15 ve çıkışta 1 nöron vardır. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, transfer fonksiyonu ise saf doğrusal seçilmiştir. Geriye yayılım ağırlık öğrenme fonksiyonu olarak momentumlu eğim düşümü ve uyarlamalı öğrenme oranlı geri yayılım algoritması kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0.09 olarak seçilerek 30 adım eğitime yapılmış ve en yüksek sonuçlar bulunmuştur.

ÇKA kısmında; transfer fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant sigmoid transfer fonksiyonu, eğitime fonksiyonu olarak eğim düşümü geri yayılım algoritması seçilmiştir. Öğrenme oranı 0.09 seçilerek 1000 adım eğitime yapılmıştır. Ağ 10 kere eğitilmiş ve sonuçların ortalaması alınarak verilmiştir.

5.12.2 Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Bulanık-RTFA Hibrid Yapısı

YSA yapısı olarak RTFA seçilerek Şekil 4.6'daki hibrid yapı oluşturulmuştur. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi elde edilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane üyelik fonksiyonu tanımlanmış bu üyelik fonksiyonları çan eğrisi tipinde seçilmiştir. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusal, hedef 0.001, yayılma parametresi değeri 4 olarak seçilerek eğitime yapılmıştır.

RTFA kısmında da kullanılan yayılma parametresi değeri de 4'tür.

5.12.3 Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Bulanık-KKFSA Hibrid Yapısı

Bulanık-KKFSA hibrid yapısında Şekil 4.6'daki genel yapı için YSA yapısı olarak KKFSA düşünülmüştür. Deneme sonucunda optimum parametreler aşağıdaki gibi seçilmiştir. Bulanık kısmında girişlere ait iki tane çan eğrisi üyelik fonksiyonu tanımlanmıştır. Çıkışın üyelik fonksiyonu doğrusaldır. KKFSA kısmında ise, RTFA yayılma parametresi 6 ve merkez sayısı 12 seçilmiştir. Hedeflenen toplam karesel hata 0.001, öğrenme oranı 0.01 seçilerek 500 adım eğitime yapılmış ve en iyi sonuçlar bulunmuştur.

Hibrid olmayan KKFSA yapısında da aynı parametreler kullanılarak en iyi sonuçlar bulunmuştur.

5.12.4 Akciğer Kanseri Veri Kümesi için Simülasyon Sonuçları

Önerilen yapı önceki örneklerde olduğu gibi ANFIS ve hibrid olmayan yapılarla da karşılaştırılmış ve sonuçlar Çizelge 5.35'de verilmiştir. Literatür taraması da yapılarak Jiang vd., nin (2008) sonuçları ile de karşılaştırılmış bu sonuçlar da Çizelge 5.36'da verilmiştir.

Çizelge 5.35 Akciğer kanseri veri kümesi için performans karşılaştırılması

Yöntem	Sınıf 1	Sınıf 2	Sınıf 3	Başarı
ANFIS	4	4	4	44.44
ÇKA	5.5	2	4.6	63.33
Bulanık-ÇKA	4.8	6.4	4.8	59.26
RTFA	5	2	6	48.15
Bulanık-RTFA	6	4	6	59.26
KKFSA	7	6	8	77.78
Bulanık-KKFSA	7	5	8	74.07

Çizelge 5.36 Akciğer kanseri veri kümesinin literatür sonuçları

Yazar (yıl)	Kullanılan Ağ	Doğruluk (%)
Jiang vd., (2008)	Genetic Algorithms (GA)	90.63
Jiang vd., (2008)	Symmetrical Uncertainty (SU)	87.5
Jiang vd., (2008)	SU-GA	90.63
Bu tezde	Bulanık-ÇKA	59.26
Bu tezde	Bulanık-RTFA	59.26
Bu tezde	Bulanık-KKFSA	74.07

6. SONUÇLAR VE YORUMLAR

Bu tezde, yeni bir bulanık – sinir ağı hibrid yapısı ortaya atılmış ve oluşturulan hibrid yapı 11 farklı veri kümesi ile denenmiştir. KKFSa, literatürde ilk defa bulanık mantık ile beraber bu tezde uygulanmıştır. Tezde önerilen Bulanık-ÇKA, Bulanık-RTFA ve Bulanık-KKFSa hibrid yapılarının uygulanan bütün veri kümeleri ile denenmesi sonucu bulunan doğruluk değerleri tek bir çizelge halinde Çizelge 6.1’de sunulmuştur. Bu çizelgeden ve beşinci bölümde sunulan aynı veri kümelerini kullanan çalışmaların karşılaştırılmasından görüldüğü üzere önerilen hibrid yapıların performansı oldukça iyidir. Bulanıklaştırma kısmında üyelik fonksiyonu sayısı hep 2 seçilmiştir. Çünkü daha büyük seçilmesi durumunda (4.42) eşitliğinde kural sayısı fazla çıkmakta, bu da eğitmenin çok çok yavaş yapılmasını hatta hafıza hatası verip eğitime yapılamamasına sebep olmuştur. Aynı eşitlikte bulunan giriş vektörünün boyutu da bu soruna sebep olduğundan büyük veri kümeleri için PCA yöntemi kullanılmış ve giriş vektörünün boyutu azaltılmıştır.

Çizelge 6.1 Önerilen bulanık-sinir ağı hibrid yapısının sonuçları

Veri Kümesi	Bulanık-ÇKA	Bulanık-RTFA	Bulanık-KKFSa
Iris	94.67	94.67	98.67
İmza	87.5	81.25	96.86
Tiroid	88.04	72.35	100
Fetus	98.39	100	95.16
Diabet	64.72	66.44	99.63
WBC	90.62	95.6	98.24
Lens	91.67	87.5	95.83
Hepatit	87.5	70	85
Dermatoloji	93.34	85.47	77.65
Karaciğer bozukluğu	65.57	58.55	84.35
Akciğer kanseri	59.26	59.26	74.07

Hibrid yapıları kendi aralarında kıyaslamak gerekirse, Bulanık-KKFSA'nın, Bulanık-ÇKA ve Bulanık-RTFA'dan çok daha hızlı eğitildiğini söyleyebiliriz. Ayrıca Bulanık-KKFSA için yapılan simülasyonlarda bulunan çıkış vektörünün 1'e çok yakın olduğu gözlemlenmiştir. Bu simülasyonlarda 0.5'ten büyük çıkışların doğru sınıflanan örnekleri, 0.5'ten küçük çıkışların ise doğru sınıflanamayan örnekleri gösterdiği düşünülürse Bulanık-KKFSA çıkışının keskin sonuç vermesi önemli bir özelliktir.

Bulanık Mantığın insan gibi düşünebilme ve karar verme ile Yapay Sinir Ağlarının öğrenme ve en uygununu bulma yeteneği birleştirilmiş ve ortaya Bulanık-Sinir hibrid yapısı fikri ortaya çıkmıştır. Hibrid yapıların performansı daha da arttırdığı hem Bulanık-ÇKA, Bulanık-RTFA ve Bulanık-KKFSA yapılarının simülasyon sonuçlarından hem de kendisi de hibrid bir yapı olan KKFSA'nın ÇKA ve RTFA'nın simülasyon sonuçlarından da açıkça görülmektedir. Literatürde sıklıkla Bulanık-Sinir karma yapısı olarak kullanılan ANFIS'in aslında Bulanık-LS yapısını içerdiği 4.bölümde açıklanmış ve ANFIS sonuçlarıyla hibrid yapıların performansları karşılaştırılmıştır.

Bu tezde, girişlere önce bulanık mantık daha sonra yapay sinir ağları uygulanarak Bulanık-Sinir ağı hibrid yapısı gerçekleştirilmiştir. Bundan sonraki çalışmalarda önce yapay sinir ağlarının daha sonra bulanık mantığın uygulandığı Sinirsel-Bulanık hibrid yapısı üzerinde çalışılması ve aynı veri kümelerinin performans karşılaştırması yapılması planlanmaktadır.

KAYNAKLAR

- Acar, R. ve Yıldırım, T., (2004), “An Artificial Neural Network Approach to Diagnosis of Erythematous-Squamous Disease”, Electrical, Electronics and Computer Engineering International Symposium NEU-CEE’2004, 11-13 March 2004, Nicosia, North Cyprus.
- Azzini, A. ve Marrara, S., (2007), “Dermatology Disease Classification via Novel Evolutionary Artificial Neural Network”, 18th International Conference on Database and Expert Systems Applications DEXA’07, 3-7 September 2007, Ragensburg, Germany.
- Chen, H., Wang, L., Liu, W. ve Chen, H., (2009), “SubTree Augmented Naive Bayesian Classifier Based on the Fuzzy Equivalence Partition of Attribute Variables”, International Conference on Information and Automation, June 22-25, 2009, Zhuhai/Mau, China.
- Dorffner, G., (1994), “Unified frameworks for ÇKA and RTFANs: Introducing Conic Section Function Networks”, Cybernetics and Systems, 25: 511-554.
- Erkmen, B., (2007), Genel Amaçlı bir Yapay Sinir Ağının Karma bir Donanımla Gerçeklenmesi, Doktora Tezi, Y.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Haberleşme Anabilimdalı.
- Gonçaves, L.B., Vellasco, M.M.B.R., Pacheco, M.A.C. ve Souza, F.J., (2006), “Inverted Hierarchical Neuro-Fuzzy BSP System: A Novel Neuro-Fuzzy Model for Pattern Classification and Rule Extraction in Databases”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews, 36: 2-15.
- Hassan, S.Z. ve Verma, B., (2008), “Parallel Neural Based Hybrid Data Mining Ensemble”, The Fourth International Conference on Intelligent Sensors and Information Processing, ISSNIP 2008, Deceber 15-18, 2008, Sydney, Australia.
- Haykin, S., (1994), Neural Networks: A Comprehensive Foundation, MacMillan College Publishing Company, Newyork.
- Hong, C.M., Chen, C.M., Chen, S.Y. ve Huang, C.Y., (2006), “A Novel and Efficient Neuro-Fuzzy Classifier for Medical Diagnosis”, 2006 International Joint Conferences on Neural Networks, Sheraton Vancouver Wall Centre Hotel, July 16-21, 2006, Vancouver, BC, Canada.
- Jang, J.S.R., (1993), “ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System”, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 23: 665-685.
- Jang,J.S.R., Sun, C.T. ve Mizutani, E., (1997), Neuro-Fuzzy and Soft Computing, Prentice Hall.
- Jiang, B.N., Ding, X.Q. ve Ma, L.T., (2008), “A Hybrid Feature Selection Algorithm: Combinational of Symmetrical Uncertainty and Genetic Algorithms”, The 2nd International Symposium on Optimization and Systems Biology OSB’08, October 31-November 3, 2008, Lijang, China.
- Kahramanlı, H. ve Allahverdi, N., (2008), “Design of a hybrid system for the diabetes and heart diseases”, Expert Systems with Applications, 35:82-89.
- Kayaer, K. ve Yıldırım, T., (2003), “Medical Diagnosis on Pima Indian Diabetes using General Regression Neural Networks”, Joint 13th International Conference on Artificial Neural Networks and 10th International Conference on Neural Information Processing

ICANN/ICONIP 2003, June 26-29, 2003, Istanbul, Turkey.

Kim, Y.S. ve Kim S., (2007), "Bulanık Neural Network Model Using a Fuzzy Learning Vector Quantization with the Relative Distance ", Seventh International Conference on Hybrid Intelligent Systems, HIS2007, 17-19 September 2007, Kaiserslautern, Germany.

Kurzweil, R., (2000), The Age of Spiritual Machines: When Computers Exceed Human Intelligence, Wiking Penguin, United States of America.

Lee, C.S., Zaknik, A. ve Braunl, T., (2007), "An Adaptive T-S type Rough Fuzzy Inference System (ARFIS) for Pattern Classification", Bulanık Information Processing Society NAFIPS'07, June 24-27, 2007, San Diego, California.

Lin, C.T., Yeh, C.M., Chung, J.F., Liang, S.F. ve Pu, H.C., (2005), "Support-Vector-Based Fuzzy Neural Networks", International Journal of Computation Intelligence Research, ISSN 0973-1873, Vol:1, No:2, pp:138-150.

Navaroli, N., Turner, D., Concepcion, A. ve Lynch, R.S., (2008), "Performance Comparison of ADRS and PCA as a Preprocessor to ANN for Data Mining", Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, ISDA2008, November 26-28, 2008, Kaohsiung, Taiwan.

Neshad, M., Yaghobi, M. ve Naghibi, M., (2008), "Designing an Expert System of Liver Disorders by using Neural Network and Comparing it with Parametric and Nonparametric System ", 5th International Multi Conference on Systems, Signals and Devices IEEE SSD'08, 20-23 July, 2008, Amman, Jordan.

Özyılmaz, L. ve Yıldırım, T., (2002), "Diagnosis of Thyroid Disease using Artificial Neural Network Methods", Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP), Vol.4, pp. 2033-2036, November 18-22, 2002, Orchid Country Club, Singapore.

Özyılmaz, L., Yıldırım, T., (2004) "ROC analysis for fetal hypoxia problem by artificial neural networks", Lecture Notes in Computer Science, special issue for Artificial Intelligence and Soft Computing - ICAISC 2004: 7th International Conference, June 7-11, 2004. LNCS Vol. 3070, Zakopane, Poland.

Papageorgiou, E.I., Papandrianos, N.I., Apostolopoulos, D. ve Vassilakos, P., (2008), "Complementary use of Fuzzy Decision Trees and Augmented Bulanık Cognitive Maps for Decision Making in Medical Informatics", 2008 International Conference on BioMedical Engineering and Informatics, MEI2008, ay 27-30, 2008, Sanya, Hainan, China.

Shiblee, M., Chandra, B. ve Kalra, P.K., (2010), "Generalized Power Mean Neuron Model", 2010 Third International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining KDD2010, July, 25-28, 2010, Washington, DC.

Shukla, A., Kaur, P., Tiwari, R. ve Janghel, R.R., (2009), "Diagnosis of Thyroid Disorders using Artificial Neural Networks", 2009 IEEE International Advance Computing Conference (IACC 2009), 6-7 March 2009, Patiala, India.

Şenol, C., (2004), Standart ve Hibrid Yapılar Kullanarak Yapay Sinir Ağları ile İmza Tanıma, Yüksek Lisans Tezi, Y.T.Ü., Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Şenol, C. ve Yildirim, T., (2009) “A New Hybrid Approach for Fuzzy-Neural Networks” International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications INISTA’2009, June29-July1,2009, TRABZON , TURKEY.

Şenol, C. ve Yildirim, T. “Thyroid and Breast Cancer Disease Diagnosis using Fuzzy-Neural Networks” 6th International Conference On Electrical and Electronics Engineering ELECO’2009, 5-8 November 2009, Bursa, TURKEY.

Şenol, H., (1999), Bulanık Mantık Temelli Kayan Kipli Denetim, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik Mühendisliği Anabilimdalı, İstanbul.

Şenol, C. ve Yıldırım, T., (2005) “Signature verification Using Conic Section Function Neural Network”, Lecture Notes in Computer Science, LNCS 3733, 2005, pp. 524 – 532.

Vural, R. A., Özyılmaz, L. ve Yıldırım, T., (2006), “A Comparative Study on Computerised Diagnostic Performance of Hepatitis Disease Using ANNs”, Lecture Notes in Artificial Intelligence, special issue for Computational Intelligence, LNAI 4114, pp. 1172-1182.

Wade, J.J., McDaid, L.J., Santos, J.A. ve Sayers, H.M., (2008), “SWAT: An Unsupervised SNN Trining Algorithm for Classification Problems”, 2008 International Jont Conference on Neural Networks (IJCNN 2008), June 1-6, 2008, Hong Kong.

Yalçın, M. ve Yıldırım, T., (2003), “Karaciğer bozukluklarının yapay sinir ağları ile teşhisi”, IX. Biyomedikal Müh. Ulusal Toplantısı BİYOMUT 2003, sf. 293-297, 29-30 Mayıs, 2003 Boğaziçi Üniversitesi, İstanbul.

Yıldırım T., (1997), Development of Conic Section Function Neural Networks in Software and Analogue Hardware, Doktora Tezi, University of Liverpool.

İNTERNET KAYNAKLARI

- [1] <http://archive.ics.uci.edu/ml/> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [2] [http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Breast+Cancer+Wisconsin+\(Diagnostic\)](http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Breast+Cancer+Wisconsin+(Diagnostic)) (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [3] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Dermatology> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [4] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Hepatitis> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [5] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Iris> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [6] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Lenses> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [7] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Liver+Disorders> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [8] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Lung+Cancer> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [9] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Pima+Indians+Diabetes> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)
- [10] <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Thyroid+Disease> (Siteye en son giriş: 01.11.2010)

ÖZGEÇMİŞ

Doğum tarihi	01.01.1975	
Doğum yeri	Akseki-Antalya	
Lise	1988-1991	Antalya Lisesi-Antalya
Ön Lisans	1991-1993	İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Meslek Yüksek Okulu Turizm ve Otelcilik Bölümü
Lisans	1994-1998	İstanbul Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Yüksek Lisans	2001-2004	Yıldız Teknik Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme Müh. Anabilim Dalı, Elektronik Mühendisliği Bölümü
Doktora	2004 - ...	Yıldız Teknik Üniversitesi Elektronik ve Haberleşme Müh. Anabilim Dalı, Elektronik Mühendisliği Bölümü
Çalıştığı kurum		
	2000 - ...	Kadir Has Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendisliği Bölümü Araştırma Görevlisi

Tez Konusu ile İlgili Yapılan Yayınlar

- 1-) Şenol, C. ve Yildirim, T., (2009) “A New Hybrid Approach for Fuzzy-Neural Networks” International Symposium on INnovations in Intelligent SysTems and Applications INISTA’2009, June29-July1,2009, TRABZON , TURKEY.
- 2-) Şenol, C. ve Yildirim, T., “Thyroid and Breast Cancer Disease Diagnosis using Fuzzy-Neural Networks” 6th International Conference On Electrical and Electronics Engineering ELECO’2009, 5-8 November 2009, Bursa, TURKEY.
- 3-) Şenol, C. ve Yildirim, T., “Fuzzy-neural Networks for medical diagnosis”, International Journal of Reasoning-based Intelligent Systems (IJRIS), 2: 265-271.