

T.C.
ADNAN MENDERES ÜNİVERSİTESİ
SAĞLIK BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
BİYOİSTATİSTİK YÜKSEK LİSANS PROGRAMI

AŞAMALI VE AŞAMALI OLMAYAN BULANIK MODELLERİN
SINIFLANDIRMA PERFORMANSLARININ
KARŞILAŞTIRILMASI

FULDEN CANTAŞ
YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Doç. Dr. İmran KURT ÖMÜRLÜ

AYDIN-2016

KABUL VE ONAY SAYFASI

T.C. Adnan Menderes Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Biyoistatistik Anabilim Dalı Yüksek Lisans Programı çerçevesinde Fulden CANTAŞ tarafından hazırlanan “Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Sınıflandırma Performanslarının Karşılaştırılması” başlıklı tez, aşağıdaki jüri tarafından Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

Tez Savunma Tarihi: 28/07/2016

Ünvanı, Adı ve Soyadı

Üniversitesi

İmza

Doç Dr. İmran KURT ÖMÜRLÜ
(Tez Danışmanı)

Adnan Menderes Üniversitesi

Prof. Dr. Mevlüt TÜRE

Adnan Menderes Üniversitesi

Prof. Dr. Mehmet N. ORMAN

Ege Üniversitesi

ONAY:

Bu tez Adnan Menderes Üniversitesi Lisansüstü Eğitim-Öğretim ve Sınav Yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca yukarıdaki jüri tarafından uygun görülmüş ve Sağlık Bilimleri Enstitüsü'nüntarih vesayılı oturumunda alınanno'lu Yönetim Kurulu kararıyla kabul edilmiştir.

Prof. Dr. Ahmet CEYLAN

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Tezimin uygulama ve yazım aşamasındaki değerli katkılarından ötürü danışman hocam, Sayın Doç. Dr. İmran KURT ÖMÜRLÜ' ye,

Tez çalışmam süresince bilgi, birikim ve tecrübesiyle yol gösteren hocam, Sayın Prof. Dr. Mevlüt TÜRE' ye,

Tez programını yazarken zorlandığım noktalarda yardımlarını esirgemeyen çalışma arkadaşlarım Hakan ÖZTÜRK ve Ali Rıza ŞAHİN'e,

Tezimin uygulama bölümüne yaptığı tıbbi katkılarından ötürü, eskimeyen dostum Cenk ORAK'a,

Kalbinden bir an olsun eksiltmediği sevgi, saygı ve desteği ile yanımda olduğunu her daim hissettiren erkek arkadaşım Can TÜRKİŞ'e,

Aldığım tüm kararlarda yanımda olan, beni yetiştirip bugünlere getiren, yol gösteren başta sevgili annem Güler CANTAŞ'a, babam Haydar CANTAŞ'a ve ablam Ayten CANTAŞ BAĞDAŞ'a sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

İÇİNDEKİLER

	Sayfa
KABUL VE ONAY SAYFASI.....	i
TEŞEKKÜR	ii
İÇİNDEKİLER.....	iii
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ	v
ŞEKİLLER DİZİNİ	vii
TABLolar DİZİNİ.....	xiii
ÖZET	xvii
ABSTRACT	xviii
1. GİRİŞ.....	1
2. GENEL BİLGİLER.....	3
2.1 Bulanık Mantık	3
2.2 Bulanık Küme Üyelik Fonksiyonları.....	3
2.2.1 Çan Üyelik Fonksiyonu	3
2.2.2 Gauss Üyelik Fonksiyonu.....	4
2.2.3 Üçgen Üyelik Fonksiyonu	5
2.2.4 Yamuk Üyelik Fonksiyonu.....	6
2.3 Bulanık Küme İşlemleri.....	7
2.4 Bulanık Çıkarım Sistemi	8
2.4.1 Sugeno Bulanık Modeli	11
2.5 Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)	13
2.5.1 En Küçük Kareler Yöntemi	15
2.5.2 Geri Yayılmalı Öğrenme Algoritması	17
2.6 Aşamalı Bulanık Mantık Yöntemi.....	18
2.7 ROC Eğrisi Analizi.....	25
2.7.1 ROC Eğrisi Analizinde Kullanılan Temel Tanım ve Kavramlar	25
2.7.2 ROC Eğrisi Altında Kalan Alan	27
2.8 Model Değerlendirme Kriterleri.....	28
2.8.1 Duyarlılık.....	28
2.8.2 Özgüllük	28
2.8.3 Doğruluk.....	29

2.8.4 Hata Kareler Ortalamasının Karekökü	29
3. GEREÇ VE YÖNTEM.....	30
3.1 Simülasyon Uygulaması	30
3.1.1 Algoritma.....	30
3.1.2 Üç Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması	32
3.1.2.1 Aşamalı bulanık model yapısının oluşturulması	33
3.1.2.2 Aşamalı olmayan bulanık model yapısının oluşturulması.....	34
3.1.3 Altı Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması	34
3.1.3.1 Aşamalı bulanık model yapısının oluşturulması	35
3.1.3.2 Aşamalı olmayan bulanık model yapısının oluşturulması.....	36
3.2 Gerçek Veri Seti Uygulaması	37
3.2.1 Uygulama Veri Seti	38
3.2.2 Bağımsız Değişkenlerin Bulanıklaştırılması	40
3.2.3 Aşamalı Bulanık Model Yapısının Oluşturulması.....	43
3.2.4 Aşamalı Olmayan Bulanık Mantık Yapısının Oluşturulması.....	52
4. BULGULAR	65
4.1 Üç Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması Sonuçları.....	65
4.1.1 Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması	65
4.1.2 Aşamalı Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması	73
4.1.3 Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Karşılaştırılması	81
4.2 Altı Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması Sonuçları	90
4.2.1 Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması	90
4.2.2 Aşamalı Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması	97
4.2.3 Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Karşılaştırılması	104
4.3 Gerçek Uygulama Sonuçları.....	112
4.3.1 Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması.....	113
4.3.2 Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Karşılaştırılması	114
4.3.3 Bulanık Modellerde Kullanılan Kurallar.....	116
4.3.3.1 Aşamalı olmayan bulanık modellerde kural tabanı	116
4.3.3.2 Aşamalı bulanık modellerde kural tabanı	117
5. TARTIŞMA.....	118
6. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	122
KAYNAKLAR.....	125
ÖZGEÇMİŞ	

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

μ	:	Üyelik fonksiyonu
$\mu(x)$	:	Üyelik değeri
$\cap$	:	Kesişim işlemi
$\cup$	:	Birleşim işlemi
$-$	:	Tümleme işlemi
T	:	T- norm işlemi
S	:	S-norm işlemi
$p(l)$	:	Koşullu olasılık
$\int$	:	İntegral işlemi
$()^{-1}$	:	Ters alma işlemi
$()^T$	:	Transpoz işlemi
w	:	Kural ağırlığı
X	:	Bağımsız değişken
Y	:	Bağımlı değişken
U	:	Ara değişken
$\hat{Y}$	:	Bağımlı değişkenin tahmin değeri
O	:	Ağ yapısındaki katman çıkış değeri
$\{p, q, r, \alpha\}$	:	Regresyon katsayıları
e	:	Hata vektörü
g	:	Gradyan vektörü
d	:	Yön vektörü
∇	:	Gradyan işlemi
η	:	Öğrenme oranı
n	:	Birim sayısı
gpo	:	Gerçek pozitif oranı
ypo	:	Yalancı pozitif oranı
gno	:	Gerçek negatif oranı
yno	:	Yalancı negatif oranı
r	:	İlişki katsayısı
$N(\mu, \sigma)$	:	μ ortalamalı, σ standart sapmalı normal dağılım

Min	:	Minimum
Max	:	Maksimum
EKK	:	En Küçük Kareler
GYÖA	:	Geri Yayılmalı Öğrenme Algoritması
AOBM	:	Aşamalı Olmayan Bulanık Model
ABM	:	Aşamalı Bulanık Model
SBM	:	Sugeno Bulanık Modeli
ANFIS	:	Uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi
HKOK	:	Hata kareler ortalamasının karekökü
AKŞ	:	Açlık kan şekeri
BKİ	:	Beden kitle indeksi
TG	:	Trigliserid
MATLAB	:	Matrix Laboratory

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 2.1 Çan Üyelik Fonksiyonu.....	4
Şekil 2.2 Gauss Üyelik Fonksiyonu	5
Şekil 2.3 Üçgen Üyelik Fonksiyonu.....	6
Şekil 2.4 Yamuk Üyelik Fonksiyonu	7
Şekil 2.5 Bulanık Çıkarım Sistemi	10
Şekil 2.6 Sugeno Bulanık Modeli.....	12
Şekil 2.7 ANFIS Yapısı	15
Şekil 2.8 (m-1) tane bulanık alt modelden oluşan m bağımsız değişkenli aşamalı bulanık model yapısı	19
Şekil 2.9 Dört bağımsız değişkenli, aşamalı olmayan bulanık model yapısı	20
Şekil 2.10 Dört bağımsız değişkenli, iki katmanlı aşamalı bulanık model yapısı	20
Şekil 2.11 Dört bağımsız değişkenli, üç katmanlı aşamalı bulanık model yapısı	21
Şekil 2.12 Üç bağımsız değişkenli aşamalı olmayan bulanık model yapısı	21
Şekil 2.13 Aşamalı yapıya aktarılmış üç bağımsız değişkenli bulanık model	23
Şekil 2.14 ROC eğrileri ve referans çizgisi	28
Şekil 3.1 Simülasyon uygulaması için hazırlanan programın akış şeması	32
Şekil 3.2 Üç bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı bulanık model.....	33
Şekil 3.3 Üç bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı olmayan bulanık model.....	34
Şekil 3.4. Altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı bulanık model.....	36
Şekil 3.5 Altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı olmayan ... bulanık model.....	37
Şekil 3.6 Gerçek veri seti uygulaması için hazırlanan programın akış şeması.....	38
Şekil 3.7 Hasta ve kontrol gruplarında BKİ değişkeninin dağılım grafiği	39
Şekil 3.8 Hasta ve kontrol gruplarında TG değişkeninin dağılım grafiği	40
Şekil 3.9 Hasta ve kontrol gruplarında AKŞ değişkeninin dağılım grafiği	40
Şekil 3.10 BKİ değişkeninin alt gruplarının dağılım grafiği	42
Şekil 3.11 TG değişkeninin alt gruplarının dağılım grafiği.....	42

Şekil 3.12 AKŞ değişkeninin alt gruplarının dağılım grafiği	43
Şekil 3.13 Gerçek veri seti kullanılarak oluşturulan aşamalı bulanık model yapısı	44
Şekil 3.14 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki çan üyelik fonksiyonları.....	44
Şekil 3.15 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki çan üyelik fonksiyonları	45
Şekil 3.16 AKŞ değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları.....	45
Şekil 3.17 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları	46
Şekil 3.18 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki Gauss üyelik fonksiyonları	46
Şekil 3.19 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki Gauss üyelik fonksiyonları	47
Şekil 3.20 AKŞ değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları	47
Şekil 3.21 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları	48
Şekil 3.22 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki üçgen üyelik fonksiyonları.....	48
Şekil 3.23 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki üçgen üyelik fonksiyonları	49
Şekil 3.24 AKŞ değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları.....	49
Şekil 3.25 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları	50
Şekil 3.26 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki yamuk üyelik fonksiyonları	50
Şekil 3.27 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki yamuk üyelik fonksiyonları	51
Şekil 3.28 AKŞ değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları	51
Şekil 3.29 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları	52
Şekil 3.30 Gerçek veri seti kullanılarak oluşturulan aşamalı olmayan bulanık model yapısı ..	52
Şekil 3.31 BKİ değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları.....	53
Şekil 3.32 TG değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları	53
Şekil 3.33 AKŞ değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları.....	54
Şekil 3.34 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları	54
Şekil 3.35 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları	55
Şekil 3.36 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları	55
Şekil 3.37 BKİ değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları	56
Şekil 3.38 TG değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları	56
Şekil 3.39 AKŞ değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları	57
Şekil 3.40 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları	57
Şekil 3.41 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları.....	58
Şekil 3.42 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları	58
Şekil 3.43 BKİ değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları.....	59
Şekil 3.44 TG değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları	59
Şekil 3.45 AKŞ değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları.....	60

Şekil 3.46 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları	60
Şekil 3.47 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları	61
Şekil 3.48 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları	61
Şekil 3.49 BKİ değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları	62
Şekil 3.50 TG değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları	62
Şekil 3.51 AKŞ değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları	63
Şekil 3.52 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları	63
Şekil 3.53 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları	64
Şekil 3.54 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları	64
Şekil 4.1 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	67
Şekil 4.2 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	68
Şekil 4.3 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	68
Şekil 4.4 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	69
Şekil 4.5 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	71
Şekil 4.6 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	72
Şekil 4.7 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	72
Şekil 4.8. Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	73
Şekil 4.9 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	75
Şekil 4.10 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	76
Şekil 4.11 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	76
Şekil 4.12 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	77

Şekil 4.13 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	79
Şekil 4.14 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri.....	80
Şekil 4.15 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	80
Şekil 4.16 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	81
Şekil 4.17 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri.....	86
Şekil 4.18 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	86
Şekil 4.19 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	87
Şekil 4.20 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri.....	87
Şekil 4.21 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri.....	88
Şekil 4.22 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	88
Şekil 4.23 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	89
Şekil 4.24 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	89
Şekil 4.25 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	92
Şekil 4.26 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	92
Şekil 4.27 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	93
Şekil 4.28 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	93
Şekil 4.29 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri.....	95

Şekil 4.30 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	96
Şekil 4.31 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	96
Şekil 4.32 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık	
modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	97
Şekil 4.33 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	99
Şekil 4.34 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	100
Şekil 4.35 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	100
Şekil 4.36 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	101
Şekil 4.37 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	102
Şekil 4.38 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	103
Şekil 4.39 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	103
Şekil 4.40 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin	
HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	104
Şekil 4.41 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	109
Şekil 4.42 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	109
Şekil 4.43 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	110
Şekil 4.44 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	110
Şekil 4.45 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri	111
Şekil 4.46 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri	111

Şekil 4.47 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri	112
Şekil 4.48 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan	
bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri	112



TABLolar DİZİNİ

Sayfa

Tablo 2.1 Üç bağımsız değişkenli aşamalı olmayan bulanık modele ilişkin kural tablosu	21
Tablo 2.2 Rastgele seçilmiş kural tablosunun gruplanması	23
Tablo 2.3 Aşamalı bulanık modelde 1. katman için kural tablosu	24
Tablo 2.4 Aşamalı bulanık modelde 2. katman için kural tablosu	24
Tablo 2.5 t kesim noktasına göre elde edilen test sonucu ve gerçek durum çapraz tablosu.....	26
Tablo 3.1 Veri türetiminde kullanılan tanımlayıcı istatistikler.....	33
Tablo 3.2 Bağımsız değişkenlerin ilişki katsayıları.....	33
Tablo 3.3 Veri türetiminde kullanılan tanımlayıcı istatistikler.....	34
Tablo 3.4 Bağımsız değişkenlerin ilişki katsayıları.....	35
Tablo 3.5 Hasta ve kontrol gruplarında bağımsız değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	39
Tablo 3.6 BKİ, TG ve AKŞ değişkenlerinin bulanıklaştırılması ve grupların tanımlayıcı istatistikleri.....	41
Tablo 3.7 Bağımsız değişkenlerin birbirleri ile ilişkileri.....	44
Tablo 4.1 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	66
Tablo 4.2 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	66
Tablo 4.3 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	66
Tablo 4.4 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	67
Tablo 4.5 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	70
Tablo 4.6 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	70
Tablo 4.7 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	70
Tablo 4.8 Test setinde aşamalı olmayan modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	71

Tablo 4.9 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık ... değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	74
Tablo 4.10 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük ... değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	74
Tablo 4.11 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk ... değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	75
Tablo 4.12 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	75
Tablo 4.13 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	78
Tablo 4.14 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	78
Tablo 4.15 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	78
Tablo 4.16 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	79
Tablo 4.17 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	82
Tablo 4.18 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	82
Tablo 4.19 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	83
Tablo 4.20 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	83
Tablo 4.21 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	84
Tablo 4.22 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları.....	84
Tablo 4.23 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları.....	85
Tablo 4.24 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin .. tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları.....	85
Tablo 4.25 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre ... duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	90

Tablo 4.26 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre ... özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	91
Tablo 4.27 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre ... doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	91
Tablo 4.28 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre ... HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	91
Tablo 4.29 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	94
Tablo 4.30 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	94
Tablo 4.31 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	95
Tablo 4.32 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	95
Tablo 4.33 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık .. değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	98
Tablo 4.34 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük ... değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	98
Tablo 4.35 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk... değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	98
Tablo 4.36 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	99
Tablo 4.37 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	101
Tablo 4.38 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	101
Tablo 4.39 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	102
Tablo 4.40 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	102
Tablo 4.41 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	105
Tablo 4.42 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	105

Tablo 4.43 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk	
değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	106
Tablo 4.44 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK	
değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	106
Tablo 4.45 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık	
değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	107
Tablo 4.46 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin	
tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	107
Tablo 4.47 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin	
tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	108
Tablo 4.48 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin ..	
tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları	108
Tablo 4.49 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık, .	
özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri	113
Tablo 4.50 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık,	
özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri	113
Tablo 4.51 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre ...	
duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri	114
Tablo 4.52 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre	
duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri	114
Tablo 4.53 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık,	
özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri	115
Tablo 4.54 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, .	
doğruluk ve HKOK değerleri	115

ÖZET

AŞAMALI VE AŞAMALI OLMAYAN BULANIK MODELLERİN SINIFLANDIRMA PERFORMANSLARININ KARŞILAŞTIRILMASI

**Cantaş F. Adnan Menderes Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü Biyoistatistik
Anabilim Dalı Yüksek Lisans Tezi, Aydın, 2016.**

Bu çalışmada, simülasyon verisi ve gerçek veri seti ile farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin sınıflandırma performanslarının karşılaştırılması hedeflendi.

Çalışmanın uygulama basamağında MATLAB yazılım programı kullanılarak simülasyon uygulaması için algoritmalar oluşturuldu. Hem bu algoritmalar yardımıyla türetilmiş veri setleri hem de gerçek bir veri seti kullanılarak oluşturulan aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin sınıflandırılma performansları; duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK kriterlerine göre karşılaştırıldı.

Simülasyon uygulaması sonunda aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdelerinin aşamalı bulanık modellerden daha yüksek; HKOK değerlerinin ise daha düşük olduğu belirlendi. Kural tabanının ise aşamalı bulanık modelde aşamalı olmayan bulanık modellere göre daha geniş olduğu görüldü. En iyi sonuç veren üyelik fonksiyonlarının ise üçgen ve çan üyelik fonksiyonları olduğu sonucuna ulaşıldı. Gerçek uygulamada da simülasyon sonuçlarına paralel olarak farklı üyelik fonksiyonları ile oluşturulan aşamalı olmayan bulanık modellerin aşamalı bulanık modellere göre duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdelerinin daha yüksek, HKOK değerlerinin ise daha düşük olduğu belirlendi. Sınıflandırma bakımından en iyi sonuç veren modellerin Gauss ya da yamuk üyelik fonksiyonu ile oluşturulduğu sonucuna ulaşıldı.

Sonuç olarak aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemi, aşamalı bulanık mantık yöntemine göre daha iyi sınıflandırma yapmaktadır. Verinin yapısı, değişkenlerin dağılımı, birbiri ile ilişkisi, bulanıklaştırma adımıda değişkenlerin alt kategorilere nasıl ayrılacağı ve hangi yöntemin kullanılacağı hususlarının ayrıntılı irdelenmesi gerektiği için mutlaka konuyla ilgili bilgi ve tecrübeye sahip uzman desteği alınmalıdır.

Anahtar Kelimeler: Aşamalı Bulanık Model, Aşamalı Olmayan Bulanık Model, Sınıflandırma, Simülasyon.

ABSTRACT

THE COMPARISON OF CLASSIFICATION PERFORMANCES OF HIERARCHICAL AND NON-HIERARCHICAL FUZZY MODELS

Cantas F. Adnan Menderes University Institute of Medical Sciences Biostatistics Department Master of Science Thesis, Aydm, 2016.

In this study, it is aimed to compare classification performances of hierarchical and non-hierarchical fuzzy models by using different membership functions on simulation and real data sets.

In the application step of the study, algorithms are created by using MATLAB software for simulation practice. Classification performances of the hierarchical and non-hierarchical fuzzy models created using both data sets generated by means of these algorithms and real data set are compared according to sensitivity, specificity, accuracy and root mean square error (RMSE) criteria.

In the end of simulation practices, it is determined that sensitivity, specificity and accuracy of the non-hierarchical models are higher; RMSE of the non-hierarchical models are lower than hierarchical fuzzy models. However, it is found that the rule base of hierarchical fuzzy models are larger than that in non-hierarchical models. Also, it is determined that the membership functions that give the best result are triangular and bell.

In the real data set application - similar to simulation results - it is found that the specificity, accuracy of the non-hierarchical models built by different membership functions are higher, RMSE of the non-hierarchical models are lower than the hierarchical models. It is stated that models that give the best classification results are built by Gauss or bell membership functions. Consequently; non-hierarchical fuzzy logic technique give better classification performance than hierarchical fuzzy logic technique.

Consequently; non-hierarchical fuzzy models classify better than hierarchical fuzzy models. Since structure of the data, distribution of variables and correlation between them, how to separate variables into sub-categories in fuzzification step and which method to use are to be studied on in detail, experienced expert help should be taken.

Keywords: Hierarchical Fuzzy Model, Non-Hierarchical Fuzzy Model, Classification, Simulation.

1. GİRİŞ

Bilimsel çalışmalarda incelenen olaylar matematiksel modellerle tanımlanmaktadır. Oluşturulan matematiksel model, incelenen olayın zamanla nasıl bir durumda olacağı hakkında yorum yapılmasına imkân tanımaktadır. İstatistiksel olaylar ise her zaman kesin yargılarla yorumlanamadığından olayların birinden diğerine geçiş aşaması söz konusu olmaktadır. Bu tür problemlerin incelenmesinde “Bulanık Mantık Yaklaşımı” kullanılmaktadır (Buckley ve Eslami, 2003).

Özellikle son yıllarda bulanık mantık yaklaşımı kullanılarak gerek mühendislik gerekse sağlık alanında birçok çalışma yapılmıştır. Sağlık alanında yapılan çalışmalar bir hastalığın teşhisinin erken konması ya da hastalığın, türlerine sınıflandırılması bakımından büyük önem taşımaktadır. Akbarzadeh ve Moshtagh (2007), afazi veri setini kullanarak aşamalı bulanık mantık yöntemiyle bu hastalığı broca, wernicke, global ve anomik türlerine sınıflandırmışlardır. Benzer bir çalışma da Karahoca ve ark. (2009) tarafından yapılmıştır. Bu çalışmada yaş, total kolesterol ve bel/kalça oranı değişkenleri kullanılarak kandaki şeker oranının tahmini yapılmış, bunun sonucunda ise bireyler ‘hipoglisemik’, ‘düşük riskli hipoglisemi’, ‘sağlıklı’, ‘düşük diyabet riskli’ ve ‘diyabetik’ sınıflarına ayrılmıştır. Mahmoudi ve ark. (2013) ise mikroçip gen ekspresyon veri setini kullanarak kanser hastalarını göğüs, kan, kolon, prostat, akciğer ve lenf kanseri sınıflarına ayırmışlardır. Başka bir çalışmada ise Uçar ve ark. (2013), tüberküloz hastalığına neden olan faktörleri kullanarak bu hastalığa yakalanan bireyleri tespit edebilmişlerdir. Ziasabounchi ve Askerzade (2014) ise yaş, göğüs ağrı tipi, kolesterol, maksimum kalp atım hızı, dinlenme anındaki kan basıncı, şekeri ve elektrokardiyografi değişkenlerini kullanarak bireyleri kalp hastalığı riskine göre sınıflamışlardır. Yapılan bir başka çalışmada ise Yang ve ark. (2014), EEG sinyallerini kullanarak bireyleri ‘Eses epilepsi hastası’ ya da ‘kontrol’ gruplarına ayırmışlardır.

Zadeh (1965) tarafından yazılan “Fuzzy Sets” başlıklı makale ile bulanık mantık yapısı oluşmuştur. Klasik mantık $\{0,1\}$ olmak üzere iki değerli olup herhangi bir belirsizliğe yer vermezken; bulanık mantık, bir elemanın bir kümeye ait olma derecesinin 0 ya da 1 olmasının yanında $[0,1]$ aralığındaki herhangi bir değeri alabilmesini mümkün kılmaktadır. İnsan düşünce yapısı da olayları genellikle “var” ya da “yok” gibi kesin ifadeler yerine “az”, “çok”, “daha çok” gibi yaklaşık ifadelerle değerlendirir (Altaş, 1999a; Licata, 2010). Dolayısıyla bulanık mantık bu yönüyle gerçek dünyayı ve insan düşünce yapısını iyi bir şekilde temsil etmektedir.

Aşamalı olmayan bulanık modeller (AOBM), tüm bağımsız değişkenlerin modele aynı anda eklenmesiyle oluşturulurken; aşamalı bulanık modeller (ABM) ise AOBM'lere göre daha

düşük boyutlu, alt bulanık modellerin aşamalı olarak birleştirilmesi ile oluşturulur. Aşamalı olmayan bulanık mantık yaklaşımında bağımsız değişken sayısı arttıkça, bağımlı değişken hakkında karar vermeye yarayan kural tabanındaki kuralların sayısı üstel olarak artar. Özellikle de bağımsız değişken sayısının çok olduğu durumlarda model içindeki uyarlanabilir parametre sayısının çok fazla olmasından kaynaklanan boyut problemi ortaya çıkar (Brown ve ark, 1995). Bu boyut problemiyle baş edebilmek için aşamalı yapıda bulanık modeller önerilmektedir (Raju ve ark, 1991; Brown ve ark, 1995). Çünkü ABM'ler daha düşük boyutlu bulanık modellerin birleştirilmesiyle oluşturulduğundan bağımsız değişken sayısı artsa da kural sayısı üstel değil, doğrusal olarak artar (Emara ve Elshafei, 2004; Chen ve ark, 2006).

Bu çalışmanın amacı, farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemleri ile verilerin sınıflandırmasında modellerin ve üyelik fonksiyonlarının performanslarını karşılaştırmaktır. Modellerin sınıflandırma performansları duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve hata kareler ortalamasının karekökü kriterleri hesaplanarak değerlendirilecektir. Bu amaçla, hem simülasyon verisi hem de gerçek veri seti kullanılarak uygulama yapılacaktır.

2. GENEL BİLGİLER

2.1 Bulanık Mantık

Bulanık mantığın temeli, bulanık küme mantığına dayanmaktadır. Klasik kümelerde bir birimin o kümeye ait olup olmaması arasındaki geçiş kesindir. Ancak bulanık kümeleri içeren bir uzaydaki bir birim için bu geçiş kademelidir. Bulanık kümeler, çeşitli üyelik derecelerine sahip elemanları içerirken klasik kümelerde bir birimin o kümeye üyeliği tam yani üyelik derecesi 1'e eşit; değilse o birimin o kümeye üyeliği yoktur. (Buckley ve Eslami, 2003). Örneğin; akciğer kanserinin risk faktörlerinden biri olan sigara içme durumu ile ilgili bir problemde klasik küme mantığı bireylerin “sigara içmiyor” ya da “sigara içiyor” olmalarıyla ilgilenirken bulanık küme mantığı ise bireylerin sigara içip içmemelerinin yanında ne kadar sigara içiyor (“içmiyor”, “az içiyor”, “çok içiyor” gibi.) olmalarıyla da ilgilenir.

2.2 Bulanık Küme Üyelik Fonksiyonları

Bir birimin o kümeye ait olma ve olmaması arasındaki geçiş bulanık kümelerde belirsiz olduğundan bulanık küme uzayındaki bir birimin üyeliği, bu belirsizliği ortaya koyan bir üyelik fonksiyonu ile hesaplanır (Ross, 2009). Bulanık küme, kümeye aitlik derecesi $\mu_A(x)$ üyelik değeri ile tanımlanmış kümeyi ifade eder. x elemanlarının oluşturduğu uzay X olmak üzere, bu uzay içindeki bulanık A kümesi $A = \{(x, \mu_A(x)) | x \in X\}$ ve üyelik fonksiyonu ise $\mu_A(x): X \rightarrow [0,1]$ olmak üzere μ ile gösterilir (Nguyen ve Walker, 2005). Her üyelik fonksiyonunu belirleyen parametreler vardır. Oluşturulan bulanık modelin bağımlı değişkeni en az hata ile tahmin edebilmesi için bu parametreler uyarlanmaktadır (Zadeh, 1965; Jang ve ark, 1997).

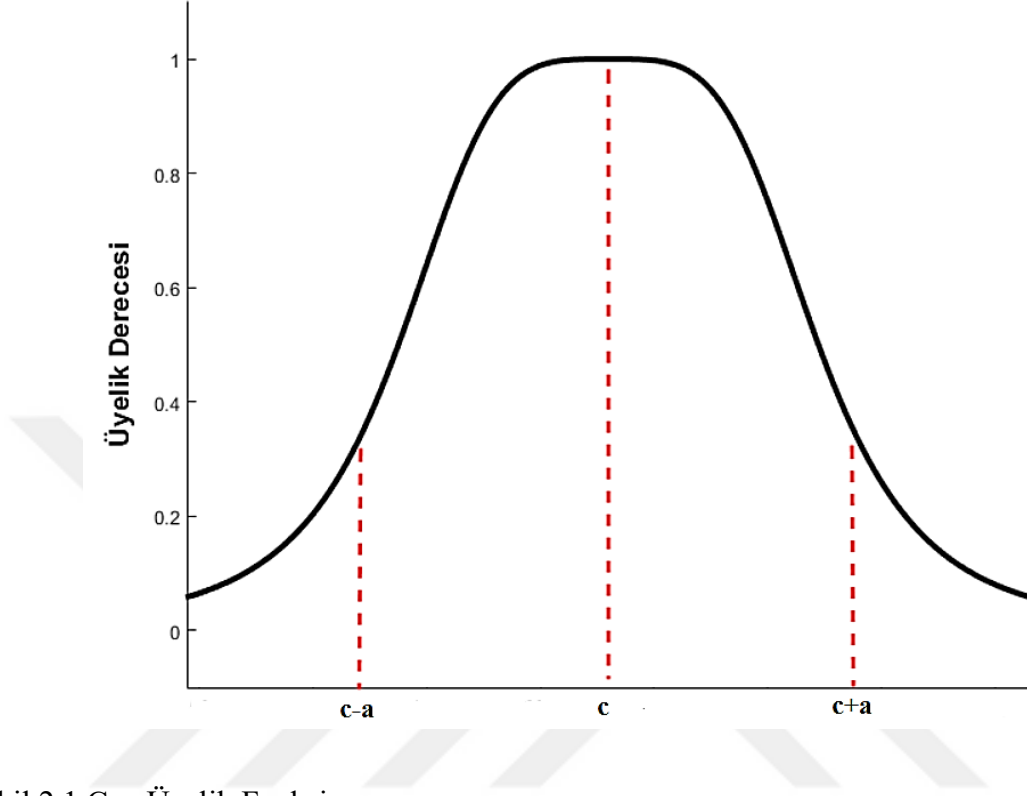
Üyelik fonksiyonları, xy -düzleminde bir eğri olarak gösterilir. x -ekseni girdi ya da çıktı değerlerinin değer aralığını, y -ekseni ise $[0,1]$ aralığındaki üyelik derecelerini gösterir (Yager ve Zadeh, 1992). Bulanık küme üyelik fonksiyonlarından en sık kullanılanları çan, Gauss, üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonlarıdır (Zhang ve Liu, 2006).

2.2.1 Çan Üyelik Fonksiyonu

Çan üyelik fonksiyonu $\{a, b, c\}$ parametreleriyle tanımlanır (Şekil 2.1):

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

Burada b parametresi genellikle pozitifdir. b parametresinin negatif olması halinde bu üyelik fonksiyonu ters çan eğrisi biçimini alır (Rashid ve Ahmed, 2012).

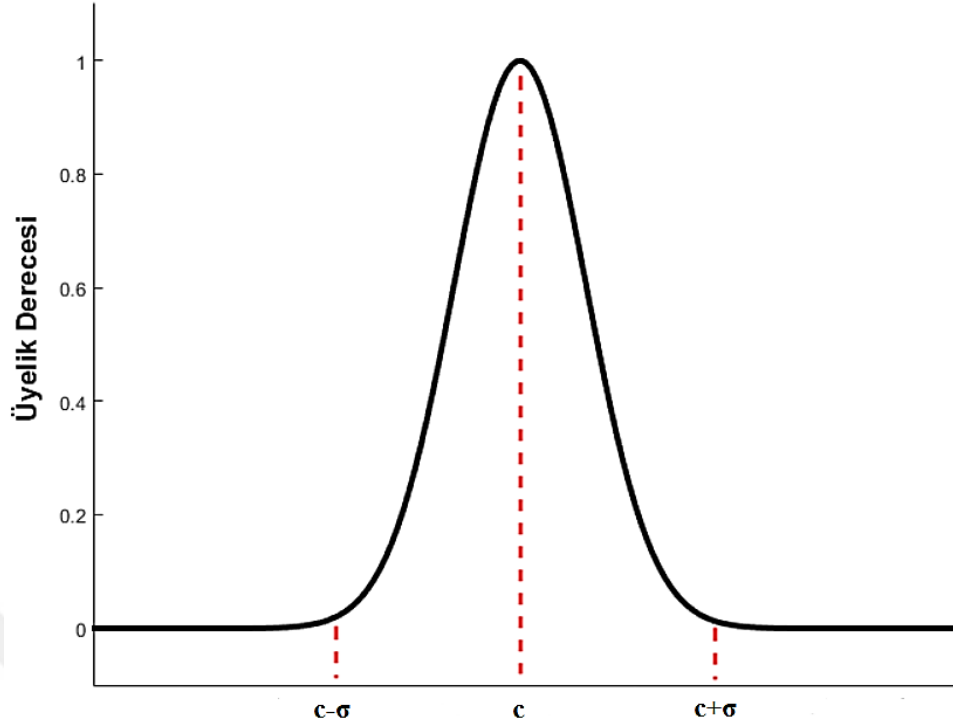


Şekil 2.1 Çan Üyelik Fonksiyonu

2.2.2 Gauss Üyelik Fonksiyonu

Gauss üyelik fonksiyonu $\{c, \sigma\}$ parametreleriyle tanımlanır (Şekil 2.2) (Ziasabounchi ve Askerzade, 2014):

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

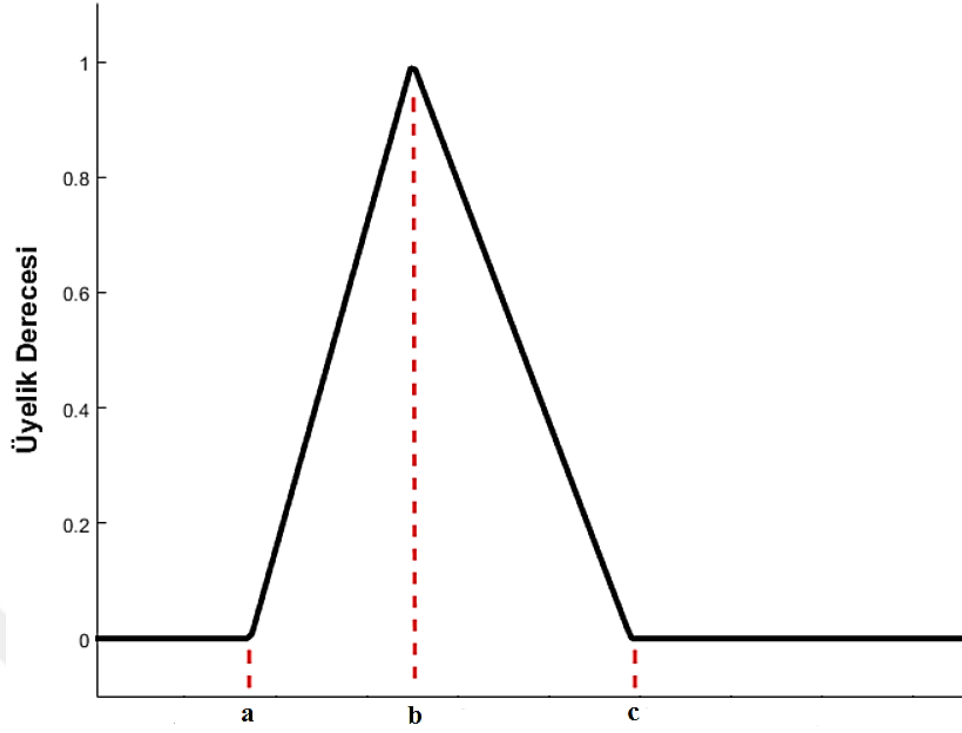


Şekil 2.2 Gauss Üyelik Fonksiyonu

2.2.3 Üçgen Üyelik Fonksiyonu

Üçgen üyelik fonksiyonu $a < b < c$ olmak üzere $\{a, b, c\}$ parametreleriyle tanımlanır (Şekil 2.3) (Czogala ve Leski, 2000; Fullér, 2000):

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

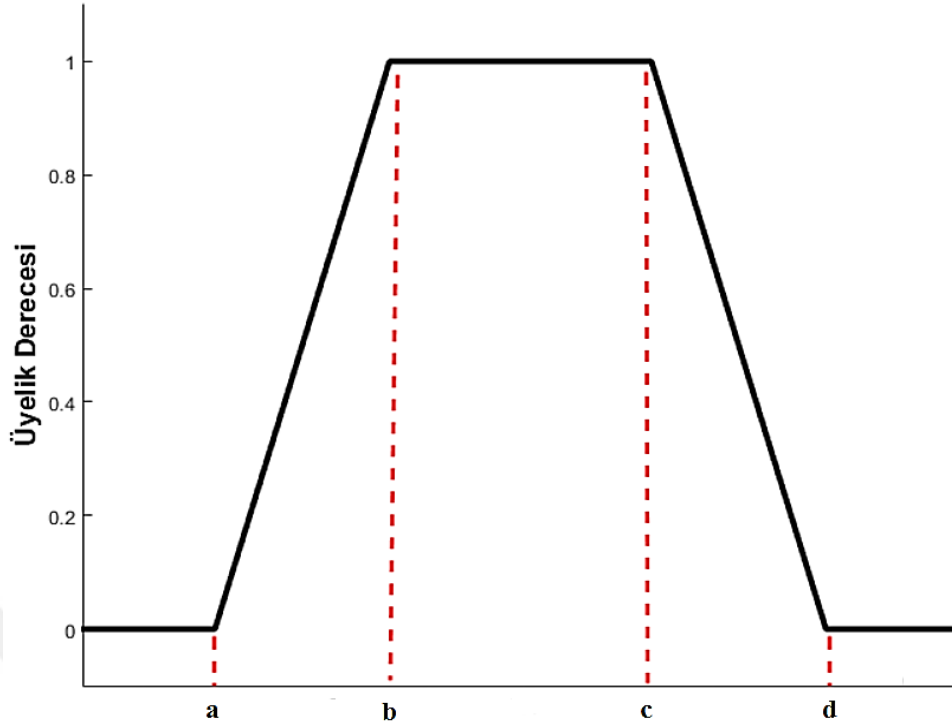


Şekil 2.3 Üçgen Üyelik Fonksiyonu

2.2.4 Yamuk Üyelik Fonksiyonu

Yamuk üyelik fonksiyonu $a < b \leq c < d$ olmak üzere $\{a, b, c, d\}$ parametreleriyle tanımlanır (Şekil 2.4) (Jang ve Sun, 1995; Weldock ve ark, 2000; Akbarzadeh ve Moshtagh, 2007):

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



Şekil 2.4 Yamuk Üyelik Fonksiyonu

2.3 Bulanık Küme İşlemleri

Bulanık kümeler arasında tanımlı işlemler bulanık çıkarım aşamasında kullanılmaktadır. Bu işlemlerin en sık kullanılanları kesişim, birleşim ve bulanık tümlleme işlemleridir (Lee, 2005).

Bulanık kesişim işlemi, A ve B bulanık kümeleri arasındaki “ve” bağlacına karşılık gelir ve $\cap$ sembolü ile gösterilir (Türkşen, 2015):

$$\mu_{A \cap B}(x) = \{\min(\mu_A(x), \mu_B(x)), x \in X\}$$

Bulanık birleşim işlemi, A ve B bulanık kümeleri arasındaki “veya” bağlacına karşılık gelir ve $\cup$ sembolü ile gösterilir (Jang ve Sun, 1995):

$$\mu_{A \cup B}(x) = \{\max(\mu_A(x), \mu_B(x)), x \in X\}$$

Bir A bulanık kümesine uygulanan bulanık tümlleme işlemi, “A kümesinin değili”ne karşılık gelir ve $\bar{A}$ sembolü ile gösterilir (Nguyen ve Berlin, 2006):

$$\mu_{\bar{A}}(x) = \{(1 - \mu_A(x)), x \in X\}$$

Bulanık kümelerde kesişim ve birleşim işlemleri minimum ve maksimum işlemlerine karşılık gelmekte iken; tümleme işlemi matematikseldir. Ancak bulanık kümeler arasındaki kesişim ve birleşim işlemleri tek tanımlı değildir. Alternatif olarak; kesişim, T-norm (Üçgensel norm) ve birleşim ise S-norm işlemiyle aşağıdaki gibi tanımlanır (Rashid ve Ahmed, 2012):

$$\mu_{A \cap B}(x) = T(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) * \mu_B(x), \quad (x \in X)$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = S(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) + \mu_B(x) - \mu_A(x) * \mu_B(x), \quad (x \in X)$$

T-norm işlemi

- $T(0,0) = 0, T(1,a) = T(a,1) = a$ (Sınırlılık)
- $a \leq c$ ve $b \leq d$ ise $T(a,b) \leq T(c,d)$ (Monotonluk)
- $T(a,b) = T(b,a)$ (Değişme)
- $T(a, T(b,c)) = T(T(a,b), c)$ (Birleşme) özelliklerine sahiptir.

S-norm işlemi

- $S(1,1) = 1, S(a,0) = S(0,a) = a$ (Sınırlılık)
- $a \leq c$ ve $b \leq d$ ise $S(a,b) \leq S(c,d)$ (Monotonluk)
- $S(a,b) = S(b,a)$ (Değişme)
- $S(a, S(b,c)) = S(S(a,b), c)$ (Birleşme)

özelliklerine sahiptir (The Mathworks Inc. Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, 2015; Buckley ve Eslami, 2003; Licata, 2010).

2.4 Bulanık Çıkarım Sistemi

Bulanık kural tabanlı sistemler ya da *bulanık modeller* olarak da bilinen bulanık çıkarım sistemleri, bulanık mantık sisteminin temelidir. Bulanık çıkarım sistemi ile uygun kurallar oluşturulur ve bu kurallara dayanarak sistem hakkında karar verilir. Kurallar oluşturulurken “eğer ... ise” ifadeleri kullanılır ve uygun kuralların oluşturulması için “ve” ya da “veya” bağlaçlarından yararlanılır. (Türkşen, 2015).

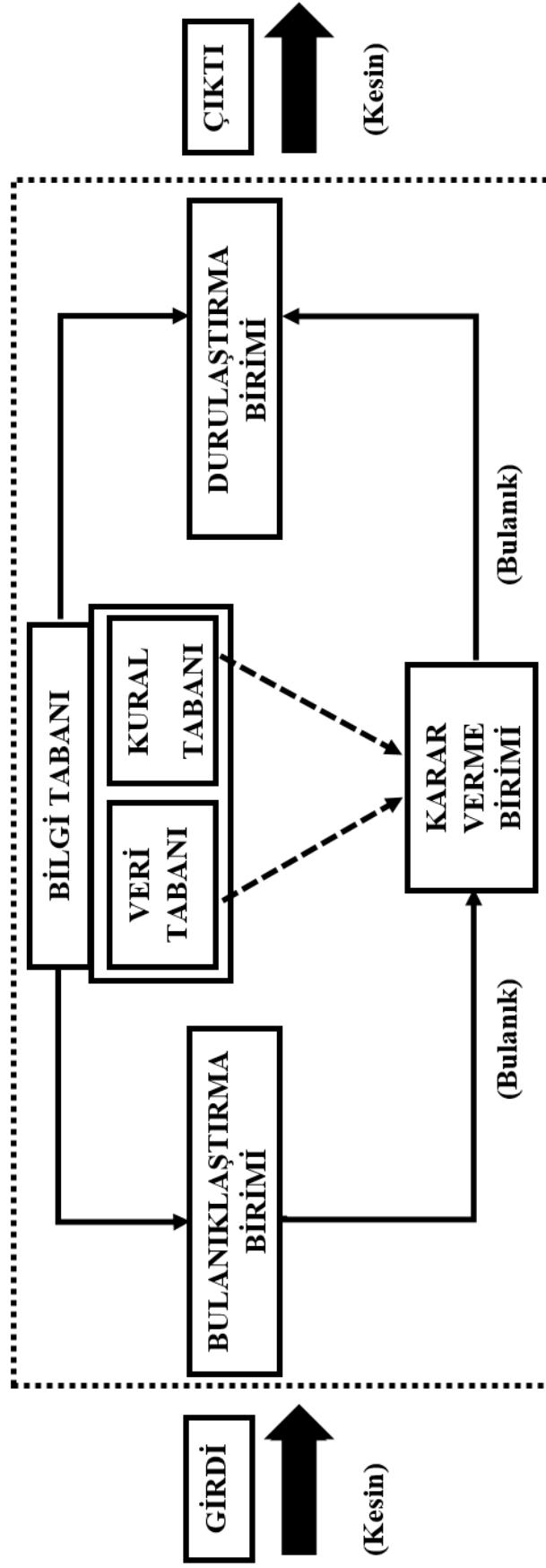
Bir bulanık çıkarım sistemi aşağıdaki bölümlerden oluşur (Şekil 2.5):

1. Bulanıklaştırma Birimi: Bağımsız değişkenlerin kategorileştirilerek, uygun şekilde dilsel ifadelere ayrıldığı birimdir.

2. Kural Tabanı: Bağımlı değişkeni tahmin etmek için bağımsız değişkenlerin kullanılmasıyla “eğer ... ise” kurallarının oluşturulduğu birimdir.

- 3. Veri Tabanı:** Her bir dilsel ifadenin üyelik fonksiyonunun belirlendiği ve üyelik değerlerinin hesaplandığı birimdir. Veri tabanı, kural tabanı ile birlikte bilgi tabanını oluşturur.
- 4. Karar Verme Birimi:** Kurallardan çıkarım yapma işlemlerinin gerçekleştiği birimdir.
- 5. Durulaştırma Birimi:** Bulanık sonuçların, bağımlı değişkenin kesin tahmin değerlerine dönüştürüldüğü birimdir (Jang, 1993; Jang ve ark, 1997; Altaş, 1999b).





Şekil 2.5 Bulanık Çıkarım Sistemi

2.4.1 Sugeno Bulanık Modeli

Sugeno bulanık modeli (SBM), girdi - çıktıları verilen bir veri setinden uygun kurallar türetmek için sistematik yaklaşımda bulunan bir bulanık mantık modelidir. Bu model, bulanık kural tabanlı sistemlerde parametrelerin uyarlanabilmesini sağlar (Jang ve ark, 1997; Sivanandam ve ark, 2007; The Mathworks Inc. Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, 2015).

X_1 ve X_2 gibi iki bağımsız değişkeni ve Y bağımlı değişkeni olan SBM'ye ilişkin kurallar aşağıdaki formdadır:

$$\text{“ } X_1 = \mathbf{A} \text{ ve } X_2 = \mathbf{B} \text{ ise } \hat{Y} = f(X_1, X_2) = \mathbf{p}x + \mathbf{q}y + \mathbf{r} \text{”}$$

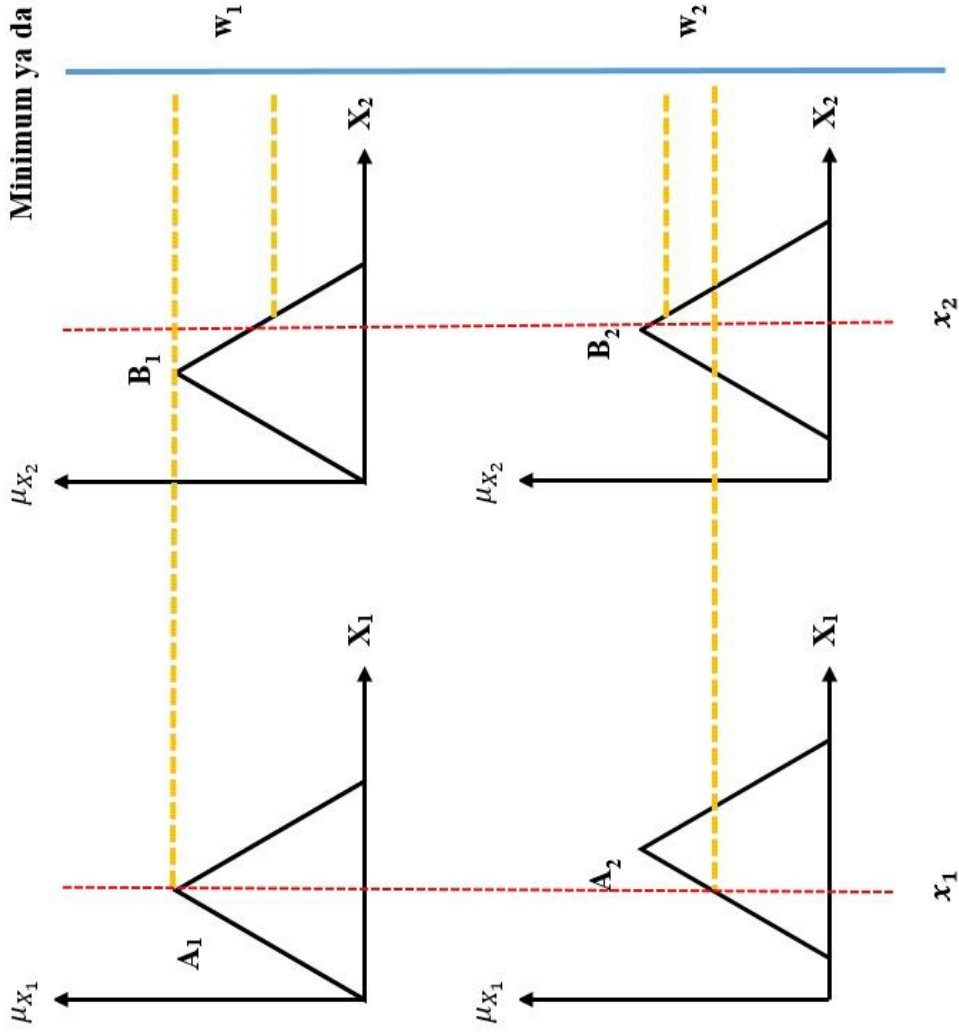
Burada A ve B kategorileştirilerek elde edilmiş bulanık girdi kümeleri, $f(X_1, X_2)$ ise sonuç kısmında yer alan kesin değerli bir fonksiyondur. Bu fonksiyonun parametreleri, modeli oluşturan araştırmacı tarafından belirlenmektedir. Sınıflandırma problemlerinde p ve q katsayıları 0, r sabiti ise belirli bir sınıfa karşılık gelen bir sayı olarak seçilebilir (WEB_1). Çıkarım sistemi, $f(X_1, X_2) = r$ sabit fonksiyonu ise *sıfırıncı dereceden SBM*, $f(X_1, X_2) = \mathbf{p}x + \mathbf{q}y + \mathbf{r}$ ise *birinci dereceden SBM* adını almaktadır (Leondes, 1998; Czogala ve Léski, 2000).

Sugeno bulanık modelinde her bir kural, değeri bir fonksiyon tarafından belirlenen kesin değerli bir çıktıdır. Dolayısıyla toplam çıktı, durulaştırma aşamasında ağırlıklandırılmış ortalama ile hesaplanmaktadır:

$$\hat{Y} = \frac{w_1 \hat{Y}_1 + w_2 \hat{Y}_2}{w_1 + w_2}$$

Burada Y_1 ve Y_2 , uygulanan kuralların kesin değerli sonuçları; w_1 ve w_2 ise “ve” ya da “veya” işlemleri sonucu elde edilmiş kural ağırlıklarıdır (Şekil 2.6) (Jang ve ark, 1997; Ross, 2009).

Minimum ya da çarpım



$$\hat{Y}_1 = p_1 x_1 + q_1 x_2 + r_1$$

$$\hat{Y}_2 = p_2 x_1 + q_2 x_2 + r_2$$

Ağırlıklandırılmış Ortalama

$$\hat{Y} = \frac{w_1 \hat{Y}_1 + w_2 \hat{Y}_2}{w_1 + w_2}$$

Şekil 2.6 Sugeno Bulanık Modeli

2.5 Uyarlanabilir Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

Yapay sinir ağlarının en uygun modeli bulma yeteneği ile bulanık mantığın karar verebilme ve uzman bilgisinden yararlanabilme gibi özelliklerinin birleştirilmesi sonucu bulanık-sinir hibrid ağ yapısı ortaya çıkmıştır. Günümüzde bu amaçla en sık kullanılan ağ yapısı, SBM'yi temsil eden uyarlanabilir ağ tabanlı bulanık model yapısıdır (Şenol, 2010).

ANFIS'in öğrenme algoritması, eğitim setinin başlangıç üyelik fonksiyonlarının parametrelerini en az hata ile tahmin etmede en küçük kareler yöntemi (EKK) ile geri yayımlı öğrenme algoritmasını (GYÖA) birlikte kullanan hibrid öğrenme algoritmasıdır (Jang ve ark, 1997; Reich ve ark, 2007; Ziasabounchi ve Askerzade, 2014).

Basit olarak X_1 ve X_2 bağımsız değişkenli, Y bağımlı değişkenli SBM ve buna eşit olan ANFIS yapısı ele alınacaktır. Buna göre birinci dereceden SBM (Şekil 2.6) ve ilgili kurallar aşağıdaki gibidir (Jang ve ark, 1997; Joo ve Lee, 1999; Chen ve ark, 2006; Toosi ve ark, 2006; Wei ve ark, 2007; Ba-alwi, 2013; Raut ve Singh, 2014):

$$\text{Kural 1 : } X_1 = A_1 \text{ ve } X_2 = B_1 \text{ ise } \hat{Y}_1 = f_1(X_1, X_2) = p_1X_1 + q_1X_2 + r_1$$

$$\text{Kural 2 : } X_1 = A_2 \text{ ve } X_2 = B_2 \text{ ise } \hat{Y}_2 = f_2(X_1, X_2) = p_2X_1 + q_2X_2 + r_2$$

ANFIS yapısı toplam beş katmandan oluşmaktadır (Şekil 2.7) (Karahoca ve ark, 2009; Ankışhan, 2011; Uçar ve ark, 2013).

1. Katman bulanıklaştırma katmanıdır ve buradaki her bir düğüm uyarlanabilir. Burada her bir düğümün çıkışı, bağımsız değişkenlerin değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır. 1. katman çıkışı $O_{1,i}$ olmak üzere aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(X_1), \quad i = 1,2$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(X_2), \quad i = 3,4$$

Burada X_1 ve X_2 , modelin bağımsız değişkenleri olmak üzere A_i ve B_{i-2} ifadeleri ise bu bağımsız değişkenlerin alt kategorileridir. Bu katmandaki parametrelerin en az hata ile tahmin edilmesinde GYÖA kullanılmaktadır (Jang, 1996; Güler ve Übeyli, 2005; Bhattacharyya ve ark, 2015).

2. Katman ise kural katmanıdır. Bu katmandaki düğümler sabittir ve Π ile ifade edilir. Ayrıca her bir düğüm, SBM'ye göre oluşturulan kuralları ve bu kuralların sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkışı, o kuralın ağırlığını belirtir ve 1. katmandan gelen

üyelik derecelerinin çarpımına eşittir. Buna göre 2. katman çıkışı $O_{2,i}$ olmak üzere aşağıdaki gibi hesaplanır (Büyükbingöl ve ark, 2007; Arya ve Rathy, 2014):

$$O_{2,i} = \mu_{A_i}(X_1) * \mu_{B_i}(X_2), \quad i = 1,2$$

3. Katman normalizasyon katmanıdır ve bu katmanda bulunan düğümlerin hepsi sabittir. Ayrıca bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri bağımsız değişken değeri olarak kabul eder ve her bir kuralın normalleştirilmiş değerini verir. Bu değerlere *normalleştirilmiş kural ağırlığı* da denir. 3. Katman çıkışı $O_{3,i}$ olmak üzere aşağıdaki gibi hesaplanır (Liu ve ark, 2010; Azizi ve ark, 2012):

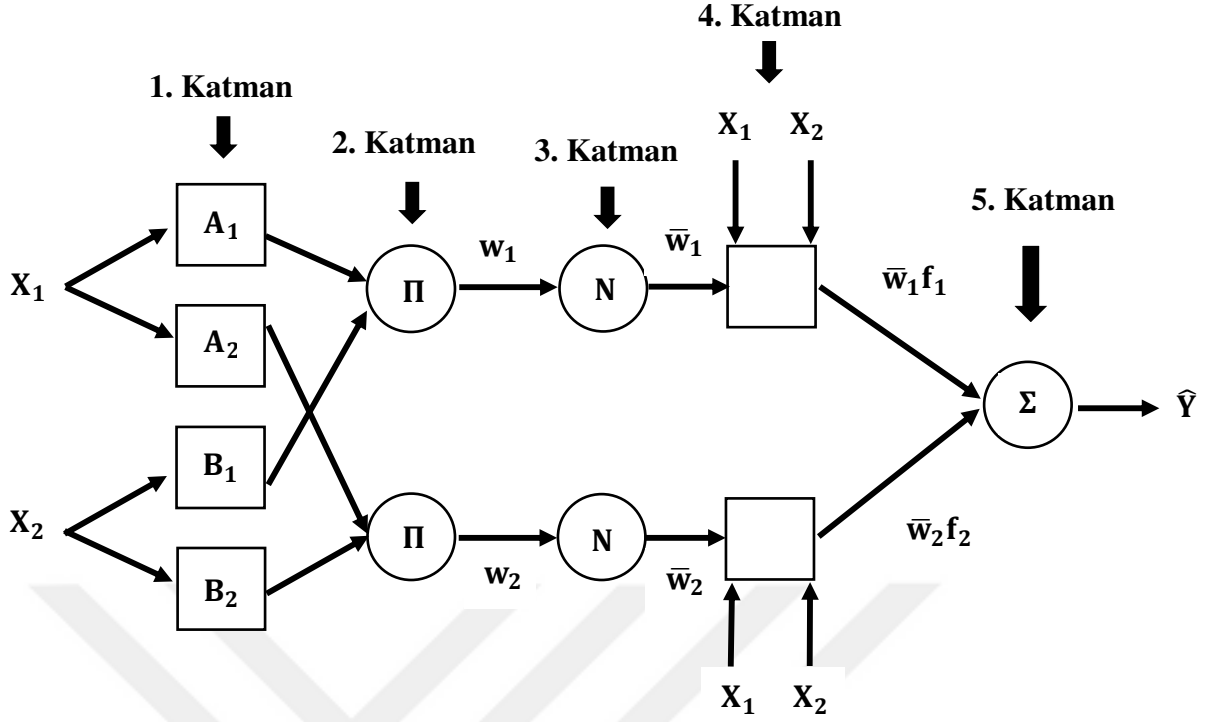
$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2$$

4. Katman ağırlıklandırma katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm uyarlanabilir ve her düğümde verilen kuralların ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. i. kuralın sonuç parametreleri kümesi olan $\{p_i, q_i, r_i\}$ parametrelerinin en az hata ile tahmin edilmesi için EKK yöntemi kullanılmaktadır. 4. Katman çıkışı $O_{4,i}$ olmak üzere aşağıdaki gibi hesaplanır. (Mahmoudi, 2013; Ziasabounchi ve Askerzade, 2014):

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i X_1 + q_i X_2 + r_i), \quad i = 1,2$$

5. Katman toplama katmanıdır ve Σ ile gösterilir. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve bu düğüm sabittir. Burada, 4. Katmandaki tüm düğümlerin çıkış değerleri toplanarak ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir. 5. Katman çıkışı $O_{5,i}$ olmak üzere aşağıdaki gibi hesaplanır (Jang ve ark, 1997; Uçar ve ark, 2013):

$$\hat{Y} = O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i}, \quad i = 1,2$$



Şekil 2.7 ANFIS Yapısı

2.5.1 En Küçük Kareler Yöntemi

EKK probleminde Y regresyon modeli aşağıdaki eşitlikle belirtilmektedir:

$$Y = \alpha_1 f_1(\mathbf{X}) + \alpha_2 f_2(\mathbf{X}) + \dots + \alpha_m f_m(\mathbf{X}).$$

Burada $\mathbf{X} = [X_1, \dots, X_m]^T$ modelin bağımsız değişkenlerinin oluşturduğu bağımsız değişkenler vektörü, $f_1, \dots, f_m$ fonksiyonları $\mathbf{X}$ vektörünün bilinen fonksiyonları ve $\alpha_1, \dots, \alpha_m$ parametreleri ise tahmin edilecek regresyon katsayılarıdır (Jang 1993).

Regresyon katsayılarının tahmin edilmesi için $\{(\mathbf{X}_i; Y_i): i = 1, \dots, n\}$ veri çiftinden oluşan eğitim seti kullanılarak gerekli hesaplamalar yapılır (Chen ve ark, 1991; Jang ve ark, 1997).

Her bir veri çifti yukarıdaki denklemde yerine konulduğunda aşağıdaki doğrusal denklemler elde edilir (Ramsey, 1969; Freeman ve Skapura, 1991):

$$f_1(\mathbf{X}_1)\alpha_1 + f_2(\mathbf{X}_1)\alpha_2 + \dots + f_m(\mathbf{X}_1)\alpha_m = \hat{Y}_1$$

$$f_1(\mathbf{X}_2)\alpha_1 + f_2(\mathbf{X}_2)\alpha_2 + \dots + f_m(\mathbf{X}_2)\alpha_m = \hat{Y}_2$$

⋮

$$f_1(\mathbf{X}_n)\alpha_1 + f_2(\mathbf{X}_n)\alpha_2 + \dots + f_m(\mathbf{X}_n)\alpha_m = \hat{Y}_n$$

Doğrusal denklemler $\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} = \hat{\mathbf{Y}}$ matris formuna dönüştürüldüğünde ise aşağıdaki eşitlik elde edilir:

$$\begin{bmatrix} f_1(\mathbf{X}_1) & \dots & f_m(\mathbf{X}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ f_1(\mathbf{X}_n) & \dots & f_m(\mathbf{X}_n) \end{bmatrix}_{n \times m} * \begin{bmatrix} \alpha_1 \\ \vdots \\ \alpha_m \end{bmatrix}_{m \times 1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}_{n \times 1}$$

Burada $[\mathbf{A} : \mathbf{Y}] = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{X}_1) & \dots & f_m(\mathbf{X}_1) & : & Y_1 \\ \vdots & & \vdots & : & \vdots \\ f_1(\mathbf{X}_n) & \dots & f_m(\mathbf{X}_n) & : & Y_n \end{bmatrix}$ ilaveli matrisinin i. satırı $(\mathbf{X}_i; \hat{Y}_i)$ veri çiftiyle

ilişkili olarak $[\boldsymbol{\theta}_i^T : \hat{Y}_i]$ ifadesine eşittir. Yani;

$$\boldsymbol{\theta}_i^T = [f_1(\mathbf{X}_i), \dots, f_m(\mathbf{X}_i)]$$

Denklemler sisteminin çözülebilmesi için gerekli olan şart $n \geq m$ olmasıdır. Eğer $\mathbf{A}$ matrisi tekil olmayan (tersi alınabilen) bir matris ise ($n = m$), denklemler sisteminin çözümü:

$$\boldsymbol{\alpha} = \mathbf{A}^{-1}\hat{\mathbf{Y}}.$$

Genellikle veri çifti sayısı uygun modeli kurmak için kullanılan parametre sayısından daha büyüktür ($n > m$). Bu durumda bağımlı değişkenin tahmininde oluşan hatadan dolayı regresyon modeline hata vektörü ($\mathbf{e}$) eklenmesi gerekmektedir. Oluşan yeni model aşağıdaki gibi yeniden tanımlanır (Freeman ve Skapura, 1991; Jang ve ark, 1997):

$$\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{e} = \hat{\mathbf{Y}}$$

Sistemin çözümü için hata kareler toplamını en küçük yapan $\boldsymbol{\alpha} = \hat{\boldsymbol{\alpha}}$ EKK tahminleyicisinin değeri hesaplanmalıdır. Hata kareler toplamı ise aşağıdaki eşitlikle belirtilmektedir (Chen ve ark, 1991; Jang, 1993):

$$E(\alpha) = \sum_{i=1}^n (\hat{Y}_i - \theta_i^T \alpha)^2 = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}\alpha)^T * (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}\alpha)$$

EKK tahminleyicisi $\frac{\partial E(\alpha)}{\partial \alpha} = 0$ şartını sağlayan $\alpha = \hat{\alpha}$ değeridir.

$$E(\alpha) = (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}\alpha)^T * (\hat{\mathbf{Y}} - \mathbf{A}\alpha) = \alpha^T \mathbf{A}^T \mathbf{A} \alpha - 2\hat{\mathbf{Y}}^T \mathbf{A} \alpha + \hat{\mathbf{Y}}^T \hat{\mathbf{Y}} \text{ olduğundan;}$$

$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \alpha = \mathbf{A}^T \hat{\mathbf{Y}}$ eşitliğinde $(\mathbf{A}^T \mathbf{A})$ matrisi tekil olmayan bir matris ise

$\frac{\partial E(\alpha)}{\partial \alpha} = 2\mathbf{A}^T \mathbf{A} \alpha - 2\mathbf{A}^T \hat{\mathbf{Y}} = 0$ şartını sağlayan $\alpha = \hat{\alpha}$ değeri aşağıdaki gibi tek çözüm olarak elde edilir (Jang, 1993; Jang ve ark, 1997):

$$\hat{\alpha} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \hat{\mathbf{Y}}$$

2.5.2 Geri Yayılımlı Öğrenme Algoritması

m boyutlu $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_m]^T$ girdi uzayında tanımlı E fonksiyonunun doğrusal olmadığı durumlarda sahip olduğu karmaşıklıktan dolayı fonksiyonu minimum yapan α parametresinin hesaplanmasında iteratif iniş yöntemlerinden yararlanılmaktadır. İteratif iniş yöntemlerinde α_{son} noktası, α_{ilk} noktasından $\mathbf{d}$ vektörü yönünde inilerek belirlenmektedir (Freeman ve Skapura, 1991; Kaastra ve Boyd, 1996):

$$\alpha_{\text{son}} = \alpha_{\text{ilk}} + \eta \mathbf{d}$$

Burada adım sayısı olan η , öğrenme oranı olarak da bilinmektedir. Genel olarak k ilk iterasyon adımı olmak üzere $\{\alpha_k\}$ çözüm kümesinin yakınsadığı lokal minimum değeri aşağıdaki iterasyon eşitliği yardımıyla hesaplanır (Jang, 1993; Dunne, 2007):

$$\alpha_{k+1} = \alpha_k + \eta_k \mathbf{d}_k \quad (k=1,2,3, \dots)$$

GYÖA gradyan temelli bir algoritmadır. Yani $\mathbf{d}$ yön vektörü, E fonksiyonunun gradyanı ($\mathbf{g}$) temel alınarak belirlenmektedir. $E: \mathbb{R}^m \rightarrow \mathbb{R}$ türevlenebilen fonksiyonunun α noktasındaki gradyan vektörü aşağıdaki gibi hesaplanır (Kalyvas, 2001; Dunne, 2007):

$$\mathbf{g} = \nabla E(\alpha) = \left[\frac{\partial E(\alpha)}{\partial \alpha_1}, \frac{\partial E(\alpha)}{\partial \alpha_2}, \dots, \frac{\partial E(\alpha)}{\partial \alpha_m} \right]^T$$

Gradyan vektörü kullanılarak $g(\alpha_{ilk}) = \frac{\partial E(\alpha)}{\partial \alpha} \Big|_{\alpha=\alpha_{son}} = 0$ koşulunu gerçekleştiren α_{son} değeri elde edilmektedir. Bunun için sürdürülen iterasyon adımları aşağıdaki koşullardan bir tanesi sağlandığında durmaktadır (Kaastra ve Boyd, 1996; Jang ve ark, 1997):

1. E fonksiyonunun değeri yeterince küçüktür.
2. g gradyan vektörünün uzunluğu belirli bir değerden küçüktür.
3. Belirlenen hesaplama süresi dolmuştur.

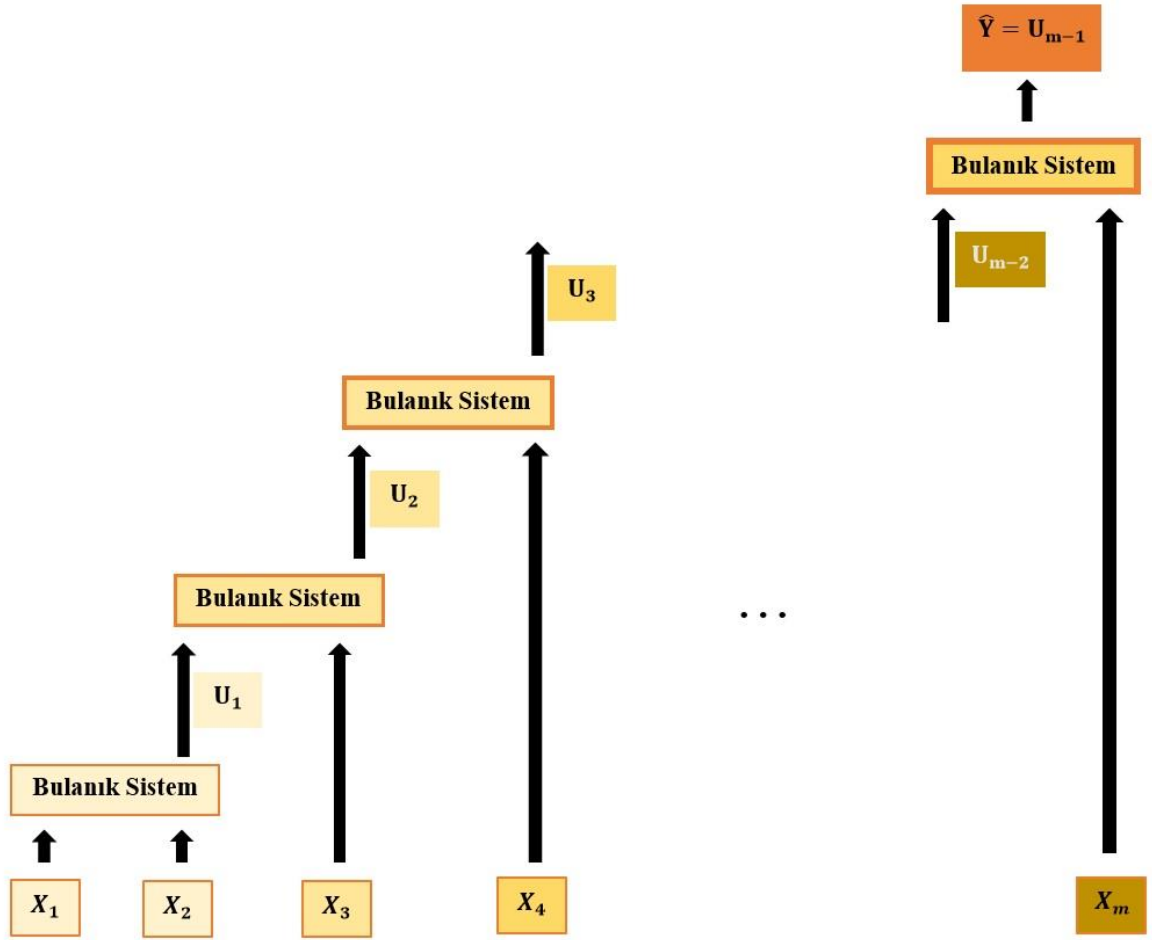
Bir ağ yapısında gradyan vektörü her katmanın sonucunun hesaplandığı yönün tersi yönünde hesaplandığından gradyan bulma işlemi geri yayılma olarak ifade edilir. Gradyan vektörü hesaplandıktan sonra parametrelerin iyileştirilmesi için d yön vektörü gradyan vektörünün ters yönünde ($d=-g$) seçildiğinde en dik iniş yönteminin formülü aşağıdaki gibi elde edilir ve sonuçlar GYÖA kuralları olarak ifade edilir (Freeman ve Skapura, 1991; Kalyvas, 2001):

$$\alpha_{son} = \alpha_{ilk} - \eta g$$

2.6 Aşamalı Bulanık Mantık Yöntemi

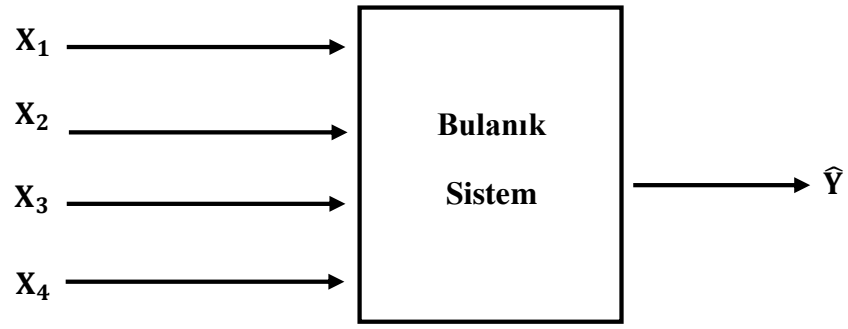
Karmaşık ve yüksek boyutlu bulanık sistemlerde aşamalı olmayan bulanık mantık yönteminin kullanılması, kural sayısının fazla olması anlamına gelen boyut problemini ortaya çıkarmaktadır. Bu sorunun üstesinden gelebilmek için aşamalı bulanık mantık yöntemi önerilmiştir. (Raju ve ark, 1991; Brown ve ark, 1995; Emara ve Elshafei, 2004; Chen ve ark, 2006).

AOBM'lerde bağımsız değişken sayısı arttıkça kural sayısı üstel şekilde artmaktadır. m tane bağımsız değişken ve her bir değişkenin v tane üyelik fonksiyonu olduğu varsayıldığında oluşacak kural sayısı v^m 'dir. ABM'ler ise AOBM'lere daha düşük boyutlu bulanık alt modellerin oluşturduğu katmanların birleştirilmesi ile meydana gelir. Böylece kural sayısı bağımsız değişken sayısı arttıkça üstel değil de doğrusal olarak artar. v tane bulanık kümeye sahip m tane bağımsız değişkeni olan ABM (Şekil 2.8) ele alındığında ($X_1, X_2, \dots, X_m$) bağımsız değişkenlerinin aşamalı olarak modele eklenmesi sonunda bulanık alt modellere ait ($U_1, U_2, \dots, U_{m-2}$) ara değişkenlerin ve $\hat{Y} = U_{m-1}$ bağımlı değişkeninin oluştuğu görülür. Bu modeldeki toplam kural sayısı $[(m - 1) * v^2]$ 'dir (Raju ve ark, 1991; Lee ve ark, 2003; Emara ve Elshafei, 2004).

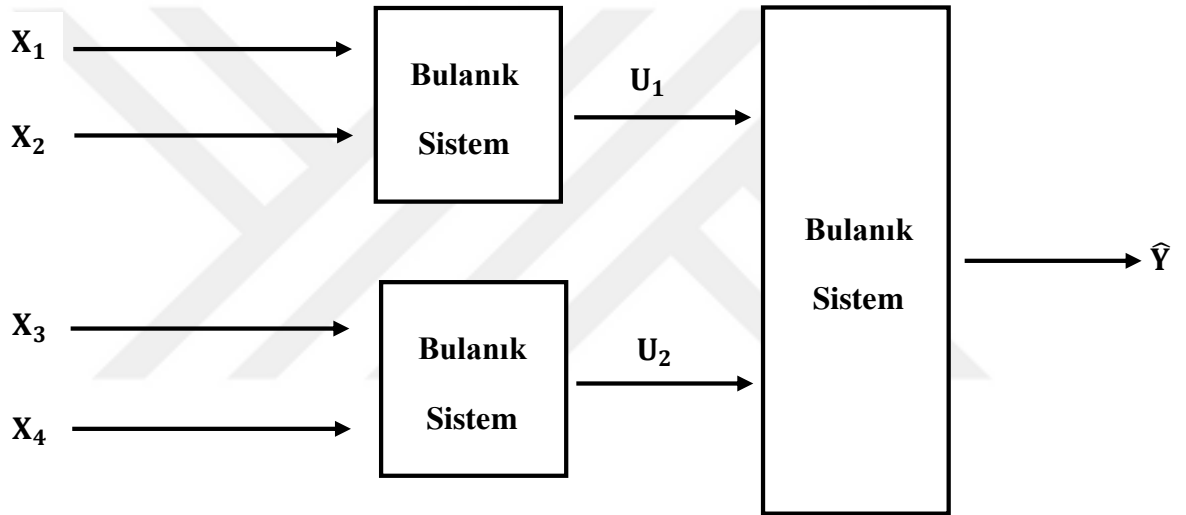


Şekil 2.8 (m-1) tane bulanık alt modelden oluşan m bağımsız değişkenli aşamalı bulanık model yapısı

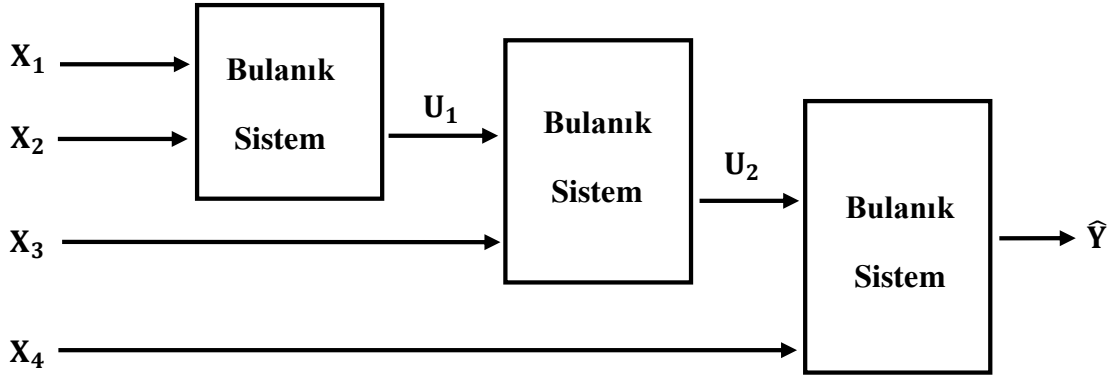
Örneğin; dört bağımsız değişkenli AOBM’de (Şekil 2.9) her bir bağımsız değişken için üç üyelik fonksiyonunun kullanılması durumunda oluşacak kural sayısı $3^4 = 81$ iken ABM’de (Şekil 2.10 ve Şekil 2.11) oluşacak kural sayısı $3 * 3^2 = 27$ ’dir. Böylece bulanık model aşamalı olarak oluşturulduğunda kural sayısı $1/3$ ’üne düşmüş olur (Wang, 1999; Lee ve ark, 2003).



Şekil 2.9 Dört bağımsız değişkenli, aşamalı olmayan bulanık model yapısı

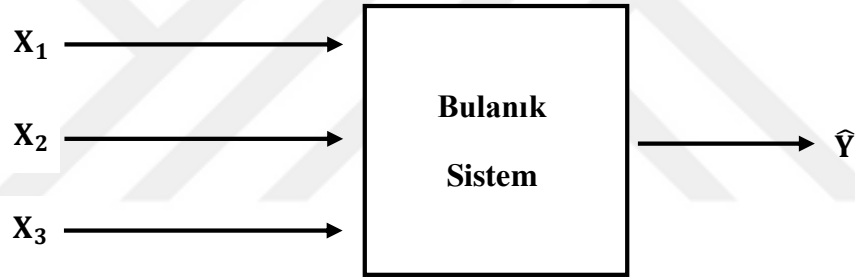


Şekil 2.10 Dört bağımsız değişkenli, iki katmanlı aşamalı bulanık model yapısı



Şekil 2.11 Dört bağımsız değişkenli, üç katmanlı aşamalı bulanık model yapısı

ABM’lerde kural tabanının nasıl oluşturulduğu ve ara değişken kavramının incelenmesi amacıyla üç bağımsız değişkenli bulanık bir model (Şekil 2.12) ele alındığında rastgele seçilmiş kurallardan oluşan kural tablosu (Tablo 2.1) aşağıdaki gibidir (Lee ve ark, 2003):



Şekil 2.12 Üç bağımsız değişkenli aşamalı olmayan bulanık model yapısı

Tablo 2.1 Üç bağımsız değişkenli aşamalı olmayan bulanık modele ilişkin kural tablosu

		X_2								
		K			L			M		
X_1	X_3	X_3			X_3			X_3		
		K	L	M	K	L	M	K	L	M
	K	K	M	L	M	K	M	M	L	M
	L	L	M	K	M	K	M	M	K	M
M		K	K	L	K	L	M	M	L	M
	M	K	K	L	K	L	M	M	L	M

Tablo 2.1'deki kurallar ise aşağıdaki gibi okunmaktadır:

Kural 1: $X_1 = K$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 2: $X_1 = K$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 3: $X_1 = K$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = L'$ dir.

Kural 4: $X_1 = K$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 5: $X_1 = K$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 6: $X_1 = K$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 7: $X_1 = K$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 8: $X_1 = K$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = L'$ dir.

Kural 9: $X_1 = K$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 10: $X_1 = L$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = L'$ dir.

Kural 11: $X_1 = L$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 12: $X_1 = L$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 13: $X_1 = L$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 14: $X_1 = L$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 15: $X_1 = L$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 16: $X_1 = L$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 17: $X_1 = L$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 18: $X_1 = L$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 19: $X_1 = M$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 20: $X_1 = M$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 21: $X_1 = M$ ve $X_2 = K$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = L'$ dir.

Kural 22: $X_1 = M$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = K'$ dir.

Kural 23: $X_1 = M$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = L'$ dir.

Kural 24: $X_1 = M$ ve $X_2 = L$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

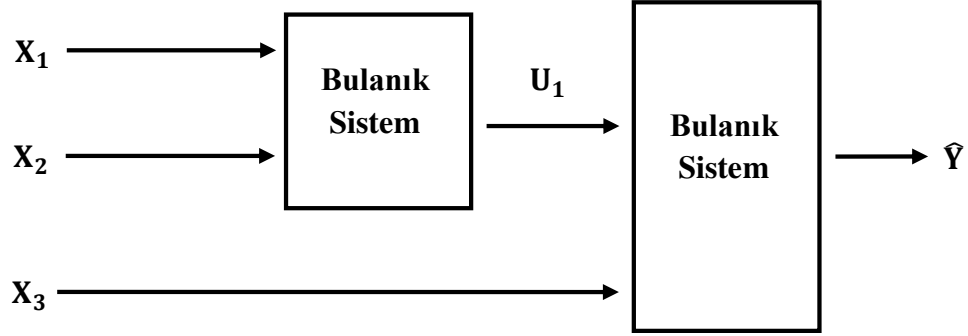
Kural 25: $X_1 = M$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Kural 26: $X_1 = M$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = L'$ dir.

Kural 27: $X_1 = M$ ve $X_2 = M$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M'$ dir.

Üç bağımsız değişkenli AOBM yapısı, ABM yapısına (Şekil 2.13) dönüştürüldüğünde eş sütunların gruplandırılmasıyla oluşturulan kural tablosu Tablo 2.2'de verilmiştir. Burada her bir kural grubu A, B, C, D, E harfleri ile isimlendirilmiştir. U_1 ara değişkenine ait bu beş

değişken alt kategorilerdir ve her biri bir üyelik fonksiyonu ile temsil edilmektedir. Böylece ara katmanlara anlam kazandırılmaktadır (Lee ve ark, 2003).



Şekil 2.13 Aşamalı yapıya aktarılmış üç bağımsız değişkenli bulanık model

Tablo 2.2 Rastgele seçilmiş kural tablosunun gruplanması

X_1	X_2								
	K			L			M		
	X_3			X_3			X_3		
	K	L	M	K	L	M	K	L	M
K	K	M	L	M	K	M	M	L	M
L	L	M	K	M	K	M	M	K	M
M	K	K	L	K	L	M	M	L	M
	A	B	C	B	D	E	E	C	E

Tablo 2.1'deki rastgele seçilmiş kural tablosunun Tablo 2.2'deki gibi gruplandırılması sonucunda 1. ve 2. katman için ayrı ayrı kural tablosu (Tablo 2.3 ve Tablo 2.4) oluşturulur (Lee ve ark, 2003):

Tablo 2.3 Aşamalı bulanık modelde 1. katman için kural tablosu

X_2	X_1		
	K	L	M
K	A	B	E
L	B	D	C
M	C	E	E

Tablo 2.4 Aşamalı bulanık modelde 2. katman için kural tablosu

U_1	X_3		
	K	L	M
A	K	L	K
B	M	M	K
C	L	K	L
D	K	K	L
E	M	M	M

ABM'nin kuralları Tablo 2.3 ve Tablo 2.4 birleştirilerek aşağıdaki şekilde yazılır:

Kural 1: $X_1 = K$ ve $X_2 = K$ ise $U_1 = A$

Kural 2: $X_1 = K$ ve $X_2 = L$ ise $U_1 = B$

Kural 3: $X_1 = K$ ve $X_2 = M$ ise $U_1 = C$

Kural 4: $X_1 = L$ ve $X_2 = K$ ise $U_1 = B$

Kural 5: $X_1 = L$ ve $X_2 = L$ ise $U_1 = D$

Kural 6: $X_1 = L$ ve $X_2 = M$ ise $U_1 = E$

Kural 7: $X_1 = M$ ve $X_2 = K$ ise $U_1 = E$

Kural 8: $X_1 = M$ ve $X_2 = L$ ise $U_1 = C$

Kural 9: $X_1 = M$ ve $X_2 = M$ ise $U_1 = E$

Kural 10: $U_1 = A$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = K$

Kural 11: $U_1 = A$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = L$

Kural 12: $U_1 = A$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = K$

Kural 13: $U_1 = B$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M$

Kural 14: $U_1 = B$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = M$

Kural 15: $U_1 = B$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = K$

Kural 16: $U_1 = C$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = L$

Kural17: $U_1 = C$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = K$

Kural 18: $U_1 = C$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = L$

Kural 19: $U_1 = D$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = K$

Kural 20: $U_1 = D$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = K$

Kural 21: $U_1 = D$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = L$

Kural 22: $U_1 = E$ ve $X_3 = K$ ise $\hat{Y} = M$

Kural 23: $U_1 = E$ ve $X_3 = L$ ise $\hat{Y} = M$

Kural 24: $U_1 = E$ ve $X_3 = M$ ise $\hat{Y} = M$

Tablo 2.1’de görüldüğü gibi AOBM’de toplam kural sayısı 27 iken; Tablo 2.3 ve Tablo 2.4’ten elde edilen ABM yapısındaki kural sayısı ilk aşamada 9, ikinci aşamada 15 olmak üzere toplam 24’tür (Lee ve ark, 2003).

2.7 ROC Eğrisi Analizi

ROC eğrisi analizi; farklı analiz tekniklerinin değerlendirilmesinde, işlev bakımından aynı yapıya sahip olan modellerin etkinliklerinin karşılaştırılarak en iyi modelin tespit edilmesi amacıyla kullanılan bir yöntemdir (DeLong ve ark, 1988; Zweig ve Campbell, 1993; Çelik, 2011).

2.7.1 ROC Eğrisi Analizinde Kullanılan Temel Tanım ve Kavramlar

ROC eğrisi $y = f(x)$ biçiminde matematiksel bir fonksiyon ile ifade edilirse; y eksenini duyarlılık, x eksenini ise (1-Özgüllük) oranını belirtir. Duyarlılık; gerçekten pozitif olan birimlerin test tarafından hangi oranda saptanabildiğini belirten bir olasılık değeri iken; özgüllük ise testin gerçekten negatif olanları hangi oranda saptayabildiğini gösteren olasılık değeridir (Fawcett, 2006b; Özdamar, 2013).

Duyarlılık ve özgüllük oranlarına ilişkin tahmin değerleri birer koşullu olasılık olup bu oranlar sınıflandırmanın yapıldığı kesim noktasının değişen değerlerine göre belirlenir ve bu noktaların birleştirilmesiyle ROC eğrisi elde edilir (Skudlarski ve ark, 1999; Gönen, 2007).

Test edilecek değişken ROC eğrisi yardımıyla belirli bir kesim noktası kullanılarak iki sonuçlu hale getirilir. Kesim noktası t’ye göre değişkenin s sınıflandırma skorları için; birimler

$s \leq t$ olduğunda N, diğer durumda ise P sınıfına atanır. Eşik değer, P ve N sınıflarındaki birimlerin en küçük ve en büyük değerleri arasında değişir (Krzanowski ve Hand, 2009).

Buna göre gerçek durum ve test sonucundan elde edilecek çapraz tablo (Tablo 2.5) aşağıdaki gibidir (McNeil ve Adelstein, 1976; Fawcett, 2006a; Çelik, 2011; Özdamar, 2013):

Tablo 2.5 t kesim noktasına göre elde edilen test sonucu ve gerçek durum çapraz tablosu

TEST SONUCU		GERÇEK DURUM		TOPLAM
		Pozitif	Negatif	
	Pozitif (P)	n_{11}	n_{12}	$n_{1.}$
	Negatif (N)	n_{21}	n_{22}	$n_{2.}$
	TOPLAM	$n_{.1}$	$n_{.2}$	n

Çapraz tabloya göre dört adet olasılık değeri elde edilir (Krzanowski ve Hand, 2009):

1. Gerçek pozitif oranı (gpo): Gerçekte P sınıfında olan bir birimin test sonunda doğru sınıflandırılma olasılığıdır (Fawcett, 2006a):

$$gpo = p(s > t|P) = \frac{n_{11}}{n_{1.}}$$

2. Yalancı pozitif oranı (ypo): Gerçekte N sınıfında olan bir birimin test sonunda yanlış sınıflandırılma olasılığıdır (Metz, 1979):

$$ypo = p(s > t|N) = \frac{n_{12}}{n_{2.}}$$

3. Gerçek negatif oranı (gno): Gerçekte N sınıfında olan bir birimin test sonunda doğru sınıflandırılma olasılığıdır (Fawcett, 2006b):

$$gno = p(s \leq t|N) = \frac{n_{22}}{n_{2.}}$$

4. Yalancı negatif oranı (yno): Gerçekte P sınıfında olan bir birimin test sonunda yanlış sınıflandırılma olasılığıdır (Bradley, 1997; Van Erkel ve Peter, 1998):

$$yno = p(s \leq t|P) = \frac{n_{21}}{n_{1.}}$$

Elde edilen koşullu olasılık değerlerine dayalı olarak, bir testin sınıflandırma performansının iyi olması için doğru sınıflandırma oranlarının yüksek, yanlış sınıflandırma oranlarının ise düşük olması gerekir. Bu durum t kesim noktasının seçimine bağlıdır. En iyi sınıflandırma performansını veren t değeri farklı kesim noktalarından elde edilen olasılık değerlerine göre belirlenir. ROC eğrisi t'nin alabileceği tüm değerler sonunda elde edilen olasılık değerlerinden sadece gerçek ve yalancı pozitif oranları kullanılarak çizilen ve test performansının belirlenmesinde oldukça kullanışlı olan bir eğridir (Zweig ve Campbell, 1993; Fawcett, 2006a, Özdamar, 2013).

ROC eğrisi (0,0) ve (1,1) noktalarını birleştiren referans doğrusunun üst kısmında yer alan sürekli bir eğridir (Şekil 2.14) ve grafiğin sol üst köşesine ne kadar yakın olursa testin doğru sınıflandırma başarısı o kadar yüksek olur. Testin doğru sınıflandırma başarısı ise tüm doğru sınıflandırma sayısının birim sayısına oranlanması ile hesaplanır (Metz, 1979; Delong ve ark, 1988; Fawcett, 2006b):

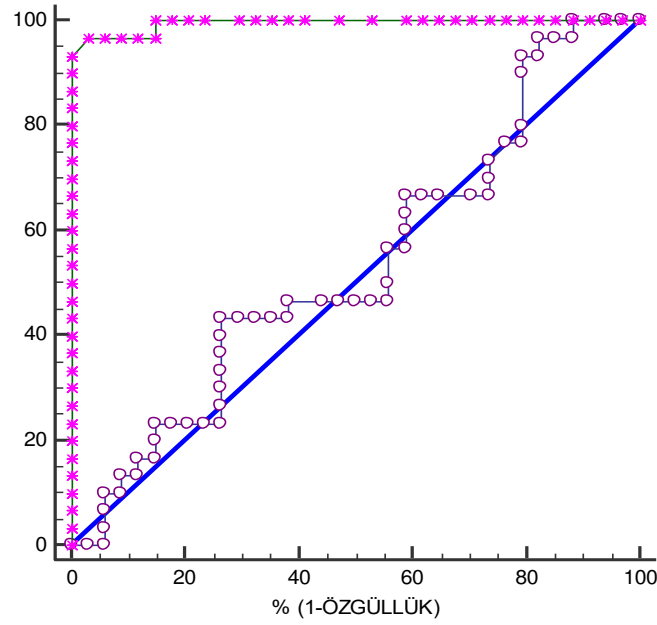
$$\text{Doğruluk} = \frac{n_{11} + n_{22}}{n}$$

ROC eğrisi (0,0) ve (1,1) noktalarını birleştiren referans doğrusunun alt kısmında yer almış ise sınıflandırma skorları ile kesim noktası arasındaki ilişki ters şekilde kurulmuştur (“s>t iken P” kriteri yerine “s<t ise P” gibi) (Krzanowski ve Hand, 2009).

2.7.2 ROC Eğrisi Altında Kalan Alan

ROC eğrisi altında kalan alan modelin sınıflandırma yeteneğinin bir ölçüsüdür (Hosmer ve ark, 2013). ROC eğrisi, kenar uzunluğu 1 birim olan kare içine çizilir ve eğri altında kalan alan, karenin köşegeni altında yer alan ikizkenar üçgenin alanı ile karenin alanı arasında değer alır (Fawcett, 2006b). Dolayısıyla alanın alt sınırı 0.5, üst sınırı 1’e eşittir ve aşağıdaki gibi hesaplanır (Hanley ve McNeil, 1982; Krzanowski ve Hand, 2009):

$$\text{Alan} = \int_0^1 y(x)dx$$



Şekil 2.14 ROC eğrileri ve referans çizgisi

2.8 Model Değerlendirme Kriterleri

Bu tez çalışmasında modellerin performansları duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve hata kareler ortalamasının karekökü (HKOK) kriterleri göz önüne alınarak karşılaştırılacaktır.

2.8.1 Duyarlılık

Duyarlılık; gerçekten pozitif olan birimlerin model tarafından hangi oranda saptanabildiğini belirtirken bir olasılık değeridir. Tablo 2.5'e göre,

$$\text{Duyarlılık} = \frac{n_{11}}{n_{.1}}$$

eşitliğiyle hesaplanır (Metz, 1979).

2.8.2 Özgüllük

Özgüllük; gerçekten negatif olan birimlerin model tarafından hangi oranda saptanabildiğini gösteren bir olasılık değeridir. Tablo 2.5'e göre,

$$\text{Özgüllük} = \frac{n_{22}}{n_{.2}}$$

eşitliğiyle hesaplanır (McNeil ve Adelstein, 1976).

2.8.3 Doğruluk

Doğruluk, tüm birimler içinde gerçekten negatif ve gerçekten pozitif olan birimlerin model tarafından hangi oranda saptanabildiğini gösteren bir olasılık değeridir. Tablo 2.5'e göre,

$$\text{Doğruluk} = \frac{n_{11} + n_{22}}{n} * 100$$

eşitliğiyle hesaplanır (Krzanowski ve Hand, 2009).

2.8.4 Hata Kareler Ortalamasının Karekökü

HKOK, bir model tarafından tahmin edilen değerler ile gerçekte gözlenen değerler arasındaki farka dayalı, uç değerlere karşı hassasiyet gösteren bir model değerlendirme kriteridir. Model değerlendirmesi yapılırken HKOK değeri en küçük model, en uygun model olarak kabul edilir. n birim için hesaplanan hata e_i ($i = 1, 2, \dots, n$) olduğunda HKOK değeri

$$\text{HKOK} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y - \hat{Y})^2}{n}}$$

eşitliğiyle hesaplanır (Chai ve Draxler 2014; Sayegh ve ark, 2014).

3. GEREÇ VE YÖNTEM

Bu çalışmanın uygulama bölümü iki kısımdan oluşmaktadır. Birinci kısımda, türetilmiş veriler; ikinci kısımda ise 206 hipertansiyonlu, 113 kontrol bireyine ait gerçek veri seti kullanılarak farklı üyelik fonksiyonları ile oluşturulan aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin sınıflandırma performansları karşılaştırılmıştır.

3.1 Simülasyon Uygulaması

Bu çalışmada MATLAB R2015a programının deneme sürümü kullanılarak iki farklı simülasyon algoritması yazıldı. Bu algoritmaların sadece veri türetimi aşamasında birtakım farklılıklar bulunmaktadır. Üyelik fonksiyonları ile ABM ve AOBM'lerin performanslarının karşılaştırılması 1000 tekrarlı simülasyon çalışması sonunda hesaplanan duyarlılık, özgülük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK kriterlerine göre gerçekleştirildi.

3.1.1 Algoritma

1. Örneklem büyüklüğü için $n=1000$ değeri atandı.
2. Üç bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında $N(\mu, \sigma)$ dağılımında X_1, X_2 ve X_3 bağımsız değişkenleri; altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında ise yine $N(\mu, \sigma)$ dağılımında X_1, X_2, X_3, X_4, X_5 ve X_6 bağımsız değişkenleri türetildi.
3. Her iki simülasyon uygulamasında da bağımsız değişkenlerin doğrusal kombinasyonları alınarak yeni bir nicel değişken oluşturuldu. Bu değişkenin değerleri ortalamanın altında olanlar "0", üstünde olanlar ise "1" sınıflarına atanarak kategorileştirildi. Böylece Y bağımlı değişkeni oluşturuldu.
4. 2. ve 3. Adımda türetilen veri setlerinin birleştirilmesiyle oluşturulan veri seti rastgele olarak %70'i (700 birim) eğitim, %30'u (300 birim) ise test veri seti olacak şekilde ayrıldı.
5. Eğitim seti kullanılarak farklı üyelik fonksiyonlarından aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modeller oluşturuldu. ABM'lerin oluşturulması adımı ara değişkenler SBM kullanılarak hesaplandı. SBM'nin bulanıklaştırma aşamasında Gauss üyelik fonksiyonu kullanıldı ve bu fonksiyonun parametreleri ROC eğrisi analizi uygulanarak elde edildi. Bu parametreler ROC eğrisi analizi sonucu elde edilen kesim noktalarının altında ve üstünde kalan değerlerin ortalamaları ve standart sapmalarıdır. Bulanık modellerdeki diğer tüm parametreler programın belirlediği parametrelerdir.

6. Eğitim setinden elde edilen bulanık modellerin parametreleri kullanılarak bağımsız bir veri seti olan test setinde modellerin sınıflandırmadaki geçerlilikleri denendi. Duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri hesaplandı.

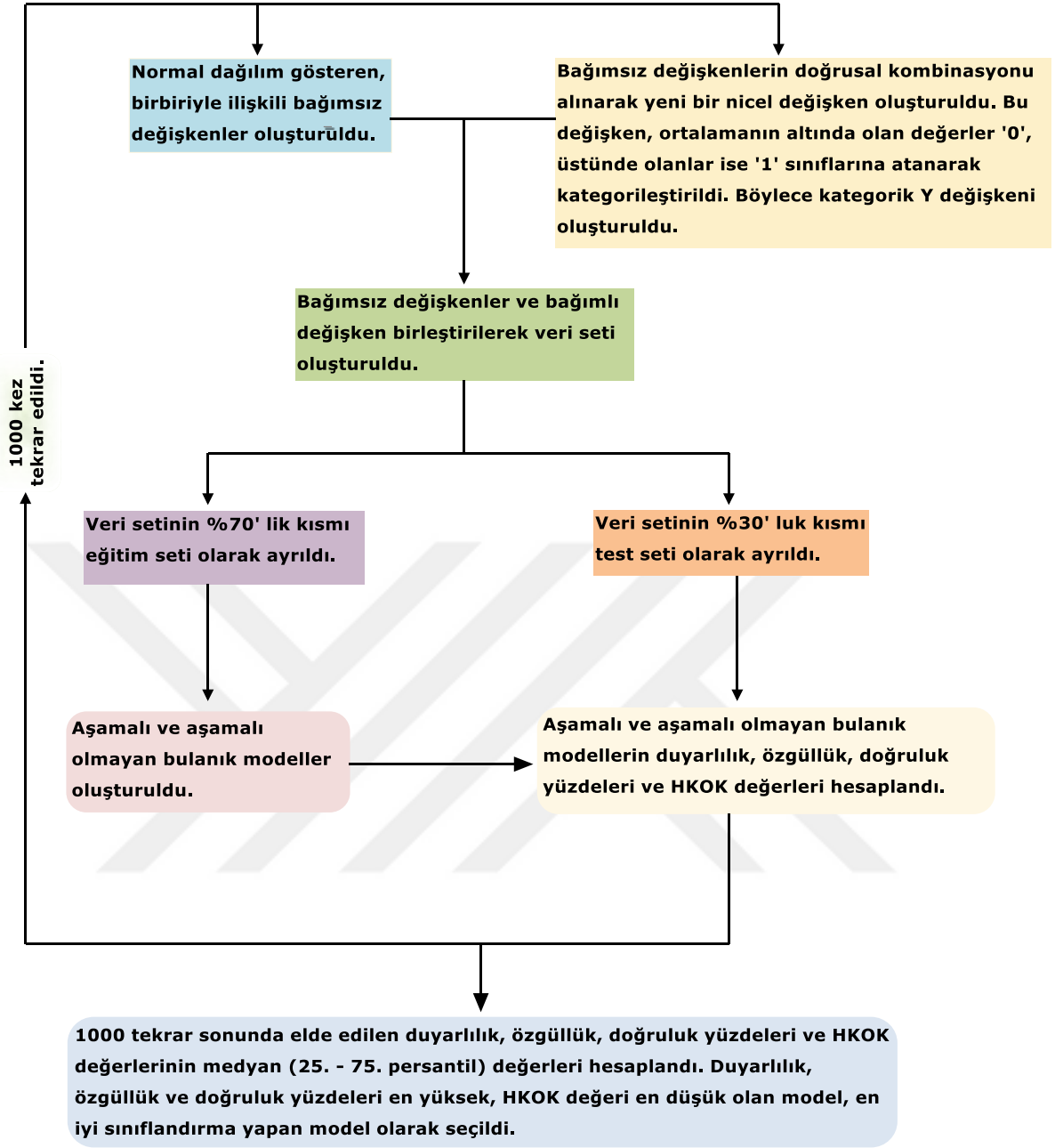
7. 2. – 6. Adımlar 1000 kez tekrar edildi.

8. 1000 tekrar sonunda elde edilen duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerlerinin medyan (25. – 75. persantil) değerleri hesaplandı.

9. Duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdeleri en yüksek, HKOK değeri en düşük olan model en uygun model olarak seçildi.

Bu algoritmanın akış şeması Şekil 3.1’de verilmiştir.





Şekil 3.1 Simülasyon uygulaması için hazırlanan programın akış şeması

3.1.2 Üç Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması

Üç bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında öncelikle $N(\mu, \sigma)$ dağılımlı (Tablo 3.1) ve birbiri ile ilişkili (Tablo 3.2) X_1, X_2 ve X_3 bağımsız değişkenleri türetildi. Bu değişkenlerin kullanılmasıyla aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modeller oluşturularak Y bağımlı değişkeni sınıflandırıldı.

Tablo 3.1 Veri türetiminde kullanılan tanımlayıcı istatistikler

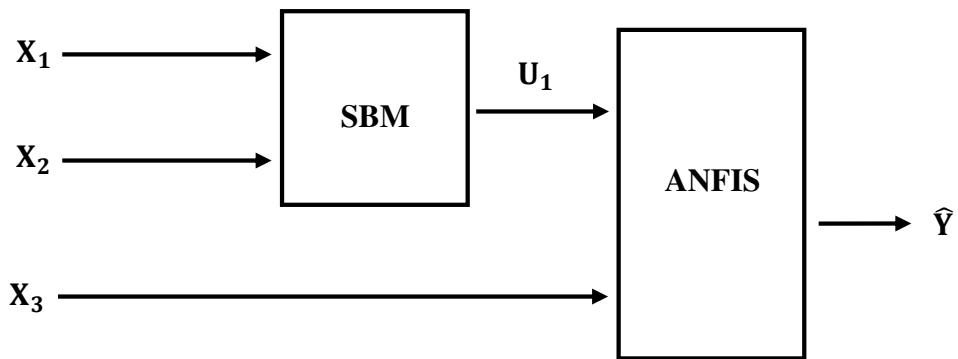
BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLER	ORTALAMA± STANDART SAPMA
X_1	200 ± 45
X_2	130 ± 30
X_3	60 ± 14

Tablo 3.2 Bağımsız değişkenlerin ilişki katsayıları

BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLER	KORELASYON KATSAYISI (r)
$X_1 - X_2$	0.704
$X_1 - X_3$	0.553
$X_2 - X_3$	0.372

3.1.2.1 Aşamalı bulanık model yapısının oluşturulması

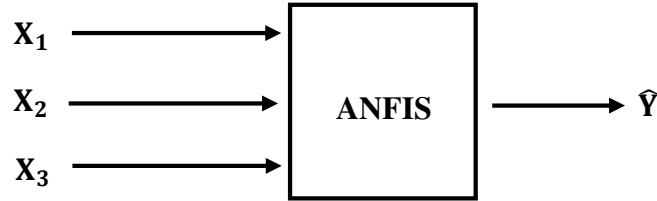
ABM yapısı oluşturulurken ilk önce veri seti %70'i (700 birim) eğitim, %30'u (300 birim) test verisi olmak üzere rastgele iki parçaya ayrıldı. Daha sonra eğitim seti kullanılarak birbiri ile ilişkisi ($r=0.704$) en yüksek olan X_1 ve X_2 değişkenleri ele alındı. Her iki değişken için ayrı ayrı ROC eğrisi analizi yapılarak elde edilen kesim noktalarının altında ve üstünde kalan değerlerin ortalama ve standart sapmaları hesaplanıp değişkenlerin minimum ve maksimum değerleri de kullanılarak SBM oluşturuldu. Oluşturulan modelin bağımsız değişkenleri olarak hem eğitim hem de test veri setinde X_1 ve X_2 değişkenleri kullanıldı ve ara değişken olan U_1 elde edildi. SBM'nin çıktısı olan U_1 ile X_3 değişkeni kullanılarak ABM oluşturuldu ve bağımlı değişkenin sınıflandırma tahmini yapıldı (Şekil 3.2).



Şekil 3.2 Üç bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı bulanık model

3.1.2.2 Aşamalı olmayan bulanık model yapısının oluşturulması

AOBM yapısı oluşturulurken öncelikle veri seti %70'i (700 birim) eğitim, %30'u (300 birim) test verisi olmak üzere rastgele ikiye bölündü. Daha sonra eğitim setindeki tüm bağımsız değişkenler ANFIS yapısı içinde kullanılarak AOBM oluşturuldu. Oluşturulan model ile test verisindeki bağımlı değişkenin sınıflandırma tahmini yapıldı (Şekil 3.3).



Şekil 3.3 Üç bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı olmayan bulanık model

3.1.3 Altı Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması

Altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında öncelikle $N(\mu, \sigma)$ dağılımlı (Tablo 3.3) ve birbiri ile ilişkili (Tablo 3.4) $X_1 - X_6$ bağımsız değişkenleri türetildi. Bu bağımsız değişkenler kullanılarak aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modeller oluşturuldu ve bağımlı değişkenin sınıflandırma tahmini yapıldı.

Tablo 3.3 Veri türetiminde kullanılan tanımlayıcı istatistikler

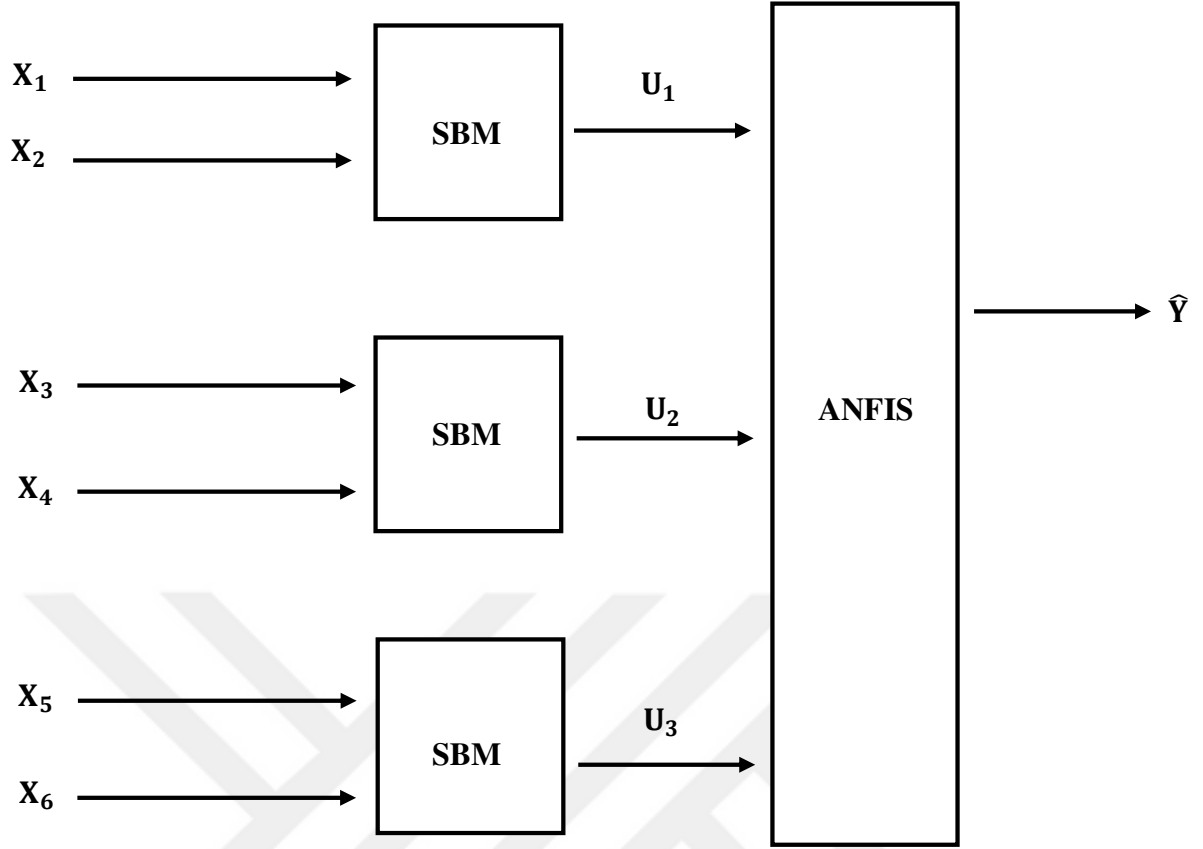
BAGIMSIZ DEĞİŞKENLER	ORTALAMA $\pm$ STANDART SAPMA
X_1	150 ± 35
X_2	110 ± 25
X_3	130 ± 30
X_4	100 ± 15
X_5	85 ± 20
X_6	50 ± 10

Tablo 3.4 Bağımsız değişkenlerin ilişki katsayıları

BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLER	KORELASYON KATSAYISI (r)
$X_1 - X_2$	0.900
$X_1 - X_3$	0.750
$X_1 - X_4$	0.720
$X_1 - X_5$	0.650
$X_1 - X_6$	0.500
$X_2 - X_3$	0.730
$X_2 - X_4$	0.750
$X_2 - X_5$	0.600
$X_2 - X_6$	0.580
$X_3 - X_4$	0.880
$X_3 - X_5$	0.760
$X_3 - X_6$	0.550
$X_4 - X_5$	0.400
$X_4 - X_6$	0.450
$X_5 - X_6$	0.850

3.1.3.1 Aşamalı bulanık model yapısının oluşturulması

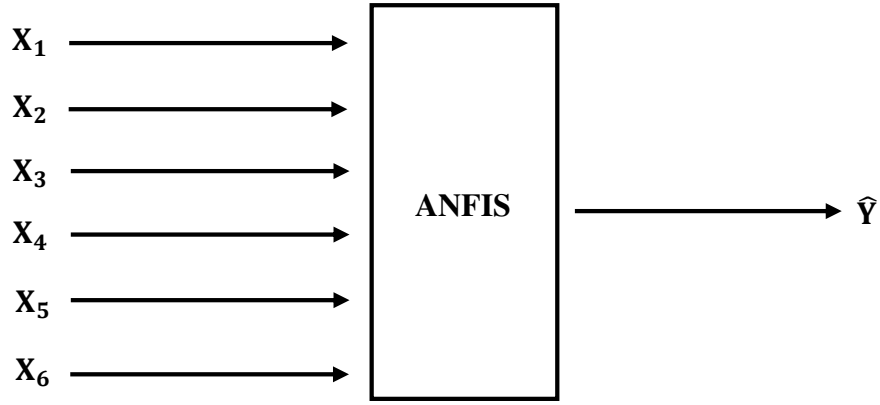
Altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasının ilk adımında veri seti %70'i (700 birim) eğitim, %30'u (300 birim) test seti olacak şekilde rastgele ikiye ayrıldı. ABM katmanlarının oluşturulması için öncelikle ilişkisi en yüksek olan bağımsız değişken çiftleri seçildi. Buna göre eğitim veri setinde ilişki katsayıları sırasıyla 0.900, 0.880 ve 0.850 olan $X_1 - X_2$, $X_3 - X_4$ ve $X_5 - X_6$ değişken çiftleri seçilerek ROC eğrisi analizi yardımıyla her değişken için ayrı ayrı kesim noktaları elde edildi. Elde edilen kesim noktalarının altında ve üstünde kalan değerlerin ortalama ve standart sapmaları ile değişkenlerin minimum ve maksimum değerleri katmanlarda oluşturulacak SBM'lerin parametreleri olarak kullanıldı. Eğitim ve test setlerinde birinci katmanda X_1 ve X_2 değişkenleri kullanılarak U_1 ara değişkeni, ikinci katmamda X_3 ve X_4 değişkenleri kullanılarak U_2 ara değişkeni ve üçüncü katmanda X_5 ve X_6 değişkenleri kullanılarak U_3 ara değişkeni elde edildi. Katmanlarda oluşturulan SBM'lerin çıktıları olan U_1 , U_2 ve U_3 değişkenleri ANFIS'ın bağımsız değişkenleri olarak kullanılıp ABM oluşturuldu ve bağımlı değişkenin sınıflandırma tahmini yapıldı (Şekil 3.4).



Şekil 3.4. Altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı bulanık model

3.1.3.2 Aşamalı olmayan bulanık model yapısının oluşturulması

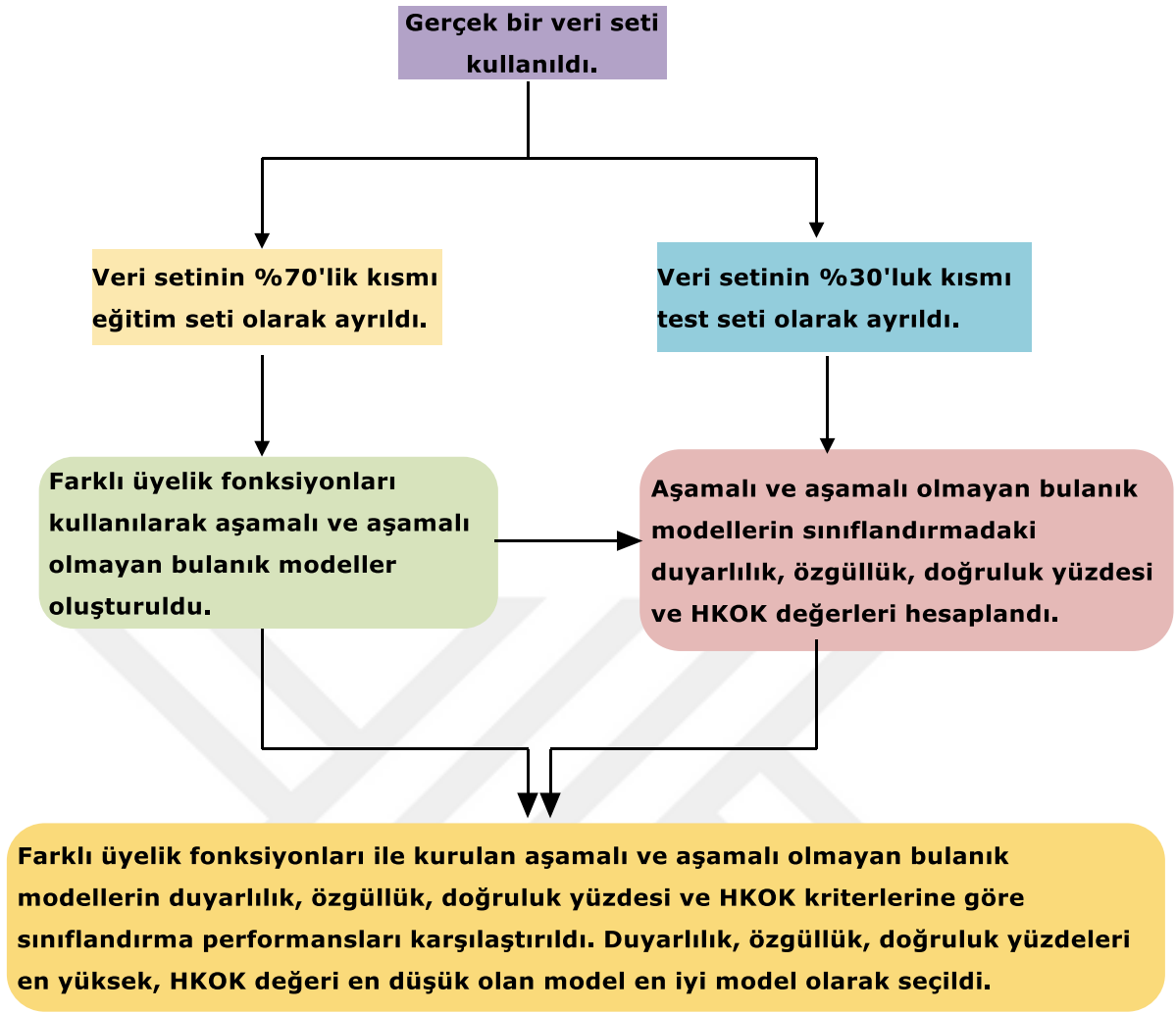
Aşamalı olmayan bulanık model yapısı oluşturulurken öncelikle veri seti %70'i (700 birim) eğitim, %30'u (300 birim) test verisi olmak üzere rastgele ikiye bölündü. Ardından eğitim veri setindeki tüm bağımsız değişkenlerin ($X_1 - X_6$) ANFIS yapısı içinde kullanılmasıyla aşamalı olmayan bulanık model oluşturuldu. Oluşturulan model ile test verisinde bağımlı değişkenin sınıflandırma tahmini yapıldı (Şekil 3.5).



Şekil 3.5 Altı bağımsız değişkenli simülasyon uygulamasında oluşturulan aşamalı olmayan bulanık model

3.2 Gerçek Veri Seti Uygulaması

Uygulama veri setinde yer alan değişkenlerin normal dağılıma uygunluğu Kolmogorov – Smirnov (K-S) testi ile incelendi. Normal dağılan nicel değişkenler bakımından hipertansiyon ve kontrol grupları arasında anlamlı fark olup olmadığı bağımsız iki örneklem t testi ile, normal dağılıma uygunluk göstermeyen değişkenler bakımından ise gruplar arasında anlamlı fark olup olmadığı Mann – Whitney U testi ile belirlendi. Nicel değişkenlerin birbiri ile ilişkilerinin belirlenmesinde ise normal dağılıma uygunluk gösteren değişkenler için Pearson, göstermeyen değişkenler için ise Spearman korelasyon analizi uygulandı. Üyelik fonksiyonlarının parametrelerinin belirlenmesinde kullanılacak tanımlayıcı istatistikler ortalama $\pm$ standart sapma ve minimum – maksimum şeklinde verildi (Tablo 3.5). Aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerden elde edilen sınıflandırma sonuçlarına göre yöntemlerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri hesaplandı. Programın akış şeması Şekil 3.6’da verilmiştir.



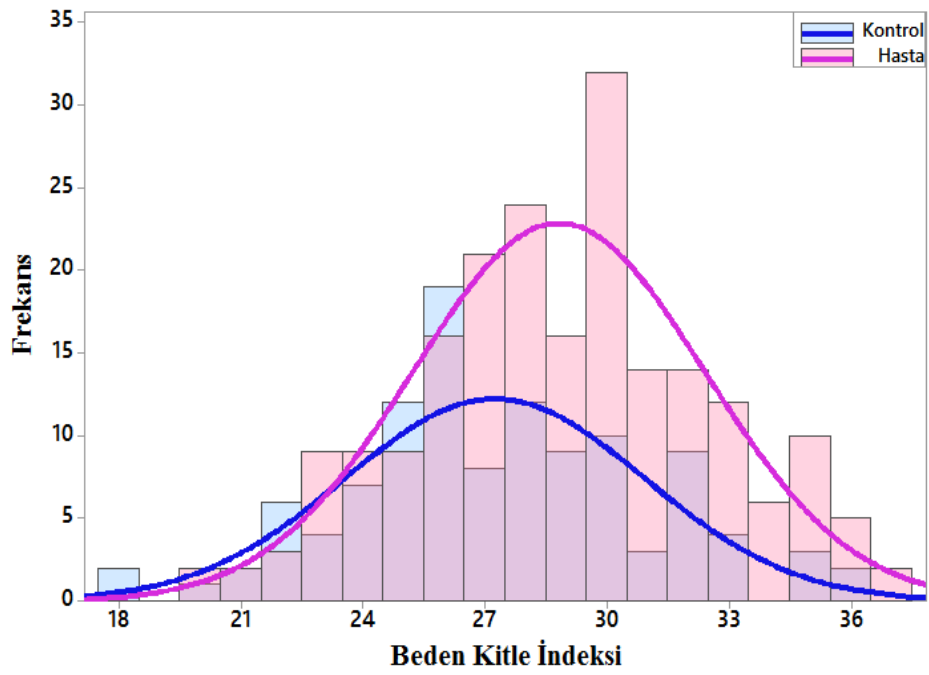
Şekil 3.6 Gerçek veri seti uygulaması için hazırlanan programın akış şeması

3.2.1 Uygulama Veri Seti

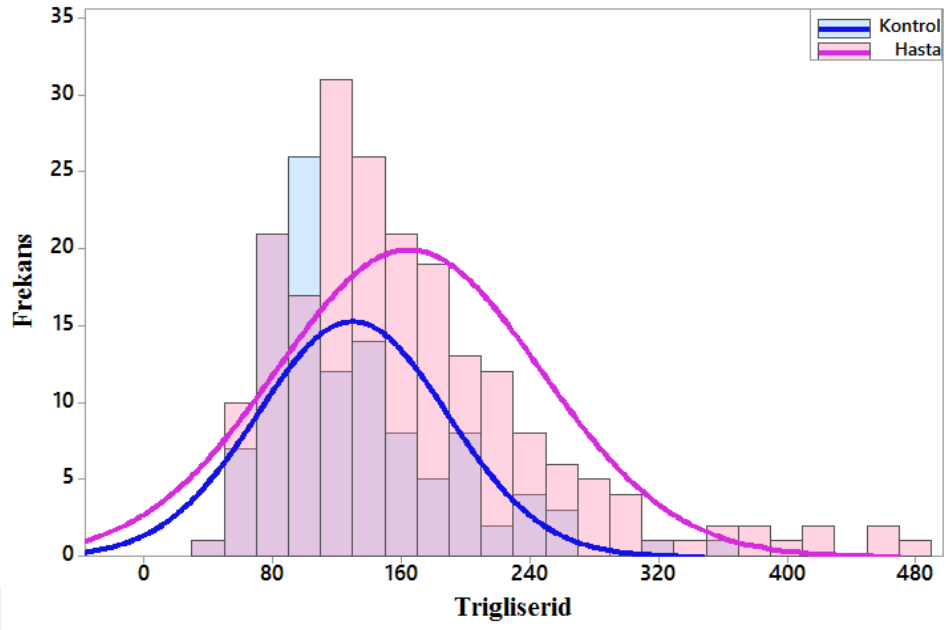
Çalışmada bulanık modellerin oluşturulması için kullanılan; 206 hipertansiyonlu ve 113 kontrol bireyine ait uygulama veri seti “Hipertansiyonun Tahmini İçin Çoklu Tahmin Modellerinin Karşılaştırılması (Sinir Ağları, Lojistik Regresyon ve Esnek Ayırma Analizleri)” başlıklı çalışmadan alındı (Türe ve ark, 2005). Bulanık modellerin oluşturulması için hasta ve kontrol gruplarında anlamlı farklılıklar gösteren, birbiri ile anlamlı ilişkisi olan ve gruplara göre dağılımlarında bulanıklık gösteren açlık kan şekeri (AKŞ) (mg/dl), beden kitle indeksi (BKİ) (kg/m^2) ve trigliserid (TG) (gr/dl) değişkenleri bağımsız değişkenler olarak seçildi. Değişkenlerin gruplara göre tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları Tablo 3.5’te ve dağılımlarının grafikleri ise Şekil 3.7 - 3.9’da verildi.

Tablo 3.5 Hasta ve kontrol gruplarında bağımsız değişkenlerin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

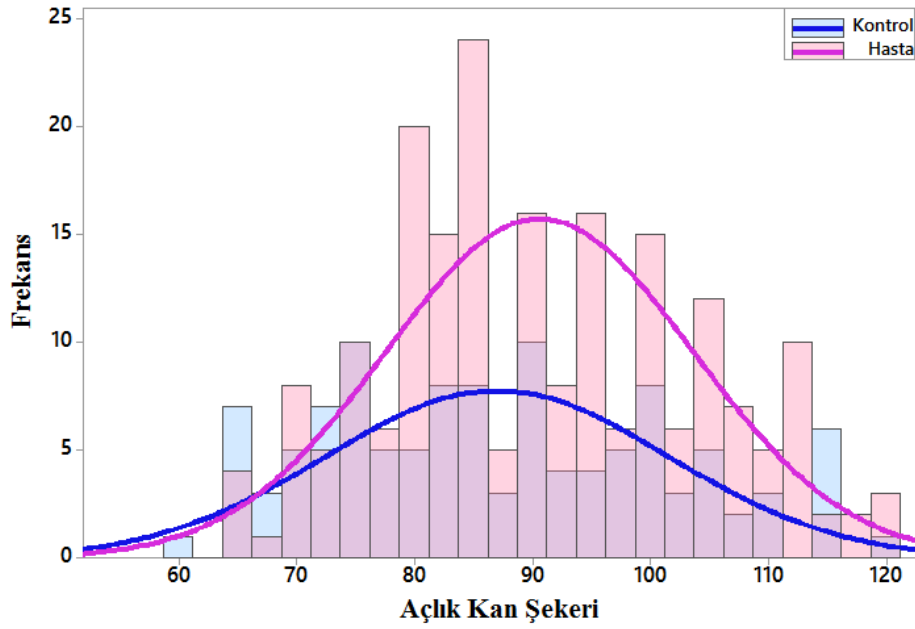
BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLER	GRUP		Min. - Max.	p
	KONTROL	HASTA		
BKİ (kg/m ²)	27.27 ± 3.68	28.84 ± 3.59	18.10 - 37.10	<0.001
TG (g/dl)	130.39 ± 58.93	165.29 ± 82.37	36 - 478	<0.001
AKŞ (gr/dl)	87.09 ± 14.52	90.70 ± 13.06	60 - 120	0.025



Şekil 3.7 Hasta ve kontrol gruplarında BKİ değişkeninin dağılım grafiği



Şekil 3.8 Hasta ve kontrol gruplarında TG değişkeninin dağılım grafiği



Şekil 3.9 Hasta ve kontrol gruplarında AKŞ değişkeninin dağılım grafiği

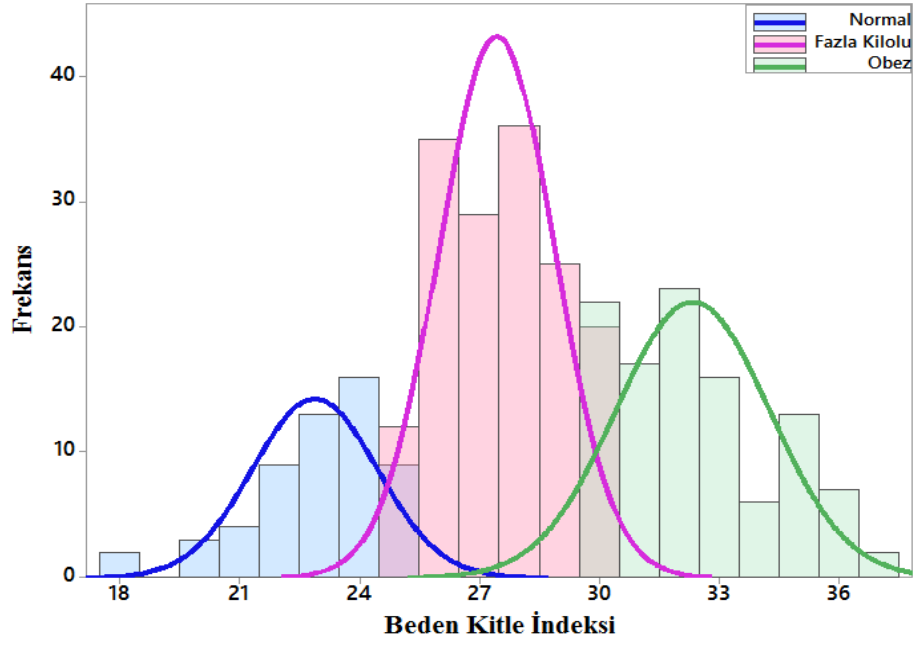
3.2.2 Bağımsız Değişkenlerin Bulanıklaştırılması

Uygulama veri setinde kullanılan bağımsız değişkenler üçer alt kategoriye ayrılarak bulanıklaştırıldı. BKİ değişkeninin bulanıklaştırılması, Türkiye Endokrinoloji ve Metabolizma

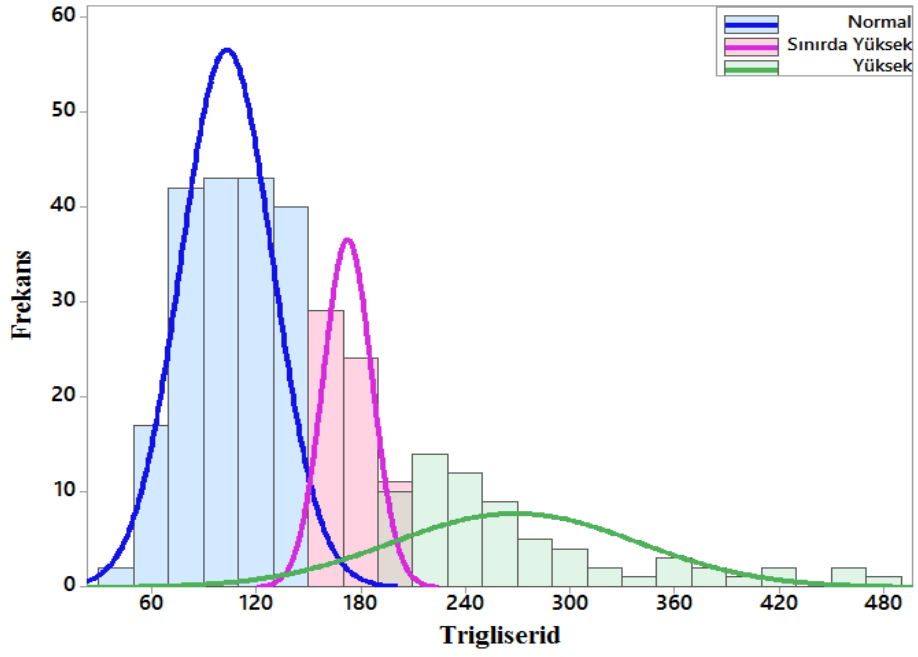
Derneği Obezite, Dislipidemi, Hipertansiyon Çalışma Grubu'nun 2016 Obezite Tanı ve Tedavi Kılavuzu'ndan; Trigliserid değişkeninin bulanıklaştırılması, Türkiye Endokrinoloji ve Metabolizma Derneği Obezite, Lipid Metabolizması ve Hipertansiyon Çalışma Grubu'nun 2016 Lipid Metabolizma Bozuklukları Tanı Ve Tedavi Kılavuzu'ndan ve AKŞ değişkeninin bulanıklaştırılması ise Türkiye Endokrinoloji ve Metabolizma Derneği Diabetes Mellitus Çalışma ve Eğitim Grubu'nun 2016 Diabetes Mellitus ve Komplikasyonlarının Tanı, Tedavi ve İzlem Kılavuzu ile Palerm ve Bequette (2007)'nin *Hypoglycemia Detection and Prediction Using Continious Glucose Monitoring – A Study on Hypoglycemic Clamp Data* başlıklı makalesinden yararlanılarak yapıldı. Bulanıklaştırma sonunda oluşturulan grupların ortalama $\pm$ standart sapmaları ile minimum ve maksimum değerleri (min. – maks.) bulanık modellerin oluşturulmasında kullanılmak amacıyla hesaplandı (Tablo 3.6 ve Şekil 3.10 – Şekil 3.12).

Tablo 3.6 BKİ, TG ve AKŞ değişkenlerinin bulanıklaştırılması ve grupların tanımlayıcı istatistikleri

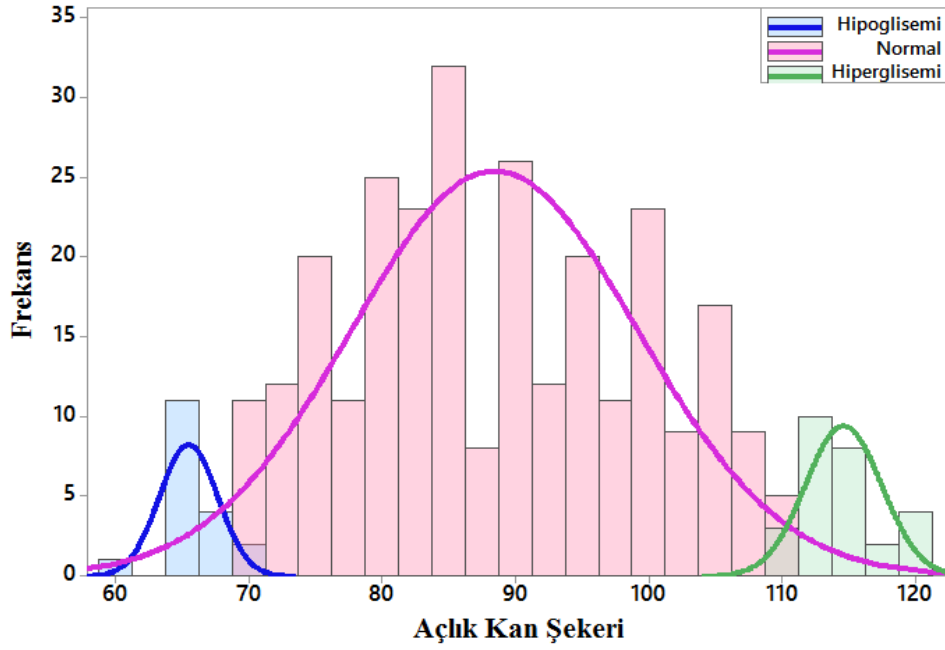
BAĞIMSIZ DEĞİŞKENLER	ALT GRUPLAR		Ortalama $\pm$ Standart Sapma	Min. – Maks.
BKİ (kg/m ²)	18 - 24.90	Normal	22.90 $\pm$ 1.58	18.10 – 24.80
	25 - 29.90	Fazla Kilolu	27.46 $\pm$ 1.45	25 – 29.80
	≥ 30	Obez	32.36 $\pm$ 1.92	30 – 37.10
TG (g/dl)	<150	Normal	103.74 $\pm$ 26.39	36 – 149
	150-199	Sınırdan Yüksek	173.02 $\pm$ 13.97	150 – 199
	≥ 200	Yüksek	269.29 $\pm$ 69.93	200 - 478
AKŞ (gr/dl)	< 70	Hipoglisemi	65.56 $\pm$ 2.18	60 – 69
	70 - 110	Normal	88.5 $\pm$ 10.75	70 – 110
	> 110	Hiperglisemi	114.67 $\pm$ 2.86	111 – 120



Şekil 3.10 BKİ değişkeninin alt gruplarının dağılım grafiği



Şekil 3.11 TG değişkeninin alt gruplarının dağılım grafiği



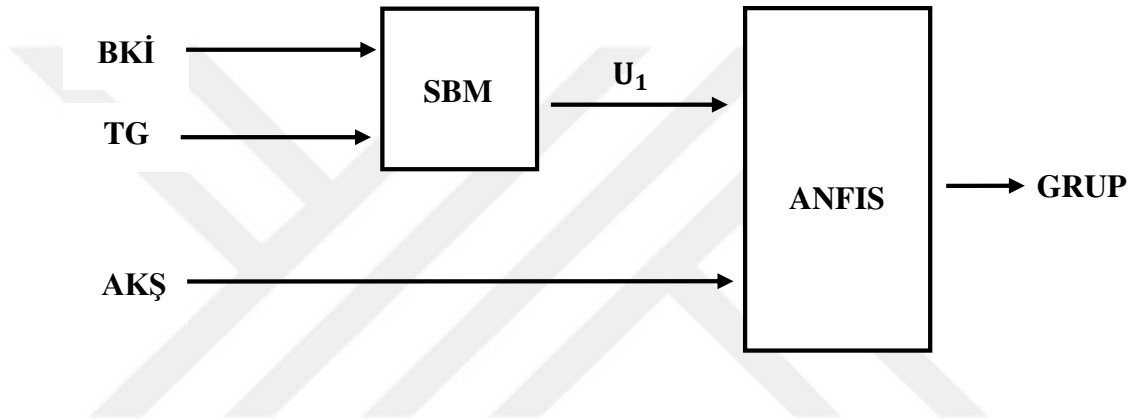
Şekil 3.12 AKŞ değişkeninin alt gruplarının dağılım grafiği

3.2.3 Aşamalı Bulanık Model Yapısının Oluşturulması

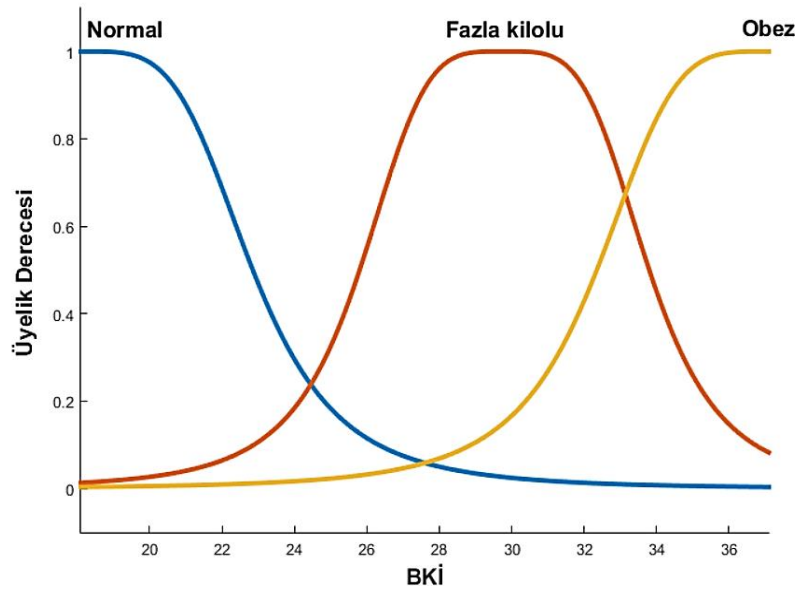
Gerçek veri seti uygulamasının ilk adımında veri seti %70'i (223 birim) eğitim, %30'u (96 birim) test veri seti olacak şekilde ikiye bölündü. Eğitim seti kullanılarak öncelikle ilişkisi en yüksek olan (Tablo 3.7) BKİ - TG bağımsız değişken çiftleri ABM'nin katmanını oluşturmak üzere seçildi. Daha sonra bu değişkenlerin bulanıklaştırılmasıyla ayrıldıkları alt grupların ortalama ve standart sapmaları ile minimum - maksimum değerleri model parametreleri olarak kullanıldı ve katmandaki SBM oluşturuldu. Oluşturulan bu model ile hem eğitim hem test setinde U_1 ara değişkeni elde edildi. Ardından ara değişken olan U_1 ve AKŞ değişkeni ANFIS'ın bağımsız değişkenleri olarak kullanılıp ABM yapısı oluşturuldu (Şekil 3.13). Bulanıklaştırılan değişkenlerin başlangıç üyelik fonksiyonu parametreleri ANFIS çalıştırılarak en az hatayı verecek şekilde uyarlanıp (Şekil 3.14 – 3.29) bireyler hasta ya da kontrol gruplarına atandı.

Tablo 3.7 Bağımsız değişkenlerin birbirleri ile ilişkileri

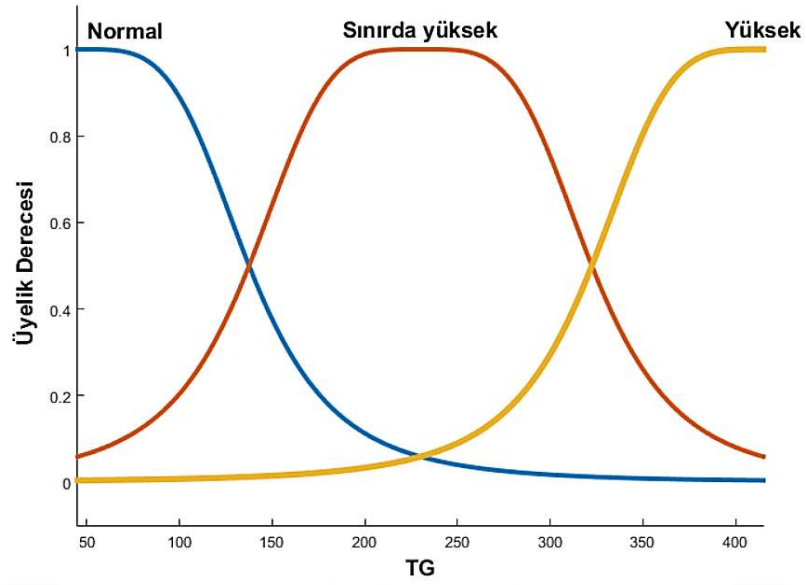
		TG	AKŞ
BKİ	r	0.842	0.113
	p	<0.001	0.043
TG	r		0.210
	p		<0.001



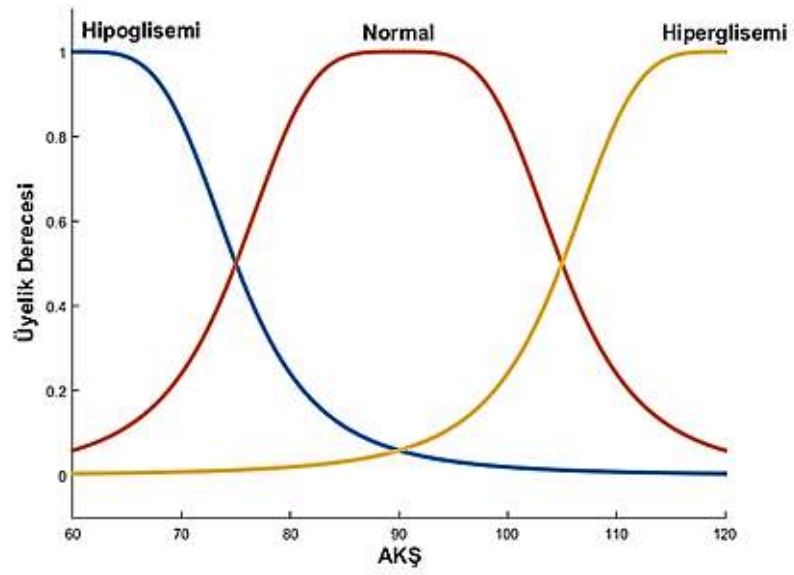
Şekil 3.13 Gerçek veri seti kullanılarak oluşturulan aşamalı bulanık model yapısı



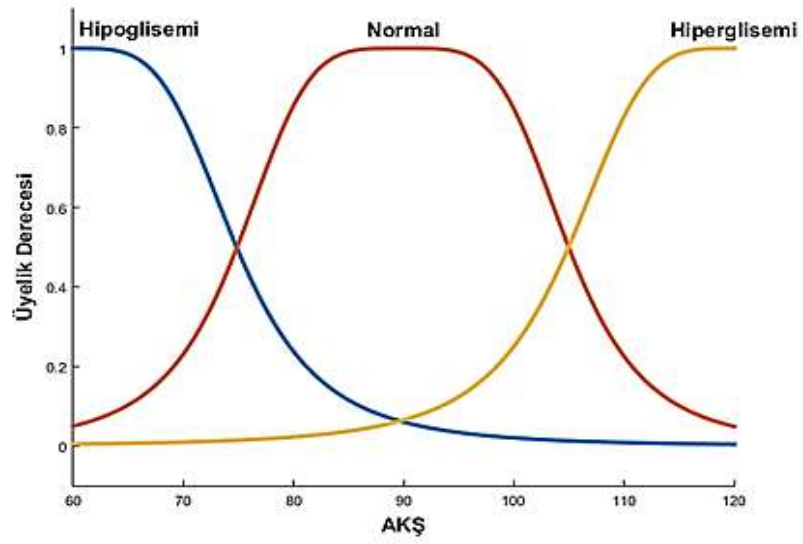
Şekil 3.14 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki çan üyelik fonksiyonları



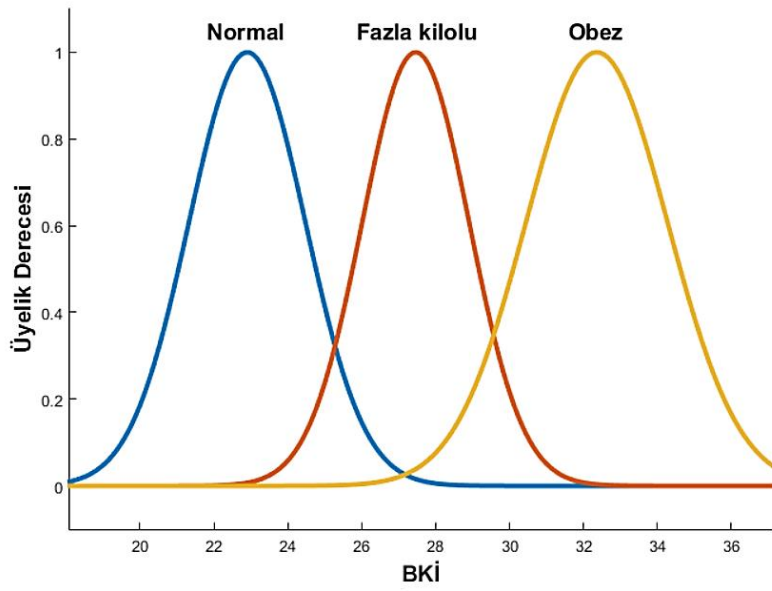
Şekil 3.15 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki çan üyelik fonksiyonları



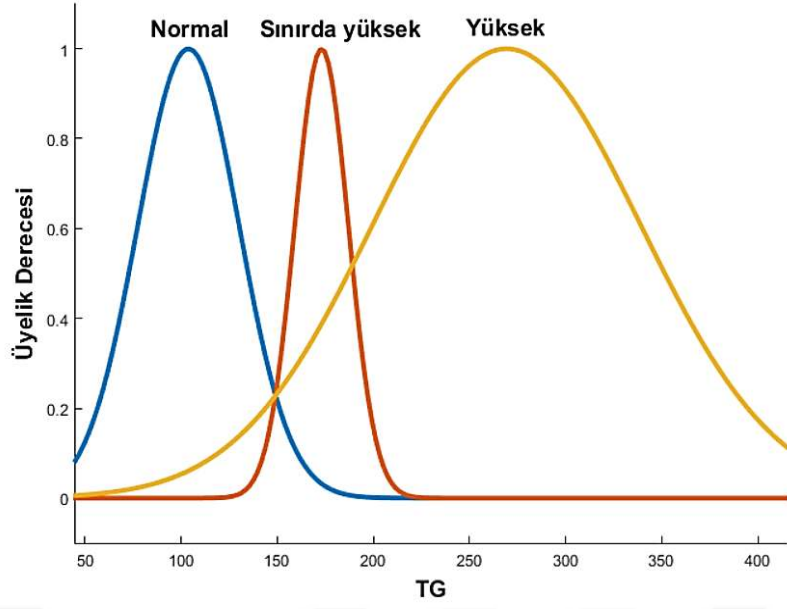
Şekil 3.16 AKŞ değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları



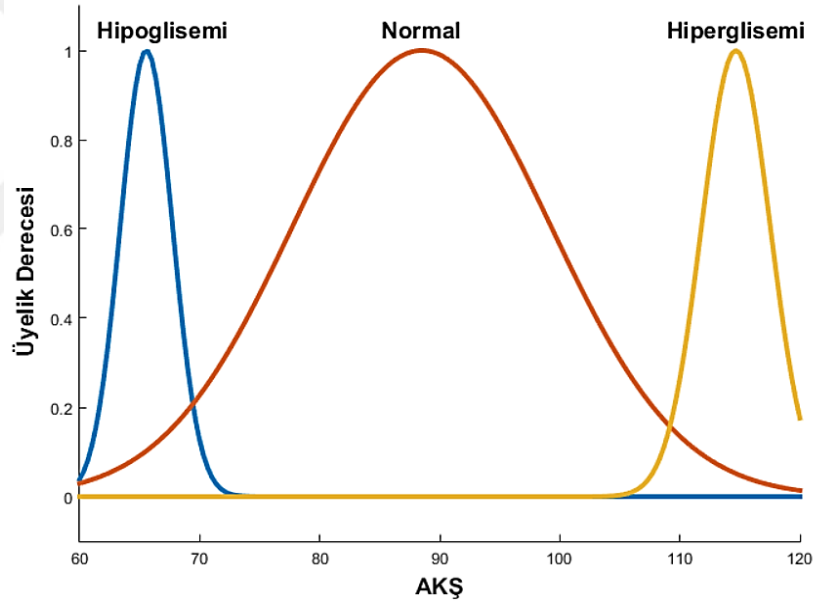
Şekil 3.17 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları



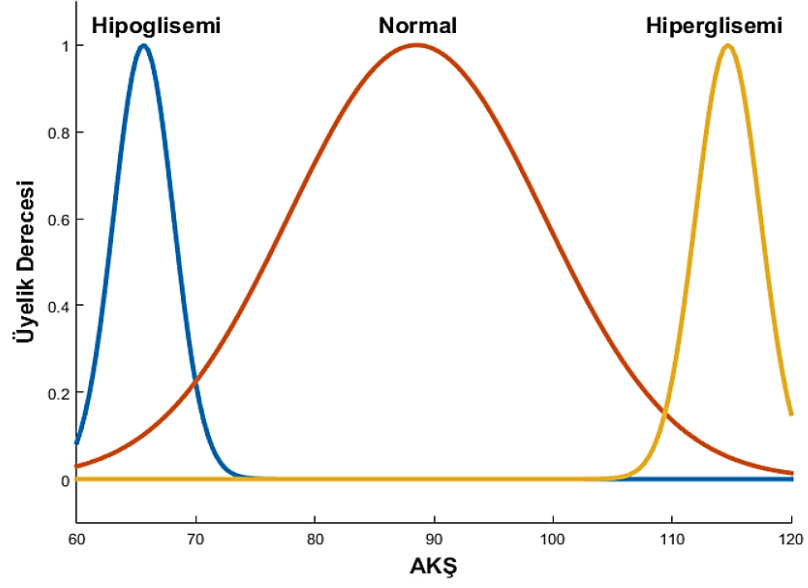
Şekil 3.18 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki Gauss üyelik fonksiyonları



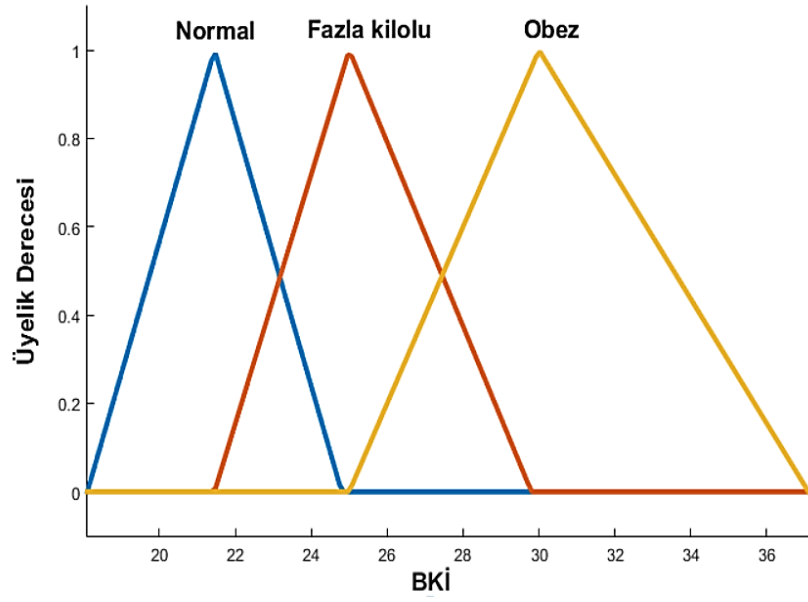
Şekil 3.19 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki Gauss üyelik fonksiyonları



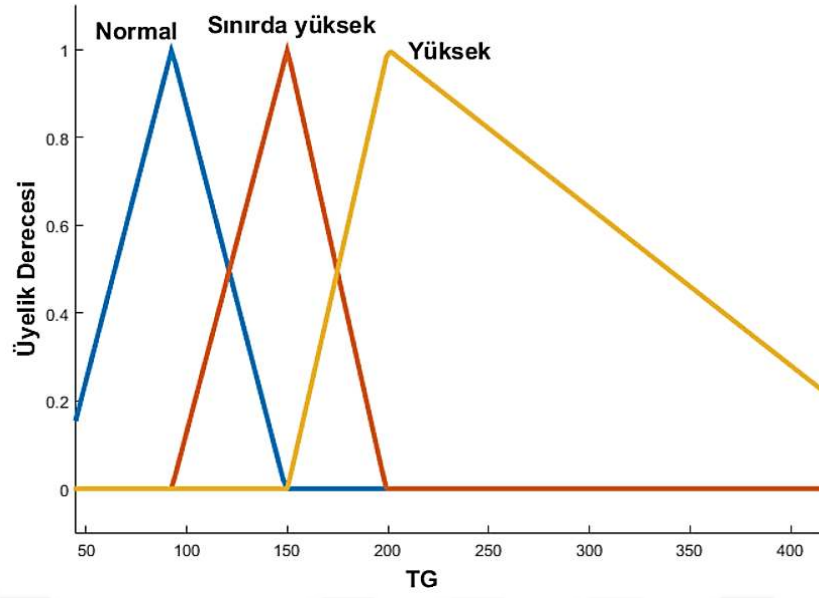
Şekil 3.20 AKŞ değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları



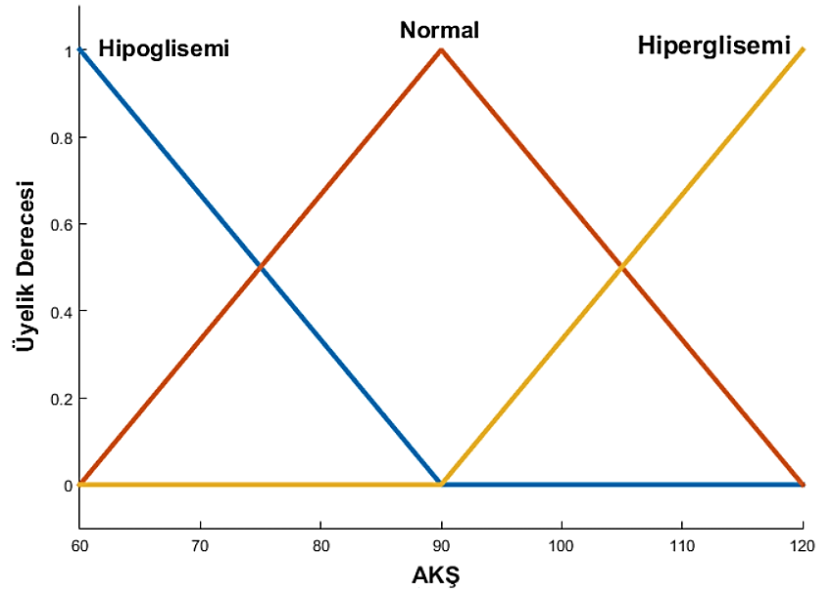
Şekil 3.21 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları



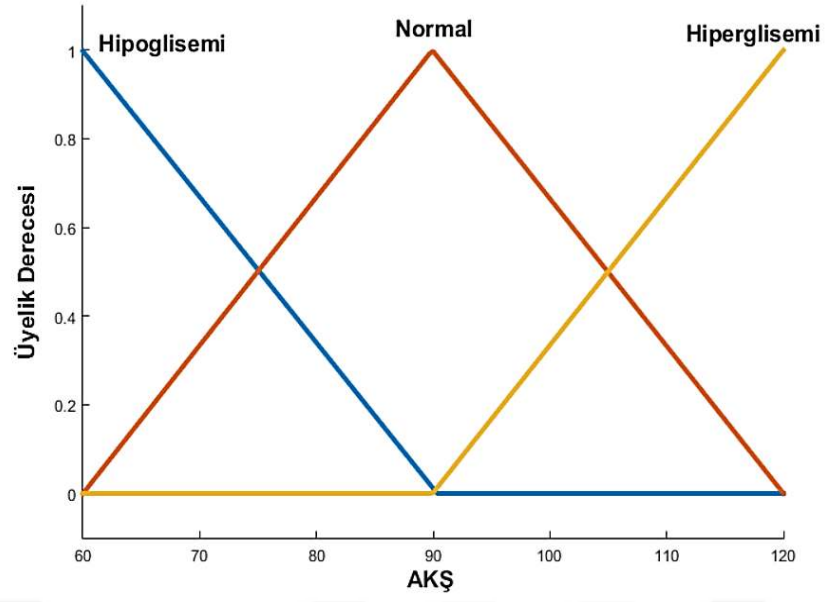
Şekil 3.22 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki üçgen üyelik fonksiyonları



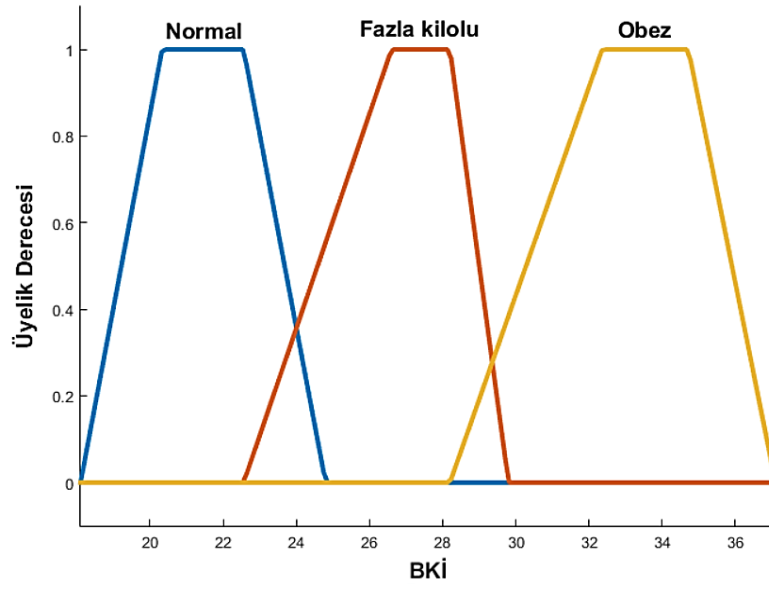
Şekil 3.23 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki üçgen üyelik fonksiyonları



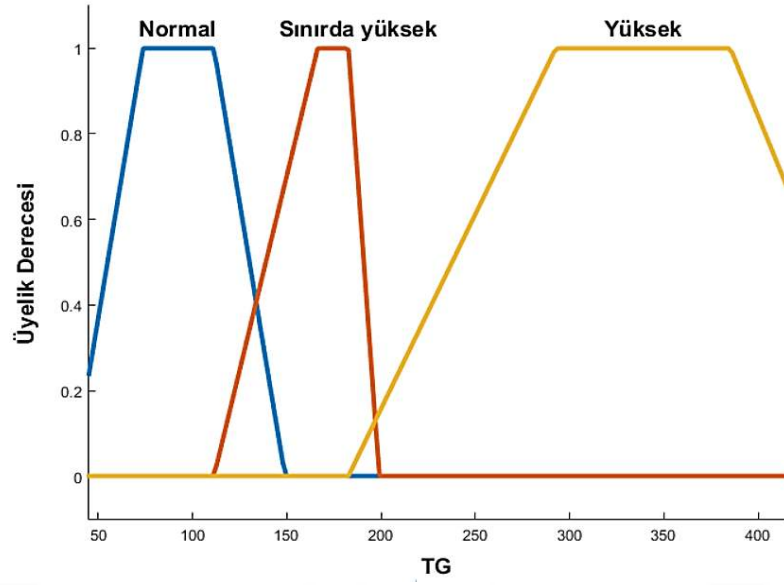
Şekil 3.24 AKŞ değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları



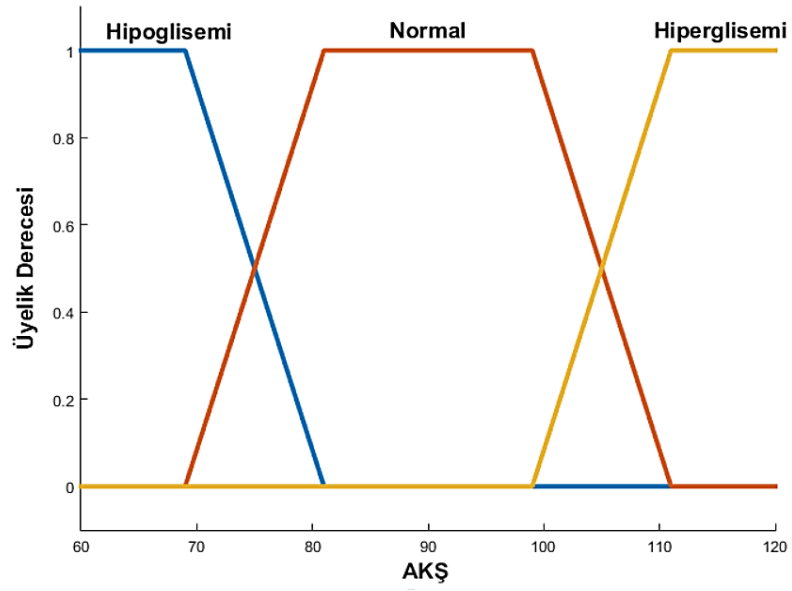
Şekil 3.25 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları



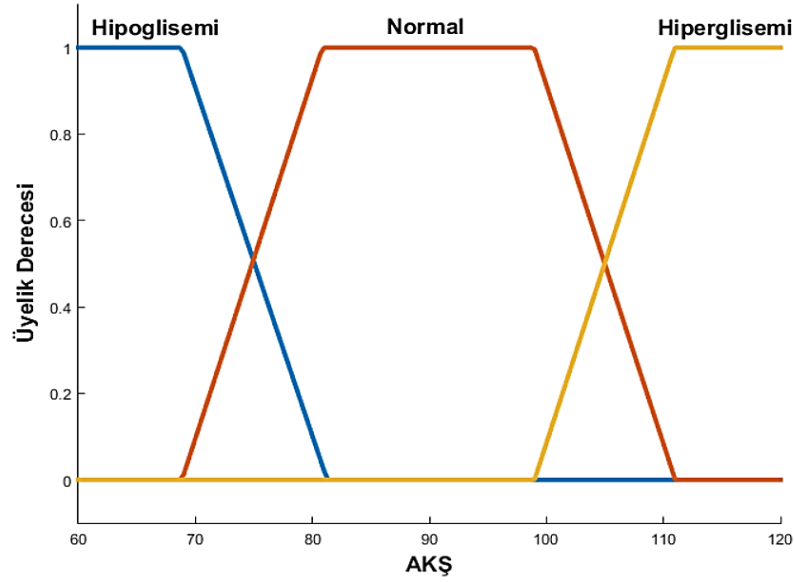
Şekil 3.26 BKİ değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki yamuk üyelik fonksiyonları



Şekil 3.27 TG değişkeninin Sugeno bulanık modelindeki yamuk üyelik fonksiyonları



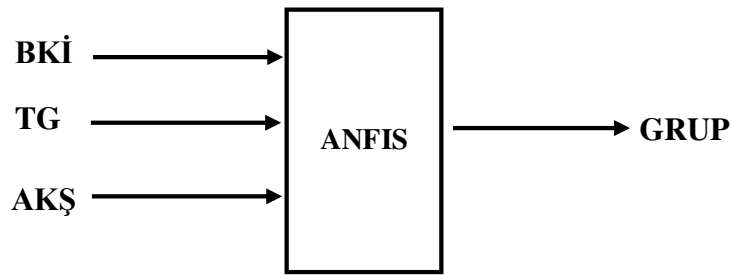
Şekil 3.28 AKŞ değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları



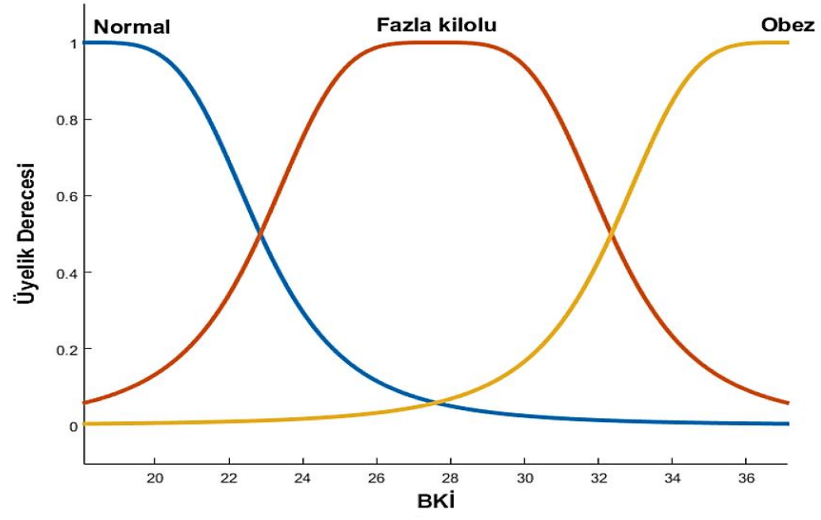
Şekil 3.29 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları

3.2.4 Aşamalı Olmayan Bulanık Mantık Yapısının Oluşturulması

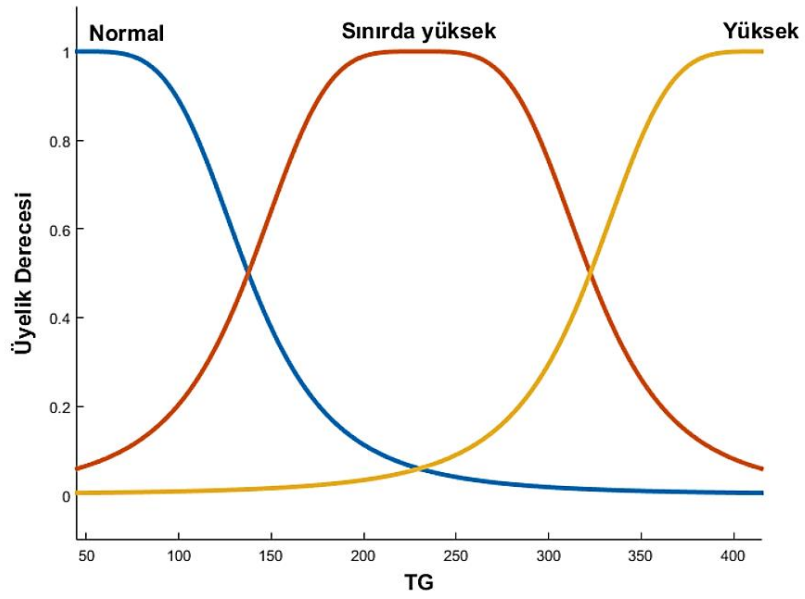
206 hipertansiyon ve 113 kontrol bireyine ilişkin uygulama veri seti %70'i (223 birim) eğitim, %30'u (96 birim) test seti olmak üzere rastgele iki parçaya ayrıldı. Daha sonra eğitim setindeki tüm bağımsız değişkenler ve Tablo 3.6'daki tanımlayıcı istatistiklerin ANFIS yapısı içinde kullanılmasıyla AOBM yapısı oluşturuldu (Şekil 3.30). Bulanıklaştırılan değişkenlerin başlangıç üyelik değerleri en az hatayı verecek şekilde uyarlanarak (Şekil 3.31 – 3.54) oluşturulan bu model ile test verisindeki birimler hasta ya da kontrol sınıflarına atandı.



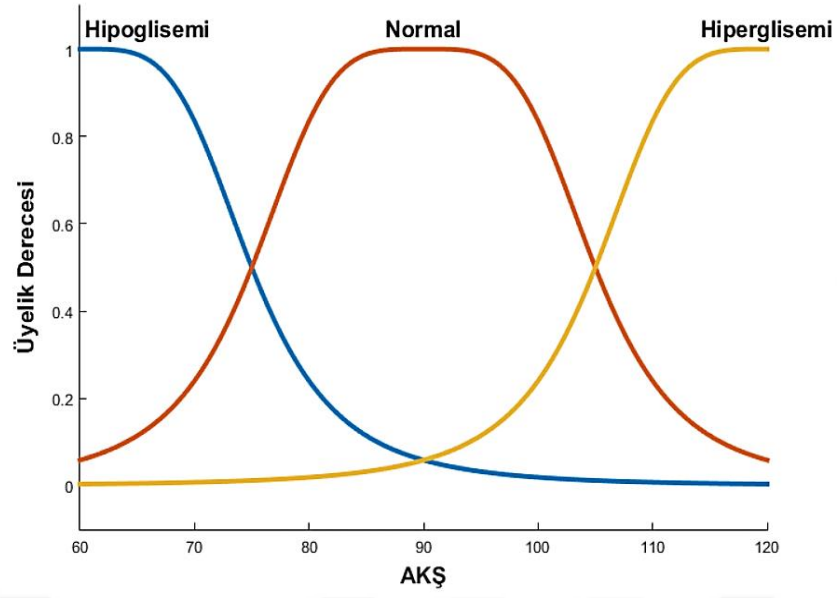
Şekil 3.30 Gerçek veri seti kullanılarak oluşturulan aşamalı olmayan bulanık model yapısı



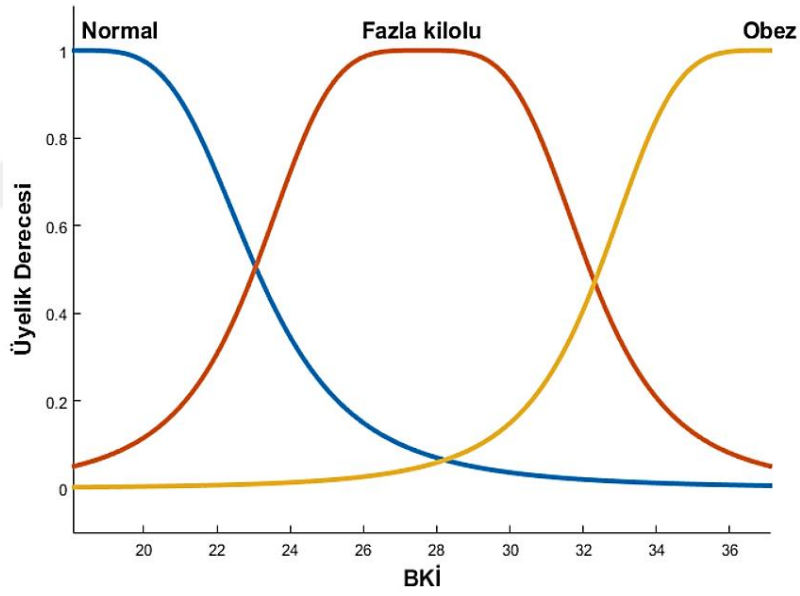
Şekil 3.31 BKİ değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları



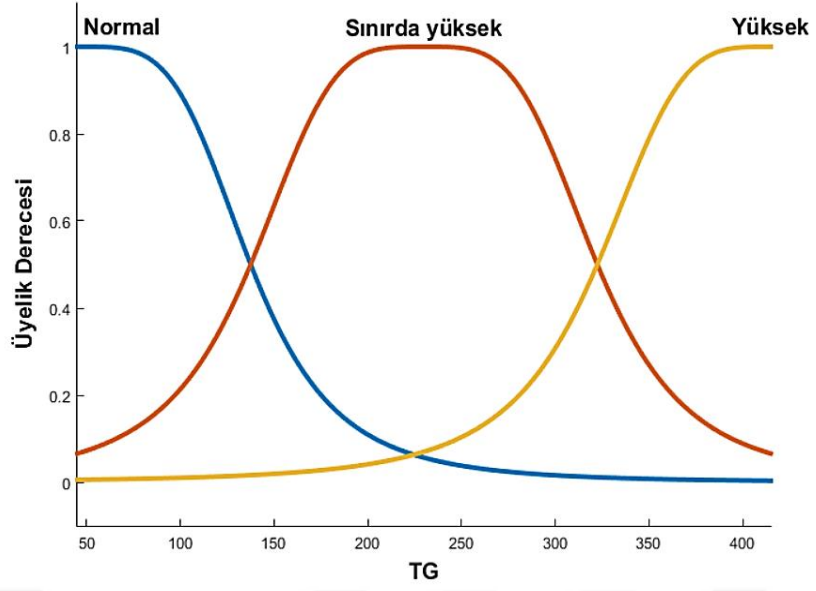
Şekil 3.32 TG değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları



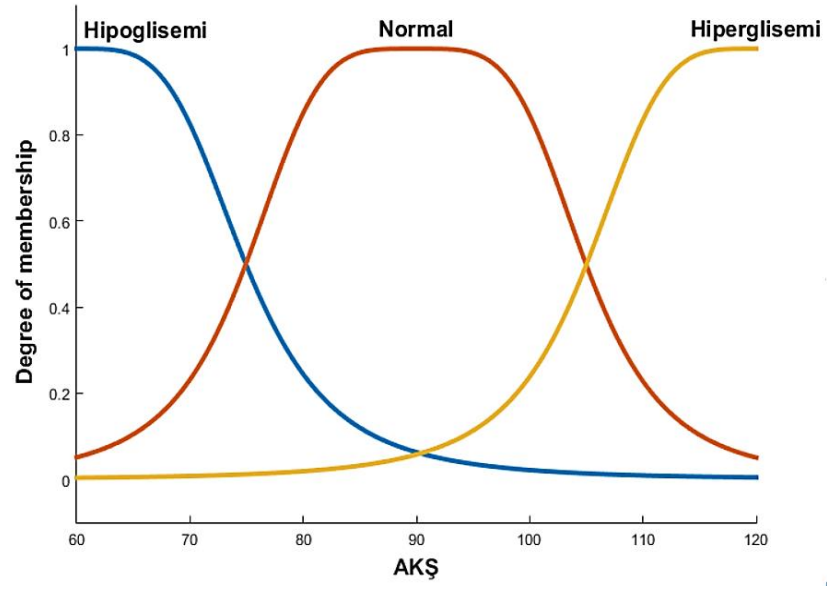
Şekil 3.33 AKŞ değişkeninin başlangıç çan üyelik fonksiyonları



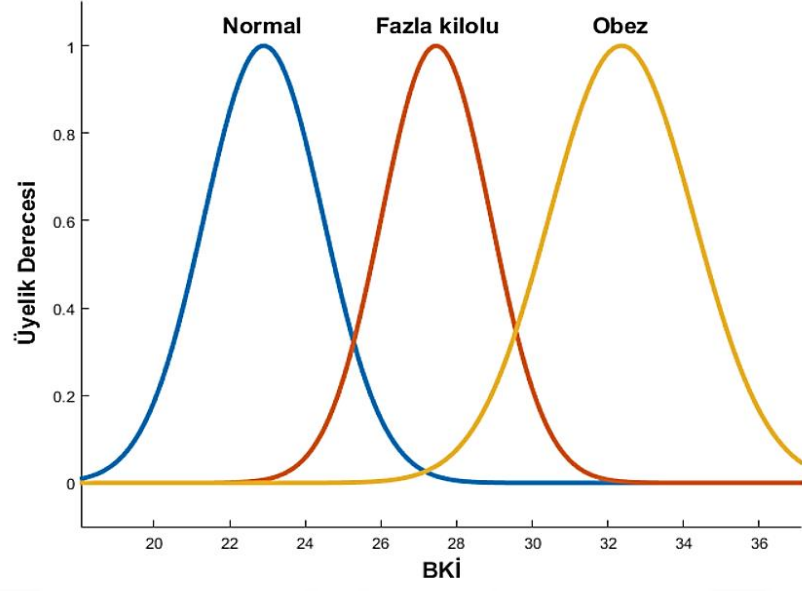
Şekil 3.34 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları



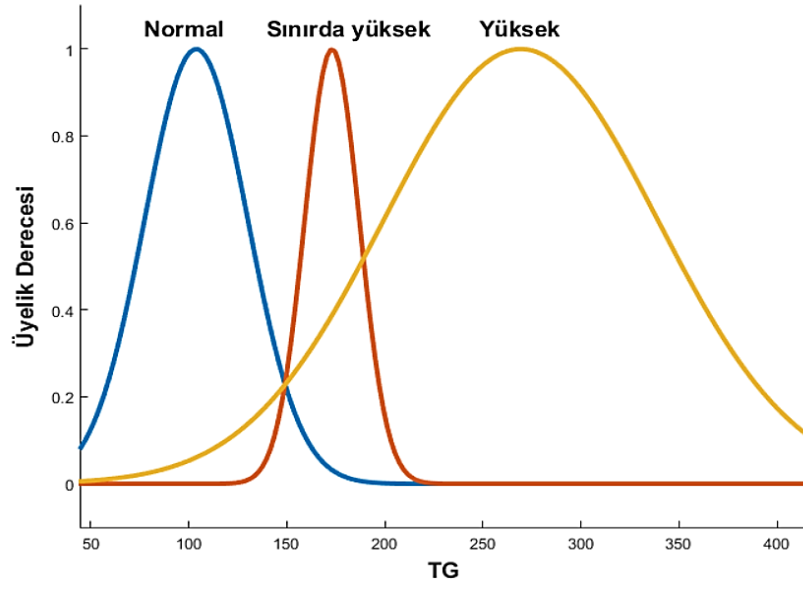
Şekil 3.35 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları



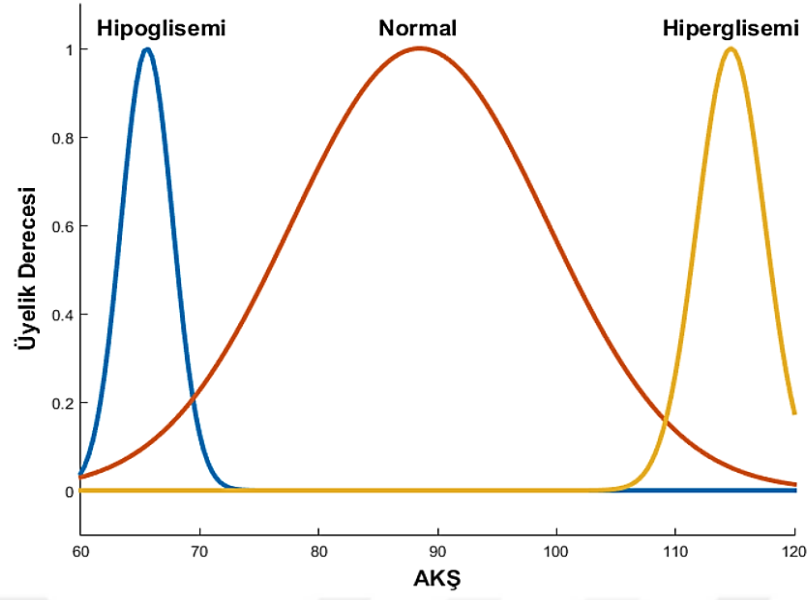
Şekil 3.36 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki çan üyelik fonksiyonları



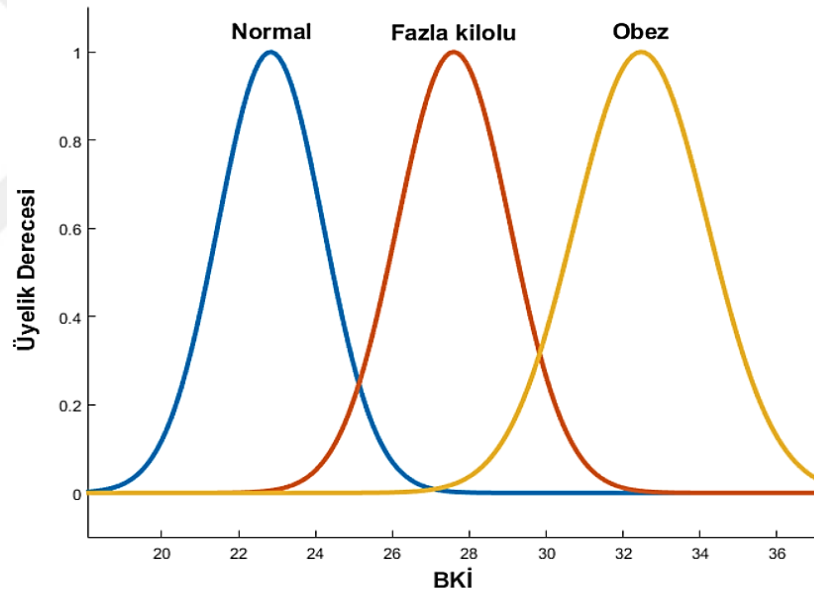
Şekil 3.37 BKİ değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları



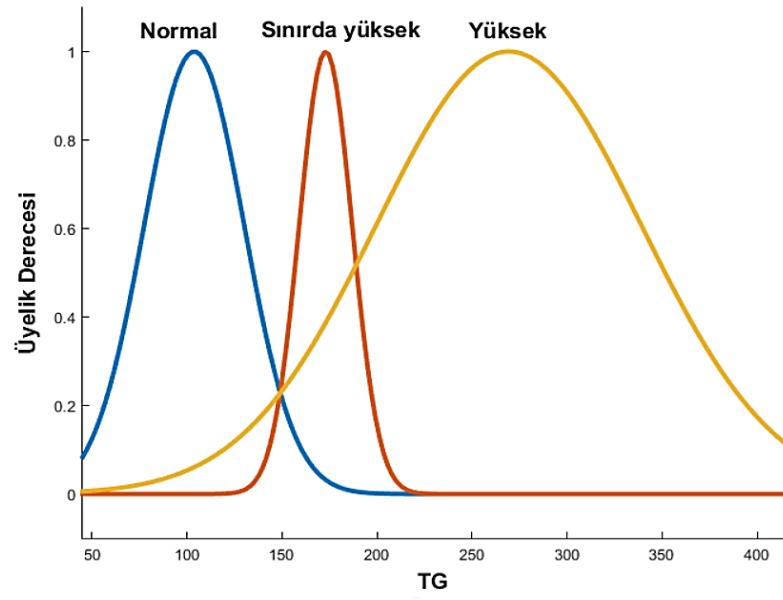
Şekil 3.38 TG değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları



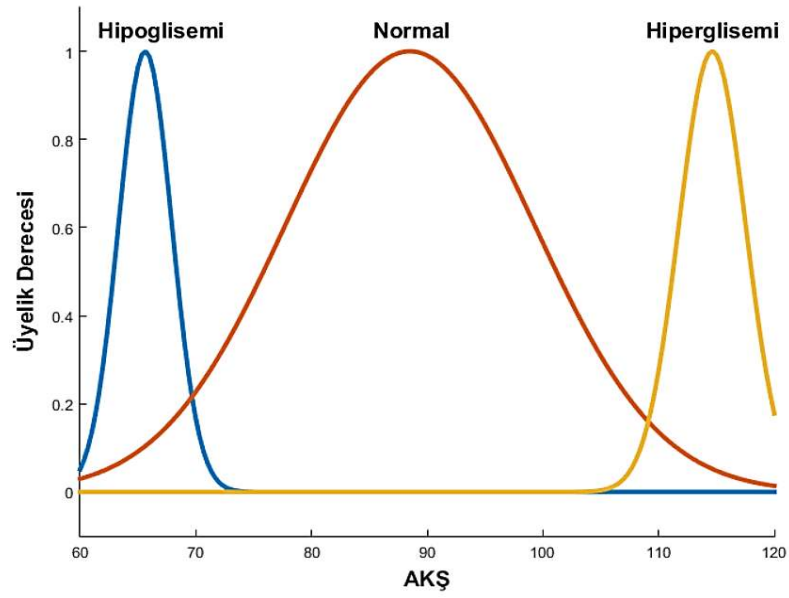
Şekil 3.39 AKŞ değişkeninin başlangıç Gauss üyelik fonksiyonları



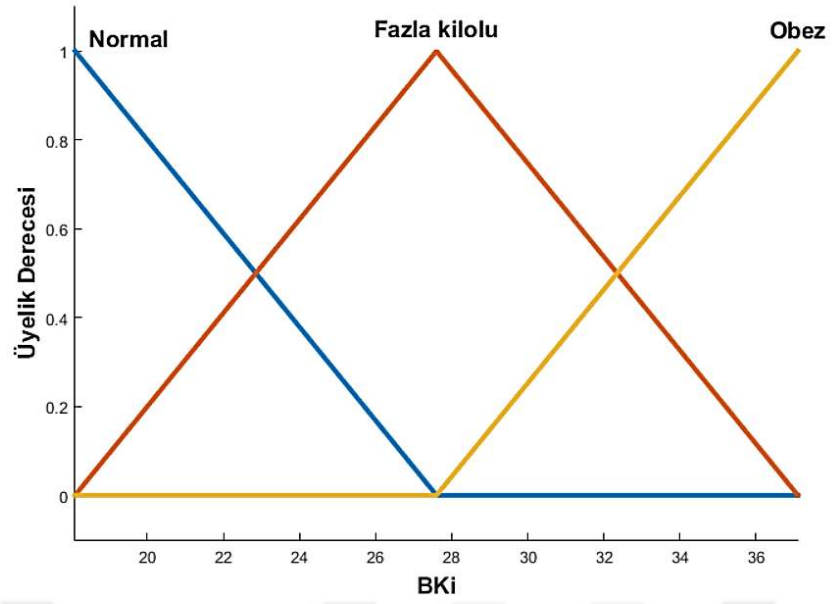
Şekil 3.40 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları



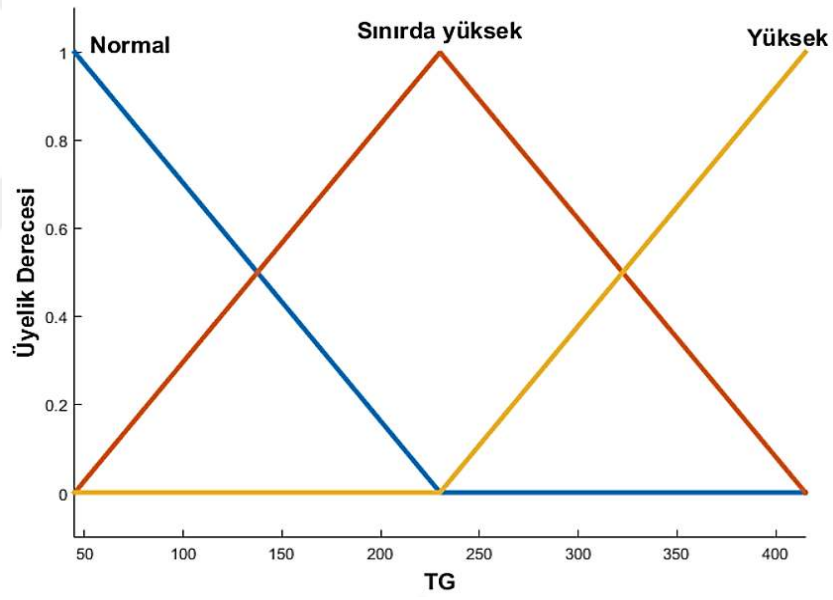
Şekil 3.41 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları



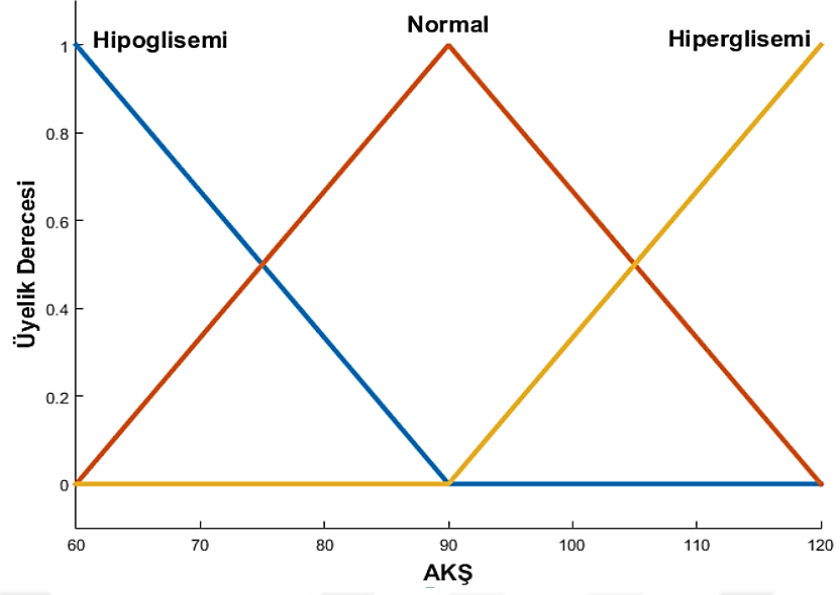
Şekil 3.42 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki Gauss üyelik fonksiyonları



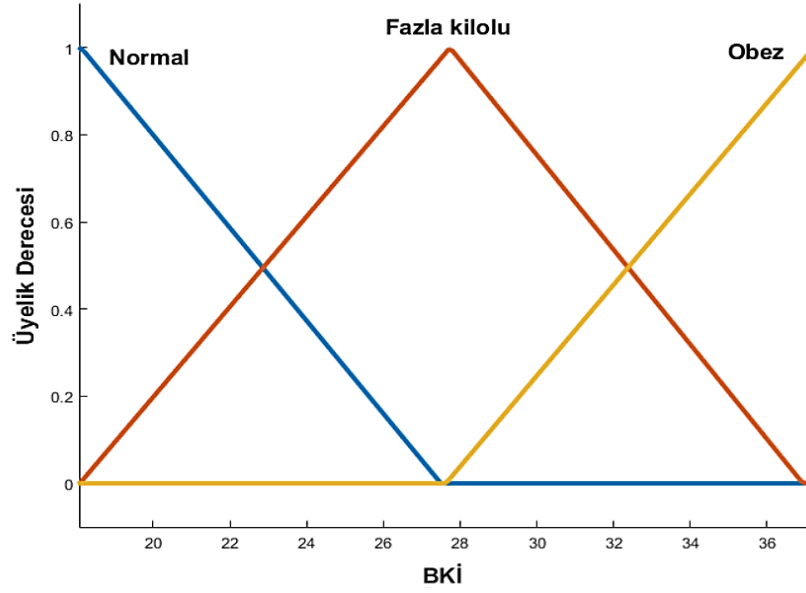
Şekil 3.43 BKİ değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları



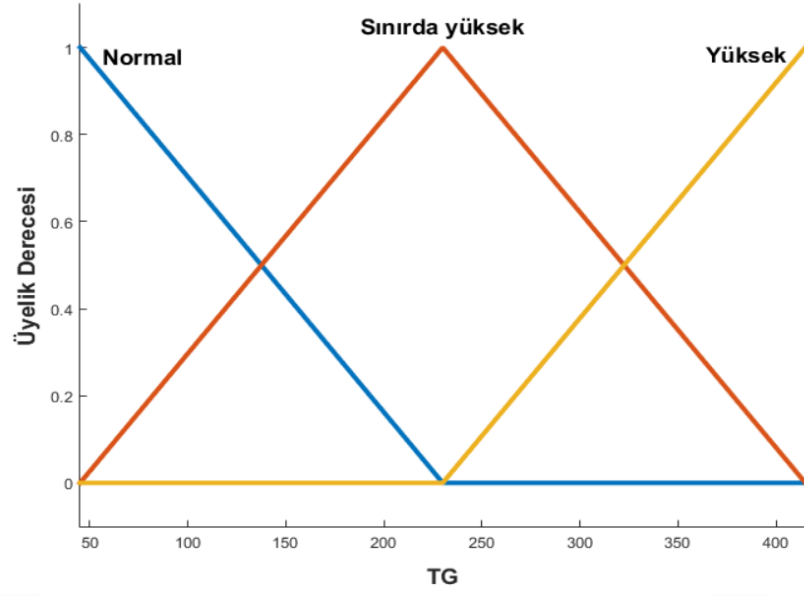
Şekil 3.44 TG değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları



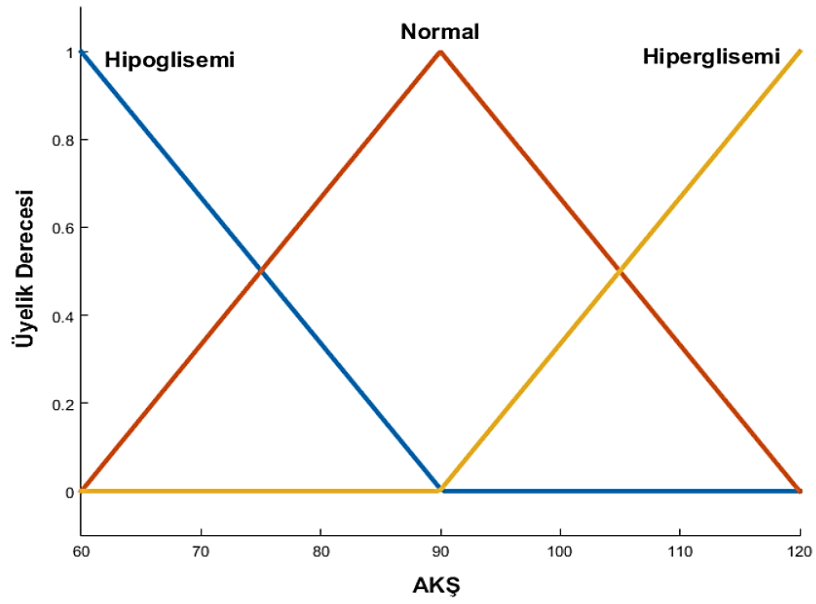
Şekil 3.45 AKŞ değişkeninin başlangıç üçgen üyelik fonksiyonları



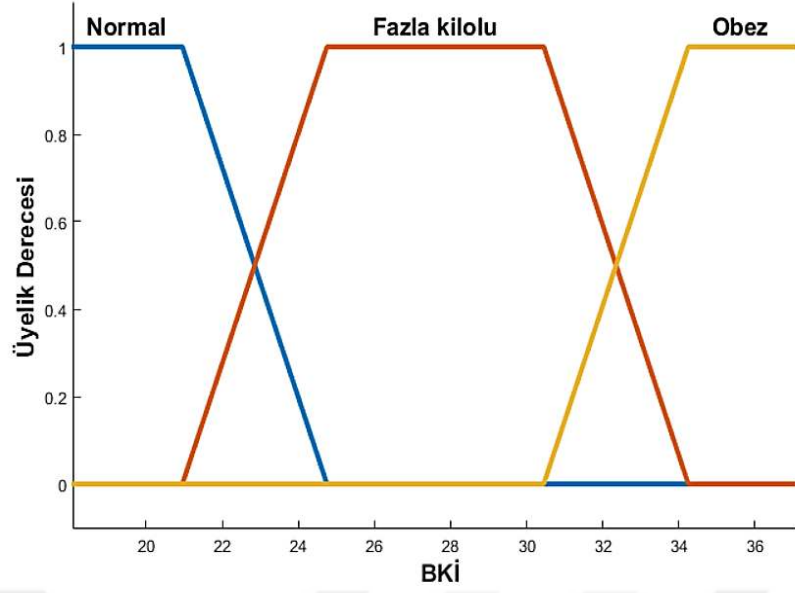
Şekil 3.46 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları



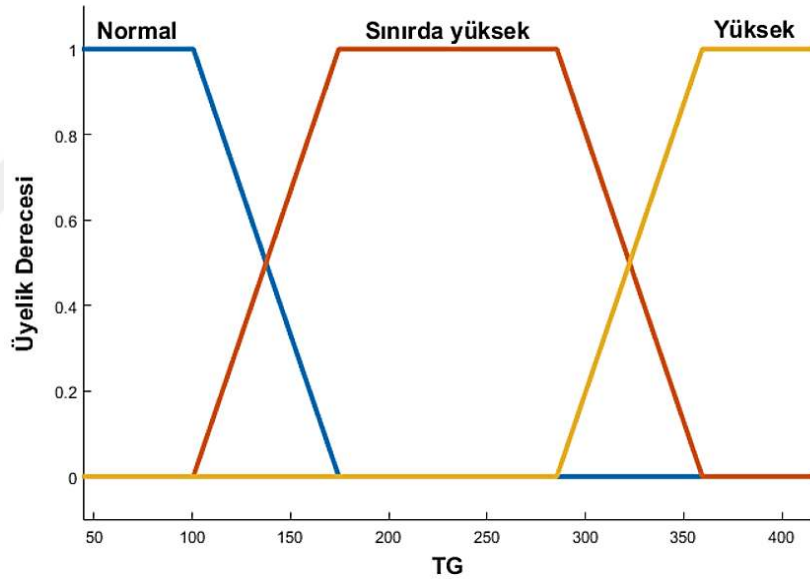
Şekil 3.47 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları



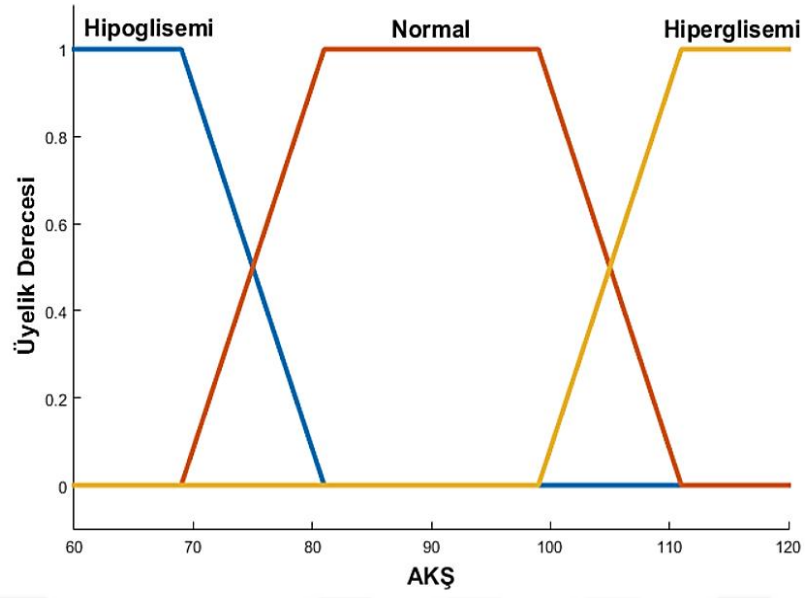
Şekil 3.48 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki üçgen üyelik fonksiyonları



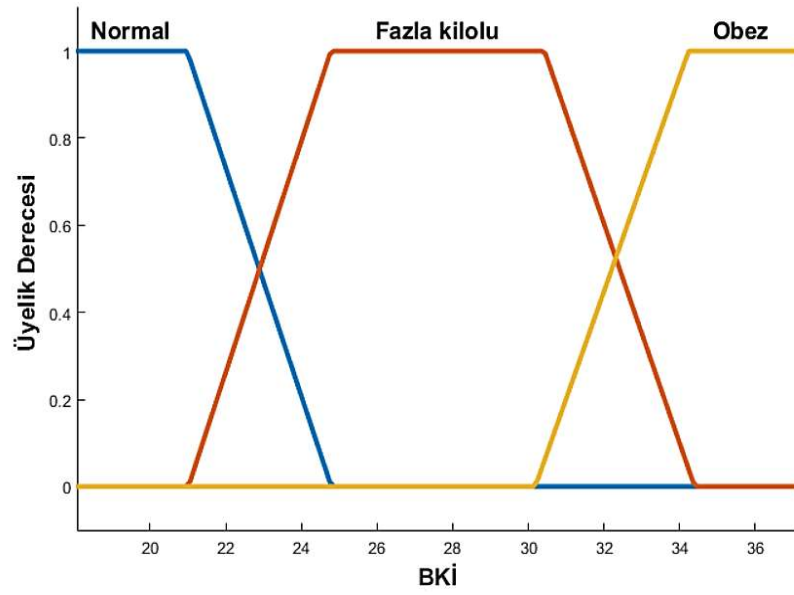
Şekil 3.49 BKİ değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları



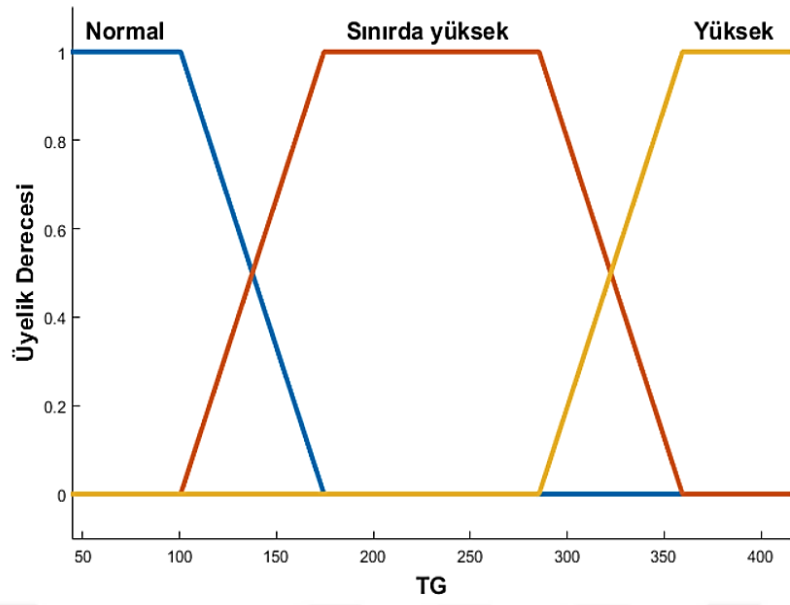
Şekil 3.50 TG değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları



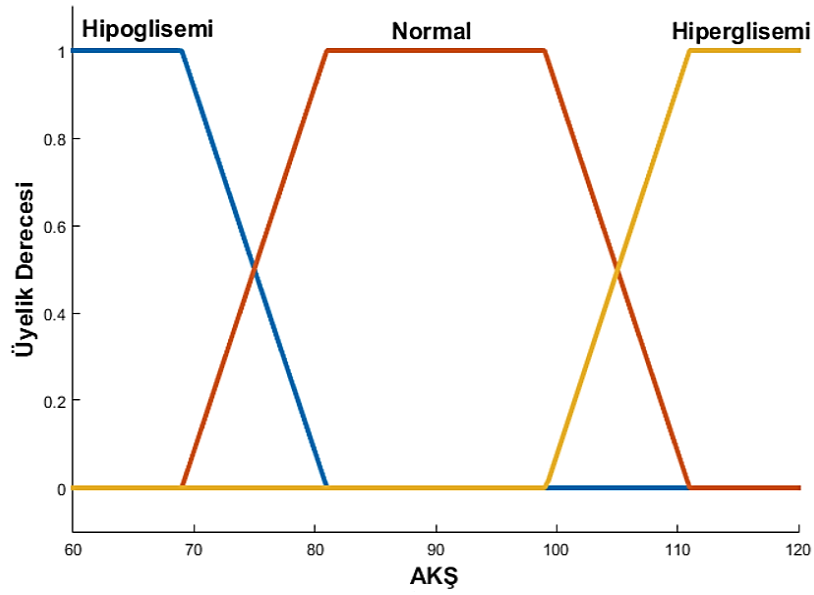
Şekil 3.51 AKŞ değişkeninin başlangıç yamuk üyelik fonksiyonları



Şekil 3.52 BKİ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları



Şekil 3.53 TG değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları



Şekil 3.54 AKŞ değişkeninin ANFIS çalıştırıldıktan sonraki yamuk üyelik fonksiyonları

4. BULGULAR

Çan, Gauss, üçgen ya da yamuk üyelik fonksiyonları ile oluşturulan aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri açısından karşılaştırmaları için önce bu kriterlerin normal dağılıma uygun olup olmadığı Kolmogorov Smirnov (K-S) testi ile belirlendi. Kriterlerin tümünün hem üyelik fonksiyonlarına hem de yöntemlere göre normal dağılmadığı tespit edildi. Bu sebeple modeller arasında bu kriterler bakımından fark olup olmadığının belirlenmesi amacıyla Kruskal Wallis analizi, aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modeller arasında fark olup olmadığının belirlenmesi için ise Mann Whitney U testi uygulandı. Tanımlayıcı istatistikler medyan (25. - 75. persantil) olarak belirtildi. $p < 0.05$ değerleri istatistiksel olarak anlamlı kabul edildi.

4.1 Üç Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması Sonuçları

4.1.1 Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması

Üç bağımsız değişkenli eğitim seti ve farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak 1000 tekrarlı simülasyon çalışması sonunda oluşturulan AOBM'ler duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri bakımından farklı bulundu ($p < 0.001$). Modellerin çoklu karşılaştırmaları göz önüne alındığında tüm model değerlendirme kriterleri bakımından tüm fonksiyonlar birbirinden farklı çıktı (Duyarlılık bakımından çan-Gauss, çan-üçgen, yamuk-Gauss, ve yamuk-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$, çan-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p = 0.003$, Gauss-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p = 0.002$; özgüllük bakımından çan-Gauss, çan-üçgen, yamuk-Gauss ve yamuk-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$, çan-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p = 0.002$, Gauss-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p = 0.033$; doğruluk bakımından yamuk-Gauss, yamuk-üçgen, çan-Gauss, çan-üçgen ve Gauss-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$, yamuk-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p = 0.011$; HKOK bakımından tüm fonksiyonların birbirleriyle karşılaştırılmaları için $p < 0.001$). Duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdelerinin en yüksek, HKOK değerinin en küçük çıktığı modelin üçgen üyelik fonksiyonu ile kurulduğu belirlendi (Tablo 4.1 – 4.4 ve Şekil 4.1 – 4.4).

Tablo 4.1 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	97.70 (96.81 – 98.34)	<0.001
Gauss	98.24 (97.36 – 98.88)	
Üçgen	98.70 (97.43 – 99.15)	
Yamuk	97.80 (97.10 – 98.59)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.

Tablo 4.2 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	97.73 (96.81 – 98.33)	<0.001
Gauss	98.25 (97.38 – 98.88)	
Üçgen	98.32 (97.44 – 99.14)	
Yamuk	97.94 (96.99 – 98.58)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.

Tablo 4.3 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

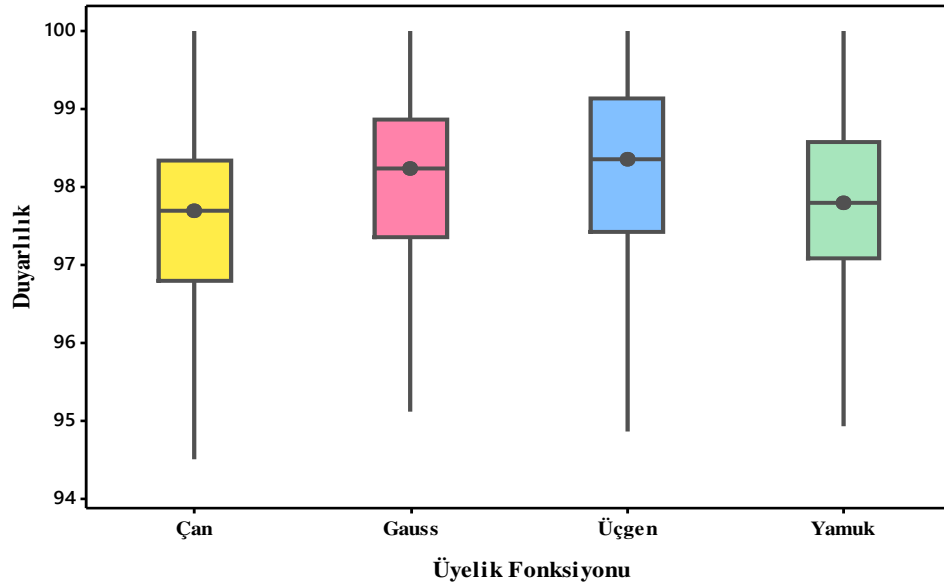
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	97.57 (97.14 – 98.00)	<0.001
Gauss	98.14 (97.71 – 98.43)	
Üçgen	98.29 (97.86 – 98.57)	
Yamuk	97.71 (97.29 – 98.14)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.

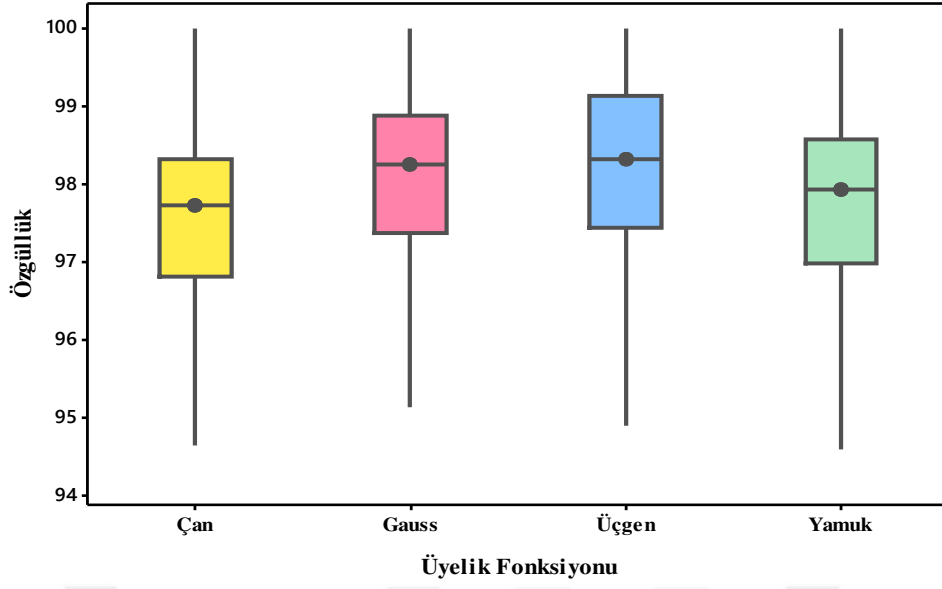
Tablo 4.4 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	15.58 (14.14 – 16.90)	<0.001
Gauss	13.63 (12.54 – 15.12)	
Üçgen	13.09 (11.95 – 14.64)	
Yamuk	15.12 (13.63 – 16.48)	

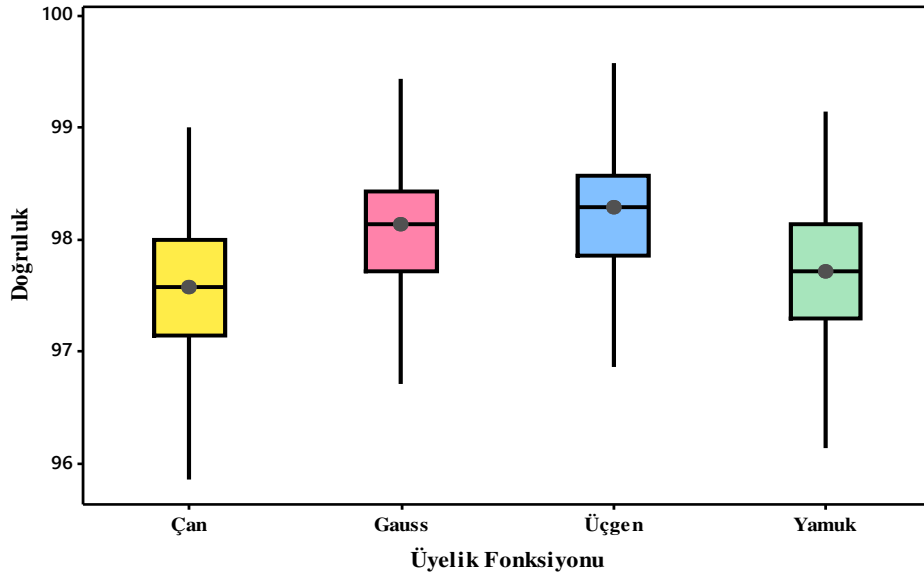
Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).



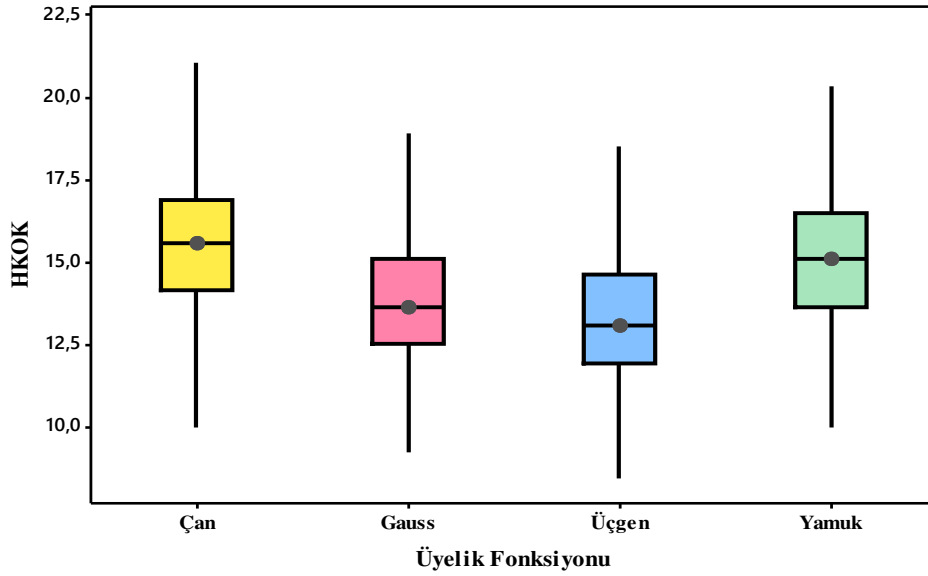
Şekil 4.1 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.2 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.3 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.4 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

Eğitim seti sonuçlarına benzer olarak test setinde de AOBM'lerin duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdeleri arasında anlamlı fark bulundu ($p < 0.001$). Modellerin çoklu karşılaştırmaları göz önüne alındığında duyarlılık bakımından çan ve yamuk üyelik fonksiyonları Gauss ve üçgen üyelik fonksiyonlarından (Çan-Gauss, çan-üçgen, yamuk-Gauss, yamuk-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$); özgüllük bakımından çan üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından, yamuk üyelik fonksiyonu ise Gauss ve üçgen üyelik fonksiyonlarından (Çan-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p = 0.015$; çan-Gauss, çan-üçgen, yamuk-Gauss ve yamuk-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$) farklı çıktı. Doğruluk ve HKOK bakımından ise tüm üyelik fonksiyonları arasında farklılık olduğu tespit edildi (Doğruluk bakımından tüm üyelik fonksiyonlarının birbiri ile karşılaştırılması için $p < 0.001$; HKOK bakımından üçgen-yamuk, üçgen-çan, Gauss-yamuk, Gauss-çan ve yamuk-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$, üçgen-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.005$). Tüm model değerlendirme kriterleri dikkate alındığında sınıflandırma performansı en yüksek olan modelin üçgen üyelik fonksiyonu ile kurulduğu bulundu (Tablo 4.5 - 4.8 ve Şekil 4.5 – 4.8).

Tablo 4.5 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	97.78 (96.15 – 98.66)*	<0.001
Gauss	98.04 (96.88 – 99.27)	
Üçgen	98.11 (97.11 – 98.31)	
Yamuk	97.90 (96.56 – 98.69)*	

*: Çan ve yamuk üyelik fonksiyonları Gauss ve üçgen üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır (Çan-Gauss, çan-üçgen, yamuk-Gauss, yamuk-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p<0.001$).

Tablo 4.6 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	97.45 (96.43 – 98.63)*	<0.001
Gauss	98.04 (96.91 – 99.26)	
Üçgen	98.12 (97.07 – 99.31)	
Yamuk	97.89 (96.60 – 98.69)**	

*: Çan üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır (Çan-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p=0.015$; çan-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p<0.001$).

** : Yamuk üyelik fonksiyonu Gauss ve üçgen üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.7 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

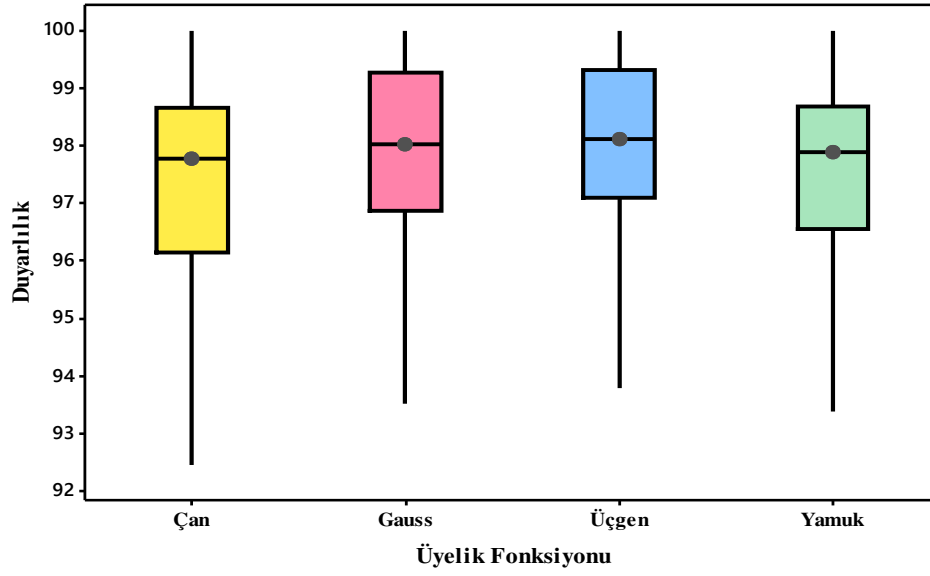
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	97.33 (96.67 – 98.00)	<0.001
Gauss	98.00 (97.33 – 98.33)	
Üçgen	98.00 (97.33 – 98.67)	
Yamuk	97.67 (97.00 – 98.33)	

Tüm üyelik fonksiyonlar birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

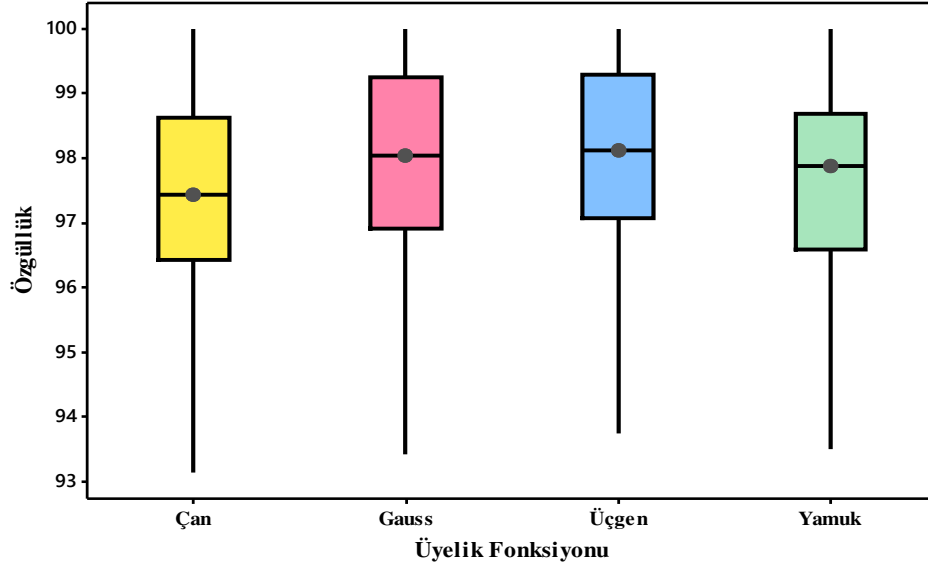
Tablo 4.8 Test setinde aşamalı olmayan modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	16.33 (14.14 – 18.26)	<0.001
Gauss	14.14 (12.91 – 16.33)	
Üçgen	14.14 (11.55 – 16.33)	
Yamuk	15.28 (12.91 – 17.32)	

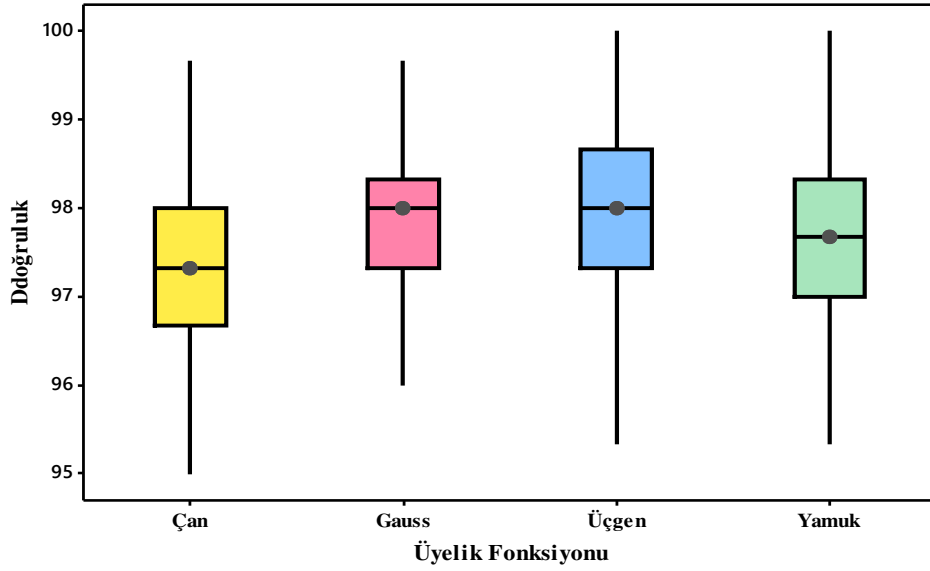
Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.



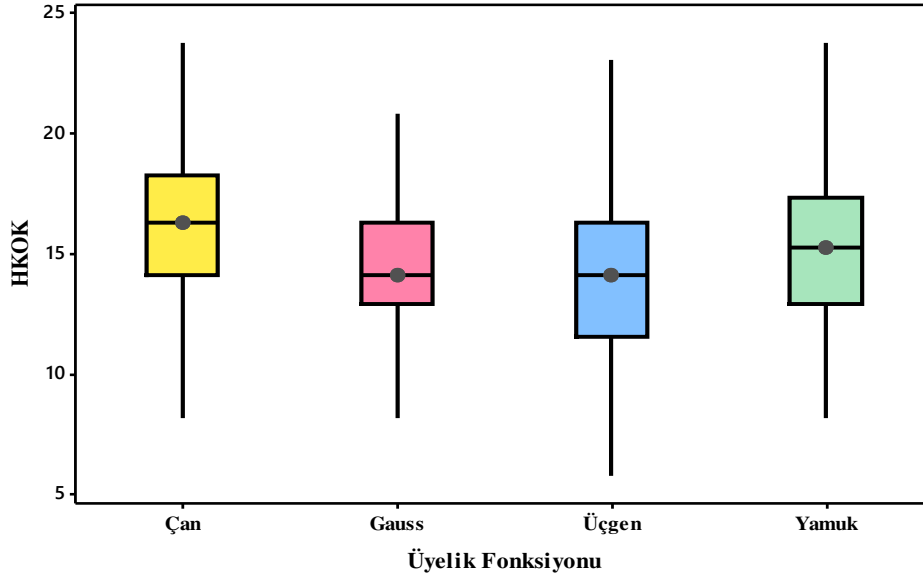
Şekil 4.5 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.6 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.7 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.8. Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

Sonuç olarak hem eğitim hem de test veri setinde kullanılan üyelik fonksiyonlarının modellerin sınıflandırma performanslarına göre en yüksekten en düşüğe doğru üçgen, Gauss, yamuk, çan üyelik fonksiyonu şeklinde sıralandığı görüldü (Tablo 4.1 - 4.8, Şekil 4.1 - 4.8).

4.1.2 Aşamalı Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması

Üç bağımsız değişkenli eğitim seti ve farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak 1000 tekrarlı simülasyon çalışması sonunda oluşturulan ABM'ler duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri bakımından farklı bulundu ($p < 0.001$). Modellerin çoklu karşılaştırmaları göz önüne alındığında duyarlılık ve özgüllük bakımından üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından, yamuk üyelik fonksiyonu ise Gauss üyelik fonksiyonundan farklı çıktı (Duyarlılık bakımından üçgen-yamuk, üçgen-çan, üçgen-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$; yamuk-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.022$; özgüllük bakımından üçgen-yamuk, üçgen-çan, üçgen-Gauss ve yamuk-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırmaları için $p < 0.001$). Doğruluk ve HKOK bakımından ise tüm üyelik fonksiyonlarının birbirinden farklı olduğu tespit edildi (Doğruluk bakımından tüm üyelik fonksiyonlarının birbiri ile karşılaştırılması için $p < 0.001$; HKOK bakımından üçgen ve Gauss üyelik fonksiyonlarının diğer üyelik fonksiyonları ile karşılaştırılması için $p < 0.001$, yamuk-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için

$p=0.011$). Duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdelерinin en yüksek; HKOK değeri nin en düşük olduđu modelin üçgen üyelik fonksiyonu ile oluşturulduđu belirlendi (Tablo 4.9 - 4.12 ve Şekil 4.9 - 4.12).

Tablo 4.9 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değeri lerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	91.19 (90.03 – 92.40)	<0.001
Gauss	91.39 (90.15 – 92.60)	
Üçgen	91.77 (90.55 – 92.84)*	
Yamuk	91.11 (89.81 – 92.46)**	

*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

**: Yamuk üyelik fonksiyonu Gauss üyelik fonksiyonundan istatistiksel olarak farklıdır ($p=0.022$).

Tablo 4.10 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değeri lerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	90.87 (89.44 – 92.16)	<0.001
Gauss	91.06 (89.63 – 92.33)	
Üçgen	91.55 (90.27 – 92.75)*	
Yamuk	90.66 (89.09 – 92.12)**	

*:Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

**: Yamuk üyelik fonksiyonu Gauss üyelik fonksiyonundan istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.11 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

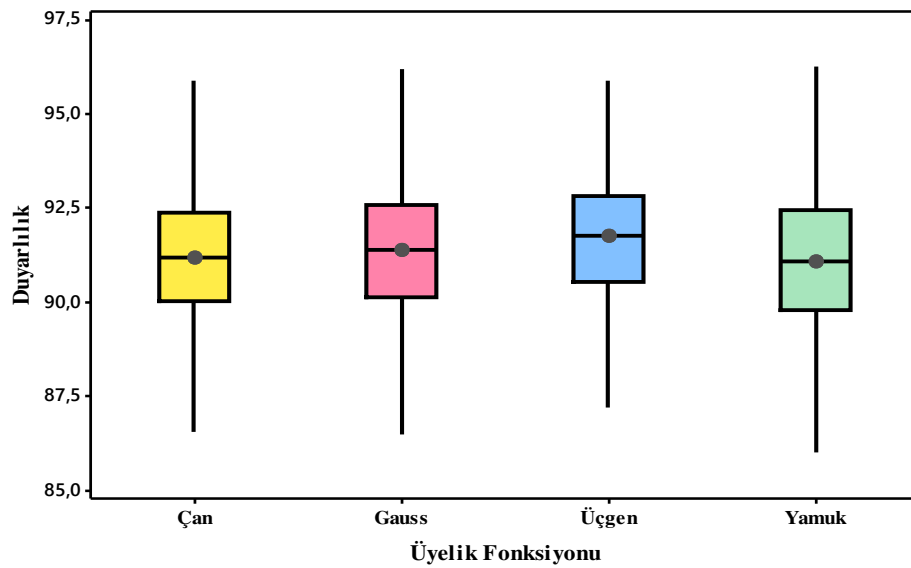
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	91.00 (90.29 – 91.71)	<0.001
Gauss	91.14 (90.57 – 91.86)	
Üçgen	91.57 (90.86 – 92.29)	
Yamuk	90.86 (90.14 – 91.57)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).

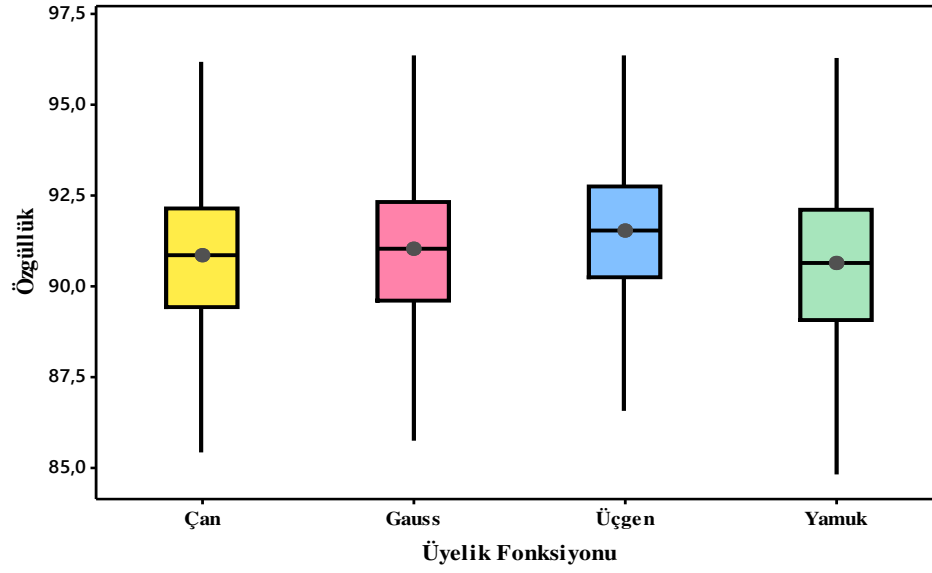
Tablo 4.12 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	30.00 (28.78 – 31.17)	<0.001
Gauss	29.76 (28.54 – 30.71)	
Üçgen	29.03 (27.77 – 30.24)	
Yamuk	30.24 (29.03 – 31.40)	

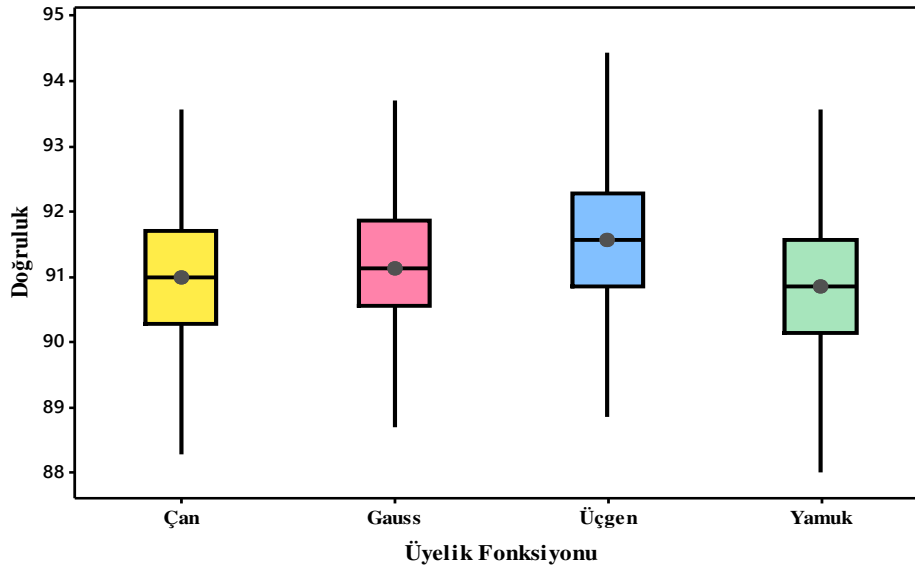
Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.



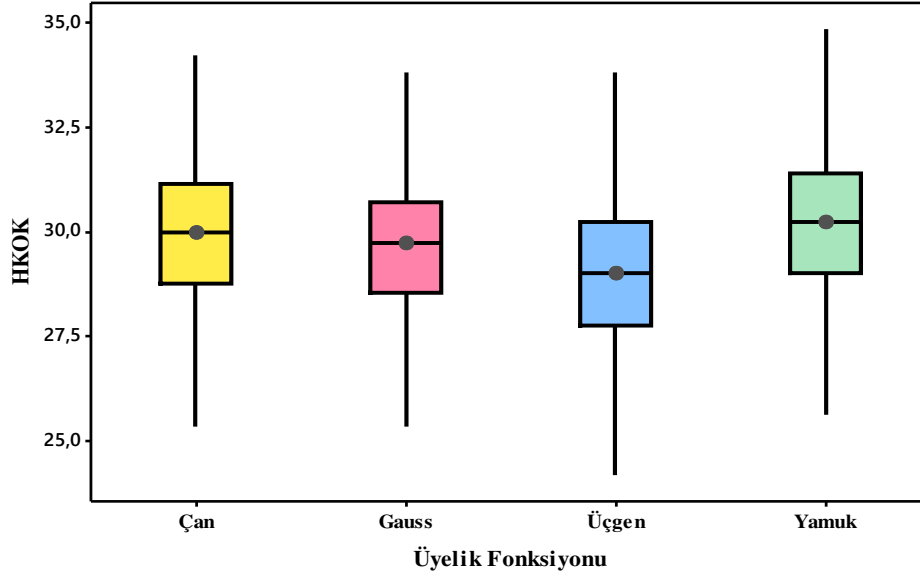
Şekil 4.9 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.10 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.11 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.12 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

Üç bağımsız değişkenli test seti ele alındığında ise eğitim setinde elde edilen sonuçlara paralel olarak farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak oluşturulan ABM'ler duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri bakımından farklı bulundu ($p < 0.001$). Modellerin çoklu karşılaştırmaları göz önüne alındığında üçgen üyelik fonksiyonunun tüm model değerlendirme kriterleri bakımından diğer üyelik fonksiyonlarından farklı olduğu görüldü (Duyarlılık bakımından üçgen-yamuk ve üçgen-çan için $p < 0.001$, üçgen-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırmaları için $p = 0.015$; özgüllük bakımından üçgen-yamuk ve üçgen-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırmaları için $p < 0.001$, üçgen-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.002$; doğruluk ve HKOK bakımından üçgen üyelik fonksiyonunun diğer üyelik fonksiyonları ile karşılaştırılması için $p < 0.001$). Buna ek olarak Gauss üyelik fonksiyonu ile oluşturulan modelin özgüllüğü yamuk üyelik fonksiyonu kullanılarak oluşturulan modelin özgüllüğünden farklı çıktı ($p = 0.013$). Doğruluk ve HKOK değerleri bakımından ise Gauss üyelik fonksiyonu ile çan ve yamuk üyelik fonksiyonları birbirinden farklı bulundu (Hem doğruluk hem de HKOK bakımından Gauss-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p < 0.001$, Gauss-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.013$). Model değerlendirme kriterleri göz önüne alındığında sınıflandırma başarısı en yüksek olan modelin üçgen üyelik fonksiyonu ile oluşturulduğu sonucu bulundu. Üçgen üyelik fonksiyonundan sonraki en iyi sınıflandırma başarısı Gauss üyelik fonksiyonu ile kurulan modele aitti. Çan ve yamuk üyelik fonksiyonları ile oluşturulan

modellerin performanslarının ise birbirine yakın olduğu gözlemlendi (Tablo 4.13 - 4.16. ve Şekil 4.13 - 4.16).

Tablo 4.13 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	90.85 (88.96 – 92.93)	<0.001
Gauss	91.16 (89.14 – 93.06)	
Üçgen	91.56 (89.64 – 93.38)*	
Yamuk	90.88 (88.89 – 92.86)	

*:Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır (Üçgen-yamuk ve üçgen-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p<0.001$; üçgen-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p=0.015$).

Tablo 4.14 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	90.57 (88.56 – 91.67)	<0.001
Gauss	90.85 (88.89 – 91.89)**	
Üçgen	91.29 (89.40 – 93.29)*	
Yamuk	90.34 (88.31 – 92.59)	

*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır (Üçgen-yamuk ve üçgen-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p<0.001$; üçgen-Gauss üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p=0.002$).

** : Gauss üyelik fonksiyonu yamuk üyelik fonksiyonundan istatistiksel olarak farklıdır ($p=0.013$).

Tablo 4.15 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

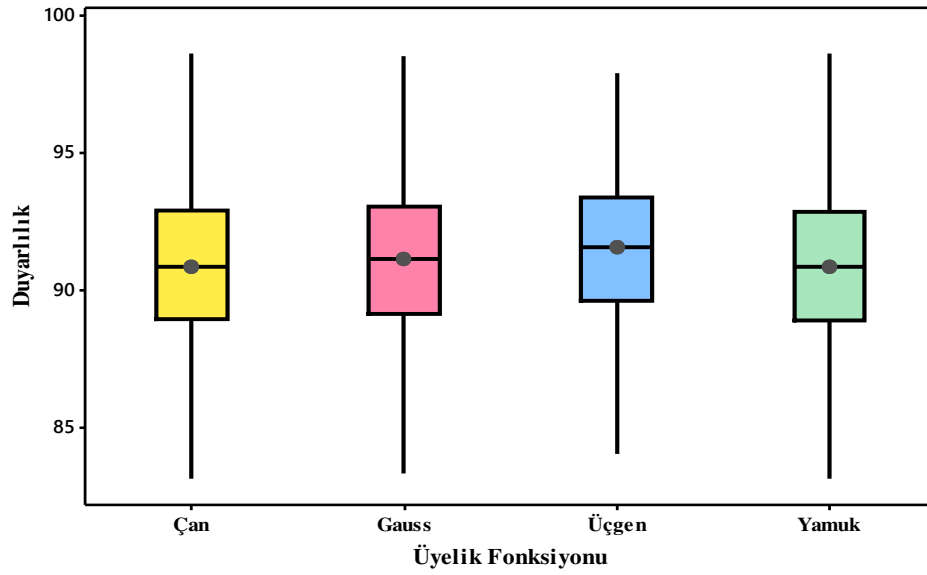
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	90.67 (89.33 – 92.00)	<0.001
Gauss	91.00 (89.67 – 92.00)**	
Üçgen	91.33 (90.33 – 92.67)*	
Yamuk	90.67 (89.33 – 91.67)	

Tablo 4.16 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

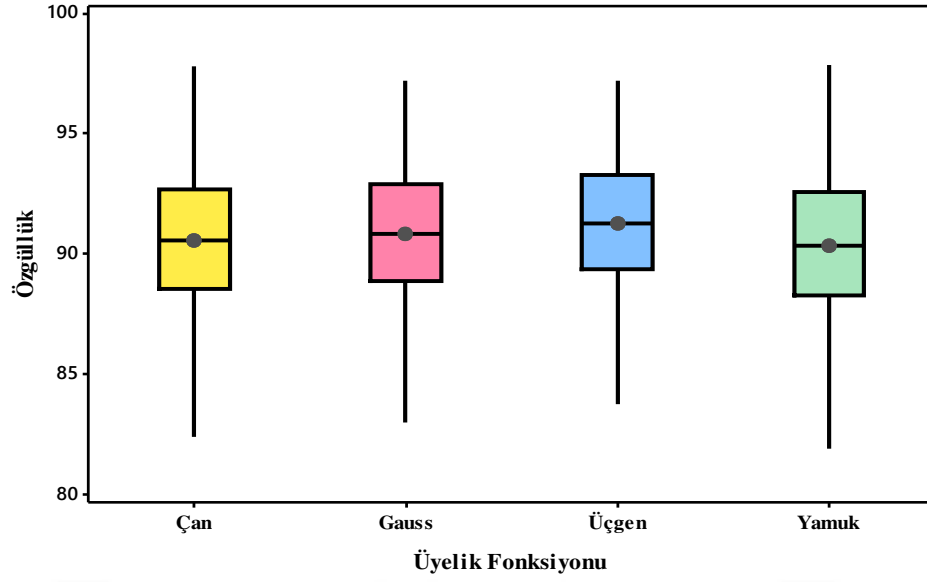
Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	30.55 (28.28 – 32.66)	<0.001
Gauss	30.00 (28.28 – 32.15)**	
Üçgen	29.44 (27.08 – 31.09)*	
Yamuk	30.55 (28.87 – 32.66)	

*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).

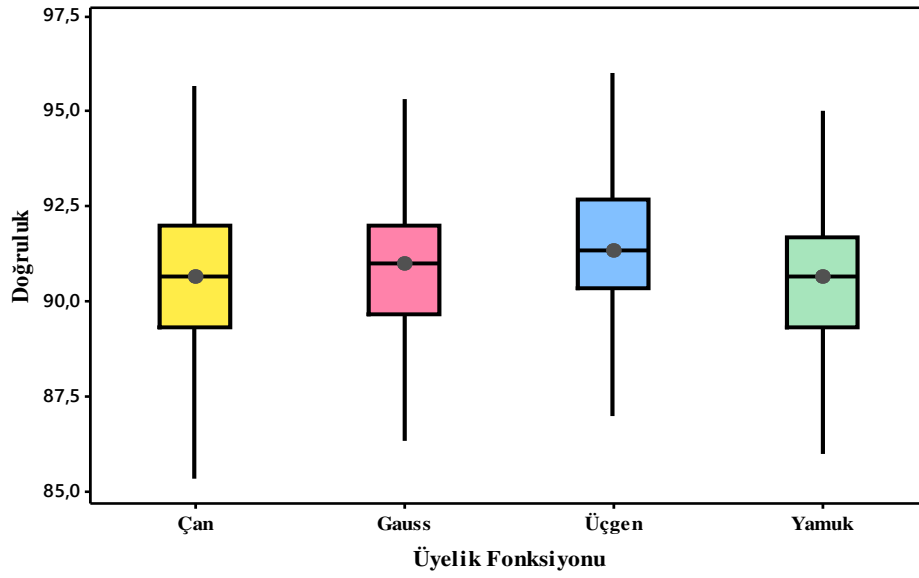
** : Gauss üyelik fonksiyonu çan ve yamuk üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır (Gauss-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p < 0.001$; Gauss-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.013$).



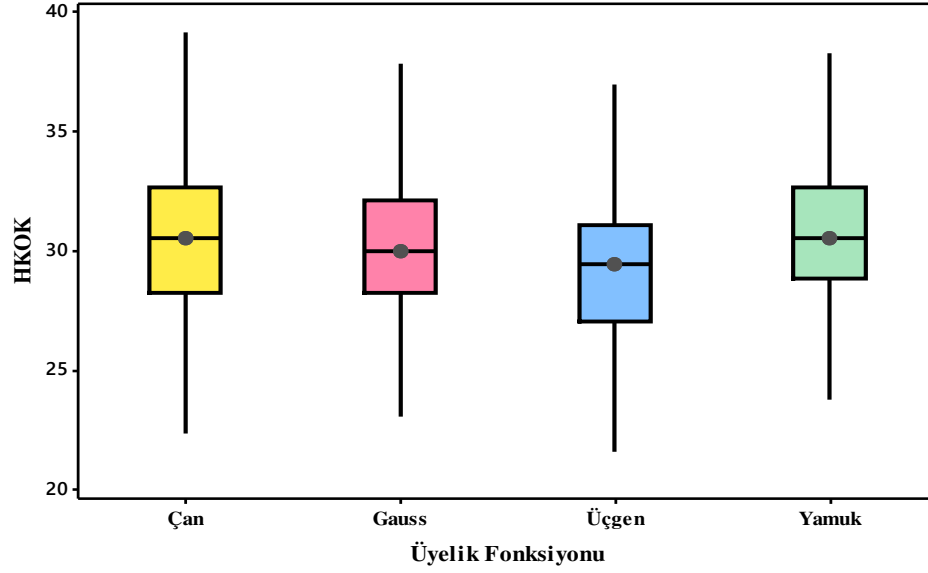
Şekil 4.13 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.14 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.15 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.16 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

Sonuç olarak; hem eğitim hem de test veri setinde üçgen üyelik fonksiyonu ABM’de de en yüksek sınıflandırma performansına sahipti. Üçgen üyelik fonksiyonundan sonraki en iyi sınıflandırma performansı Gauss üyelik fonksiyonu ile kurulan modele aitti (Tablo 4.8 - 4.14 ve Şekil 4.8 - 4.14).

4.1.3 Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Karşılaştırılması

Model değerlendirme kriterlerine göre karşılaştırma yapıldığında aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin birbirinden farklı sonuçlar verdiği görüldü ($p < 0.001$). AOBM’lerde duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdeleri ABM’lere göre daha yüksek, HKOK değeri ise daha düşüktü (Tablo 4.17 - 4.24 ve Şekil 4.17 – 4.24).

Tablo 4.17 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Duyarlılık	p
Çan	Aşamalı olmayan	97.70 (96.81 – 98.34)	<0.001
	Aşamalı	91.19 (90.03 – 92.40)	
Gauss	Aşamalı olmayan	98.24 (97.36 – 98.88)	<0.001
	Aşamalı	91.39 (90.15 – 92.60)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	98.37 (97.43 – 99.15)	<0.001
	Aşamalı	91.77 (90.55 – 92.84)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	97.80 (97.10 – 98.59)	<0.001
	Aşamalı	91.11 (89.81 – 92.46)	

Tablo 4.18 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Özgüllük	p
Çan	Aşamalı olmayan	97.73 (96.81 – 98.33)	<0.001
	Aşamalı	90.87 (89.44 – 92.16)	
Gauss	Aşamalı olmayan	98.25 (97.38 – 98.88)	<0.001
	Aşamalı	91.06 (89.64 – 92.33)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	98.31 (97.44 – 99.14)	<0.001
	Aşamalı	91.55 (90.27 – 92.75)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	97.94 (96.99 – 98.58)	<0.001
	Aşamalı	90.66 (89.09 – 92.12)	

Tablo 4.19 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Doğruluk	p
Çan	Aşamalı olmayan	97.57 (97.14 – 98.00)	<0.001
	Aşamalı	91.00 (90.29 – 91.71)	
Gauss	Aşamalı olmayan	98.14 (97.71 – 98.43)	<0.001
	Aşamalı	91.14 (90.57 – 91.85)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	98.29 (97.86 – 98.57)	<0.001
	Aşamalı	91.57 (90.86 – 92.29)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	97.71 (97.29 – 98.14)	<0.001
	Aşamalı	90.86 (90.14 – 91.57)	

Tablo 4.20 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	HKOK	p
Çan	Aşamalı olmayan	15.58 (14.14 – 16.90)	<0.001
	Aşamalı	30.00 (28.78 – 31.17)	
Gauss	Aşamalı olmayan	13.63 (12.54 – 15.12)	<0.001
	Aşamalı	29.76 (28.54 – 30.71)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	13.09 (11.95 – 14.64)	<0.001
	Aşamalı	29.03 (27.77 – 30.24)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	15.12 (13.63 – 16.48)	<0.001
	Aşamalı	30.24 (29.03 – 31.40)	

Tablo 4.21 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Duyarlılık	p
Çan	Aşamalı olmayan	97.78 (96.15 – 98.66)	<0.001
	Aşamalı	90.85 (88.96 – 92.93)	
Gauss	Aşamalı olmayan	98.04 (96.88 – 99.27)	<0.001
	Aşamalı	91.16 (89.14 – 93.06)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	98.11 (97.11 – 99.31)	<0.001
	Aşamalı	91.56 (89.64 – 93.38)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	97.90 (96.56 – 98.70)	<0.001
	Aşamalı	90.88 (88.89 – 92.86)	

Tablo 4.22 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

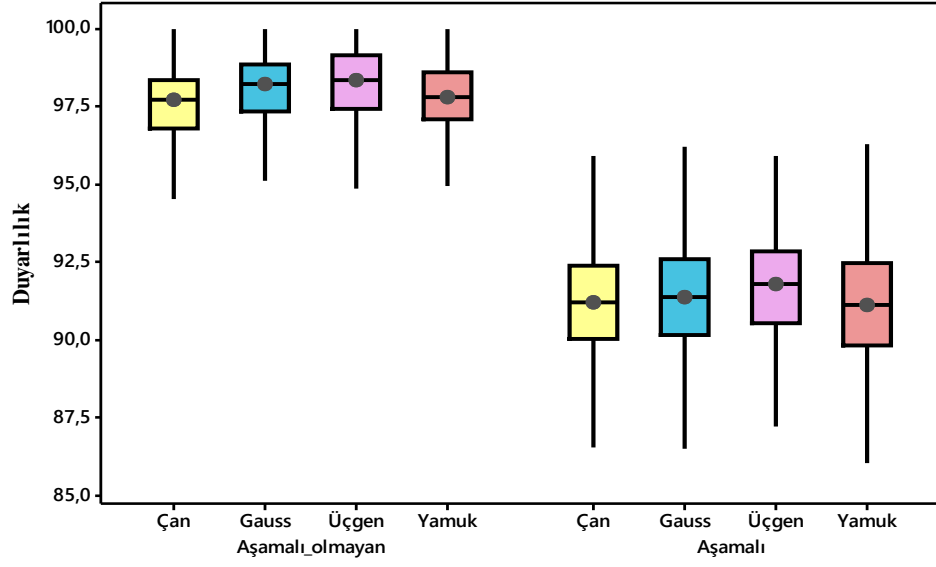
Fonksiyon Türü	Yöntem	Özgüllük	p
Çan	Aşamalı olmayan	97.45 (96.43 – 98.63)	<0.001
	Aşamalı	90.57 (88.56 – 92.67)	
Gauss	Aşamalı olmayan	98.04 (96.91 – 99.26)	<0.001
	Aşamalı	90.85 (88.89 – 92.89)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	98.12 (97.08 – 99.31)	<0.001
	Aşamalı	91.29 (89.40 – 93.29)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	97.90 (96.60 – 98.69)	<0.001
	Aşamalı	90.34 (88.31 – 92.59)	

Tablo 4.23 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

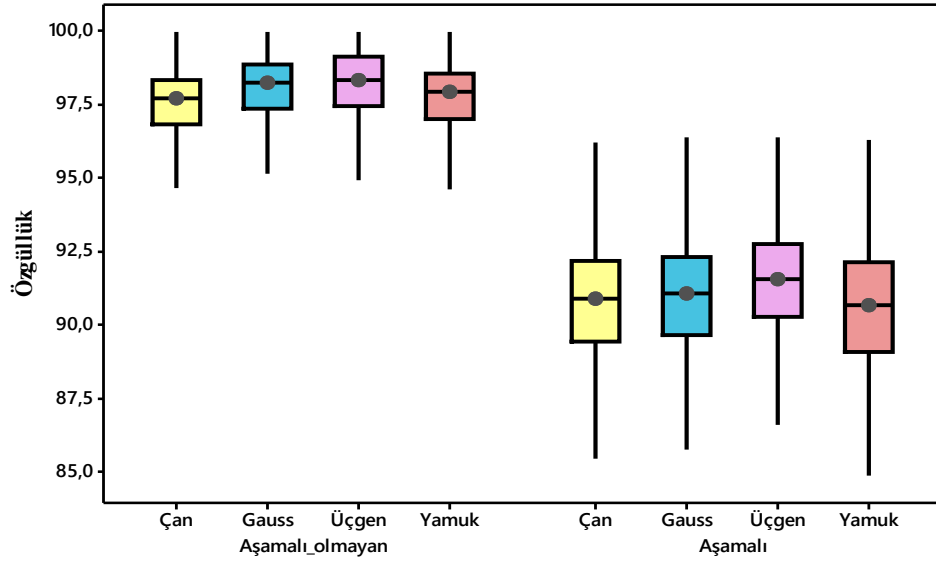
Fonksiyon Türü	Yöntem	Doğruluk	p
Çan	Aşamalı olmayan	97.33 (96.67 – 98.00)	<0.001
	Aşamalı	90.67 (89.33 – 92.00)	
Gauss	Aşamalı olmayan	98.00 (97.33 – 98.33)	<0.001
	Aşamalı	91.00 (89.67 – 92.00)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	98.00 (97.33 – 98.67)	<0.001
	Aşamalı	91.33 (90.33 – 92.67)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	97.67 (97.00 – 98.33)	<0.001
	Aşamalı	90.67 (89.33 – 91.67)	

Tablo 4.24 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

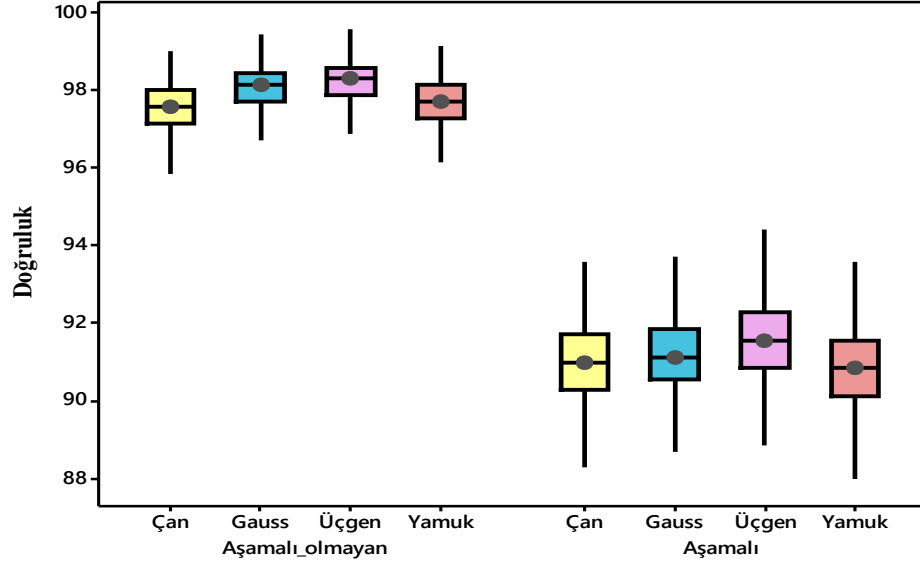
Fonksiyon Türü	Yöntem	HKOK	p
Çan	Aşamalı olmayan	16.33 (14.14 – 18.26)	<0.001
	Aşamalı	30.55 (28.28 – 32.66)	
Gauss	Aşamalı olmayan	14.14 (12.91 – 16.33)	<0.001
	Aşamalı	30.00 (28.28 – 32.15)	
Üçgen	Aşamalı olmayan	14.14 (11.55 – 16.33)	<0.001
	Aşamalı	29.44 (27.08 – 31.09)	
Yamuk	Aşamalı olmayan	15.28 (12.91 – 17.32)	<0.001
	Aşamalı	30.55 (28.87 – 32.66)	



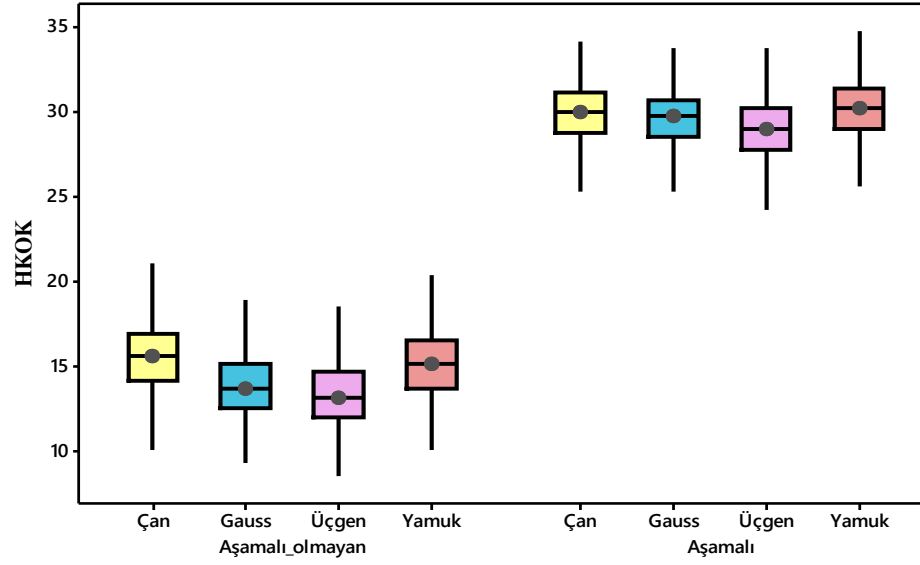
Şekil 4.17 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



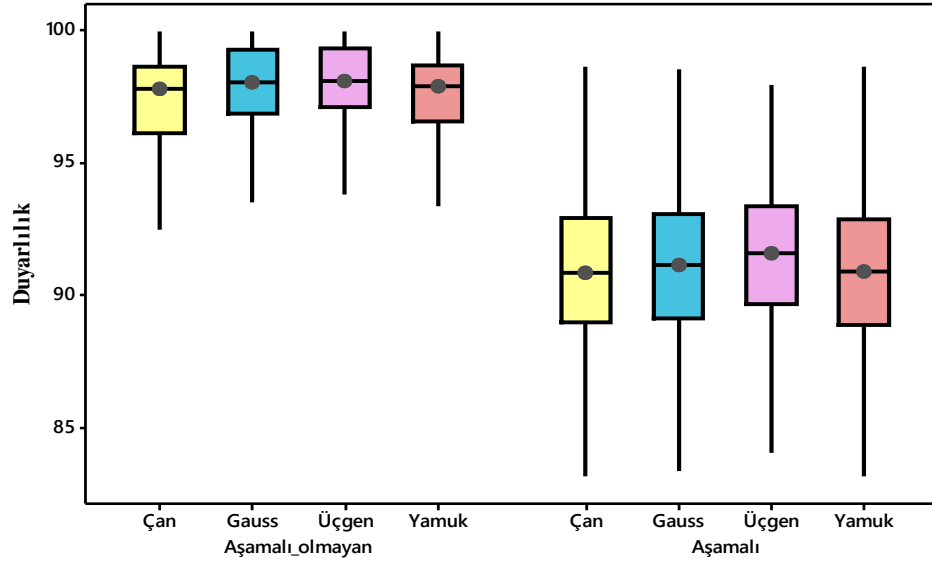
Şekil 4.18 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



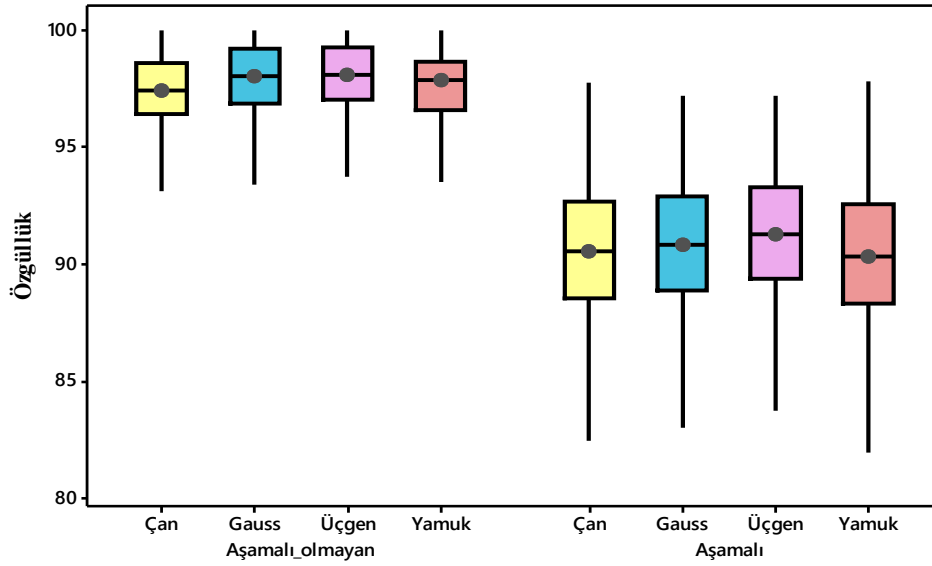
Şekil 4.19 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



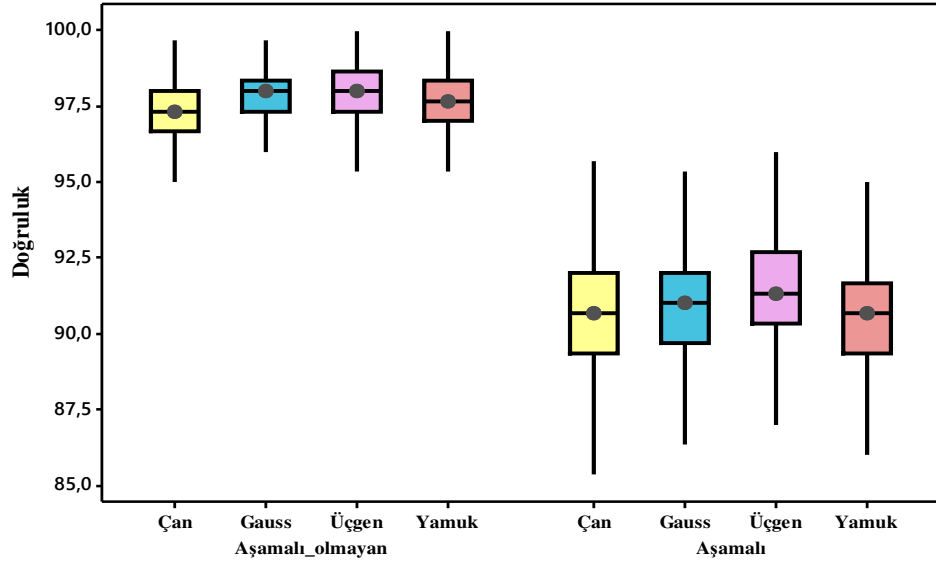
Şekil 4.20 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri



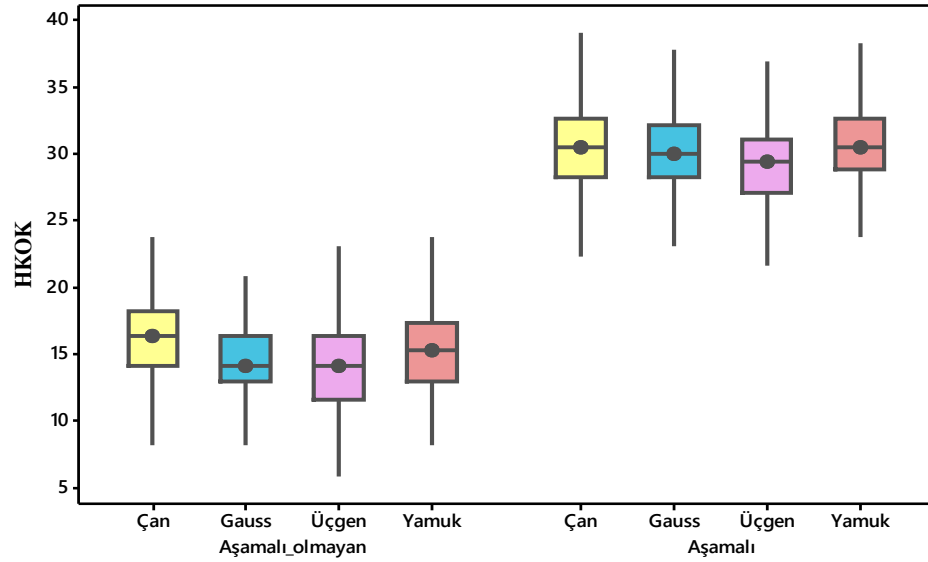
Şekil 4.21 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.22 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.23 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.24 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

4.2 Altı Bağımsız Değişkenli Simülasyon Uygulaması Sonuçları

4.2.1 Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması

Altı bağımsız değişkenli eğitim seti ve farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak 1000 tekrarlı simülasyon çalışması sonunda oluşturulan AOBM'lerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerlerinin birbirinden farklı olduğu gözlemlendi ($p < 0.001$). Modellerin çoklu karşılaştırmaları göz önüne alındığında tüm üyelik fonksiyonları duyarlılık bakımından birbirinden farklı bulundu (Üçgen-Gauss, üçgen-çan, yamuk-Gauss, yamuk-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p < 0.001$; Gauss-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.014$). Gauss üyelik fonksiyonu ile kurulan modelin özgüllük ve doğruluk yüzdelerinin diğer tüm üyelik fonksiyonlarından farklı olduğu tespit edildi. Ayrıca çan üyelik fonksiyonu ile kurulan model ise yamuk ya da üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak kurulan modellerden özgüllük ve doğruluk yüzdeleri bakımından farklı idi (Özgüllük bakımından Gauss-yamuk, Gauss-üçgen, çan-yamuk ve çan-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırmaları için $p < 0.001$, Gauss-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p = 0.019$; doğruluk bakımından Gauss üyelik fonksiyonunun diğer üyelik fonksiyonları ile karşılaştırılması ve çan-üçgen, çan-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p < 0.001$). HKOK bakımından ise Gauss fonksiyonu ile diğer tüm fonksiyonlar ve üçgen üyelik fonksiyonu ile yamuk ve çan üyelik fonksiyonları arasında fark olduğu belirlendi (Gauss üyelik fonksiyonunun diğer üyelik fonksiyonları ile karşılaştırılması ve üçgen-yamuk, üçgen-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırmaları için $p < 0.001$) (Tablo 4.25 - 4.28 ve Şekil 4.25 – 4.28).

Tablo 4.25 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	99.14 (98.80 – 99.44)	<0.001
Gauss	99.10 (98.56 – 99.43)	
Üçgen	98.85 (98.24 – 99.42)	
Yamuk	98.85 (98.31 – 99.17)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.

Tablo 4.26 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	99.15 (98.81 – 99.45)**	<0.001
Gauss	99.13 (98.56 – 99.44)*	
Üçgen	98.87 (98.29 – 99.43)	
Yamuk	98.87 (98.52 – 99.41)	

*:Gauss fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır.

** : Çan üyelik fonksiyonu yamuk ve üçgen üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır (Gauss-yamuk, Gauss-üçgen, çan-yamuk ve çan-üçgen üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılmaları için $p<0.001$; Gauss-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması için $p=0.019$).

Tablo 4.27 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	99.14 (98.86 – 99.29)**	<0.001
Gauss	99.00 (98.71 – 99.29)*	
Üçgen	98.71 (98.43 – 99.00)	
Yamuk	98.86 (98.57 – 99.14)	

*:Gauss üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

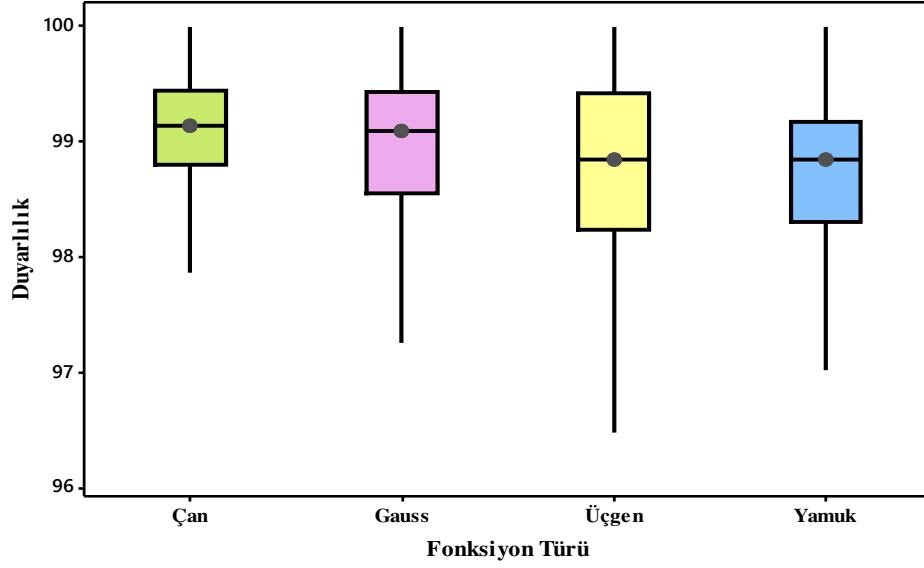
** :Çan üyelik fonksiyonu üçgen ve yamuk üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.28 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

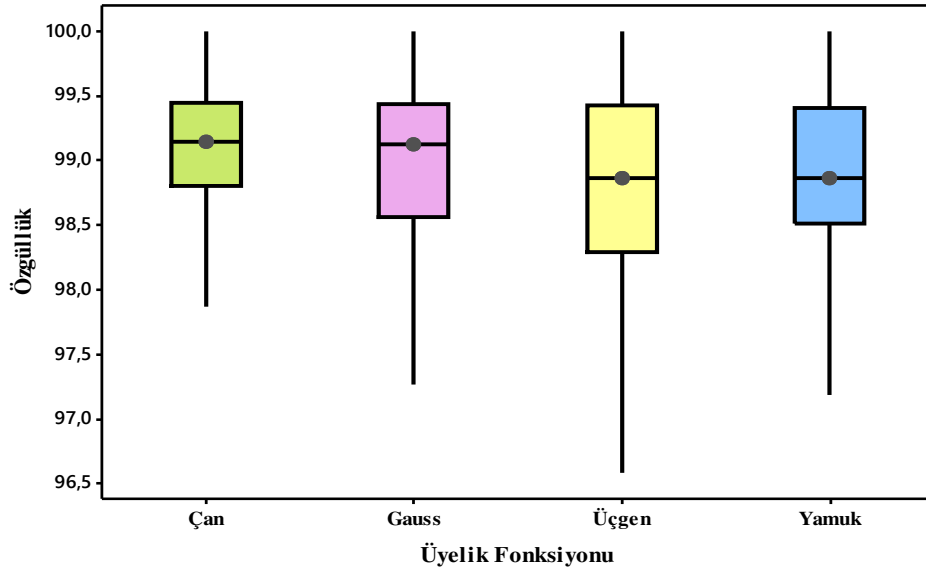
Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	9.26 (8.45 – 10.69)	<0.001
Gauss	10.00 (8.45 – 11.34)*	
Üçgen	11.34 (10.00 – 12.54)**	
Yamuk	10.69 (9.26 – 11.95)	

*: Gauss üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

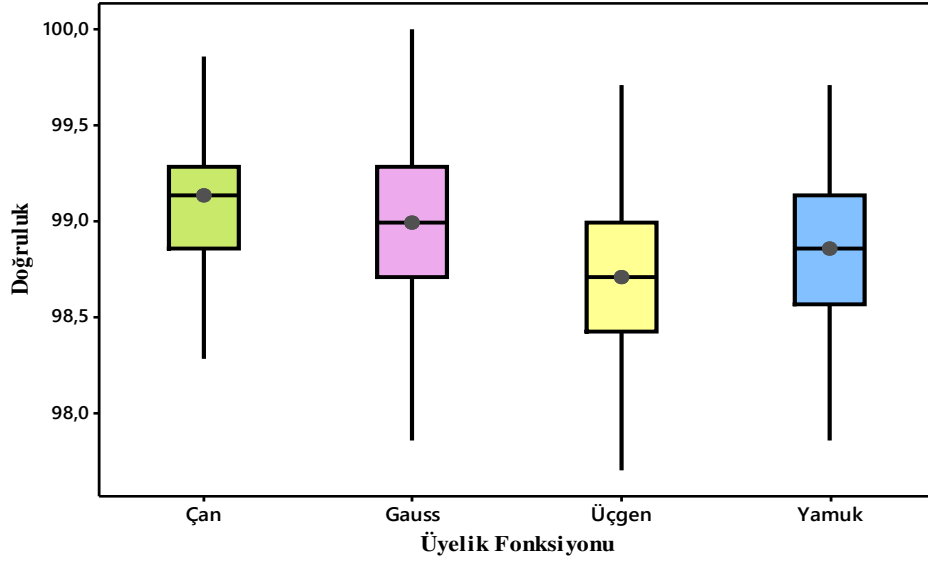
** : Üçgen üyelik fonksiyonu yamuk ve çan üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).



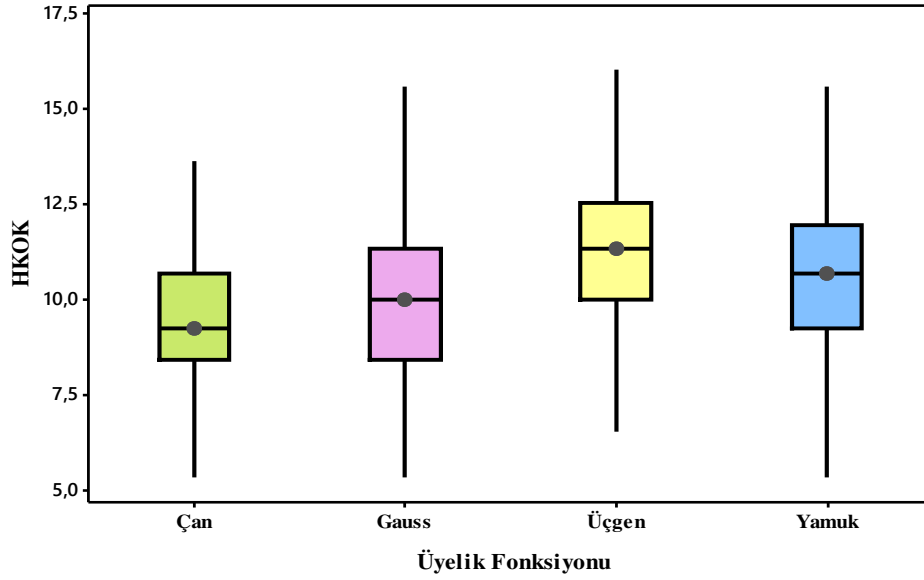
Şekil 4.25 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.26 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.27 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.28 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

Eğitim seti sonuçlarına paralel olarak, test seti sonuçlarında da farklı üyelik fonksiyonları ile kurulan modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri arasında farklılık olduğu görüldü ($p < 0.001$). Fonksiyonların model değerlendirme kriterlerine göre çoklu karşılaştırmaları göz önüne alındığında ise üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak

oluşturulan modelin; duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değeri bakımından diğer üyelik fonksiyonları ile oluşturulan modellerin hepsinden farklı olduğu belirlendi (Tüm kriterler bakımından üçgen üyelik fonksiyonunun diğer üyelik fonksiyonları ile karşılaştırılması için $p<0.001$).

Sonuç olarak; sınıflandırma performansı en iyi olan modelin çan üyelik fonksiyonu ile oluşturulduğu belirlenirken, sınıflandırma performansı yüksekten düşüğe doğru sıralanacak şekilde diğer modellerin Gauss, yamuk, üçgen üyelik fonksiyonları ile kurulduğu görüldü (Tablo 4.29 - 4.32 ve Şekil 4.29 - 4.32).

Tablo 4.29 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	98.00 (97.01 – 98.69)	<0.001
Gauss	97.95 (96.86 – 98.70)	
Üçgen	97.39 (96.13 – 98.58)*	
Yamuk	97.93 (96.76 – 98.68)	

*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.30 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	98.04 (96.89 – 98.74)	<0.001
Gauss	97.99 (96.92 – 98.72)	
Üçgen	97.40 (96.27 – 98.60)*	
Yamuk	97.99 (96.97 – 98.71)	

*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.31 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

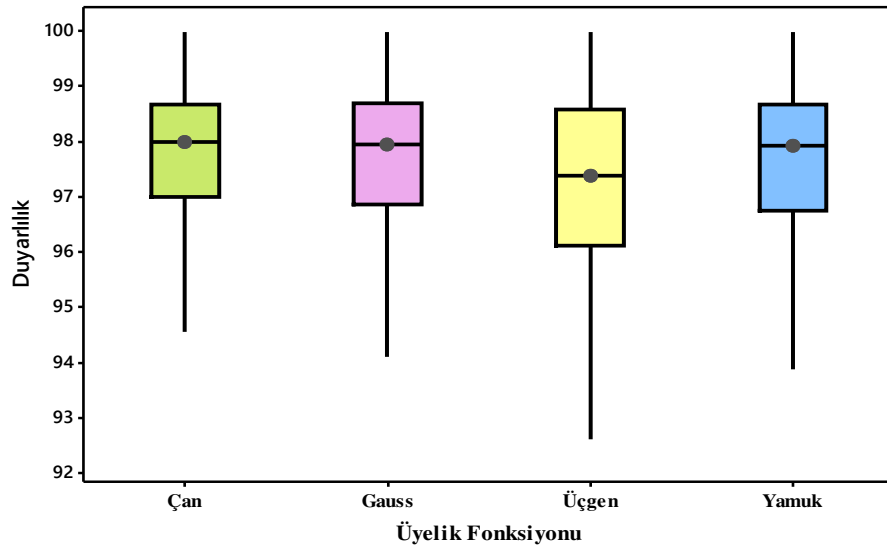
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	98.00 (97.33 – 98.33)	<0.001
Gauss	98.00 (97.00 – 98.00)	
Üçgen	97.33 (96.67 – 98.00)*	
Yamuk	97.67 (97.00 – 98.33)	

*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).

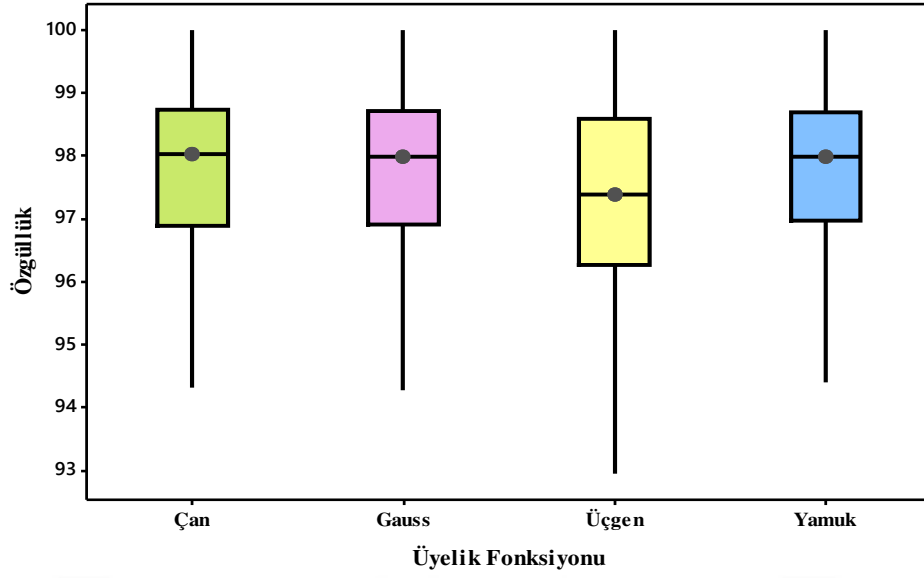
Tablo 4.32 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	14.14 (12.91 – 16.33)	<0.001
Gauss	14.14 (12.91 – 17.32)	
Üçgen	16.33 (14.14 – 18.26)*	
Yamuk	15.28 (12.91 – 17.32)	

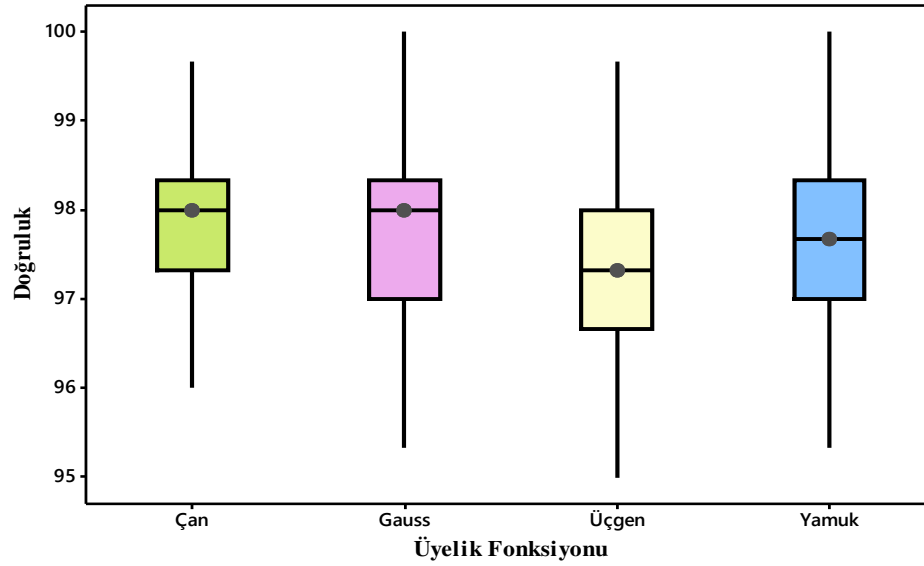
*: Üçgen üyelik fonksiyonu tüm üyelik fonksiyonlarından istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).



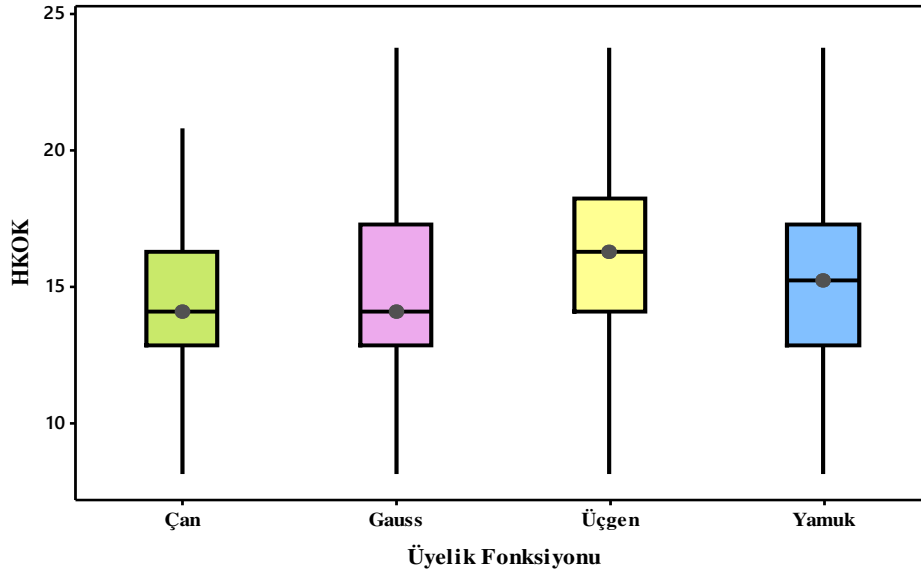
Şekil 4.29 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.30 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.31 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.32 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

4.2.2 Aşamalı Bulanık Modellerde Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması

Altı bağımsız değişkenli, 1000 tekrarlı simülasyon çalışması sonunda ABM'lerin sınıflandırma performanslarının üyelik fonksiyonlarına göre değişimi incelendi. Eğitim ve test seti kullanılarak farklı üyelik fonksiyonlarından oluşturulan modeller arasında duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değerleri bakımından fark bulundu ($p < 0.001$). Modeller çoklu karşılaştırıldığında ise eğitim ve test setlerinden elde edilen sonuçların birbirine paralel olduğu sonucuna ulaşıldı. Hem eğitim hem de test seti kullanılarak oluşturulan modeller tüm model değerlendirme kriterlerine göre birbirinden farklı sonuçlar verdi ($p < 0.001$). Duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değeri bakımından modeller çoklu karşılaştırıldıklarında ise tüm karşılaştırmalar arasında ileri düzeyde fark olduğu görüldü ($p < 0.001$). Sadece eğitim seti ile oluşturulan modellerin HKOK kriterine göre yapılan çoklu karşılaştırması sonucunda üçgen-Gauss, üçgen-çan, üçgen-yamuk, yamuk-Gauss ve yamuk-çan üyelik fonksiyonları ile kurulan modellerin karşılaştırmaları sonucu $p < 0.001$, Gauss-çan üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması sonucu $p = 0.002$ ve Gauss-yamuk üyelik fonksiyonlarının karşılaştırılması sonucu $p = 0.001$ olasılık değerleri elde edildi.

Sonuç olarak sınıflandırma performansı en iyi olan modelin üçgen üyelik fonksiyonu ile kurulduğu belirlendi. Diğer modeller arasındaki sınıflandırma başarısı sıralamasının ise

yüksekten düşüğe Gauss, çan, yamuk üyelik şeklinde olduğu tespit edildi (Tablo 4.33 - 4.40 ve Şekil 4.33 – 4.40).

Tablo 4.33 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	95.56 (94.71 – 96.37)	<0.001
Gauss	96.06 (95.26 – 96.77)	
Üçgen	96.45 (95.71 – 97.10)	
Yamuk	94.96 (93.90 – 96.03)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.34 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	95.79 (95.00 – 96.60)	<0.001
Gauss	96.19 (95.42 – 96.92)	
Üçgen	96.45 (95.71 – 97.12)	
Yamuk	95.38 (94.35 – 96.31)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

Tablo 4.35 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

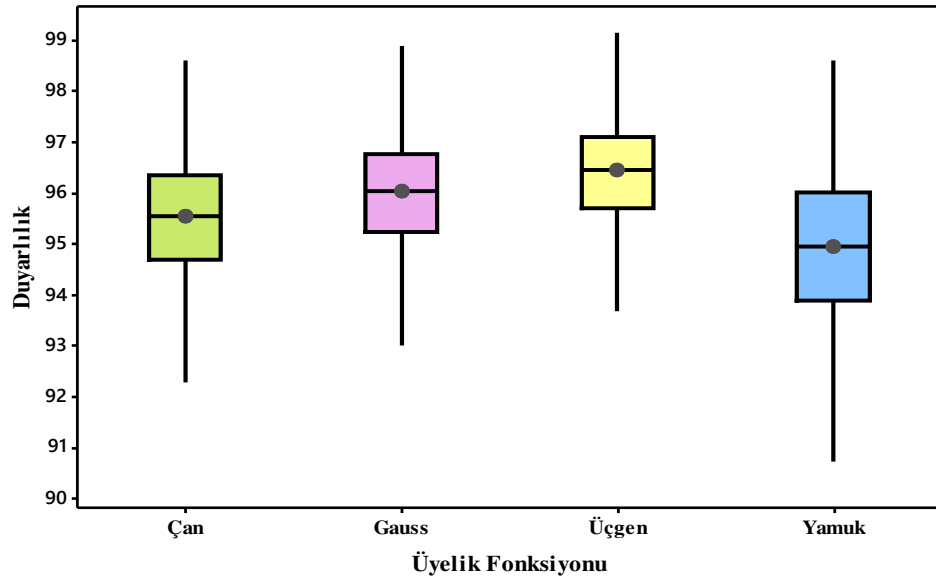
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	95.71 (95.14 – 96.14)	<0.001
Gauss	96.14 (95.57 – 96.57)	
Üçgen	96.43 (96.00 – 96.86)	
Yamuk	95.14 (94.71 – 95.57)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p<0.001$).

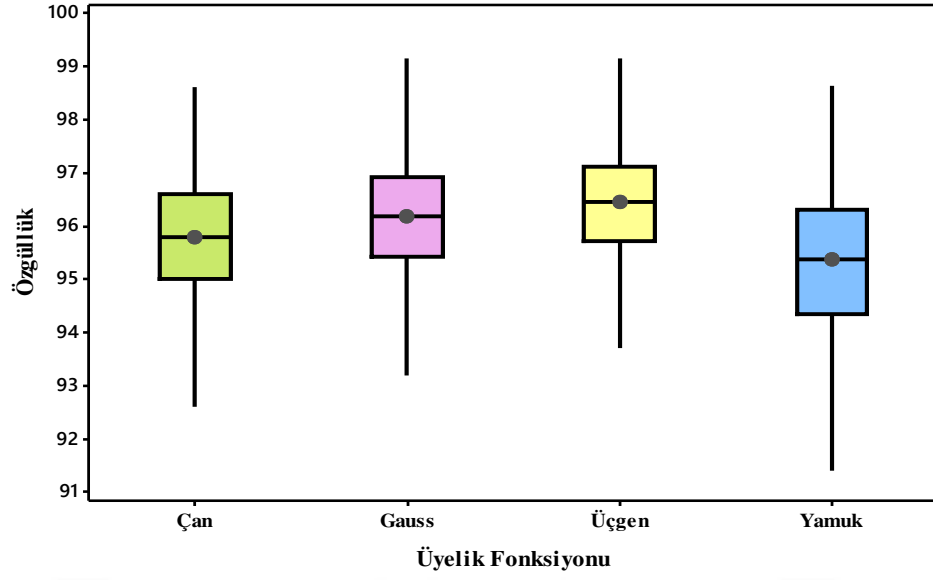
Tablo 4.36 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	20.70 (19.64 – 22.04)	<0.001
Gauss	19.64 (18.52 – 21.04)	
Üçgen	18.90 (17.73 – 20.00)	
Yamuk	22.04 (21.04 – 22.99)	

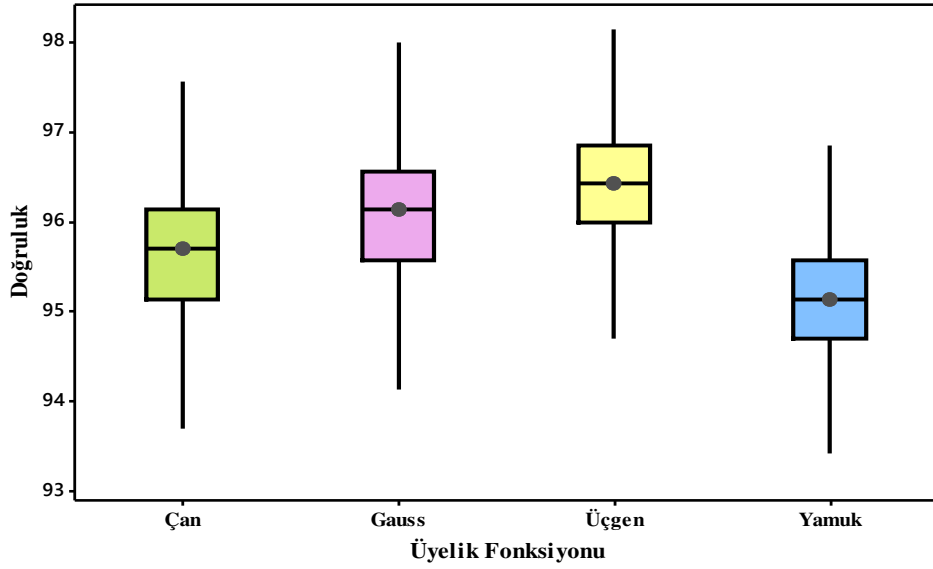
Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır.



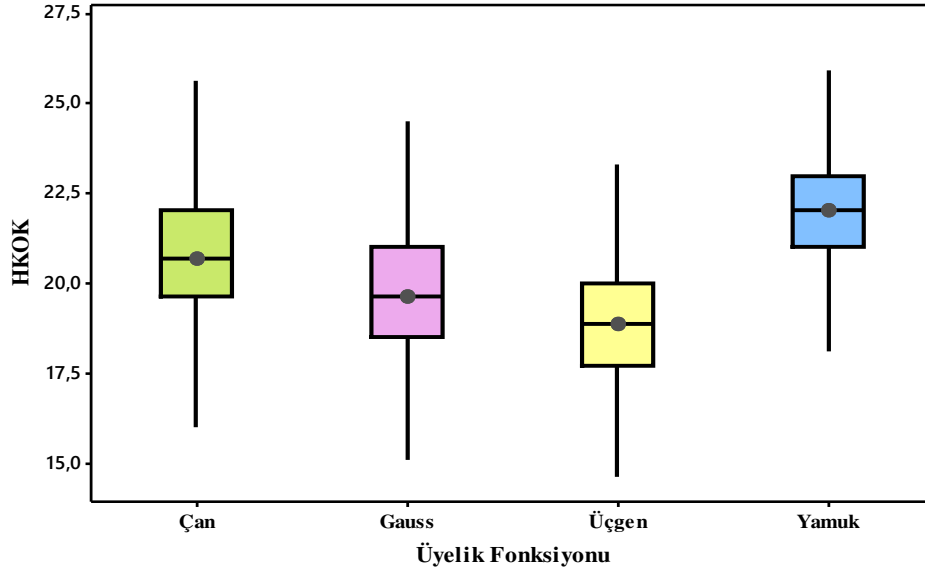
Şekil 4.33 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.34 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.35 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.36 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

Tablo 4.37 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	p
Çan	95.24 (93.71 – 96.60)	<0.001
Gauss	95.74 (94.24 – 96.90)	
Üçgen	96.05 (94.78 – 97.33)	
Yamuk	94.56 (92.74 – 96.15)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).

Tablo 4.38 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	Özgüllük	p
Çan	95.54 (94.00 – 96.75)	<0.001
Gauss	96.00 (94.63 – 97.18)	
Üçgen	96.39 (95.13 – 97.44)	
Yamuk	95.10 (93.42 – 96.50)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).

Tablo 4.39 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

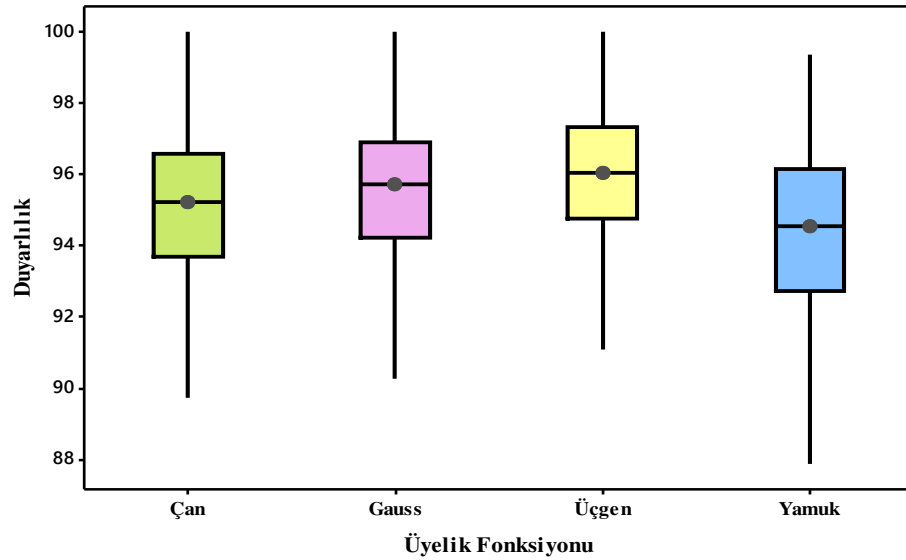
Üyelik Fonksiyonu	Doğruluk	p
Çan	95.33 (94.33 – 96.00)	<0.001
Gauss	95.67 (95.00 – 96.33)	
Üçgen	96.33 (95.33 – 97.00)	
Yamuk	94.67 (93.67 – 95.67)	

Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).

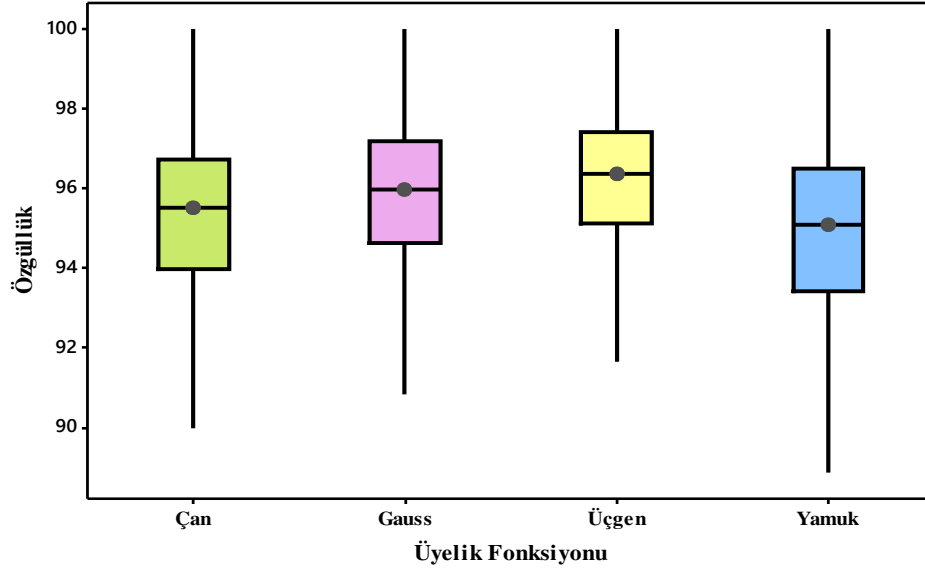
Tablo 4.40 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Üyelik Fonksiyonu	HKOK	p
Çan	21.60 (20.00 – 23.80)	<0.001
Gauss	20.82 (19.15 – 22.36)	
Üçgen	19.15 (17.32 – 21.60)	
Yamuk	23.09 (20.82 – 25.17)	

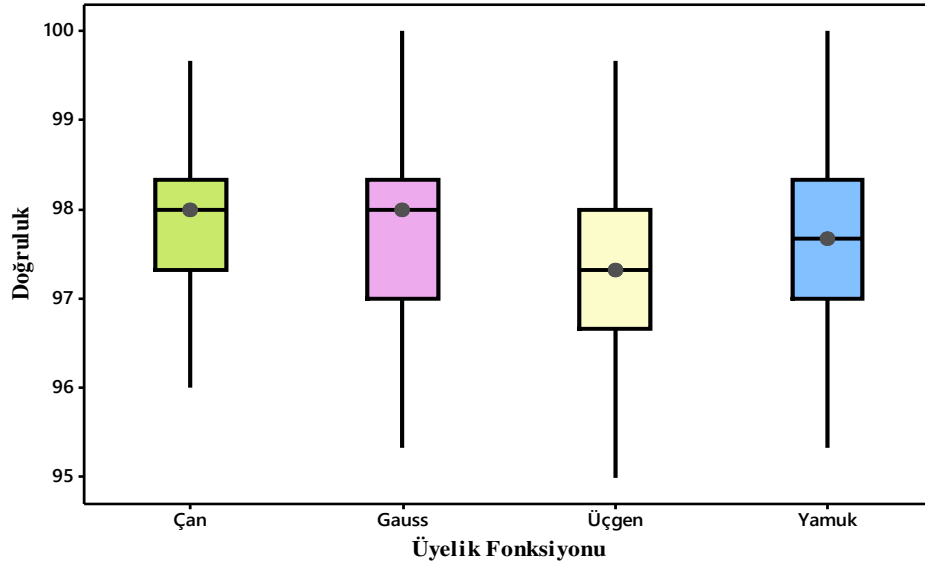
Tüm üyelik fonksiyonları birbirinden istatistiksel olarak farklıdır ($p < 0.001$).



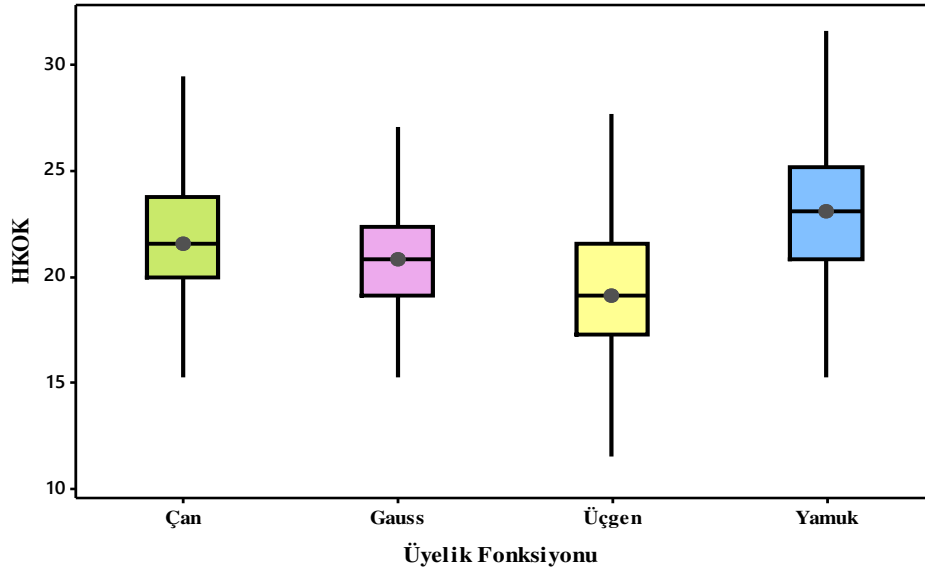
Şekil 4.37 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.38 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.39 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.40 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

4.2.3 Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Karşılaştırılması

Model değerlendirme kriterlerine göre karşılaştırma yapıldığında hem eğitim hem de test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin birbirinden farklı sonuçlar verdiği görüldü ($p < 0.001$). AOBM'lerde duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdeleri ABM'lere göre daha yüksek, HKOK değeri ise daha düşüktü (Tablo 4.41 - 4.48 ve Şekil 4.41 – 4.48).

Tablo 4.41 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Duyarlılık	p
Çan	Aşamalı Olmayan	99.14 (98.80 – 99.44)	<0.001
	Aşamalı	95.56 (94.71 – 96.37)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	99.10 (98.56 – 99.43)	<0.001
	Aşamalı	96.06 (95.26 – 96.78)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	98.85 (98.24 – 99.42)	<0.001
	Aşamalı	96.45 (95.71 – 97.10)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	98.85 (98.31 – 99.17)	<0.001
	Aşamalı	94.96 (93.90 – 96.03)	

Tablo 4.42 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Özgüllük	p
Çan	Aşamalı Olmayan	99.15 (98.81 – 99.45)	<0.001
	Aşamalı	95.79 (95.00 – 96.60)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	99.13 (98.56 – 99.44)	<0.001
	Aşamalı	96.19 (95.42 – 96.92)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	98.87 (98.29 – 99.43)	<0.001
	Aşamalı	96.45 (95.71 – 97.12)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	98.87 (98.52 – 99.41)	<0.001
	Aşamalı	95.38 (94.35 – 96.31)	

Tablo 4.43 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Doğruluk	p
Çan	Aşamalı Olmayan	99.14 (98.86 – 99.29)	<0.001
	Aşamalı	95.71 (95.14 – 96.14)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	99.00 (98.71 – 99.29)	<0.001
	Aşamalı	96.14 (95.57 – 96.57)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	98.71 (98.43 – 99.00)	<0.001
	Aşamalı	96.43 (96.00 – 96.86)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	98.86 (98.57 – 99.14)	<0.001
	Aşamalı	95.14 (94.71 – 95.57)	

Tablo 4.44 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	HKOK	p
Çan	Aşamalı Olmayan	9.26 (8.45 – 10.69)	<0.001
	Aşamalı	20.70 (19.64 – 22.04)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	10.00 (8.45 – 11.34)	<0.001
	Aşamalı	19.64 (18.52 – 21.04)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	11.34 (10.00 – 12.54)	<0.001
	Aşamalı	18.90 (17.73 – 20.00)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	10.69 (9.26 – 11.95)	<0.001
	Aşamalı	22.04 (21.04 – 22.99)	

Tablo 4.45 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

Fonksiyon Türü	Yöntem	Duyarlılık	p
Çan	Aşamalı Olmayan	98.00 (97.01 – 98.70)	<0.001
	Aşamalı	95.24 (93.71 – 96.60)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	97.95 (96.86 – 98.70)	<0.001
	Aşamalı	95.74 (94.24 – 96.90)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	97.39 (96.13 – 98.58)	<0.001
	Aşamalı	96.05 (94.78 – 97.33)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	97.93 (96.76 – 98.68)	<0.001
	Aşamalı	94.56 (92.74 – 96.15)	

Tablo 4.46 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

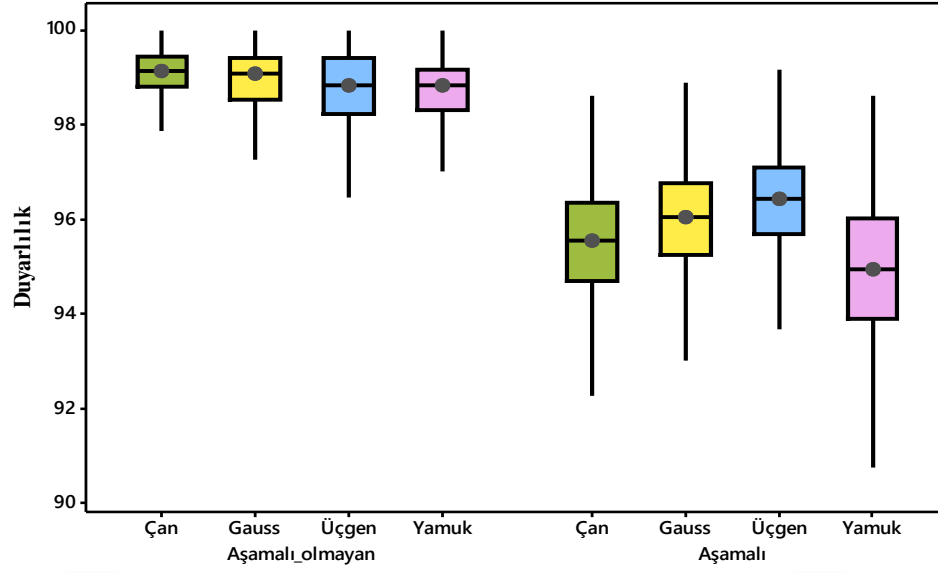
Fonksiyon Türü	Yöntem	Özgüllük	p
Çan	Aşamalı Olmayan	98.04 (96.90 – 98.74)	<0.001
	Aşamalı	95.54 (94.00 – 96.75)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	97.97 (96.92 – 98.72)	<0.001
	Aşamalı	96.00 (94.63 – 97.18)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	97.40 (96.27 – 98.60)	<0.001
	Aşamalı	96.39 (95.12 – 97.44)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	97.99 (96.97 – 98.71)	<0.001
	Aşamalı	95.10 (93.42 – 96.50)	

Tablo 4.47 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

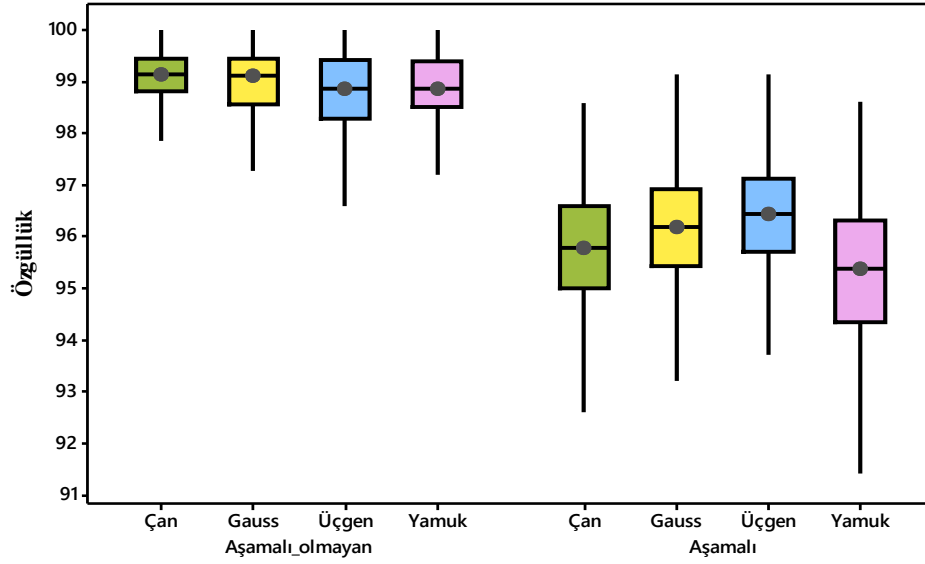
Fonksiyon Türü	Yöntem	Doğruluk	p
Çan	Aşamalı Olmayan	98.00 (97.33 – 98.33)	<0.001
	Aşamalı	95.33 (94.33 – 96.00)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	98.00 (97.00 – 98.33)	<0.001
	Aşamalı	95.67 (95.00 – 96.33)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	97.33 (96.67 – 98.00)	<0.001
	Aşamalı	96.33 (95.33 – 97.00)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	97.67 (97.00 – 98.33)	<0.001
	Aşamalı	94.67 (93.67 – 95.67)	

Tablo 4.48 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerinin tanımlayıcı istatistikleri ve karşılaştırma sonuçları

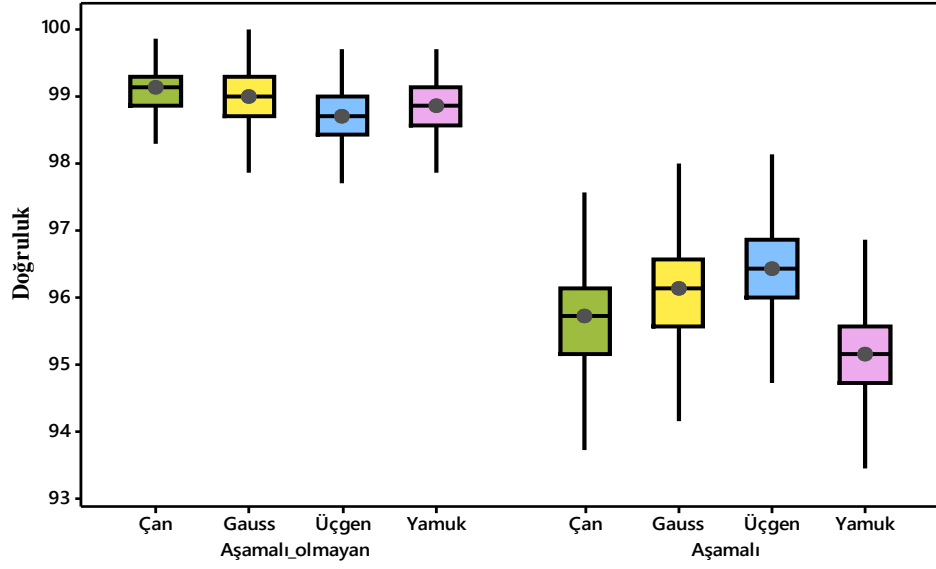
Fonksiyon Türü	Yöntem	HKOK	p
Çan	Aşamalı Olmayan	14.14 (12.91 – 16.33)	<0.001
	Aşamalı	21.60 (20.00 – 23.80)	
Gauss	Aşamalı Olmayan	14.14 (12.91 – 17.32)	<0.001
	Aşamalı	20.82 (19.15 – 22.36)	
Üçgen	Aşamalı Olmayan	16.33 (14.14 – 18.26)	<0.001
	Aşamalı	19.15 (17.32 – 21.60)	
Yamuk	Aşamalı Olmayan	15.28 (12.91 – 17.32)	<0.001
	Aşamalı	23.09 (20.82 – 25.17)	



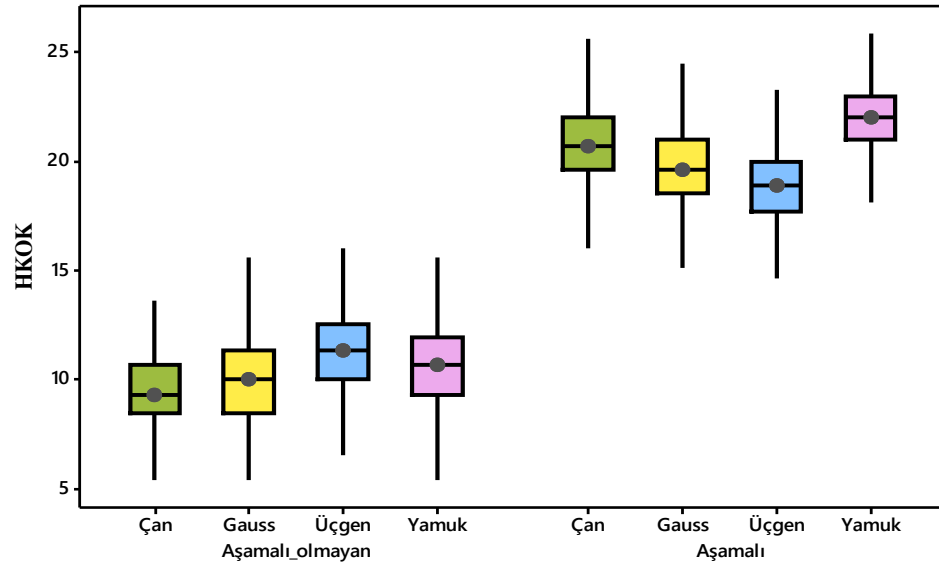
Şekil 4.41 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



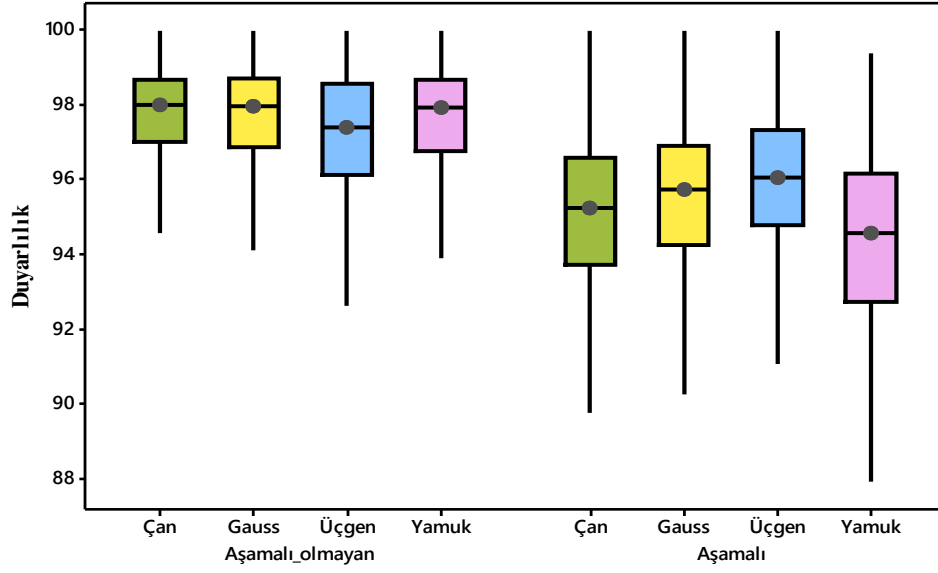
Şekil 4.42 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



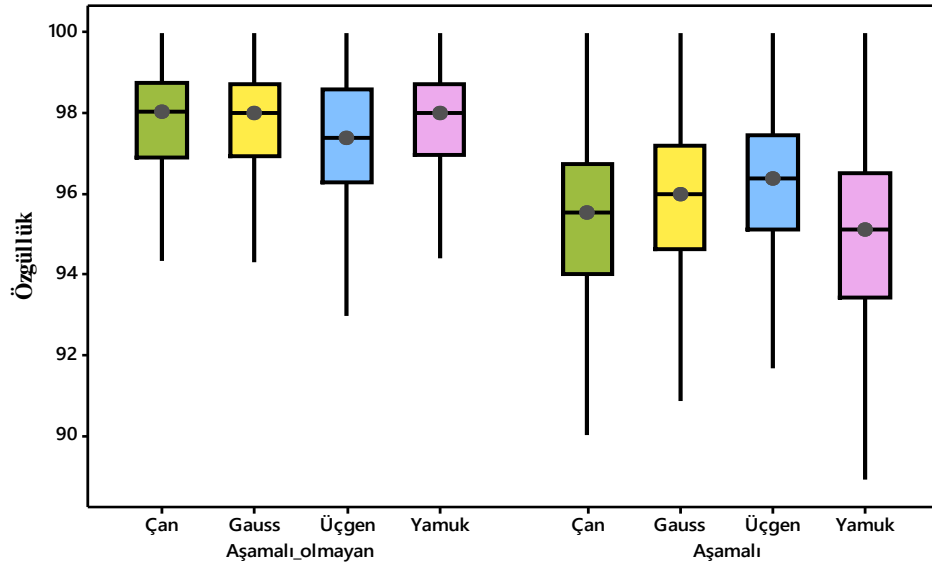
Şekil 4.43 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



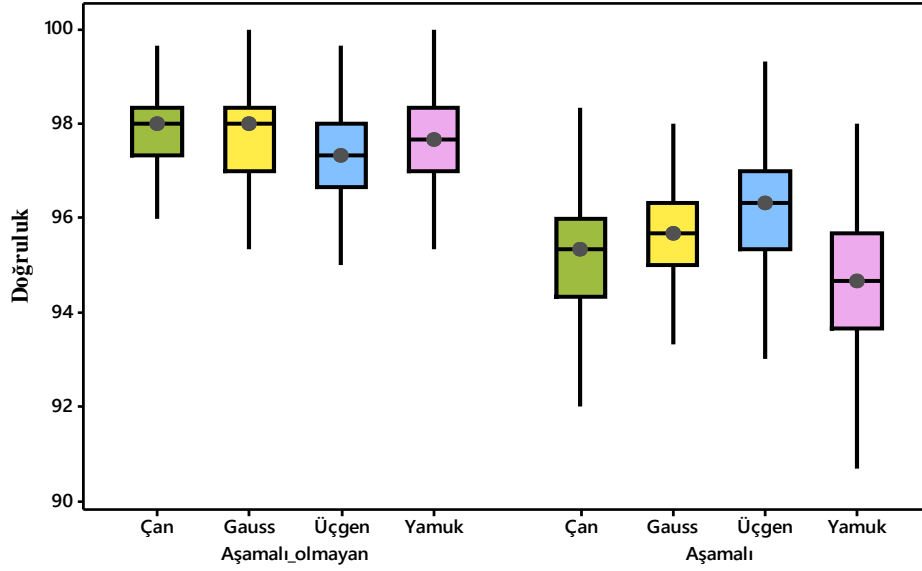
Şekil 4.44 Eğitim setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri



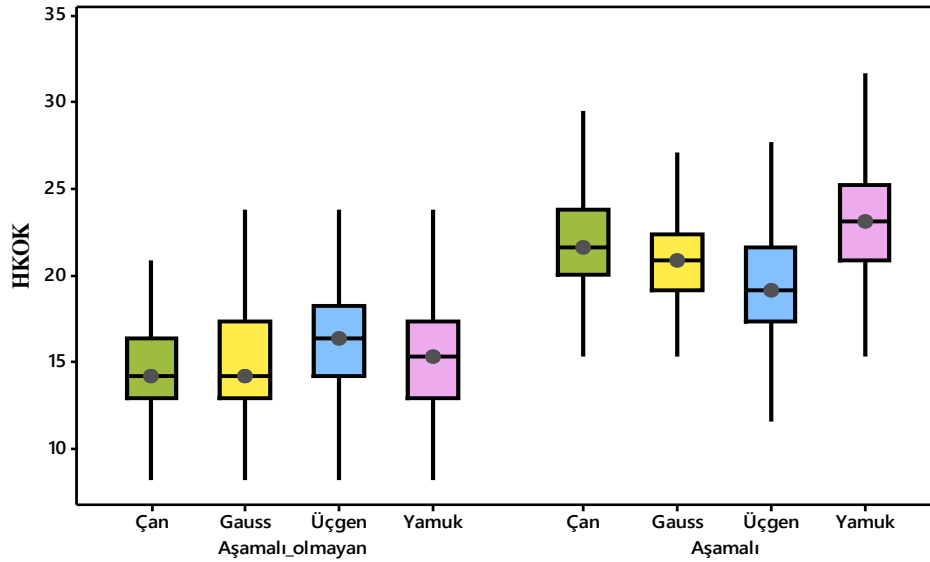
Şekil 4.45 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.46 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin özgüllük değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.47 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin doğruluk değerlerine ilişkin kutu grafikleri



Şekil 4.48 Test setinde değişen üyelik fonksiyonlarına göre aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin HKOK değerlerine ilişkin kutu grafikleri

4.3 Gerçek Uygulama Sonuçları

206 hipertansiyon hastası ve 113 kontrol bireyinin BKİ, TG ve AKŞ değerleri ile farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak kurulan aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin

sınıflandırma performansları duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK kriterlerine göre karşılaştırıldı.

4.3.1 Üyelik Fonksiyonlarının Karşılaştırılması

Hem eğitim hem de test setlerinde doğruluğu en yüksek, HKOK değeri en düşük olan ABM'nin çan üyelik fonksiyonu; duyarlılığı en yüksek olan ABM'nin ise Gauss üyelik fonksiyonu ile oluşturulduğu belirlendi. Özgüllük bakımından ise eğitim ve test setlerinde farklı sonuçlar elde edildi. Eğitim setinde özgüllük değeri en yüksek olan ABM'nin üçgen, test setinde ise çan ya da yamuk üyelik fonksiyonları ile kurulduğu belirlendi (Tablo 4.49 ve Tablo 4.50). AOBM'lerde ise hem eğitim hem test setlerinde duyarlılığı en yüksek olan modelin Gauss, özgüllüğü en yüksek modelin ise üçgen üyelik fonksiyonu ile oluşturulduğu gözlemlendi. Doğruluğu en yüksek ve HKOK değeri en düşük olan model ise eğitim setinde üçgen, test setinde ise yamuk üyelik fonksiyonu ile kurulmuş idi (Tablo 4.51 ve Tablo 4.52).

Tablo 4.49 Eğitim setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	HKOK
Çan	95.24	21.05	69.96	54.81
Gauss	97.96	11.84	68.61	56.03
Üçgen	91.84	25.00	69.06	55.63
Yamuk	92.52	21.05	68.16	56.43

Tablo 4.50 Test setinde aşamalı bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	HKOK
Çan	81.36	32.43	62.50	61.24
Gauss	94.92	10.81	62.50	61.24
Üçgen	86.44	24.32	62.50	61.24
Yamuk	81.36	32.43	62.50	61.24

Tablo 4.51 Eğitim setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	HKOK
Çan	93.20	28.95	71.30	53.57
Gauss	97.96	21.05	71.75	53.15
Üçgen	93.20	35.53	73.54	51.44
Yamuk	93.20	28.95	71.30	53.57

Tablo 4.52 Test setinde aşamalı olmayan bulanık modellerin üyelik fonksiyonlarına göre duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri

Üyelik Fonksiyonu	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	HKOK
Çan	91.53	27.03	66.67	57.74
Gauss	94.92	16.22	64.58	59.51
Üçgen	84.75	35.14	65.63	58.63
Yamuk	93.22	29.73	68.75	55.90

4.3.2 Aşamalı ve Aşamalı Olmayan Bulanık Modellerin Karşılaştırılması

Gerçek veri seti kullanılarak farklı üyelik fonksiyonları ile oluşturulan aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK değeri incelendiğinde tüm üyelik fonksiyonları için hem eğitim hem de test setlerinde AOBM'lerin doğruluk değerlerinin ABM'lerden daha yüksek, HKOK değerlerinin ise daha düşük olduğu belirlendi. Gauss üyelik fonksiyonu kullanılarak eğitim ve test setlerinden oluşturulan modellerin duyarlılıklarının eşit olduğu görüldü. Eğitim setinde çan, test setinde ise üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak oluşturulan ABM'lerin duyarlılık değerleri AOBM'lere göre daha yüksekti. Özgüllük bakımından modeller incelendiğinde ise hem eğitim hem de test setlerinde Gauss ve üçgen üyelik fonksiyonları ile oluşturulan AOBM'lerin ABM'lere göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlendi (Tablo 4.53 ve Tablo 4.54).

Tablo 4.53 Eğitim setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri

Fonksiyon	Yöntem	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	HKOK
Çan	Aşamalı olmayan	93.20	28.95	71.30	53.57
	Aşamalı	95.24	21.05	69.96	54.81
Gauss	Aşamalı olmayan	97.96	21.05	71.75	53.15
	Aşamalı	97.96	11.84	68.61	56.03
Üçgen	Aşamalı olmayan	93.20	35.53	73.54	51.44
	Aşamalı	91.84	25.00	69.06	55.63
Yamuk	Aşamalı olmayan	93.20	28.95	71.30	53.57
	Aşamalı	92.52	21.05	68.16	56.43

Tablo 4.54 Test setinde aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk ve HKOK değerleri

Fonksiyon	Yöntem	Duyarlılık	Özgüllük	Doğruluk	HKOK
Çan	Aşamalı olmayan	91.53	27.03	66.67	57.74
	Aşamalı	81.36	32.43	62.50	61.24
Gauss	Aşamalı olmayan	94.92	16.22	64.58	59.51
	Aşamalı	94.92	10.81	62.50	61.24
Üçgen	Aşamalı olmayan	84.75	35.14	65.63	58.63
	Aşamalı	86.44	24.32	62.50	61.24
Yamuk	Aşamalı olmayan	93.22	29.73	68.75	55.90
	Aşamalı	81.36	32.43	62.50	61.24

4.3.3 Bulanık Modellerde Kullanılan Kurallar

3 tane bağımsız değişken ve her bir değişkenin 3 alt kategoriye ayrılarak bulanıklaştırıldığı gerçek uygulamada AOBM’lerde 27 kural oluşurken ABM’lerde kural sayısı 18’e düşmüştür.

4.3.3.1 Aşamalı olmayan bulanık modellerde kural tabanı

Kural 1: $BK\dot{I}_{normal}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 2: $BK\dot{I}_{normal}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 3: $BK\dot{I}_{normal}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 4: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 5: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 6: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 7: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 8: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 9: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 10: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 11: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 12: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 13: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 14: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 15: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 16: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 17: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 18: $BK\dot{I}_{fazla\ kilolu}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 19: $BK\dot{I}_{obez}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 20: $BK\dot{I}_{obez}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 21: $BK\dot{I}_{obez}$ ve TG_{normal} ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 22: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 23: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 24: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{sınırdaki\ yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 25: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 26: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 27: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{yüksek}$ ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

4.3.3.2 Aşamalı bulanık modellerde kural tabanı

Y_{1i} ($i=1,2,3$), U_1 ara değişkeninin i . alt kategorisi olmak üzere aşamalı bulanık modellerdeki kurallar aşağıdaki gibidir:

Kural 1: $BK\dot{I}_{normal}$ ve TG_{normal} ise U_{11}

Kural 2: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{sınırdaki}$ yüksek ise U_{11}

Kural 3: $BK\dot{I}_{normal}$ ve $TG_{yüksek}$ ise U_{11}

Kural 4: $BK\dot{I}_{fazla}$ kilolu ve TG_{normal} ise U_{12}

Kural 5: $BK\dot{I}_{fazla}$ kilolu ve $TG_{sınırdaki}$ yüksek ise U_{12}

Kural 6: $BK\dot{I}_{fazla}$ kilolu ve $TG_{yüksek}$ ise U_{12}

Kural 7: $BK\dot{I}_{obez}$ ve TG_{normal} ise U_{13}

Kural 8: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{sınırdaki}$ yüksek ise U_{13}

Kural 9: $BK\dot{I}_{obez}$ ve $TG_{yüksek}$ ise U_{13}

Kural 10: U_{11} ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 11: U_{11} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 12: U_{11} ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 13: U_{12} ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{kontrol}$

Kural 14: U_{12} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 15: U_{12} ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 16: U_{13} ve $AK\dot{S}_{hipoglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 17: U_{13} ve $AK\dot{S}_{normal}$ ise $GRUP_{hasta}$

Kural 18: U_{13} ve $AK\dot{S}_{hiperglisemi}$ ise $GRUP_{hasta}$

5. TARTIŞMA

Sınıflandırma problemlerinde bulanık modellerin kullanıldığı pek çok çalışma yapılmıştır. Pek çok alanda olduğu gibi sağlık verilerinin kullanılmasıyla oluşturulan bulanık modeller ile sınıflandırma yapılan çalışmalar tıp literatüründe de yer almaktadır. Bu çalışmada hem simülasyon hem de gerçek veri seti kullanılarak aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin sınıflandırma performanslarının karşılaştırılması hedeflendi.

Literatürler incelendiğinde bulanık modellerle analiz edilen sınıflandırma problemlerinin çoğunda aşamalı olmayan bulanık mantık yönteminin kullanıldığı dikkat çekmektedir. Karahoca ve ark. (2009) yaş, bel/kalça oranı ve glukoz oranı değişkenlerini kullanarak aşamalı olmayan bulanık mantık ve multinominal lojistik regresyon yöntemlerinin sınıflandırma performanslarını karşılaştırmayı amaçlamışlardır. 390 diyabetik bireyden oluşan veri setinin 300 birimini eğitim, 90 birimini ise test verisi olarak ayırmışlardır. ANFIS yapısını oluşturmak için kesin değerli yaş ve glukoz oranı bağımsız değişkenlerini sırasıyla üç ve beş alt kategoriye ayırarak bulanıklaştırmışlardır. Diyabetik bireyleri ‘hipoglisemik’, ‘düşük riskli hipoglisemi’, ‘sağlıklı’, ‘düşük riskli diyabet’ ya da ‘diyabetik’ sınıflarına aşamalı olmayan bulanık model ile %17.45, multinominal lojistik regresyon yöntemi ile %23.43 test hatası ile ayırdıklarını rapor etmişlerdir. Böylece AOBM’nin bireyleri diyabetik sınıflarına multinominal lojistik regresyon yöntemine göre daha az hata ile atadığını belirtmişlerdir. Ankişhan ve Arı (2011) ise horlamayla ilişkili sesleri aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemi ile sınıflandırmayı hedeflemişlerdir. Bunun için farklı hastalardan elde edilen normal ve uyku apnesine bağlı olarak çıkarılan sesleri parçalara ayırmışlar ve bu seslerin entropi ve enerji ölçümlerini modelin bağımsız değişkenleri olmak üzere hesaplamışlardır. Oluşturdıkları ANFIS yapısının, bireyleri ‘horlama’, ‘uyku’ ya da ‘sessiz’ sınıflarına ayırmadaki doğruluğunun %97.08 olduğunu bildirmişlerdir. Mahmoudi ve ark. (2013) ise göğüs, kan, kolon, prostat, akciğer ve lenfoma kanserlerine ilişkin toplam altı adet mikroçip gen ekspresyon veri seti kullanarak ANFIS yapısının bireyleri kanser türlerine sınıflandırmadaki performansı ile destek vektör makinası, k-en yakın komşuluk ve sınıflandırma ve regresyon ağaçları yöntemlerinin performanslarını karşılaştırmayı amaçlamışlardır. Tüm kanser veri setleri için ayrı ayrı oluşturdukları modeller arasından en yüksek sınıflandırma performansının çoğunlukla aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemine ait olduğunu bulmuşlardır. Bir başka çalışmada ise Uçar ve ark. (2013), tüberküloz hastalığının teşhisi için uygulanan medikal tanı testine alternatif olarak daha kısa sürede sonuç veren veri madenciliği yöntemini kullanmayı amaçlamış ve bireylerin, vücutlarında tüberküloz

hastalığına neden olan bakteriyi yüzde kaç olasılıkla taşıdıklarını tahmin etmek için ANFIS yapısını tercih ettiklerini belirtmişlerdir. Bunun için bağımlı değişkeni 0, 0.25, 0.50, 0.75 ve 1.00 olasılık sınıflarına ayırmış ve hastalığın risk faktörleri arasında yer alan 30 değişken arasından en önemli 20 değişkeni kullanarak oluşturdukları AOBM'nin sınıflandırma başarısının %97 olduğunu bildirmişlerdir. Yang ve ark. (2014) tarafından beyin sinyalleri üzerine yapılan bir sınıflandırma çalışmasında ise 16 kanallı bir EEG cihazıyla 8 saniyelik segmentler halinde eses hastası ve kontrol bireylerinden toplam 200 adet beyin sinyali kaydedilmiştir. Her bir kanalın bağımsız değişken olarak kullanıldığı çalışmada 8 saniyelik segmentlerden iki farklı entropi hesaplanmış ve aşamalı olmayan iki ayrı bulanık model ANFIS yapısı kurularak oluşturulmuştur. Çan üyelik fonksiyonu kullanılarak oluşturulan bu modeller ile bireyler eses hastası ya da kontrol sınıflarına %89 ve %82 doğrulukla ayrılmıştır. Ziasabounchi ve Askerzade (2014) ise Gauss üyelik fonksiyonu kullanarak oluşturdukları AOBM ile bireyleri, kalp hastalığına sahip olma derecelerine göre sınıflandırmayı amaçlamışlardır. Kaliforniya Üniversitesi yapay zekâ veri tabanından aldıkları, 303 birim ve 13 bağımsız değişkenden oluşan Cleveland kalp hastalığı veri setindeki bağımsız değişkenler arasından yaş, göğüs ağrı tipi, kolesterol, maksimum kalp atım hızı, dinlenme anındaki kan basıncı, şekeri ve elektrokardiyografi değişkenlerini seçmişlerdir. ABM'nin bulanıklaştırma basamağında nicel bağımsız değişkenlerden yaş, dinlenme anındaki kan basıncı, kolesterol değişkenlerini üç; maksimum kalp atım hızı değişkenini ise iki alt kategoriye ayırarak bulanıklaştırmışlardır. Ardından, veri setini %80'i (243 birim) eğitim ve %20'si (60 birim) test verisi olacak şekilde ikiye ayırmışlar, eğitim veri setinde %1 hata ile oluşturdukları sınıflandırma modeli ile test verisini %15 hata ve %92.3 doğrulukla sınıflandırdıklarını rapor etmişlerdir. Çalışmamızda simülasyon ve gerçek veri seti ile farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak, AOBM'lerin yanı sıra ABM'ler de oluşturulmuş; bu modellerin sınıflandırma performansları karşılaştırılmıştır. Simülasyon uygulaması sonunda tüm üyelik fonksiyonlarının sınıflandırma performansları arasında istatistiksel olarak anlamlı fark olduğu belirlenmiştir. Üç bağımsız değişken kullanılarak yapılan simülasyon uygulamasında en yüksek performansla sınıflandırma, üçgen üyelik fonksiyonu kullanılarak oluşturulan AOBM ile; %98.11 duyarlılık, %98.12 özgüllük, %98 doğruluk ve %14.14 hata ile yapılmıştır. Buna kıyasla ABM'nin modelin ise %91.56 duyarlılık, %91.29 özgüllük, %91.33 doğruluk ve %29.44 hata ile sınıflandırma yaptığı bulunmuştur. Altı bağımsız değişken kullanılarak yapılan simülasyon uygulamasında da en iyi sınıflandırma performansı ABM'de üçgen, AOBM'de ise çan üyelik fonksiyonu kullanılarak elde edilmiştir. Buna göre AOBM %98.00 duyarlılık, %98.04 özgüllük, %98.00 doğruluk ve %14.14 hata ile; ABM ise %96.05 duyarlılık, %96.39 özgüllük,

%96.33 doğruluk ve %19.15 hata ile sınıflandırma performansı göstermiştir. Simülasyon uygulamasında oluşturulan modellerin sınıflandırma performanslarının birbirine çok yakın olmasına rağmen tüm üyelik fonksiyonları arasında istatistiksel olarak farklılık bulunması birim sayısının fazla olmasından kaynaklanmaktadır. Gerçek uygulamada ise bireyler hasta ya da kontrol sınıflarına AOBM oluşturularak %68.75 doğruluk, %55.90 hata ile; ABM oluşturularak ise %62.50 doğruluk ve %61.24 hata ile ayrılmıştır. Böylece aşamalı olmayan bulanık mantık yönteminin aşamalı bulanık mantık yöntemine göre daha az hata ve daha yüksek doğrulukla sınıflandırma yaptığı belirlenmiştir.

Bağımsız değişken sayısının fazla olduğu durumlarda, daha küçük boyutlu bulanık alt modellerin birleştirilmesiyle oluşturulan aşamalı bulanık mantık yöntemi önerilir. Çünkü en iyi sınıflandırmayı yapacak bulanık modelin kurulması aşamasında “boyut problemi” olarak da adlandırılan, en uygun olacak şekilde uyarlanması gereken parametre sayısı bağımsız değişken sayısı arttıkça artar. Bu da hem bulanık çıkarım sürecinde parametre karmaşıklığına hem de sınıflandırma aşamasında zaman kaybı yaşanmasına neden olmaktadır (Raju ve ark, 1991; Brown ve ark, 1995; Emara ve Elshafei, 2004; Chen ve ark, 2006). Sağlık alanında ABM’lerin kullanıldığı çok fazla çalışma bulunmamaktadır. Akbarzadeh ve Khorosani (2007), afazi hastası olan 265 bireye söylenenleri tekrar edebilme, yazı dili yeterliliği, isimleri eşleştirebilme ve kavrama yeteneğini ölçen, otuz sorudan oluşan bir test uygulamışlardır. Bağımsız değişken sayısının çok olması sebebiyle afazi türlerini ABM ile sınıflandırmayı amaçladıklarını belirtmişlerdir. ABM’nin ilk katmanında otuz bağımsız değişken arasından, hastalık türlerini en iyi tanımlayan birbiri ile ilişkili altı değişkeni kullanarak dört kurallı bulanık modeli oluşturmuşlar, ikinci katmanında ise ilk katmanda oluşturulan bulanık modelin sonuçları ile otuz bağımsız değişken arasından seçtikleri dört değişkeni kullanıp ikinci bir bulanık model oluşturarak afazi türlerini %92 doğrulukla tahmin etmişlerdir. Amouzadi ve Mirzaei (2010) ise bağımlı değişkenleri kategorik olan, dokuz bağımsız değişken ve 699 birimden oluşan “breast cancer”, sekiz bağımsız değişken ve 768 birimden oluşan “pima”, on üç bağımsız değişken ve 178 birimden oluşan “wine”, üç bağımsız değişken ve 306 birimden oluşan “haberman” ile dört bağımsız değişken ve 150 birimden oluşan “iris” veri setlerini kullanarak ABM ile sınıflandırma yapmayı amaçlamışlardır. Bağımsız değişken sayısının çok olmasının yol açtığı boyut probleminin ve sınıflandırma işlem süresinin çok uzun olmasının önüne geçebilmek amacıyla sınıflandırma yöntemi olarak aşamalı bulanık mantık yöntemini tercih ettiklerini bildirmişlerdir. Çalışmadaki her bir bağımsız değişkenin alt kategori sayısı kadar katman kullanmışlar ve her bir katmanda kullandıkları üyelik fonksiyonlarını ikiye bölerek kural tabanı oluşturmuşlardır. Çalışma sonunda “breast cancer” veri setinde %96, “pima” veri setinde %76,

“wine” veri setinde %95, “haberman” veri setinde %77 ve “iris” veri setinde ise %95 doğru sınıflandırma başarısı elde ettiklerini rapor etmişlerdir. Shaeiri ve Ghaderi (2011) ise kan, prostat ve kolon kanserlerine ilişkin gen ekspresyon veri setlerini kullanarak hastaları kanserlerin türlerine sınıflandırmayı amaçlamışlardır. Bunun için 72 hastaya ait 7129 genden oluşan kan kanseri veri setini 38 birim eğitim, 34 birim de test verisinde olacak şekilde ikiye ayırdıktan sonra eğitim setiyle oluşturdukları ABM ile test verisindeki hastaları “akut lenfoblastik lösemi” ya da “akut myeloid lösemi” sınıflarına %100 doğrulukla, 102 hastaya ait 12600 genden oluşan prostat kanseri verisindeki birimleri de “tümör” ve “normal” sınıflarına %99.21 doğrulukla, 62 birim ve 2000 genden oluşan kolon kanseri veri setini ise 40 birim eğitim, 22 birim test setinde olacak şekilde ayırdıktan sonra eğitim setinden oluşturdukları model ile test setindeki birimleri “normal” ya da “tümör” sınıflarına %98.84 doğrulukla ayırdıklarını rapor etmişlerdir. Çalışmamızda hem aşamalı hem de aşamalı olmayan bulanık modellerde kullanılan bağımsız değişken sayısının modelin sınıflandırma performansına etkisi incelenmiştir. Bu amaçla üç ve altı bağımsız değişken kullanılarak yapılan simülasyon uygulamaları sonucunda bağımsız değişken sayısının artması ile modelin sınıflandırma performansının da arttığı gözlenmiştir. Buna ek olarak, modellerin sınıflandırma performanslarının birbirine yaklaştığı görülmüştür. Ancak bağımsız değişken sayısının artması ile her iki modelde de kural tabanının genişlediği gözlenmiştir. Simülasyon uygulamasında bağımsız değişkenler ROC eğrisi analizi ile ikiye alt kategoriye ayrıldıklarından AOBM’de üç bağımsız değişken kullanıldığında 8 olan kural sayısı, altı bağımsız değişken kullanıldığında 64’e çıkmıştır. Benzer bir şekilde bağımsız değişken sayısı üçten altıya çıkarıldığında ABM’nin kural sayısı da 8’den 20’ye çıkmıştır. Hipertansiyon hastası ve kontrol bireylerine ilişkin veri setinin kullanıldığı gerçek uygulamada ise her bir bağımsız değişken üç alt kategoriye ayrıldığından ABM’de 18, AOBM’de ise 27 kural elde edilmiştir. Buna göre, kural tabanının kullanılan bağımsız değişken ve alt kategori sayısından etkilendiği göz önüne alınarak, bağımsız değişken sayısının çok fazla olması halinde birbiri ile ilişkili değişkenler aynı katmana dahil edilmeli, daha sonra bu katmanlar birleştirilerek ABM oluşturulmalıdır. Yapılan analizler sonucunda bulanık modellerin sınıflandırma performanslarının modele alınacak bağımsız değişkenlerin ilişkisine, sayısına, her bir bağımsız değişkenin kaç alt kategoriye ayrılacağına ve kullanılacak üyelik fonksiyonuna bağlı olduğu belirlendi.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemlerinin sınıflandırma performansları, farklı sayıda bağımsız değişkenin türetilmesiyle gerçekleştirilen simülasyon ve hipertansiyon hastalığının tahminine ilişkin veri seti uygulamalarıyla karşılaştırıldı.

Üç bağımsız değişkenin kullanıldığı simülasyon uygulamasında aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK kriterlerine göre sınıflandırma performansları arasında istatistiksel olarak anlamlı fark bulundu ($p < 0.001$). AOBM'lerin duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdelerinin ABM'lere göre daha yüksek; HKOK değerlerinin ise daha düşük olduğu gözlemlendi. Çan, Gauss, üçgen ya da yamuk üyelik fonksiyonlarının kullanılmasıyla oluşturulan bulanık modeller karşılaştırıldığında ise hem ABM'lerde hem de AOBM'lerde en yüksek duyarlılık, özgüllük ve doğruluk yüzdeleri ile en küçük HKOK değeri üçgen üyelik fonksiyonu ile kurulan modelde görüldü. AOBM'ler, sınıflandırma başarısı en yüksek olandan en düşük olana doğru sıralandığında bu modellerde kullanılan üyelik fonksiyonlarının sırasıyla üçgen, Gauss, yamuk ve çan fonksiyonları olduğu bulundu. ABM'lerde ise üçgen üyelik fonksiyonu ile kurulan modelden sonraki en yüksek sınıflandırma performansı Gauss üyelik fonksiyonu ile kurulan modele aitti. Yamuk ve çan üyelik fonksiyonlarının performanslarının ise birbirine yakın olduğu tespit edildi.

Altı bağımsız değişkenli simülasyon çalışmasında da aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin sınıflandırma performansları arasında anlamlı fark olduğu belirlendi ($p < 0.001$). Bağımsız değişken sayısının üç olduğu simülasyon çalışmasında olduğu gibi tüm model değerlendirme kriterlerine göre karşılaştırılma yapıldığında AOBM'lerin daha yüksek oranda sınıflandırma yaptığı gözlemlendi. Hem aşamalı hem de aşamalı olmayan bulanık modeller incelendiğinde, en yüksek performanslı modelden en düşük performanslı olana doğru sıralama yapıldığında bu modellerin çan, Gauss, yamuk ve üçgen üyelik fonksiyonları ile kurulduğu tespit edildi.

Gerçek veri uygulamasında bireylerin hasta ya da kontrol gruplarına ait olup olmadıklarının tahmini için oluşturulan aşamalı ve aşamalı olmayan bulanık modellerin performansları karşılaştırıldığında ise modellerin eşit duyarlılığa sahip olduğu ancak AOBM'nin özgüllük ve doğruluk yüzdelerinin daha yüksek, HKOK değerinin ise daha düşük olduğu belirlendi.

Sonuç olarak her üyelik fonksiyonu için ayrı ayrı oluşturulan bulanık modellerin duyarlılık, özgüllük, doğruluk yüzdeleri ve HKOK kriterleri göz önüne alınarak yapılan

karşılaştırılmaları sonucunda sınıflandırmada AOBM'lerin ABM'lere daha başarılı olduğu bulundu. ABM'lerin katmanları arası geçişlerde bilgi kaybı olması bu yöntemin kısıtlıdır.

Bulanık modellerde bağımsız değişken sayısı artırıldığında, hem aşamalı hem de aşamalı olmayan modellerin sınıflandırma performanslarının arttığı görüldü. Ayrıca ABM'lerin, ara katmanların ilişki düzeyi yüksek olan bağımsız değişkenler ile kurulmasıyla sınıflandırma performansının arttığı bulundu. Bu durumun bir sonucu olarak bağımsız değişken sayısının artırılması ve korelasyon düzeyi yüksek olan bağımsız değişkenlerin modele alınmasıyla katmanlardan kaynaklanan bilgi kaybının önüne geçilebileceği ve böylece modelin sınıflandırma performansının daha iyi olacağı öngörülmektedir.

Bulanık modellerin performansları, modellerde kullanılan verinin dağılımından ve üyelik fonksiyonlarından etkilenmektedir. Dolayısıyla bulanıklaştırma adımı bağımsız değişkenlerin histogram grafiklerinden yararlanılmalıdır. Dağılımların çok iç içe geçtiği durumlarda alt kategori sayısı artırılarak model daha da hassaslaştırılmalı, bulanıklık giderilmeye çalışılmalıdır. Bulanıklığın ne kadar giderildiği çizilen üyelik fonksiyonu grafiklerinde çakışan bölgelerden tespit edilmeli, buna göre en uygun sonucu veren üyelik fonksiyonu kullanılarak model oluşturulmalıdır.

Sağlık verilerinde, hastalıkların ortaya çıkmasına neden olan birçok etken bulunmaktadır. Bir hastalığın tanısının konmasında hastalığa neden olan etkenlerin aldığı değerlerin hangi alt kategoriye ait olduğu ve bu etkenlerin alt kategorileri arasındaki etkileşim önemlidir. Bu veri yapılarında, kategorileri arasında geçiş olan etkenlerin ve etkenlerin kategorileri arasındaki etkileşimlerin kullanılmasıyla sonuç değerlerinin tahmin edilmesine imkan tanıyan bir yöntem olan bulanık mantık yöntemlerinden yararlanılmalıdır. Özellikle etken sayısının çok fazla olduğu veri setlerinde, hastalıkların sınıflandırılması için birbiri ile ilişkisi yüksek olan etkenler katmanlandırılarak, aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemine göre daha küçük kural tabanının oluşturulmasına imkân tanıyan aşamalı bulanık mantık yöntemi kullanılmalıdır. Bireylerin hasta ya da kontrol olarak sınıflandırılmasında etkenlerin hangi kategorilerinin etkileşimde olduğuna dair çıkarımın önem kazandığı durumlarda ise aşamalı olmayan bulanık mantık yöntemi kullanılmalıdır. Ancak burada dikkat edilmesi gereken husus etken sayısının ya da etkenlerin alt kategori sayılarının aşırı geniş kural tabanı oluşturmayacak şekilde seçilmesidir.

Bulanık mantık yöntemlerinin en önemli aşamalarından birisi verinin bulanıklaştırma adımıdır. Çalışmamızda, bulanıklaştırma işleminde değişkenler iki alt kategoriye ayrılacağı için ROC eğrisi analizinden yararlanılmıştır. Değişkenlerin ikiden fazla alt kategoriye ayrılacağı durumlarda ise veri madenciliği gibi ileri istatistiksel yöntemlerden yararlanılmalıdır. Ayrıca

bulanık mantık yöntemi öznel bir yöntem olduğu için, özellikle sağlık verilerinin sınıflandırılması amacıyla oluşturulacak modellerin bulanıklaştırma aşamasında değişkenlerin alt kategorilere ayrılması, konuyla ilgili literatür bilgisini ya da klinik bilgiyi de gerektirir.

Bu çalışmada her bir üyelik fonksiyonu için ayrı ayrı model oluşturan; araştırmacıya oluşturulan bu modeller arasından en iyi sınıflandırma performansına sahip olan modeli seçme imkânı sunan, etkenlerin kategorileri arasında geçiş ve etkileşim olan veri setlerinde kullanışlı olan bulanık mantık yöntemlerinden aşamalı olmayan bulanık mantık yönteminin aşamalı bulanık mantık yöntemine göre daha az hata ile sınıflandırma yaptığı sonucuna ulaşıldı. Bulanık mantık yöntemleri ile yapılacak çalışmalarda da veri yapısı, değişkenlerin dağılımı, birbirleri ile ilişkisi, bulanıklaştırma adımında değişkenlerin alt kategorilere nasıl ayrılacağı ve hangi yöntemin kullanılacağı hususlarının ayrıntılı irdelenmesi gerektiği için mutlaka konuyla ilgili bilgi ve tecrübeye sahip uzman desteği alınmalıdır.

KAYNAKLAR

- Akbarzadeh MR, Moshtagh KM.** A hierarchical fuzzy rule-based approach to aphasia diagnosis. *Journal of Biomedical Informatics*, 2007, 40(5), 465-475.
- Altaş İH.** Bulanık Mantık: Bulanık Denetim. *Enerji, Elektrik, Elektromekanik-3e*, 1999b, 64, 76-81.
- Altaş İH.** Bulanık Mantık: Bulanıklılık Kavramı. *Enerji Elektrik Elektromekanik-3e*, 1999a, 62, 80-85.
- Ankışhan H, Arı F.** Snore-related sound classification based on time-domain features by using ANFIS model. *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*, pp. 441-444, 15-18 June.2011, İstanbul, Turkey.
- Arya V, Rathy RK.** An efficient Neuro-Fuzzy Approach for classification of Iris Dataset. *International Conference on Reliability, Optimization and Information Technology*, pp. 161-165, 6-8.February.2014, India.
- Aydın Z, Öztürk S.** Hipertansiyon Tedavisinde Güncel Yaklaşımlar. *Haseki Tıp Bülteni*, 2014, 52, 251-255.
- Azizi A, Ali YA, Ping LW.** Model development and comparative study of Bayesian and ANFIS inferences for uncertain variables of production line in tile industry. *Wseas Transactions on Systems*, 2012, 11(1), 22-37.
- Ba-alwi FM,** Knowledge acquisition tool for learning membership function and fuzzy classification rules from numerical data. *International Journal of Computer Applications*, 2013, 64(13), 24-30.
- Bhattacharyya S, Basu D, Konar A, Tibarewala DN.** Interval type-2 fuzzy logic based multiclass ANFIS algorithm for real-time EEG based movement control of a robot arm. *Robotics and Autonomous Systems*, 2015, 68(C), 104-115.
- Bradley AP.** The use of the area under the ROC curve in the evaluation of machine learning algorithms. *Pattern recognition*, 1997, 30(7), 1145-1159.
- Brown M, Bossley KM, Mills DJ, Harris CJ.** High dimensional neurofuzzy systems: overcoming the curse of dimensionality. *International Joint Conference of the Fourth IEEE International Conference on Fuzzy Systems and The Second International Fuzzy Engineering Symposium*, pp. 2139-2146, 20-24.March.1995.
- Buckley JJ, Eslami E.** An Introduction to Fuzzy Logic and Fuzzy Sets, Springer, 2003, 285.

- Büyükbingöl E, Şişman A, Akyıldız M, Alparslan FN, Adejare A.** Adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS): a new approach to predictive modeling in QSAR applications: a study of neuro-fuzzy modeling of PCP-based NMDA receptor antagonists. *Bioorganic & medicinal chemistry*, 2007, 15(12), 4265-4282.
- Canul Reich J, Shoemaker L, Hall LO.** Ensembles of fuzzy classifiers. *Dermatology*, 2007, 6(34), 366.
- Chai T, Draxler RR.** Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE) – Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development* 2014, 7(3), 1247-1250.
- Chen S, Cowan CF, Grant PM.** Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks. *IEEE Transactions on neural networks*, 1991, 2(2), 302-309.
- Chen Y, Peng L, Abraham A.** Programming hierarchical TS fuzzy systems. *International Symposium on Evolving Fuzzy Systems*, pp. 157-162, 7-9.September.2006, Ambelside, UK.
- Czogala E, Leski J.** Fuzzy and Neuro-Fuzzy Intelligent Systems, (1st edition), 47, Physica Verlag, Springer Science & Business Media, 2000, 194.
- Çelik MY.** Biyoistatistik Bilimsel Araştırma SPSS, 1. Baskı, Yazarın Kendi Yayını, 2011, 561.
- DeLong ER, DeLong DM, Clarke-Pearson DL.** Comparing the areas under two or more correlated receiver operating characteristic curves: a nonparametric approach. *Biometrics*, 1988, 44(3), 837-845.
- Dunne RA.** A statistical approach to neural networks for pattern recognition, John Wiley & Sons, 2007, 268.
- Emara H, Elshafei AL.** Robust robot control enhanced by a hierarchical adaptive fuzzy algorithm. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2004, 17(2), 187-198.
- Fawcett T.** An introduction to ROC analysis. *Pattern recognition letters*, 2006a, 27(8), 861-874.
- Fawcett T.** ROC graphs with instance-varying costs. *Pattern Recognition Letters*, 2006b, 27(8), 882–891.
- Freeman JA, Skapura DM.** Neural networks: algorithms, applications and programming techniques, Addison-Wesley, 1991, 401.
- Fullér R.** Introduction to Neuro-Fuzzy Systems, 2, Physica – Verlag, Springer Science & Business Media, 2000, 289.
- Gönen M.** Analyzing Receiver Operating Characteristic Curves Using SAS, Cary, NC:SAS Press, 2007, 18.

- Güler İ, Übeyli ED.** Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of EEG signals using wavelet coefficients. *Journal of neuroscience methods*, 2005, 148(2), 113-121.
- Hanley JA, McNeil BJ.** The meaning and use of the area under a receiver operating characteristic (ROC) curve. *Radiology*, 1982, 143(1), 29-36.
- Hosmer DW, Lemeshow S, Sturdivant RX.** Applied logistic regression (3rd edition), Wiley, 2013, 500.
- Jang JSR.** ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *Systems, IEEE Transactions on Man and Cybernetics*, 1993, 23(3), 665-685.
- Jang JSR.** Input selection for ANFIS learning. *Proceedings of the Fifth IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, Vol. 2, pp. 1493-1499, 11.September.1996.
- Jang, JSR, Sun CT.** Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE*, 1995, 83(3), 378-406.
- Jang JSR, Sun CT, Mizutani E.** Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence, Prentice Hall, 1997, 614.
- Joo MG, Lee JS.** Hierarchical fuzzy control scheme using structured Takagi-Sugeno type fuzzy inference. *International Fuzzy Systems Conference*, Vol. 1, pp. 78-83, 22-25.August.1999, Seoul, Korea.
- Kaastra I, Boyd M.** Designing a neural network for forecasting financial and economic time series. *Neurocomputing*, 1996, 10(3), 215-236.
- Kalyvas E.** Using neural networks and genetic algorithms to predict stock market returns. University of Manchester Master of Science thesis, 2001, England.
- Karahoca A, Karahoca D, Kara A.** Diagnosis of diabetes by using adaptive neuro fuzzy inference systems. *5th International Conference on Soft Computing, Computing with Words and Preceptions in System Analysis, Decision and Control*, pp. 1-4, 2-4.September.2009, Famagusta, North Cyprus.
- Krzanowski WJ, Hand DJ.** ROC curves for continuous data (3rd edition), CRC Press, 2009, 226.
- Lee ML, Chung HY, Yu FM.** Modeling of hierarchical fuzzy systems. *Fuzzy sets and systems*, 2003, 138(2), 343-361.
- Lee RST.** Fuzzy-neuro approach to agent applications, Springer, 2005, 374.
- Leondes CT.** Fuzzy logic and expert systems applications, Vol. 6, Academic Press, 1998, 416.
- Licata G.** Employing fuzzy logic in the diagnosis of a clinical case. *Health*, 2010, 2(3), 211-224.

- Liu M, Dong M, Wu C.** A new ANFIS for parameter prediction with numeric and categorical inputs. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 2010, 7(3), 645-653.
- Mahmoudi S, Lahijan BS, Kanan HR.** ANFIS-based wrapper model gene selection for cancer classification on microarray gene expression data. *13th Iranian Conference on Fuzzy Systems* pp. 1-6, 27-29.August.2013, Tehran, Iran.
- McNeil BJ, Adelstein SJ.** Determining the value of diagnostic and screening tests. *Journal of Nuclear Medicine*, 1976, 17(6), 439-448.
- Metz CE.** Applications of ROC analysis in diagnostic image evaluation. *In: The physics of medical imaging. Recording system measurements and technique. American Institute of Physics*, 1979, 546.
- Nguyen HT, Berlin W.** Fundamentals of statistics with fuzzy data, Vol. 198. Springer, 2006, 191.
- Nguyen HT, Walker EA.** A first course in fuzzy logic, 3rd edition, CRC press, 2005, 424.
- Özdamar K.** SPSS ile Biyoistatistik, 9. Baskı, Nisan Kitabevi, 2013, 498.
- Palerm CC, Bequette BW.** Hypoglycemia detection and prediction using continuous glucose monitoring — a study on hypoglycemic clamp data. *Journal of Diabetes Science and Technology*, 2007, 1(5), 624-629.
- Raju GVS, Zhou J, Kisner RA.** Hierarchical fuzzy control. *International journal of control*, 1991, 54(5), 1201-1216.
- Ramsey JB.** Tests for specification errors in classical linear least-squares regression analysis. *Journal of the Royal Statistical Society Series B (Methodological)*, 1969, 350-371.
- Rashid TA, Ahmed HA.** Revised General Test/Gross Point Average System Via Fuzzy Logic Techniques. *Journal Of Computer Science And Engineering*, 2012, 16(1), 1-9.
- Raut AS, Singh KR.** Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System For Anomaly-Based Intrusion Detection. *International Journal of Research in Engineering and Applied Sciences*, 2014, 2(2), 24-36.
- Reich J, Shoemaker L, Hall, LO.** Ensembles of fuzzy classifiers. *Dermatology*, 2007, 6(34), 366.
- Ross TJ.** Fuzzy logic with engineering applications, 3rd edition, Wiley, 2009, 585.
- Sayegh AS, Munir S, Habeebullah TM.** Comparing the performance of statistical models for predicting PM10 concentrations. *Aerosol and Air Quality Research*, 2014, 14(3), 653-665.
- Sivanandam SN, Sumathi S, Deepa SN.** Introduction to fuzzy logic using MATLAB, Vol. 1, Springer, 2007, 430.

- Skudlarski P, Constable RT, Gore JC.** ROC analysis of statistical methods used in functional MRI: individual subjects. *Neuroimage*, 1999, 9(3), 311-329.
- Şenol C.** Yapay Sinir Ağı ve Bulanık Mantık Hibrid Yapı ve Algoritmalarının Geliştirilmesi, Doktora tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 2010, 79.
- The Mathworks Inc.** Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, 2015, 339.
- Thilagam PS, Pais AR, Chandrasekaran K, Balakrishnan N.** Knowledge Management Techniques for Analysis of Clinical Databases, *Advanced Computing, Networking and Security International Conference*, 198-206, December 2011, Surathkal, India.
- Toosi AN, Kahani M, Monsefi R.** Network Intrusion Detection based on Neuro-fuzzy classification. *International Conference on Computing and Informatics*, pp. 1-5, 6-8.June.2006, Kuala Lumpur, Malaysia.
- Türe M, Kurt İ, Yavuz E, Kürüm AT.** Hipertansiyonun tahmini için çoklu tahmin modellerinin karşılaştırılması (Sinir ağları, lojistik regresyon ve esnek ayırma analizleri). *Anadolu Kardiyoloji Dergisi*, 2005, 5, 24-28.
- Türkşen B.** Bulanık Mantık: Dereceli (Bulanık) Sistem Modelleri, 1. Baskı, Abaküs Yayınları, 2015, 295.
- Uçar T, Karahoca A, Karahoca D.** Tuberculosis disease diagnosis by using adaptive neuro fuzzy inference system and rough sets. *Neural Computing and Applications*, 2013, 23(2), 471-483.
- Van Erkel AR, Peter M.** Receiver operating characteristic (ROC) analysis: basic principles and applications in radiology. *European Journal of Radiology*, 1998, 27(2), 88-94.
- Waldock A, Brian C, Melhuish C.** A Hierarchical Fuzzy Rule based Learning System based on Information Theoretic Approach. *Intelligent Autonomous System Laboratory*, University of the West of England, Bristol, UK, 2000.
- Wang LX.** Analysis and design of hierarchical fuzzy systems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1999, 7(5), 617-624.
- WEB_1.** (2007). Princeton University web site. <http://www.cs.princeton.edu/courses/archive/fall07/cos436/HIDDEN/Knapp/fuzzy004.htm> (29.06.2016).
- Wei M, Bai B, Sung AH, Liu Q, Wang J, Cather ME.** Predicting injection profiles using ANFIS. *Information Sciences*, 2007, 177(20), 4445-4461.
- Yager RR, Zadeh LA.** An Introduction to Fuzzy Logic, 1st edition, Springer Science and Business Media, 1992, 356.

Yang Z, Wang Y, Ouyang G. Adaptive neuro-fuzzy inference system for classification of background EEG signals from ESES patients and controls. *The Scientific World Journal*, 2014(2014).

Zadeh LA. Fuzzy sets. *Information and Control*, 1965, 8(3), 338-353.

Zhang H, Liu D. Fuzzy modeling and fuzzy control, Birkhäuser, 2006, 416.

Ziasabounchi N, Askerzade I. ANFIS Based Classification Model for Heart Disease Prediction. *Intenational Journal of Electrical and Computer Sciences*, 2014, 14(02), 7-12.

Zweig MH, Campbell G. Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine. *Clinical chemistry*, 1993, 39(4), 561-577.



ÖZGEÇMİŞ

Soyadı, Adı : CANTAŞ, Fulden
Uyruk : T.C
Doğum yeri ve tarihi : Karşıyaka / İZMİR, 19.04.1989
Telefon : 0256 213 78 39 - 4535
E-mail : fulden.cantas@adu.edu.tr
Yabancı Dil : İngilizce (Konuşma : İyi, Yazma : İyi, Okuma : İyi)
YDS=80, KPDS=83, ÜDS=91.25)

EĞİTİM

Derece	Kurum	Bulunduğu Yıllar
Y. Lisans	İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü, Matematik Bölümü	2011 - 2014
Lisans	Manisa Celal Bayar Üniversitesi, Matematik Bölümü	2007 - 2011
Lise	Karşıyaka Atakent Anadolu Lisesi	2003 - 2007

İŞ DENEYİMİ

Yıl	Yer/Kurum	Ünvan
2014 - Halen	Adnan Menderes Üniversitesi Biyoistatistik Anabilim Dalı	Araştırma Görevlisi
2011 - 2014	İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü Matematik Bölümü	Araştırma Görevlisi

KATILDIĞI KURS, KONGRE VE TOPLANTILAR

1. Utrecht Yaz Okulu, Dinamik Sistemler ve Uygulamaları, 17 – 28 Ağustos.2009, Utrecht-Hollanda
2. Aristottle Üniversitesi, Matematik Bölümü, 26.Şubat.2010 – 13.Mart.2010, Selanik-Yunanistan
3. Kripto Günleri, 13 – 15 Haziran.2013, TÜBİTAK / Bilgem, Gebze-Kocaeli
4. 16. Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 10 - 12 Eylül 2014, Side-Antalya
5. 17.Ulusal Biyoistatistik Kongresi, 5 – 9 Kasım.2015, Girne-KKTC

AKADEMİK YAYINLAR

Harun Çakmak, Sinan Bekmez, Tolga Kocatürk, Sema Dünder, **Fulden Cantas**, “İntravitreal enjeksiyon yapılan hastalarda korneal biyomekanik özellikler”, *Türk Oftalmoloji Derneği 49. Ulusal Kongresi*, PS07040, İstanbul, 4-8.Kasım.2015