T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MÜZİĞİN BULANIK MANTIKTA UYGULAMALARI

Yusuf YEŞİLYURT

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Matematik Anabilim Dalı

Matematik Programı

Danışman

Doç. Dr. Serkan ONAR

Eş Danışman

Prof. Dr. Arda EDEN

Temmuz, 2025

T.C.

YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

MÜZİĞİN BULANIK MANTIKTA UYGULAMALARI

Yusuf YEŞİLYURT tarafından hazırlanan tez çalışması 03.07.2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Matematik Anabilim Dalı, Matematik Programı **YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Doç. Dr. Serkan ONAR Yıldız Teknik Üniversitesi Danışman	Prof. Dr. Arda EDEN Yıldız Teknik Üniversitesi Eş-Danışman

Jüri Üyeleri

Doç. Dr. Serkan ONAR, Danışman
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Prof. Dr. Erdoğan Mehmet ÖZKAN, Üye
Yıldız Teknik Üniversitesi _____

Doç. Dr. Seda YAMAÇ AKBIYIK, Üye
İstanbul Topkapı Üniversitesi _____

Danışmanım Doç. Dr. Serkan ONAR sorumluluğunda tarafımca hazırlanan "Müziğin Bulanık Mantıkta Uygulamaları" başlıklı çalışmada veri toplama ve veri kullanımında gerekli yasal izinleri aldığımı, diğer kaynaklardan aldığım bilgileri ana metin ve referanslarda eksiksiz gösterdiğimi, araştırma verilerine ve sonuçlarına ilişkin çarpıtma ve/veya sahtecilik yapmadığımı, çalışmam süresince bilimsel araştırma ve etik ilkelerine uygun davrandığımı beyan ederim. Beyanımın aksinin ispatı halinde her türlü yasal sonucu kabul ederim.

Yusuf YEŞİLYURT

İmza



Aileme

TEŞEKKÜR

Bu çalışmanın her aşamasında bilgi birikimi, rehberliği ve yapıcı yönlendirmeleriyle bana yol gösteren değerli tez danışmanım Doç. Dr. Serkan Onar'a en derin şükranlarımı sunarım. Akademik bir bakış açısı kazanmamda ve bilimsel yöntemlere hâkimiyetimi geliştirmemdeki katkıları benim için son derece kıymetlidir.

Ayrıca, bilgi ve tecrübelerini cömertçe paylaşarak çalışmama önemli katkılarda bulunan, zamanını ve ilgisini esirgemeyen kıymetli eş danışmanım Prof. Dr. Arda Eden'e teşekkür ederim. Kendilerinin akademik desteği ve eleştirel yaklaşımları, tezimin olgunlaşmasına önemli ölçüde katkı sağlamıştır.

Tez yazım sürecinde değerli tecrübelerini paylaşarak bana yol gösteren ve bilimsel anlayışımı geliştirmemde katkısı olan saygıdeğer hocam Prof. Dr. Mustafa Kemal Karaosmanoğlu'na da gönülden teşekkür ederim.

Tüm bu süreçte, karşılaştığım zorluklar karşısında bana daima destek olan, anlayışları, sabırları ve manevi güçleriyle yanımda olduklarını her zaman hissettiren sevgili aileme minnettarım. Onların desteği, bu çalışmanın tamamlanmasında en büyük güç kaynağım olmuştur.

Yusuf YEŞİLYURT

İÇİNDEKİLER

SİMGE LİSTESİ **ix**

KISALTMA LİSTESİ **x**

ŞEKİL LİSTESİ **xi**

TABLO LİSTESİ **xiv**

ÖZET **xvi**

ABSTRACT **xviii**

1 GİRİŞ **1**

1.1 Müziğin Tarihsel Gelişimi 1

1.2 Müzik ve Matematik 2

1.3 Bulanık Mantık Kavramı 6

1.4 Müzik ve Bulanık Mantık İlişkisi 7

1.4.1 Müzikte Bulanık Mantık Uygulamaları ve Önemi 8

1.4.2 Müzikte Bulanık Mantık Literatür Çalışması 9

1.4.3 Müzik Teorisi ve Bulanık Mantık 12

1.4.4 Ses İşleme ve Bulanık Mantık 13

1.4.5 Duygusal Analiz ve Bulanık Mantık 13

1.4.6 Müzik Kompozisyonu ve Bulanık Mantık 14

1.5 Tezin Amacı 14

1.5.1 Problem Durumu 15

1.5.2 Araştırmanın Amacı 15

1.5.3 Araştırma Soruları 16

1.5.4 Alt Amaçlar 16

1.6 Tezin Konusu 16

2 MÜZİK ve MÜZİK BİLEŞENLERİ 18

2.1 Müzik ve Müzik Bileşenleri Tanımları 18

2.2 Bulanık Mantık Kavramı ve Tanımı 25

2.2.1 Bulanık Kümeler 26

2.2.2 Bulanık Üyelik Fonksiyonları ve Bulanık Sayılar 27

2.2.3 Bulanık Mantık Temel Operatörleri 29

2.2.4 Bulanık Çıkarım Sistemleri (Fuzzy Inference Systems) 31

2.2.5 Durulaştırma (Defuzzification) Yöntemleri 32

2.2.6 MATLAB Fuzzy Logic Toolbox Kullanımı 34

2.3 Yapay Sinir Ağları (YSA) 36

2.3.1 YSA Tanımı ve Tarihçesi 36

2.3.2 YSA Uygulama Alanları 37

2.3.3 YSA'nın Üstünlükleri 38

2.3.4 YSA Nasıl Çalışır? 39

2.3.5 YSA Eğitimi ve Testi 40

2.3.6 Biyolojik Sinir Sistemi 41

2.3.7 YSA'nın Yapısı 43

2.3.8 Yapay Sinir Hücresi 45

2.3.9 YSA'nın Sınıflandırıması 49

2.4 ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) 52

2.4.1 ANFIS Nedir? 52

2.4.2 ANFIS'in Tarihçesi 52

2.4.3 ANFIS Hangi Bölümlerden Oluşur? 52

2.4.4 ANFIS Nasıl Çalışır? 53

2.4.5 ANFIS'in Uygulama Alanları 53
2.4.6 ANFIS ve Makine Öğrenmesi Arasındaki İlişki 53
2.4.7 ANFIS'de Hata Değerlendirme Ölçütleri 54
2.4.8 ANFIS'in MATLAB ile Uygulanması 55
3 KOMPOZİSYON KARAR PROBLEMİ ve MÜZİKAL OLAY MATLAB UYGULAMASI 58
3.1 Kompozisyonel Karar Problemi Matlab Uygulaması 58
3.1.1 Girdi-Çıktı Üyelik Fonksiyonlarının Oluşturulması 59
3.1.2 Bulanık Kural Tabanının Oluşturulması 64
3.1.3 Durulaştırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması 67
3.2 Müzikal Olay 71
3.2.1 Girdi-Çıktı Üyelik Fonksiyonlarının Tanıtılması 72
3.2.2 Bulanık Kural Tablosunun Oluşturulması ve Yorumlanması 79
3.2.3 Durulaştırma Yöntemleri Kural Görüntüleyici 82
3.2.4 Durulaştırma Yöntemleri Sayısal Analizi 84
3.2.5 Müzikal Olay Modelinin Görselleştirilmesi 87
3.2.6 Müzikal Olay Modelinin Genel Yorumu 88
4 TÜRK MAKAM MÜZİĞİ'NDE SEYİR KARAKTERİNİN İNCELENMESİ VE ANALİZİ SONUCU MAKAM TESPİTİ 90
4.1 İstatistiksel Analiz 92
4.1.1 Hipotez Testleri 96
4.1.2 Multinominal Lojistik Regresyon 97
4.1.3 SPSS ile Analiz 99
4.2 Yapay Sinir Ağları ile Makam Analizi 103
4.2.1 Model A için YSA' da Eğitim Süreci ve Sonuçları 105
4.2.2 Hipotez Testlerinin Uygulanması 107
4.2.3 Performas Grafikleri ve Yorumlanması 108

4.2.4 Model B için YSA' da Eğitim Süreci ve Sonuçları 114
4.2.5 Performans Grafikleri ve Yorumlanması 117
4.2.6 Oluşturulan İki Modelin Karşılaştırılması 121
4.3 Normalizasyon İşlemi 122
4.3.1 Normalizasyon Sonrası Performans Değerlerinin Yorumlanması ..123
4.4 Anfis ile Makam Analizi 126
4.4.1 Anfis Uygulanması (%70 Eğitim - %30 Test Verisi).....126
4.4.2 Anfis Uygulanması (%80 Eğitim - %20 Test Verisi).....132
4.4.3 ANFIS Sonuçlarının Değerlendirilmesi 136
4.5 YSA ve ANFIS Modellerinin Karşılaştırmalı Değerlendirilmesi.....138
4.5.1 Yapay Sinir Ağı (YSA) Sonuçları 138
4.5.2 ANFIS Modellerinin Sonuçları.....139
4.5.3 Genel Karşılaştırma ve Sonuçlar 140
5 SONUÇ **141**
KAYNAKÇA **143**
A SYMB_TR VERILERINE GÖRE HESAPLANAN ORTALAMA FREKANS MAKAM ESER ADI **150**
B FREKANSLARA GÖRE d_{karar} - $d_{güçlü}$ –MAKAM GERÇEK VERİLER **158**
C NORMALLEŞTİRİLMİŞ VERİLER **166**
D MÜZİKAL OLAY MATLAB KODU **173**
TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR **176**

SİMGE LİSTESİ

$\cup$	Birleşim
$\in$	Elemanıdır
$\notin$	Elemanı değil
$=$	Eşittir
$\int$	İntegral (Sum)
$\cap$	Kesişim
$<$	Küçük
$\leq$	Küçük eşit
σ	Sigma
$\sum$	Sigma (Toplam)
%	Yüzde

KISALTMA LİSTESİ

$d_{\text{güçlü}}$	Ortalama Frekansın Güçlü Perdesine Olan Uzaklığı
d_{karar}	Ortalama Frekansın Karar Perdesine Olan Uzaklığı
F	Forte
$F_{\text{güçlü}}$	Güçlü perdesinin frekans değeri
F_{karar}	Karar perdesinin frekans değeri
H_0	Null hipotez
H_1	Alternatif hipotez
MF	Mezzo Forte
P	Piano
PP	Pianissimo
μ_f	Üyelik Fonksiyonu
V_{max}	En büyük değerli veri
V_{min}	En küçük değerli very
V_R	Normalize edilecek veriler

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 2.1 Türk makam müziğinde diyez ve bemoller **20**
Şekil 2.2 Bir tam ses aralığının dokuz komaya bölünmesi **21**
Şekil 2.3 Tampere sistemine göre tam aralığın koma gösterimi **21**
Şekil 2.4 Türk makam müziği koma değerleri sembol ve oranları **22**
Şekil 2.5 Türk makam müziği perde isimleri ve frekans değerleri **22**
Şekil 2.6 Üçgensel üyelik fonksiyonu **27**
Şekil 2.7 Yamuksal üyelik fonksiyonu **28**
Şekil 2.8 Gauss tipi üyelik fonksiyonu **28**
Şekil 2.9 Sigmoid üyelik fonksiyonu **28**
Şekil 2.10 Sinüs tipi üyelik fonksiyonu **29**
Şekil 2.11 Bulanık çıkarım sistemleri döngüsü **31**
Şekil 2.12 MATLAB fuzzy logic toolbox FIS oluşturma **34**
Şekil 2.13 MATLAB fuzzy logic toolbox giriş ve çıkışların tanımı **35**
Şekil 2.14 MATLAB fuzzy logic toolbox kural oluşturma **35**
Şekil 2.15 MATLAB fuzzy logic toolbox görselleştirme **36**
Şekil 2.16 Biyolojik Sinir Hücresi **42**
Şekil 2.17 YSA'nın yapısı **45**
Şekil 2.18 Doğrusal fonksiyon grafiği **46**
Şekil 2.19 Sigmoid fonksiyon grafiği **47**
Şekil 2.20 Tanjant hiperbolik fonksiyon grafiği **47**
Şekil 2.21 ReLU fonksiyon grafiği **48**
Şekil 2.22 Yapay sinir hücresi **48**
Şekil 3.1 İki girdi bir çıktıdan oluşan bulanık model **58**
Şekil 3.2 Dinamik seviye girdi değişkene ait yamuksal üyelik fonksiyonları **59**
Şekil 3.3 Perde girdi değişkene ait yamuksal üyelik fonksiyonları **61**
Şekil 3.4 Kalite değerlendirme çıktı değişkene ait yamuksal üyelik fonksiyonları **63**
Şekil 3.5 MATLAB toolbox bulanık kural tablosu **65**
Şekil 3.6 MATLAB toolbox' ta bulanık kurallar **67**
Şekil 3.7 Durulaştırma yöntemlerinin test değerlerine göre karşılaştırılması **69**

Şekil 3.8 Perde ve dinamik seviye girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kalite değerlendirmesini veren yüzey grafiği **69**
Şekil 3.9 Durulaştırma yöntemlerinin test bazında değişimi **71**
Şekil 3.10 Durulaştırma yöntemleri ve test değerleri ısı haritası **71**
Şekil 3.11 Müzikal olay bulanık model **72**
Şekil 3.12 Perde değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları **73**
Şekil 3.13 Ses şiddeti değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları **75**
Şekil 3.14 Zaman değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları **76**
Şekil 3.15 Kalite değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları **78**
Şekil 3.16 Müzikal olay kural görüntüleyici **83**
Şekil 3.17 Müzikal olay kalite-üyelik derecesi vurgu grafiği **84**
Şekil 3.18 Tüm test değerlerinin durulaştırma yöntemleri sütun grafiği **86**
Şekil 3.19 Durulaştırma yöntemleri test sonuçları çizgi grafiği **87**
Şekil 3.20 Durulaştırma yöntemi centroidi kullanarak perde ve ses şiddeti girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kaliteyi veren yüzey grafiği **87**
Şekil 3.21 Durulaştırma yöntemi cetroid kullanılarak zaman ve perde girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kaliteyi veren yüzey grafiği **88**
Şekil 3.22 Durulaştırma yöntemi cetroid kullanılarak zaman ve ses şiddeti girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kaliteyi veren yüzey grafiği **88**
Şekil 4.1 $\boldsymbol{d_{karar}}$ ve $\boldsymbol{d_{g\text{üç}l\text{ü}}}$ değişkenlerinin makamlara göre dağılım grafikleri **93**
Şekil 4.2 $\boldsymbol{d_{karar}}$ ve $\boldsymbol{d_{g\text{üç}l\text{ü}}}$ değerlerinin makamlara göre kutu grafiği **94**
Şekil 4.3 $\boldsymbol{d_{karar}}$ ve $\boldsymbol{d_{g\text{üç}l\text{ü}}}$ değerlerinin makamlara göre bar grafiği **95**
Şekil 4.4 $\boldsymbol{d_{karar}}$ ve $\boldsymbol{d_{g\text{üç}l\text{ü}}}$ değerlerinin makamlara göre standart sapmaları **96**
Şekil 4.5 Workspace' ye verilerin eklenmesi **104**
Şekil 4.6 Model özetinin ekran görüntüsü **104**
Şekil 4.7 Modelin YSA mimarisi **105**
Şekil 4.8 Gradient, mu ve validation değerlerinin eğitim sürecindeki davranışları **108**
Şekil 4.9 MSE'nin 15 epoch için performans değerleri **109**
Şekil 4.10 Hedef çıktıların hata histogram grafikleri **110**
Şekil 4.11 Regresyon grafikleri (R değerleri) **112**
Şekil 4.12 Gradient, mu ve validation değerlerinin eğitim sürecindeki davranışları **117**
Şekil 4.13 MSE'nin 12 epoch için performans değerleri **118**
Şekil 4.14 Hedef çıktıların hata histogram grafikleri **118**
Şekil 4.15 Regresyon grafikleri (R değerleri) **119**
Şekil 4.16 Gradient, mu ve validation değerlerinin eğitim sürecindeki davranışları **124**

Şekil 4.17 MSE'nin 8 epoch için performans değerleri **124**
Şekil 4.18 Hedef çıktıların hata histogram grafikleri **125**
Şekil 4.19 Regresyon grafikleri (R değerleri) **125**
Şekil 4.20 Ağın eğitilmesi sonucunda oluşan hata grafiği **128**
Şekil 4.21 Ağın test edilmesi sonucu oluşan hata grafiği **129**
Şekil 4.22 Eğitim verisi çıktısı **129**
Şekil 4.23 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonları tipi **130**
Şekil 4.24 ANFIS ile oluşturulmuş ağ yapısı **130**
Şekil 4.25 Girdi ve çıktı değerleri kural görüntüsü **131**
Şekil 4.26 Girdi ve çıktı değerleri kural görüntüsü **131**
Şekil 4.27 Girdi ve çıktı değerleri kural görüntüsü **132**
Şekil 4.28 İki girdi ve tek çıktıdan oluşan yüzey grafiği **132**
Şekil 4.29 Eğitim hatası **134**
Şekil 4.30 Test verileri ve bulanık sistem çıktısı **134**
Şekil 4.31 Test verileri ve bulanık sistem çıktısı **135**
Şekil 4.32 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonları tipi **135**
Şekil 4.33 ANFIS ile oluşturulmuş ağ yapısı **136**
Şekil 4.34 İki girdi ve tek çıktıdan oluşan yüzey grafiği **136**
Şekil 4.35 m34Test$\boldsymbol{R^2}$ test grafiği **137**
Şekil 4.36 m33Test$\boldsymbol{R^2}$ test grafiği **137**

TABLO LİSTESİ

Tablo 2.1 Dinamik işaretlerin sembol ve anlamları **19**
Tablo 2.2 Klasik mantık bulanık mantık karşılaştırması **26**
Tablo 2.3 Klasik küme bulanık küme karşılaştırması **26**
Tablo 2.4 Dilsel değişkenler ve üyelik fonksiyon türleri **30**
Tablo 2.5 Mamdani ve Sugeno bulanık sistemleri karşılaştırması **32**
Tablo 2.6 Biyolojik sinir ağı ile YSA arasında temel farklar ve benzerlikler **49**
Tablo 2.7 ANFIS'in MATLAB ile uygulanması **57**
Tablo 3.1 "Dinamik seviye" için kodlanmış dilbilimsel terimler **59**
Tablo 3.2 "Perde" için kodlanmış dilbilimsel terimler **60**
Tablo 3.3 Çıktı için kodlanmış dilbilimsel terimler **62**
Tablo 3.4 Bulanık kural tabanı oluşturma **64**
Tablo 3.5 Durulaştırma yöntemleri test değerleri **68**
Tablo 3.6 "Perde" için kodlanmış dilbilimsel terimler **72**
Tablo 3.7 "Ses Şiddeti" için kodlanmış dilbilimsel terimler **74**
Tablo 3.8 "Zamanlama" için kodlanmış dilbilimsel terimler **76**
Tablo 3.9 "Çıktı" için kodlanmış dilbilimsel terimler **77**
Tablo 3.10 Müzikal olay kural tablosu **79**
Tablo 3.11 Durulaştırma yöntemleri test değerleri **84**
Tablo 4.1 Karar ve güçlü perdelerine uzaklıkların yorumlanması **90**
Tablo 4.2 Karar ve güçlü perdeleri frekans değerleri **91**
Tablo 4.3 Makamların rakamsal gösterimi **92**
Tablo 4.4 Betimleyici istatistik tablosu **92**
Tablo 4.5 Training progress verileri **105**
Tablo 4.6 Training results verileri **106**
Tablo 4.7 Tüm aşamaların MSE ve R değerleri **107**
Tablo 4.8 Korelasyon katsayıları **108**
Tablo 4.9 Modelin nöron sayılarına göre MSE, R ve All_R değerleri karşılaştırması **113**
Tablo 4.10 Training progress verileri **114**

Tablo 4.11 Training results verileri **115**
Tablo 4.12 Model A ile Model B'nin karşılaştırılması **121**
Tablo 4.13 Kriterlere göre en iyi model **122**
Tablo 4.14 Normalize edilmiş değerler tablosu **123**
Tablo 4.15 Modellerin normalleştirme öncesi ve sonrası değerleri **123**
Tablo 4.16 %70 eğitim %30 test veri ayırımıyla RMSE değerleri **127**
Tablo 4.17 %80 eğitim %20 test veri ayırımıyla RMSE değerleri **133**
Tablo 4.18 ANFİS sonuçları **137**
Tablo 4.19 ANFİS test değerleri için hata değerlendirme tablosu **138**
Tablo 4.20 YSA modeller için hata değerlendirme tablosu **139**
Tablo 4.21 ANFİS modeller için hata değerlendirme tablosu **139**
Tablo 4.22 YSA modeller ve ANFIS model karşılaştırma tablosu **140**

ÖZET

Müziğin Bulanık Mantıkta Uygulamaları

Yusuf YEŞİLYURT

Matematik Anabilim Dalı

Matematik Programı

Yüksek Lisans Tezi

Danışman: Doç. Dr. Serkan ONAR

Eş-Danışman: Prof. Dr. Arda EDEN

Bu çalışmada, müzikte belirsizlik içeren unsurların daha anlaşılır ve sistematik biçimde analiz edilmesine olanak tanıyan bulanık mantık temelli yöntemlerin uygulanabilirliği araştırılmıştır. Araştırmanın temel amacı, özellikle Türk makam müziği bağlamında, müzikal yapının nicel olarak yorumlanmasını sağlamak ve sezgisel temelli kararların yerini alabilecek güvenilir modeller geliştirmektir. Bu doğrultuda, perde (frekans), ses şiddeti ve zaman olmak üzere üç girdi değişkeni ile kaliteyi temsil eden bir çıktı değişkeni tanımlanarak MATLAB ortamında bulanık mantık sistemi tasarlanmıştır. Kullanılan veri seti, geleneksel Türk müziğine ait eserlerden elde edilen örneklerden oluşturulmuştur. Veriler, karar ve güçlü perdelerle frekans uzaklıkları temel alınarak makam ve seyir tespitine yönelik olarak analiz edilmiştir. Çalışmada üç farklı yöntem karşılaştırmalı olarak kullanılmıştır: SPSS ortamında yürütülen istatistiksel analizler, yapay sinir ağları (YSA) ve adaptif bulanık çıkarım sistemi (ANFIS). Yapılan modellemeler sonucunda, doğru sınıflandırma ve tahminlemede yüksek başarı oranları elde edilmiş; böylece geliştirilen yöntemlerin hem teorik hem de pratik düzeyde müzik

analizinde uygulanabilir olduğu ortaya konmuştur. Bu sonuçlar, müzikal yapıları nicel verilerle yorumlamaya yönelik çalışmalara önemli katkılar sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Türk makam müziği, bulanık mantık, müzikal analiz, yapay sinir ağları, uyarlanabilir bulanık çıkarım sistemleri.

ABSTRACT

Applications of Music in Fuzzy Logic

Yusuf YEŞİLYURT

Department of Mathematic

Master of Science Thesis

Supervisor: Doç. Dr. Serkan ONAR

Co-supervisor: Prof. Dr. Arda EDEN

This study explores the applicability of fuzzy logic-based methods to address ambiguities in music analysis and offer a more comprehensible and systematic approach. The primary objective is to enable the quantitative interpretation of musical structures—particularly within the context of Turkish makam music—and to develop reliable models that can replace intuition-based decision-making processes. For this purpose, a fuzzy logic system was designed in MATLAB using three input variables—pitch (frequency), loudness, and timing—and one output variable representing musical quality. The dataset was derived from selected samples of traditional Turkish music. Based on the distances from tonic and dominant pitches in terms of frequency, the system was used to identify the makam and melodic progression (seyir) of the compositions. Three different approaches were employed for comparative analysis: statistical analysis using SPSS, artificial neural networks (ANN), and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). The modeling results demonstrated a high level of accuracy in prediction and classification, thereby confirming the practical applicability of the proposed methods in musical analysis. These findings contribute significantly to data-driven approaches in interpreting musical structures.

Keywords: Turkish makam music, fuzzy logic, musical analysis, artificial neural networks, adaptive neural fuzzy inference system.

1
GİRİŞ

1.1 Müziğin Tarihsel Gelişimi

Müzik, insanlığın ortak ifade biçimlerinden biri olarak tarih boyunca kültürlerin hem biçimlenmesine hem de aktarılmasına katkıda bulunmuştur. Toplumların dünya görüşleri, dini inançları, ekonomik yapıları ve siyasi sistemleri müzikal üretimi doğrudan etkilemiştir [1]. Batı müziğinin tarihsel gelişiminden ve Türk müziğiyle eş zamanlı olarak karşılaştırmalı biçimde; ortak yönler, ayrışmalar ve karşılıklı etkileşimlerinden kısaca bahsedelim.

Batı müzik tarihi üzerine yapılan çalışmalar genellikle Grek kökenli temellendirmelerle başlamakta; Orta Çağ, Rönesans, Barok, Klasik, Romantik ve Modern dönemler üzerinden ilerlemektedir [2]. Türk müzik tarihi ise Şamanik geleneklerden başlayarak, İslamiyet sonrası dönemde saray ve tekke müzikleriyle çeşitlenmiş, 20. yüzyılda çok sesli Batı etkili bestecilikle yeni bir yön kazanmıştır [3]. Bu iki geleneğin karşılaştırmalı incelenmesi, müzik tarihinin evrensel dinamiklerini görmemizi sağlar.

Batı müziğinde ilkel dönem ritüelistik biçimde doğaya yönelik korku ve saygı ekseninde şekillenmiştir. Lir ve aulos gibi çalgılar Antik Yunan'da hem estetik hem felsefi anlamlar taşır [2]. Türk kültüründe kopuz, destan anlatımı ve Şaman ayinleri belirleyicidir [3].

Orta çağda Batı'da müzik kilise merkezlidir. Gregorian ilahiler ve organum gibi türler ruhban sınıfınca icra edilirken, Türk müziğinde tekke müzikleri ve tasavvufî ayinler (ör. Mevlevî ayinleri) görülmektedir. Bu dönemde her iki müzik türü de metafizik odaklıdır [1].

Rönesans, sekülerleşme ve bireyselliğin artmasıyla müziğin daha çok halk ve saray çevresine yönelmesini sağlamıştır. Aynı dönemde Osmanlı sarayında klasik formlar gelişmiş, peşrev ve semai gibi yapılar olgunlaşmıştır. Barok dönemde Batı'da opera ve konçerto gibi dramatik türler gelişirken, Türk müziği makam sistemini derinleştirmiştir [1].

Batı'da Aydınlanma düşüncesiyle müzik, evrensel ve düzenli form arayışına yönelmiştir. Mozart ve Beethoven bu dönemin sembolleridir. Türk müziğinde bu yıllar, klasikleşmenin son evresidir. III. Selim'in besteleri, bu dönemin sanatsal zenginliğini yansıtır. Romantizmle birlikte hem Batı'da hem Türkiye'de bireysel duygular ön plana çıkmıştır [3].

20. yüzyıldan günümüze kadar olan bölüme baktığımızda Batı'da atonalite, caz, elektronik müzik gibi yeni yönelimler doğarken, Türk müziği Batı etkili çok sesli müzikle tanışmış, Saygun, Erkin gibi besteciler gelenek ile modernliği birleştirmiştir. Aynı zamanda halk müziği ile popüler müzik arasında melezleşmeler gözlenmiştir [1].

Batı ve Türk müziği farklı kültürel bağlamlardan beslenmelerine rağmen birçok ortak evrimsel süreç paylaşmaktadır. Her iki gelenek de tarih boyunca hem dini hem de seküler işlevler üstlenmiş, teknik ve teorik düzeyde olgunlaşmıştır.

1.2 Müzik ve Matematik

Müzik ve matematik, insanlık tarihinin en eski ve en derinlemesine ilişkilendirilen iki alanıdır. Bu iki disiplini birbirinden ayırmak, onları bağımsız olarak ele almak oldukça zordur çünkü her ikisi de soyut düşünme, düzen ve armoni gibi benzer temel prensiplere dayanır. Antik Yunan'da Pythagoras'ın müzikle ilgili yaptığı keşifler, bu iki alanın kesişim noktasının ilk örneklerinden biridir. Pythagoras, müzik notalarının frekanslarının matematiksel oranlarla yakından ilişkili olduğunu gözlemleyerek, bu keşfi müzik teorisinin temellerine atılmış bir adım olarak kabul etmiştir. Bu keşif, müziksel yapıları anlamak için matematiksel yöntemlerin kullanılabileceği fikrini doğurmuş ve bu anlayış, o günden günümüze kadar süre gelen bir bilimsel yaklaşımın temellerini atmıştır. Müzik ve matematik arasındaki ilşki, sadece tarihsel bir geçmişe dayanmamakla birlikte, günümüz sanat ve bilim dünyasında da önemli bir yer tutmaktadır.

Matematiksel bakış açısı, müziği sadece estetik bir deneyim olarak değil, aynı zamanda içsel bir düzen ve yapının sonucu olarak da anlamamıza olanak tanır. Matematiksel teori ve yöntemler, müziğin ritmik, melodik ve armonik yapılarının analiz edilmesine olanak verir. Bu da müziğin hem teorik hem de pratik yönlerini anlamada önemli bir araç haline gelir. Müzikal formların ve yapıların matematiksel olarak modellenmesi, müzik teorisinin daha nesnel bir şekilde anlaşılmasına yardımcı olurken, aynı zamanda yeni müzikal formların yaratılması için de bir temel sağlamaktadır. Müzikal öğeler arasındaki ilişkiler, matematiksel modellerle açıklanarak daha sistematik ve kesin bir şekilde ifade edilebilir. Bu doğrultuda, müzikteki ritmik yapılar, armonik ilişkiler ve melodik diziler, farklı matematiksel disiplinler kullanılarak daha iyi analiz edilebilir ve anlaşılabilir.

Matematiğin müzikle birleşimi, sadece teorik bir bağlamda değil, aynı zamanda dijital müzik üretiminde de önemli bir yer tutmaktadır. Fourier analizi gibi matematiksel araçlar, ses dalgalarının yapısını çözümlemek ve müziksel yapıların bileşenlerini belirlemek için yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Bu tür matematiksel araçlar, müzik parçalarını daha derinlemesine incelememize olanak tanırken, aynı zamanda müziğin üretim süreçlerine matematiksel bir çerçeve sunmaktadır. Bu bağlamda, müzik ve matematik arasındaki ilişki, yaratıcı bir süreç olarak müziği sadece duyusal bir deneyim değil, aynı zamanda analitik bir çözümleme nesnesi olarak da ele almamıza imkan sağlamaktadır. Bu disiplinler arası etkileşim, müziğin yapısal özelliklerinin daha anlaşılır ve hesaplanabilir hale gelmesini sağlar.

Müzik teorisinin temel bileşenleri olan ritim, melodi ve armoni gibi öğeler, matematiksel bir bakış açısıyla daha iyi anlaşılabilir. Müzikal yapıları analiz etmek için kullanılan matematiksel araçlar, müziğin soyut yönlerini anlamamıza yardımcı olmaktadır. Berlekamp ve Mac Lane [4], [5], müzikteki akorlar ve melodilerin, grup teorisi gibi soyut matematiksel yapılarla açıklanabileceğini savunmuş ve bu görüş, müziğin matematiksel bir bakış açısıyla incelenmesine olanak sağlamıştır. Müzik teorisinin daha geniş bir matematiksel çerçevede ele alınması, müziğin yapısal özelliklerinin daha sistematik bir şekilde incelenmesine olanak tanımaktadır.

Ritim, müzik ve matematik ilişkisini derinleştiren bir diğer önemli alan olarak karşımıza çıkmaktadır. Miller ve Hevner [6], müzikteki ritmik yapıların zamanla nasıl düzenlendiğini ve bu düzenin matematiksel bir bakış açısıyla nasıl modellenebileceğini ele almışlardır. Bu tür yaklaşımlar, müziksel ritimleri anlamak için matematiksel araçların nasıl kullanılabileceğini gösterirken, müzikteki zaman ilişkilerinin de matematiksel modellerle açıklanabileceğini ortaya koymaktadır. Zbikowski [7], ritmik yapılar ile matematiksel kavramlar arasındaki ilişkiyi, müziksel anlamın oluşumunda önemli bir yer tutan bir etkileşim olarak değerlendirmiştir.

Dijital müzik teknolojilerinin gelişmesiyle birlikte, müzik ve matematik arasındaki etkileşim daha da derinleşmiştir. Fourier analizi gibi matematiksel yöntemler, ses dalgalarını analiz etme ve müziksel yapıların bileşenlerini belirleme açısından önemli bir araç haline gelmiştir. Fourier analizi, bir müzik parçasının yapısını, frekans bileşenlerine ayırarak incelememize olanak sağlar. Ruzhansky ve Turunen [8], Fourier analizinin müziksel yapıları analiz etmekte nasıl bir araç olarak kullanılabileceğini tartışmış ve bu yöntemlerin müzik teorisindeki yerini açıklamıştır. Bu tür matematiksel araçlar, müziği daha derinlemesine anlamamıza ve müzikal yapıları daha kesin bir şekilde modellememize yardımcı olmaktadır.

Algoritmaların müzik besteleme sürecine dahil edilmesi, müzikte matematiksel düşüncenin daha da gelişmesini sağlamıştır. Wilson [9], algoritmaların müzik besteleme sürecine dahil edilmesinin, yaratıcı süreci dönüştürerek, yeni türlerin ortaya çıkmasına olanak tanıdığını savunmuştur. Algoritmik kompozisyon, matematiksel ve bilgisayar bilimlerinin müzik üretimiyle birleştiği bir alan olarak, müzikte yeni yaratıcı süreçlerin keşfedilmesine olanak tanımaktadır. Pope [10], dijital müzik üretiminde kullanılan matematiksel modellemelerin, müzik yaratım sürecini dönüştürdüğünü vurgulamış ve bu sürecin dijital teknolojilerle nasıl bir evrim geçirdiğine dair önemli veriler sunmuştur.

Müzikal yapıların matematiksel olarak modellenmesi, müzik teorisinin daha derinlemesine anlaşılmasına olanak sağlamaktadır. Lerdahl ve Jackendoff [11], müzik teorisinin matematiksel bir çerçevede ele alınmasının, müziğin yapısal ilişkilerini anlamada kritik bir rol oynadığını belirtmişlerdir. Onlar, müzikteki tonlar ve akorlar arasındaki ilişkileri açıklamak için matematiksel modellerin kullanılmasının, müziksel anlamı daha objektif bir şekilde analiz etmemize imkan

tanıdığını savunmuşlardır. Tymoczko [12], müziksel armonilerin ve melodik yapıların matematiksel analizine dair daha fazla çalışma yapılması gerektiğini vurgulamış ve bu tür analizlerin müzik teorisini daha da ileriye taşıyacağını öne sürmüştür.

Müzik ve matematik arasındaki ilişki, yalnızca müziğin yapısal özelliklerini anlamakla kalmaz, aynı zamanda müziksel yaratıcılığı da teşvik eder. Huron [13], müzik dinleyicilerinin müzikal öğeleri nasıl algıladığını ve bu algının matematiksel modellerle nasıl açıklanabileceğini incelemiştir. Bu alandaki çalışmalar, müziksel yapıları anlamak için kullanılan matematiksel teorilerin, müziksel anlamı ve algıyı şekillendiren bir faktör olduğunu göstermektedir. Lewin [14], müzik teorisinde matematiksel araçların kullanımının, müziksel yapıları daha anlaşılır kıldığını ve dinleyici algısını etkilemekte büyük bir rol oynadığını belirtmiştir.

Bu bağlamda, müzik ve matematik arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmalar, bu iki alanın daha derinlemesine entegrasyonuna olanak sağlamaktadır. Cohn [15], müziksel formların matematiksel bir dilde ifade edilmesinin, müzik teorisinin anlaşılmasını kolaylaştıracağını ve müziğin yapısal temellerini ortaya koyacağını savunmuştur. Boehlen ve Sürmeli [16], algoritmik kompozisyonun müzikteki matematiksel dönüşümünü inceleyerek, müzikteki yaratıcı süreçlerin matematiksel modelleme yoluyla nasıl geliştirilebileceğine dair önemli bulgular sunmuşlardır.

Müzik ve matematik arasındaki bu ilişkiyi daha iyi anlayabilmek için akustik müzik aletlerinin harmonik yapılarının da matematiksel bir bakış açısıyla incelenmesi gerekmektedir. Rossing [17], akustik müzik aletlerinin ses üretiminde kullanılan matematiksel yöntemleri inceleyerek, müziğin ve matematiğin bu alandaki etkileşimini detaylı bir şekilde ele almıştır. Ayrıca, van der Meer ve van der Heijden [18], müzik teorisi ile matematiğin birleştiği noktada, müzikal dizilerin matematiksel analizine dair önemli veriler sunmuşlardır.

Müzik ve matematik arasındaki ilişki, sadece müziksel yapıları anlamakla kalmayıp, aynı zamanda müzik üretiminde yeni yöntemlerin ve yaratıcı süreçlerin geliştirilmesine olanak tanımaktadır. Bu alandaki çalışmalar, müzik teorisinin ve dijital müzik üretiminin daha derinlemesine incelenmesini teşvik etmekte ve

müziksel düşüncenin matematiksel bir çerçevede şekillendirilmesine katkı sağlamaktadır.

1.3 Bulanık Mantık Kavramı

Bulanık mantık, 1965 yılında Zadeh tarafından ortaya atılan ve klasik mantık sistemlerinden farklı olarak, doğruluk değerlerini sadece "doğru" (1) veya "yanlış" (0) ile sınırlı tutmayan, daha esnek bir mantık yapısıdır. Bu mantık sistemi, özellikle belirsizlik, belirsiz tanımlar ve çoklu olasılıkların söz konusu olduğu durumlar için idealdir. Klasik mantıkta bir öğe ya doğru ya da yanlıştır, ancak bulanık mantıkta öğelerin doğruluk değeri bir aralıkta yer alabilir. Bu aralık genellikle (0, 1) arasında değişen, tam doğruluk ve tam yanlışlık arasında bir yığın doğruluk derecesine sahip olan bir değer setiyle temsil edilir. Bulanık mantığın temel amacı, daha gerçekçi bir modelleme sağlayarak, karmaşık ve belirsiz sistemleri daha doğru bir şekilde analiz edebilmek, özellikle belirsizliklerin ve çoklu değişkenlerin yer aldığı alanlarda etkin bir çözüm sunmaktır.

Bulanık mantığın uygulamaları çok geniştir. Yapay zeka, kontrol sistemleri, karar destek sistemleri, robotik ve mühendislik gibi birçok alanda kullanımı yaygındır. Özellikle karar verme süreçlerinde, insan beyninin belirsizliklere karşı duyarlı kararlar alırken kullandığı mantıksal sistemlerin modellenmesi için bulanık mantık önemli bir araçtır. Bu alanda yapılan çalışmalar, bulanık mantığın insan zekasına daha yakın bir çözüm sunduğunu ve klasik mantığa kıyasla daha doğal ve esnek bir çözüm önerdiğini ortaya koymuştur.

Bulanık mantık, ilk olarak Zadeh tarafından matematiksel bir çerçeve olarak tanıtılmasının ardından hızla geniş bir uygulama yelpazesinde yer bulmuştur. Zadeh'in [19] önerdiği bulanık kümeler ve bulanık mantık teorisi, çok sayıda alanda karar destek sistemlerinin geliştirilmesinde temel taş olmuştur. Zadeh [20] ve Zadeh ve Kacprzyk [21], bulanık mantık ve bulanık küme teorisinin teorik temellerini geliştirerek bu teorilerin uygulama alanlarını genişletmişlerdir. Ayrıca, Chen ve Hwang [22], bulanık mantığın karar verme süreçlerinde nasıl işlediği ve sistemlerin belirsizliklere karşı nasıl daha dayanıklı hale getirilebileceği üzerine çalışmalar yapmışlardır.

Bulanık mantık, mühendislik uygulamaları gibi teknik alanlarda kullanıldığı gibi, ekonomi, tıp, psikoloji gibi sosyal bilimlerde de önemli bir yere sahiptir. Kosko [23], bulanık mantığın özellikle kontrol sistemlerinde ve optimizasyon süreçlerinde etkili bir çözüm sunduğunu göstermiştir. Öte yandan, Yager ve Dong [24], [25], bulanık mantıkla yapılan karar destek sistemlerinin daha güvenilir ve esnek hale geldiğini belirterek bu alandaki gelişmeleri incelemişlerdir.

Müzik teorisi ve teknolojisinde bulanık mantık uygulamaları ise daha yeni bir araştırma alanıdır. Müzik ve bulanık mantık arasındaki ilişkiyi inceleyen çalışmalar, müziğin soyut ve belirsiz yapısının bulanık mantık ile modellenebileceğini göstermektedir. Öğrenciler ve profesyoneller arasında müzik teorisini öğrenme, müzik besteleme ve müzik analizi süreçlerinde bulanık mantığın katkıları giderek artmaktadır. Deleuze ve Guattari'nin [26] müziksel yapıları ve ritmik düzenlemeleri bulanık mantıkla modelleme fikri, bu alandaki ilk önemli yaklaşımlardan biridir.

1.4 Müzik ve Bulanık Mantık İlişkisi

Müzik, tanımlanması ve kategorize edilmesi zor olan soyut bir sanat dalıdır. Ritm, melodi, armoni, ton ve tempo gibi müziksel öğeler, her zaman kesin ve belirli kurallarla ifade edilemeyebilir. Birçok müzikal ifade, farklı yorumlara açık ve değişken olabilir. Bu belirsizlik, müzikte klasik mantık ile yapılacak bir analizde zorluklar yaratabilir. Bu nedenle, müzik ile ilgili yapılan analizlerde bulanık mantık kullanmak, müziğin dinamik ve esnek doğasına daha uygun bir çözüm sunar.

Bulanık mantık, müzik teorisindeki belirsizlikleri daha iyi modelleyebilme kapasitesine sahiptir. Örneğin, bir melodi veya armoni, belirli bir ton aralığında olabilir, ancak bu ton belirli bir nota veya ses frekansına tam olarak karşılık gelmeyebilir. Bu durumda, müzikle ilgili doğru ya da yanlış yerine, belirli bir doğruluk derecesi veya yakınlık söz konusu olur. Bu doğrultuda, bulanık mantık, müziksel öğelerin değerlendirilmesinde bir ara değer seti sunar ve müziğin soyut özelliklerini matematiksel bir çerçeveyle incelememizi sağlar.

Bulanık mantık, müzik besteleme ve müzik analizi gibi alanlarda da etkili bir araçtır. Özellikle algoritmik kompozisyon ve müzik üretimi gibi dijital müzik teknolojilerinde, bulanık mantık kullanılarak müzikteki belirsizlikler modelleştirilebilir ve daha esnek ve yaratıcı süreçler elde edilebilir. Örneğin, bir müzik parçası üzerinde yapılacak bir düzenleme veya armonik değişiklik, klasik mantıkla tanımlanması zor olan birçok değişkeni içerir. Bu noktada, bulanık mantık, belirli bir armoni veya melodinin ne kadar "uyumlu" veya "doğru" olduğunu belirlemek yerine, bu öğelerin bir doğruluk aralığında değerlendirilebilmesine olanak tanır.

1.4.1 Müzikte Bulanık Mantık Uygulamaları ve Önemi

Müzik ve bulanık mantık arasındaki etkileşimin en önemli faydalarından biri, müzikal yaratıcı süreçlerin daha esnek bir şekilde modellenmesidir. Müzik besteleme ve düzenleme süreçlerinde, müzikal öğeler ve onların kombinasyonları belirli bir doğruluk derecesiyle ifade edilebilir. Örneğin, bir melodinin "doğru" veya "yanlış" olmasından ziyade, belirli bir melodinin ne kadar uyumlu olduğu veya belirli bir ritmin ne kadar "doğru" olduğu bir bulanık değerle ifade edilebilir. Bu, müzikal bir yaratıcı sürecin daha geniş bir perspektiften ele alınmasını sağlar.

Bulanık mantık, aynı zamanda müzik teorisinin daha derinlemesine anlaşılmasına katkı sağlar. Müzikal öğeler arasındaki ilişkilerin ve yapısal özelliklerin bulanık mantıkla modellenmesi, müzik teorisinin kesin kurallara dayalı yapısını aşarak, daha esnek ve bireysel bir anlayışın gelişmesine olanak tanır. Bu da müziksel ifadeyi ve yaratıcılığı daha özgür kılabilir.

Bunun yanı sıra, müzik ve bulanık mantık uygulamaları, özellikle eğitim alanında da önemli bir yer tutmaktadır. Öğrencilerin müzik teorisini öğrenme sürecinde, müziksel kavramların ve öğelerin belirsizliğini anlamalarına yardımcı olabilir. Örneğin, bir müzik parçasında kullanılan ritmik yapılar veya melodik diziler, bulanık mantıkla öğretilerek, öğrencilerin müziği daha dinamik ve esnek bir şekilde kavramalarına imkan tanıyabilir.

Sonuç olarak, müzik ile bulanık mantık arasındaki ilişki, müzik teorisinin daha esnek ve özgür bir şekilde ele alınmasına olanak tanırken, aynı zamanda müziksel yaratıcılığın daha geniş bir perspektiften keşfedilmesine katkı sağlamaktadır. Bu

alanda yapılan araştırmalar, müziği daha sistematik ve esnek bir çerçeveye oturtarak, müzikal düşüncenin ve anlayışın evriminde önemli bir rol oynamaktadır.

1.4.2 Müzikte Bulanık Mantık Literatür Çalışması

Müzik, insan duygularını ifade etmek ve bilişsel süreçleri şekillendirmek açısından önemli bir sanat dalıdır. Geleneksel müzik teorisi, genellikle katı kurallar ve yapıların üzerine inşa edilse de, müzik doğası gereği belirsizlik ve esneklik içeren bir sanat formudur. Bu esneklik, müzik analizinde ve sınıflandırılmasında alternatif yaklaşımların geliştirilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda, bulanık mantık (fuzzy logic) teknikleri, müzik teorisi ve uygulamalarında etkili bir yöntem olarak öne çıkmaktadır. Elsea [27], Liu, Wan ve Wang [28], ve Kostek [29] gibi araştırmacılar, müzikte bulanık mantığın kullanımının önemli katkılar sağladığını belirtmişlerdir.

Bulanık mantık, kesin sınıflamalardan ziyade, dereceli ve esnek değerlendirmeler yapmaya olanak tanıyan bir sistemdir. Bu özellik, müzik analizlerinde ve ses ayrıştırma süreçlerinde etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Trama [30], Liu, Wan ve Wang [28] tarafından yapılan çalışmalar, müzik karar mekanizmalarında ve ses işleme süreçlerinde bulanık mantığın etkin kullanımını göstermektedir. Ayrıca, müzik teorisi ve ses işleme süreçlerinde matematiksel mantık kullanımı, müziğin anlamlandırılmasında önemli bir rol oynamaktadır [31].

Müzikal bilgi erişimi ve ritim desenlerinin tanınmasında da bulanık mantık önemli bir yer tutmaktadır. "Computing with words" konsepti ile müzikal bilgi erişimi sistemleri geliştirilmekte [31] ve nöral-bulanık sistemler, müzikal ritim desenlerinin tanınmasında etkin bir biçimde kullanılmaktadır [32]. Bununla birlikte, bulanık mantık, besteleme süreçlerine ve ses sentezine entegre edilerek müzik üretiminde yaratıcı yaklaşımlar sunmaktadır [33], [34], [35].

Müzik ve duygular arasındaki ilişkiyi analiz etmek için de bulanık mantık yöntemleri kullanılmaktadır. Duygu hesaplamaları ve müzik duygularının sınıflandırılması üzerine yapılan araştırmalar, bu yöntemin duygusal analiz süreçlerine nasıl entegre edilebileceğini ortaya koymaktadır [36], [37], [38]. Ayrıca, konuşma ve müzik sınıflandırması gibi alanlarda da bulanık mantığın etkin sonuçlar sunduğu gösterilmektedir [39].

Bulanık mantığın müzik teorisine uygulanması, geleneksel müzik yaklaşımlarına alternatif modeller sunmaktadır. Örneğin, nota-karşı-nota kontrpuana yönelik bulanık mantık tabanlı analizler, müzikal yapıların daha esnek biçimde modellenmesine imkan tanımaktadır [40]. Ayrıca, koro düzenlemeleri ve çok sesli müzik analizlerinde bulanık mantık temelli harmonizasyon tekniklerinin kullanıldığı görülmektedir [41], [42].

Bulanık mantık, müzikal karar mekanizmalarında optimizasyon süreçlerinde de önemli bir rol oynamaktadır. Özellikle ses sentezi, kompozisyon kontrolü ve müzik üretimi süreçlerinde yapılan çalışmalar, bulanık mantığın müziğin farklı yönleriyle nasıl entegre olabildiğini göstermektedir [43], [44]. Pitch-class küme teorisinde de bulanık mantık, müzikal bileşenlerin belirli kurallara göre modellenmesini sağlayarak daha esnek analizler yapılmasına olanak tanımaktadır [45]. Bu, geleneksel müzik teorisiyle örtüşmeyen, ancak müziğin doğasına daha uygun olan yeni yaklaşımlar geliştirilmesini sağlamaktadır.

Bulanık mantık temelli müzik etiketleme ve otomatik sınıflandırma alanlarında da etkili çözümler geliştirilmiştir. Özellikle sinir ağı ve bulanık mantık yöntemlerinin karşılaştırıldığı çalışmalar, müzikal bilginin daha verimli işlenmesini mümkün kılmaktadır [46]. Bu tür yaklaşımlar, müzik analizi ve bilgi yönetimi süreçlerine yeni bir bakış açısı kazandırmaktadır.

Bulanık mantık, müzikal üretim süreçlerinde de önemli bir yer tutmaktadır. López-Ortega ve López-Popa [47], müzik parçalarının yapımında bulanık mantık ve uzman sistemleri kullanarak, fraktalların ve bulanık mantığın müzikal bileşenlerin daha yaratıcı ve esnek bir biçimde inşa edilmesine yardımcı olabileceğini öne sürmüşlerdir. Ayrıca, León ve Liern [48], müzikteki akorların ve tonlamaların bulanık mantık tabanlı bir çerçeve ile daha doğru bir şekilde açıklanabileceğini ortaya koymuşlardır. Li, Zhang ve Wang [49], müzik içeriği doğrulama konusunda bulanık sınıflandırma yöntemlerini kullanarak, müzik verilerinin daha güvenli ve doğru bir şekilde yönetilmesini sağlamışlardır.

Rybnik ve Homenda [50], harmonizasyon modellerinde kısmi bulanık bilgi kullanarak, müzikal yapıların daha esnek bir şekilde modellenmesini mümkün kılmışlardır. Al-Shoshan [51], müzik, konuşma ve karışık sinyallerin

sınıflandırılmasında bulanık mantık tekniklerini kullanarak, bu alanlarda daha doğrusal olmayan ilişkilerin anlaşılmasına katkı sağlamıştır.

Bulanık mantık ayrıca müzikal duyguların sınıflandırılması konusunda da etkili bir araçtır. Matiko, Beeby ve Tudor [52], müzik ve duygusal tepkilerin sınıflandırılmasında bulanık mantık tabanlı yöntemlerin kullanımını incelemişlerdir. Kuo, Li, Ho ve Lin [53], bulanık mantık ve adaptif bölünmüş evrimsel genetik algoritmalar kullanarak, duygusal müzik eşlik sistemi geliştirmişlerdir. Kumar, Dutta ve Chakraborty [54], müzikal notalar kullanarak mesajları saklama yönteminde bulanık mantığın kullanımını araştırmışlardır.

Son yıllarda, müzikte bulanık mantığın kullanımı daha da artmıştır. Suiter [55], avant-garde müzik türünde bulanık mantık kullanarak, bu müzik türündeki anlamın daha esnek bir şekilde anlaşılmasına katkı sağlamıştır. Cádiz ve Inostroza [56], bulanık mantık kontrol araçlarını kullanarak, müzik besteleme ve sentez sürecine yaratıcı bir yaklaşım getirmişlerdir. Thörn ve arkadaşları [57], kolaboratif müzik performanslarında anticipasyon süreçlerini bulanık sistemler ile modelleyerek, müzikal etkileşimi daha doğru bir şekilde incelemişlerdir. Ayrıca, Bozapalidou [58], bulanık müzik dillerini inceleyerek, müzikal dilin esnekliğini ve çeşitliliğini bulanık mantık ile modellemiş ve müzikal ifadenin sınırsızlığını vurgulamıştır.

Guliyev ve Memmedova [59], müzik kompozisyonunda karar verme süreçlerinde bulanık mantığın kullanılmasını ele almışlardır. Fermin [60], bulanık mantık araçlarını kullanarak çok kanallı ses miksajında yapay zeka tabanlı çözümler geliştirmiştir. Cádiz [61], müzik yaratma süreçlerinde bulanık mantığın yaratıcı potansiyelini vurgulamış ve bu yaklaşımın müzikal kompozisyon üzerinde önemli bir etkisi olduğunu belirtmiştir.

Ospitia-Medina ve arkadaşları [62], müzikteki duyguları tanımak için bulanık mantık yaklaşımını kullanarak, müzik dinlerken duygusal durumu doğru bir şekilde sınıflandırma süreçlerine katkı sağlamışlardır. Hasanzadeh ve arkadaşları [63], EEG sinyalleri kullanarak müzik dinlerken duygusal durumun sürekli olarak izlenmesi için bulanık paralel kaskad modelini geliştirmişlerdir.

Bulanık mantığın müzik alanındaki uygulamaları, son yıllarda özellikle eğitim ve öğretim süreçlerinde de kendini göstermektedir. Lin ve arkadaşları [64], karaoke şarkı sözlerini kalibre etmek için bulanık Petri ağları kullanarak, müzikal ifadeyi

daha doğru ve akıcı hale getiren akıllı sistemler geliştirmişlerdir. He ve Dong [65], vokal müzik öğretiminde, müzikal performans değerlendirmesini bulanık mantık yaklaşımıyla gerçekleştirerek, müzik öğretim süreçlerini daha etkili hale getirmişlerdir. Chen [66], müzikal karakterlerin akıllı eşleştirilmesi için bulanık mantık tabanlı algoritmalar geliştirmiştir. Wang [67], büyük veri kullanarak kişiselleştirilmiş vokal müzik eğitimi ve psikolojik farkındalık için bir bulanık mantık sistemi önermiştir.

Zeng [68], gömülü sistemler bağlamında vokal müzik performansının değerlendirilmesinde bulanık mantık temelli bir yaklaşım kullanarak, öğretim süreçlerine katkı sağlamıştır. Yang [69], vokal müzik ile üniversite öğrencilerinin sosyal ve duygusal öğrenme üzerindeki etkilerini analiz etmek için bulanık kontrol algoritmalarını kullanmıştır. Ran [70], kişiselleştirilmiş vokal.

1.4.3 Müzik Teorisi ve Bulanık Mantık

Müzik teorisi, müzikal yapıları anlamaya ve analiz etmeye yönelik katı kurallarla şekillenen bir alandır. Ancak müzik, geleneksel teorinin ötesinde daha esnek ve yaratıcı bir yapıya sahiptir. Bu noktada bulanık mantık, müzik teorisinin sınırlamalarını aşan, daha esnek ve dinamik analiz yöntemleri sunmaktadır. Bulanık mantık, müzikal öğelerin keskin sınıflamalardan ziyade, dereceli değerlendirmelere tabi tutulmasına olanak verir. Örneğin, nota-karşı-nota kontrpuanı, müzik yapılarındaki ilişkilerin esnek bir şekilde modellenmesine olanak tanır [40]. Bu, müziğin dinamik doğasıyla uyumlu olan ve daha esnek sonuçlar sağlayan bir analiz tarzıdır.

Ayrıca, pitch-class küme teorisi gibi müzikal yapıların modellenmesinde de bulanık mantık önemli bir rol oynar. Bu teori, belirli kurallara dayalı müzikal analizler sağlar; ancak, bulanık mantık kullanılarak yapılan analizler, geleneksel yaklaşımların ötesinde, müzikal yapıların daha esnek ve özgün bir şekilde incelenmesine olanak tanır [45]. Böylece, müzikal öğelerin belirli kurallara göre değil, daha doğal ve akışkan bir biçimde analiz edilmesi sağlanır.

Bulanık mantığın müzik teorisine katkıları, sadece teorik analizlerle sınırlı kalmaz. Aynı zamanda müzikal akorlar, diziler ve modülasyonlar gibi müzikal bileşenlerin sınıflandırılmasında da etkili çözümler sunar. Fuzzy-set teorisi, müzikal öğelerin

zamanla değişen, belirsiz özelliklerini daha iyi kavrayabilir ve daha anlamlı sınıflandırmalar oluşturabilir.

1.4.4 Ses İşleme ve Bulanık Mantık

Ses işleme, müziğin analizinden sentezine kadar birçok süreçte önemli bir rol oynar. Bulanık mantık, seslerin işlenmesi ve analiz edilmesinde özellikle etkili bir yöntemdir. Ses ayrıştırma ve sınıflandırma süreçlerinde bulanık mantığın kullanılması, sesin çeşitli özelliklerine dair daha hassas bir ayrım yapmayı mümkün kılar. Bu tür işlemler, sesin yüksekliğini, tınısını ve diğer özelliklerini daha esnek bir biçimde değerlendirmeye olanak tanır [30], [71].

Bulanık mantık, aynı zamanda ses sentezi ve ses üretimi alanlarında da yaratıcı çözümler sunar. Örneğin, fuzzy control systems kullanılarak müzikal sesler, istenilen özelliklere sahip olacak şekilde sentezlenebilir. Bu yaklaşım, belirli bir sesin oluşumunda belirsizliklerin varlığını kabul eder ve bu belirsizlikleri müzikal anlamda esneklik sağlayacak şekilde işler. Böylece daha organik ve yaratıcı sesler elde edilebilir [43].

Ayrıca, ses kalitesi optimizasyonu gibi alanlarda da bulanık mantık kullanılarak daha doğru ve verimli sonuçlar elde edilmiştir. Ses işleme algoritmalarında kullanılan nöral-bulanık sistemler, seslerin tanınması, sınıflandırılması ve işlenmesinde önemli ilerlemeler kaydetmiştir [32].

1.4.5 Duygusal Analiz ve Bulanık Mantık

Müzik ile duygular arasındaki ilişkiyi analiz etmek, müziğin içsel yapısını ve anlamını kavrayabilmek adına kritik öneme sahiptir. Bulanık mantık, müzikal duyguların sınıflandırılması ve duygusal analiz yapılmasında güçlü bir araçtır. Bulanık mantık tabanlı duygusal analiz sistemleri, müziklerin belirli duyguları yansıtma kapasitesini değerlendirirken, kesin sınıflandırmalar yerine dereceli analizler sunar [36]. Bu sayede müzik, belirli duygusal yansımaları esnek bir biçimde ifade edebilir.

Duygu sınıflandırma üzerine yapılan araştırmalar, müzikal parçaların içeriği ile insanların duygusal tepkileri arasında güçlü bir bağ kurmaya çalışmaktadır. Bu bağlamda, EEG sinyalleri ile duygusal durumların belirlenmesi üzerine yapılan çalışmalar, bulanık mantık sistemleri ile duyguların daha hassas bir biçimde sınıflandırılmasına olanak tanımaktadır [63]. Ayrıca, fuzzy logic emotion

recognition yöntemleri, müziğin dinleyici üzerindeki etkisini analiz etmede önemli bir yer tutar [62].

Duygusal analizde kullanılan "computing with words" yaklaşımı, müzik ve duygu arasındaki ilişkiyi daha doğal bir şekilde modellemeye olanak sağlar. Müzikal öğelerin duygusal tonları, bulanık mantık ile belirli derecelerde tanımlanarak, daha doğru ve özgün duygusal profiller oluşturulabilir.

1.4.6 Müzik Kompozisyonu ve Bulanık Mantık

Bulanık mantık, müzik kompozisyonu alanında da yaratıcı süreçlerin yönetilmesinde önemli bir yer tutar. Besteleme süreçlerinde bulanık mantık kullanarak daha esnek, organik ve dinamik kompozisyon teknikleri geliştirilmiştir. Özellikle müzik kompozisyonunun karar mekanizmalarında, bulanık mantık tabanlı sistemler, çeşitli müzikal öğelerin (melodi, ritim, armoni vb.) uyumlu bir şekilde birleşmesini sağlar [33].

Bulanık mantık ve yapay zeka, müzik kompozisyonunda birlikte çalışarak, müzikal parçaların dinamik ve duygusal yönlerini daha hassas bir biçimde oluşturur. Bu süreçte, sistemler müzikal motifler ve temalar geliştirirken, insanın yaratıcılığını destekleyen ancak belirli kurallara bağlı olmayan özgün çözümler ortaya koyar [60]. Örneğin, mood-based music composition gibi yaklaşımlar, duygusal durumu göz önünde bulundurarak müzik oluşturulmasını mümkün kılar [72].

Ayrıca, fuzzy logic-based composition systems, bestecilere daha özgür bir ifade alanı sunar, böylece daha dinamik ve çok boyutlu müzik eserleri yaratılabilir. Bu sistemler, bestecinin belirlediği çeşitli parametreler doğrultusunda, müzikal ifadelerin nasıl şekilleneceğine dair esnek kararlar alır [59]. Bulanık mantık temelli bu tür sistemler, müzik teorisinde sıkça karşılaşılan sınırlamaları aşarak, müzikal yaratıcılığı daha verimli ve özgür bir şekilde yönlendirir.

1.5 Tezin Amacı

Tezin amacı 5 madde olarak aşağıdaki gibi özetlenebilir:

1. Müzikteki belirsizlikleri gidermek için bulanık mantık tabanlı modeller geliştirmek.
2. Türk makam müziği gibi karmaşık yapılar içeren sistemlerde sayısal ve sistematik analiz yöntemleri uygulamak.

3. Müzikal kaliteyi objektif biçimde ölçebilen bir model oluşturmak.
4. ANFIS ve YSA gibi yöntemlerin, müzik analizi üzerindeki doğruluk ve uygulanabilirliğini test etmek.
5. Geleneksel müzik kuramını yapay zekâ destekli analizlerle destekleyerek yeni yaklaşımlar sunmak.

1.5.1 Problem Durumu

Müzik, yapısı itibarıyla hem duygusal hem de teknik boyutlar içeren çok katmanlı bir ifade biçimidir. Özellikle Türk makam müziği, perde yapısı, seyir kuralları ve zamanlama unsurları açısından zengin fakat karmaşık bir yapıya sahiptir. Bu durum, müzikal öğelerin geleneksel yöntemlerle analizini güçleştirmekte ve yorumlamada öznel unsurların ön plana çıkmasına neden olmaktadır.

Geleneksel müzik teorisinde makam tespiti, seyir analizi ve kalite değerlendirmeleri çoğunlukla uzman bilgisine, sezgiye ve yoruma dayalı olarak yapılmaktadır. Bu yaklaşımın en büyük eksikliği, nicel verilerle desteklenmemesi ve tekrarlanabilir analiz süreçlerine olanak vermemesidir. Müzikal yapıların matematiksel temsili ve sayısal olarak modellenmesi, bu nedenle giderek önem kazanmaktadır.

Günümüzde yapay zekâ temelli yöntemler—özellikle bulanık mantık, yapay sinir ağları (YSA) ve adaptif bulanık çıkarım sistemleri (ANFIS)—karmaşık ve belirsizlik içeren sistemlerin modellenmesinde etkili araçlar sunmaktadır. Müzikte belirsizliklerin modellenmesi, karar verici sistemler ve kalite ölçüm mekanizmaları için yeni ufuklar açmaktadır. Ancak bu yaklaşımların Türk makam müziğine uygulanması üzerine yapılan çalışmalar sınırlıdır. Bu tez çalışması, söz konusu boşluğu doldurmayı amaçlamaktadır.

1.5.2 Araştırmanın Amacı

Bu çalışmanın temel amacı, Türk makam müziğinde müzikal kaliteyi etkileyen perde (frekans), ses şiddeti ve zamanlama gibi parametreleri kullanarak bulanık mantık, YSA ve ANFIS yöntemleriyle makam ve seyir tespitine yönelik bir analiz sistemi geliştirmektir. Bu sayede hem müzikal belirsizliklerin giderilmesi hem de doğru sınıflandırma oranlarının artırılması hedeflenmektedir.

1.5.3 Araştırma Soruları

Bu tez kapsamında aşağıdaki araştırma sorularına yanıt aranmıştır:

- Müzikteki temel parametreler (perde, ses şiddeti, zamanlama), bulanık mantık ile nasıl sayısal olarak modellenebilir?
- Frekans temelli uzaklık ölçütleri kullanılarak makam ve seyir tespiti gerçekleştirilebilir mi?
- Geliştirilen sistem, müzikal kaliteyi belirlemede ne düzeyde başarılı sonuçlar vermektedir?
- Bulanık mantık temelli analizler, YSA ve ANFIS ile karşılaştırıldığında hangi yöntem daha etkili sonuçlar üretmektedir?
- Farklı durulaştırma (defuzzification) yöntemlerinin sistem çıktısı üzerindeki etkileri nelerdir?

1.5.4 Alt Amaçlar

- Müzikal analizde kullanılan verilerin bulanıklaştırılması ve çıkarım sistemleri yardımıyla işlenmesi.
- Girdi parametrelerinin uygun üyelik fonksiyonlarıyla tanımlanması.
- Farklı durulaştırma yöntemlerinin analiz sonuçlarına etkisinin karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesi.
- Türk makam müziği örnek veri seti üzerinden geliştirilen sistemin test edilmesi.
- Fuzzy Logic, YSA ve ANFIS modellerinin doğruluk, öğrenme kapasitesi ve genellenebilirlik açısından karşılaştırılması.

1.6 Tezin Konusu

Müzik, hem sanatsal hem de bilimsel yönleriyle disiplinler arası bir çalışma alanı sunmakta; matematiksel yapılar, akustik ilkeler ve bilişsel algılarla iç içe geçmiş karmaşık bir sistem oluşturmaktadır. Özellikle Türk makam müziği, sahip olduğu perde sistemi, seyir kuralları ve melodik karakteristikleriyle bu yapının en özgün örneklerinden biridir. Ancak bu çok katmanlı yapı, nicel analiz ve nesnel değerlendirme açısından çeşitli belirsizlikleri de beraberinde getirmektedir. Bu bağlamda, belirsizlik ve yoruma açıklık içeren müzikal öğelerin sistematik olarak

çözümlenebilmesi için matematiksel ve yapay zekâ temelli yöntemlerin müzik analizine entegre edilmesi büyük önem taşımaktadır.

Bu tez çalışması, müzikteki yapısal belirsizlikleri ortadan kaldırmak ve sezgisel yaklaşımların yerine sayısal, tekrarlanabilir ve güvenilir analiz yöntemleri geliştirmek amacıyla tasarlanmıştır. Bu kapsamda bulanık mantık, yapay sinir ağları (YSA) ve adaptif bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) gibi yaklaşımlar, hem teorik temelleri hem de uygulamalı yönleriyle ele alınmıştır. Sonuç olarak tezin konusunu 3 madde olarak aşağıdaki gibi sıralayabiliriz:

- Türk makam müziğinde bulanık mantık, Yapay Sinir Ağları (YSA) ve ANFIS kullanılarak müzikal kalite, makam ve seyir analizinin yapılması,
- Perde (frekans), ses şiddeti ve zamanlama gibi parametreler yardımıyla müzikal yapıların sayısal olarak değerlendirilmesi,
- Frekans tabanlı uzaklık analizine dayalı olarak karar perdeleri ve güçlü perdeler üzerinden makam tespiti yapılması.

2
MÜZİK ve MÜZİK BİLEŞENLERİ

2.1 Müzik ve Müzik Bileşenleri Tanımları

Kısaca; seslerin ilmine "musıki" denir. Musıki, bünyesinde matematik, fizik, edebiyat, felsefe, tarih, coğrafya, arkeoloji gibi ilimleri ve estetik gibi pek çok konuyu barındırır. En genel tanımını şu şekilde verebiliriz.

Tanım [1]: MUSIKİ: Belirli bir duygu, düşünce veya fikri ya da herhangi bir doğal olayı anlatmak için ahenkli ve ölçülü seslerin belirli bir sanat anlayışına bağlı olarak ritme dayalı ya da ritim olmadan estetik kaygıyı gözeterek bir bütün halinde ortaya koyma sanatıdır. İki temel bileşenini ses ve ritim olarak söyleyebiliriz.

En genel anlamda musıki, sözlü (vokal müzik) ve saz (enstrümantal müzik) olarak ikiye ayrılır.

Tanım [2]: SES: Cisimlerin titreşmesiyle oluşan bir fiziksel olay olarak tanımlayabiliriz. Titreşimler, esnek ortamda dalgalar şeklinde yayılarak kulağa gelir sonrasında beyne iletilir ve böylece sesin işitilmesi tamamlanmış olur. Ses çıkartan bir cismin bir saniyelik titreşim sayısı sesin frekansı olarak adlandırılır. İnsan kulağı ancak saniyede 20 ile 20.000 kez titreşen sesleri duyabilir.

Sesleri genel olarak; Ölçülü ve uyumlu sesler (Müzikal sesler) ve Ölçüsüz ve uyumsuz sesler (Müzikal olmayan sesler - Gürültü) ikiye ayırabiliriz.

Müzikal sesler şu özelliklerle birbirinden ayrılırlar.

1. Yükseklik: Sesler kalın veya ince olarak ifade edilir. Kalın seslerin saniyedeki titreşim sayısı daha azdır dolayısıyla düşük frekansa sahiptirler. Ses inceldikçe titreşim sayısı artar yani frekansı artar.

2. Şiddet: Seslerin birbirine göre kuvvetli veya hafif (zayıf) olması farkıdır.

Tablo 2.1 Dinamik işaretlerin sembol ve anlamları

İtalyanca Terim	**Sembol**	**Anlamı (Türkçe)**
Pianississimo	ppp	Çok çok yumuşak
Pianissimo	pp	Çok yumuşak
Piano	p	Yumuşak
Mezzo piano	mp	Orta yumuşak
Mezzo forte	mf	Orta güçlü
Forte	f	Güçlü, kuvvetli
Fortissimo	ff	Çok güçlü
Fortississimo	fff	Çok çok güçlü

3. Tını: Ses rengi olarak da söylenebilir. Aynı notayı çalan iki farklı enstrüman veya insan sesinin kolayca ayırt edilmesini sağlayan kendine has özelliğidir.

4. Süre: Sesin zaman içindeki sürekliliğidir.

Kulağın duyabildiği en kalın ses (pest), en ince ses (tiz) olarak adlandırılır. Buna göre Musiki merdiveni üç bölümden oluşur. Kaba bölge (Kalın sesler), Orta bölge (Orta sesler), Tiz bölge (İnce sesler).

Tanım [3]: Nota: Sesleri ve müziği kâğıt üzerinde gösteren özel işaretlere nota denir.

Tanım [4]: Porte: Yatay konumda birbirinden eşit uzaklıkta ve birbirine paralel beş çizgi ve dört aralıktan meydana gelen yapıya porte denir. Bir portede alt ve üst kısmını da hesaba katarsak on bir nota gösterebiliriz. Diğer notaları göstermemiz için ilave çizgiler kullanılır bu da portenin üstüne veya altına kısa çizgiler koyarak yapılır.

Tanım [5]: Anahtarlar: Portenin altına veya üstüne konulan ilave çizgiler dörtten fazla olduğunda okumayı zorlaştıracağı için anahtar kavramı devreye girer. Anahtar ismine göre notanın adı değişir. İki tane sol, iki tane fa ve dört tane do anahtarı vardır. Biz Türk müziğinde ikinci çizgideki sol anahtarını kullanıyoruz.

Tanım [6]: Gam (Dizi): Herhangi bir notayı başlangıç alarak inici ya da çıkıcı şekilde sekiz komşu notanın hiç kopma olmadan sıralanmasına gam adı verilir. Pesten tize doğru sıralanıyorsa çıkıcı gam (dizi), tizden peste sıralanıyorsa inici gam (dizi) denir.

Tanım [7]: Diatonik Gam: Beş tam iki yarım sesten oluşan gamdır.

Tanım [8]: Kromatik Gam: Diatonik gamda bulunan beş tam aralığın ikiye bölünmesiyle elde edilen ve birbirinden eşit uzaklığa sahip on iki yarım sesten oluşan gamdır.

Gamı oluşturan her notaya derece denir ve gama ismini veren en pest nota 1. derece olacak şekilde 8. dereceye kadar sıralanır.

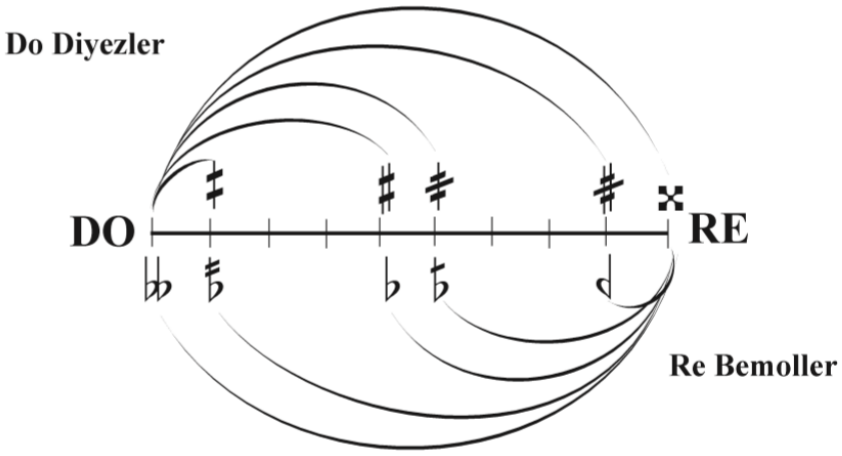
Tanım [9]: Aralık: Sesleri birbirinden ayıran kalınlık, incelik farkı aralık olarak adlandırılır. Kısaca, sesler arası mesafeye aralık denilebilir. Aralıklar, bir sesin frekansının diğer sesin frekansına bölünmesiyle elde edilir.

Değiştirme işaretleri temelde; diyez, bemol ve bekar olarak söylenebilir.

Tanım [10]: Diyez: Önünde olan notayı değerince tizleştirir.

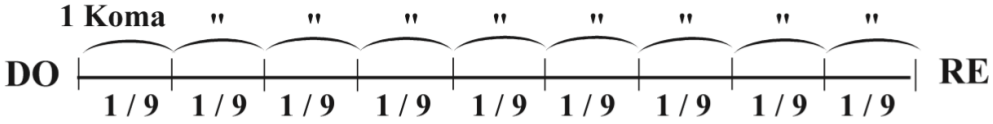
Tanım [11]: Bemol: Önünde olan notayı değerince pestleştirir.

Tanım [12]: Bekar: Diyez ya da bemolle değiştirilmiş notayı eski haline döndürür.



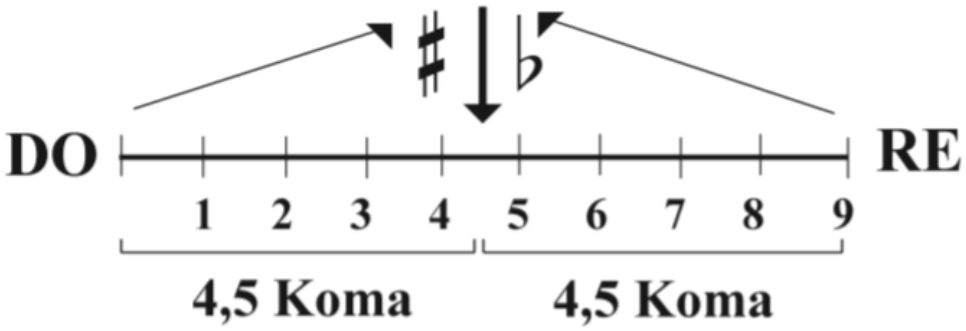
Şekil 2.1 Türk makam müziğinde diyez ve bemoller [73]

Tanım [13]: Koma: Sesin kulakla duyabileceğimiz en küçük parçasıdır. Bir tam aralığı dokuz eşit parçaya böldüğümüzde her bir küçük parçaya koma adı verilir.



Şekil 2.2 Bir tam ses aralığının dokuz komaya bölünmesi [73]

Tanım [14]: Tampere Sistemi: Tam aralıkların ikiye bölünmesi yani 4,5 komadan oluşan batı müziğinin sistemidir.



Şekil 2.3 Tampere sistemine göre tam aralığın koma gösterimi [73]

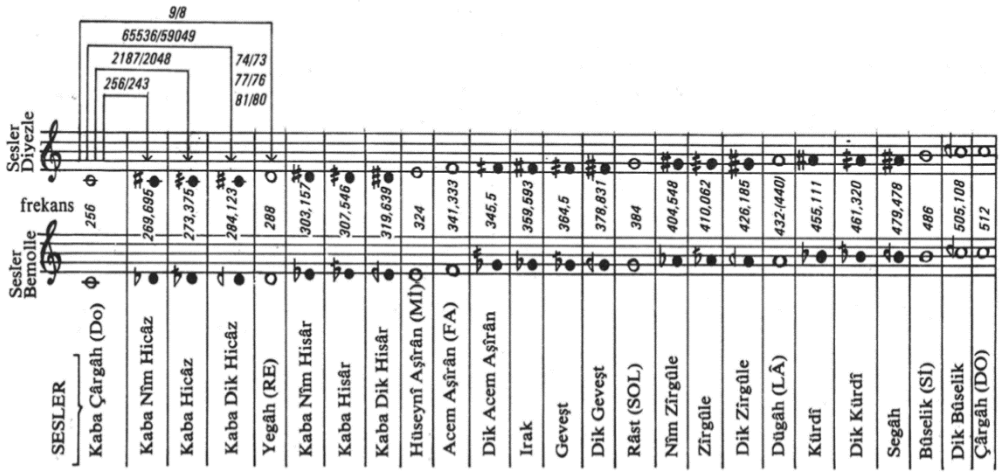
- Türk Musiki Sistemi ve İkili Aralıkları

Türk musikisinde tam sesi ele alacak olursak sırasıyla pesten tize veya tizden pese doğru 1. , 4. , 5. , 8. ve 9. komalarda diyez ve bemole sahip olduklarını görürüz. Bunların her birinin özel şekilleri vardır. Sırasıyla koma veya fazla (F), bakiye (B), küçük mücenneb (S), büyük mücenneb (K), tanini (T) ile gösterilir. Üç aralığın toplamı 22 koma oluyorsa bu dört sesten oluşan diziye tam dörtlü, dört aralığın toplamı 31 koma olan diziye de tam beşli denir. Bu arlıkların sıralanışı ve aralarındaki uzaklıklar çeşnileri oluşturur. Çeşniler de makamları oluşturan en önemli unsurdur.

ADI	KOMA DEĞERİ	DİYEZİ	BEMOLÜ	SEMBOLÜ	ORANI
KOMA	1	𝄲	𝄳	F	531441 524288veyâ 74/73 Matematiksel koma 77/76 (Sentonik koma 81/80)
BAKİYE	4	♯	♭	B	256/243
KÜÇÜK MÜCENNEB	5	𝄰	𝄬	S	2187/2048
BÜYÜK MÜCENNEB	8	𝄪	𝄫	K	65536/59049
TANÎNÎ	9	𝄪	𝄫	T	9/8
ARTIK İKİLİ	12-13	—	—	A_{12} A_{13}	7/6 32/27
EKSİK BAKİYE	3	—	—	E	134217728 129140163 veyâ 25/24

Şekil 2.4 Türk makam müziği koma değerleri sembol ve oranları [73]

Tanım [15]: Akord: Herhangi bir enstrümanın perde ya da tellerinin belirli bir sesi referans alarak düzenlenmesi işlemidir. Bunun için diyapazon adı verilen madeni, iki çatallı bir aletten faydalanılır. Bu aletten çıkan saniyede 880 titreşime sahip ses la olarak kabul edilir. Batı müziğinde insan sesi ve enstrümanlar bu frekansa karşılık gelen la sesine göre ayarlanmaktadır. Türk müziğinde bolahenk denilen akord esas alınır. Re (Neva) 440 frekansa karşılık gelmektedir.



Şekil 2.5 Türk makam müziği perde isimleri ve frekans değerleri [73]

- Dizi ve Dizinin Seslerinin İsim ve Görevleri

Türk müziğinde dörtlü ve beşlinin birbirine eklenmesiyle oluşan sekiz komşu notanın kopmadan sıralanmasıyla diziler oluşur. Ek yerindeki nota ortak olduğu için bir dizi sekiz sesten oluşur. Diziyi oluşturan her sese bir derece denir. Makam dizisinde görevlerine göre isimlendirilirler. En pest sese 1. derece denir ve diğer sesler ona göre sıralanır.

1. derece: Karar perdesi, durak sesi de denir. Bu makam dizisinden yapılan eserlerin bu derece üzerinde sonlandırılması zorunluluğundan kaynaklanır.

2. derece: Durak üstü adı verilir.

3. derece: Orta perde denir.

4. derece: Altta dörtlü, üstte beşli var dizinin ek yerindedir güçlü adını alır. Altta beşli, üstte dörtlü var 5. derece güçlü 4. derece güçlü altı adı verilir.

5. derece: Altta dörtlü, üstte beşli var dizinin ek yerindedir güçlü adını alır. Altta beşli, üstte dörtlü var 4. derece güçlü 5. derece güçlü üstü adı verilir.

6. derece: Özel adı yoktur, güçlü üstü denilebilir.

7. derece: Yeden yani bir şeyi başka bir yere çekip götürmek anlamındadır. 7. derece nağmeleri 8. dereceye doğru sürükler.

8. derece: Tiz durak olarak adlandırılır. Özellikle inici makamlarda büyük öneme sahiptir. Güçlü görevi görür. Türk müziğinde 8. derecede karar olmaz mutlaka 1. derecede karara gidilir.

Tanım [16]: Karar: Herhangi bir yazılı eserde nasıl noktalama işaretleri varsa müzikte de bu görevi üstlenen yapılara karar adı verilir. Üç çeşit karar vardır.

Tanım [17]: Tam Karar: Bir müzik eserinin en sonunda ya da müzik cümlesinin sonunda makam dizisinin 1. derecesi üzerinde yapılması halidir. Sözün bittiği yer gibi bakarsak bitiş hissi verir yani nokta işaretine karşılık gelir. En önemli perdedir.

Tanım [18]: Yarım Karar: Basit makamlarda ek yeri olarak güçlü pozisyonunda görülür. Genellikle zemin sonunda yarım karar yapılır. Yazılı eserdeki virgül ya da noktalı virgül gibi düşünebiliriz.

Tanım [19]: Asma Karar: Hangi perde üzerinde olacağı belli olmamakla birlikte makama göre değişir. Asma kararın verdiği bitiş hissi yarım karardan daha zayıf olup ünlem, soru, hitap vs. müzik cümlelerinde kullanılır.

Tanım [20]: Makam: Dörtlü ve beşliden oluşan dizinin en önemli perdelerinin durak, güçlü, asma karar perdeleri olduğunu söyleyebiliriz. Makam, bir taraftan dizideki karar ve güçlünün önemini gözetirken diğer taraftan da kurallara uyarak nağmeler oluşturarak gezinmeye verilen addır. Makamın esasını dizi oluşturur ancak belirli kurallarla gezinme işlemi yapılmazsa makam oluşmaz. Kısaca makamı; durak, güçlü ve asma karar perdeleri arasındaki ilişki olarak tanımlayabiliriz. Dizideki her sesin yani derecelerinin kimliği ve görevi olduğunu biliyoruz. Eğer bu görev ya da kimlik başka bir sese geçiyorsa makam geçkisi olmuştur demektir. Basit, göçürülmüş ve bileşik makamlar olmak üzere üç çeşit makam vardır.

Tanım [21]: Seyir: Bir dizide makam oluşturmak için gezinme işlemine seyir denir. Üç çeşit seyir vardır.

i. Çıkıcı seyir: Durak perdesi, civarı ya da altındaki seslerden başlayarak tiz seslere doğru çıkan seyirlerdir. Rast makamını örnek olarak verebiliriz.
ii. İnici-Çıkıcı seyir: Güçlü civarından başlar ve inici ve çıkıcı özellik gösterir. Nihavent makamını örnek olarak verebiliriz.
iii. İnici seyir: Tiz durak ya da civarından gezinmeye başlayarak pest seslere doğru inen seyirlerdir. Tiz durak veya civarından başlanmasa bile hemen tiz durak ya da civarına yönelir. Mahur makamı buna en güzel örnektir.

Tanım [22]: Donanım: Dörtlü ve beşlilerden oluşan çeşnilerin içerdikleri sesleri göstermek için anahtardan hemen sonra yazılan diyez ya da bemol işaretlerine verilen en genel addır. Donanımı yazarken kaç tane varsa önce bemoller sonra diyezler yazılır.

Bemolleri yazarken si, mi, la, re, sol, do, fa sırası gözetilirken, diyezlerin yazılışında fa, do, sol, re, la, mi, si sırası izlenir.

2.2 Bulanık Mantık Kavramı ve Tanımı

Bulanık mantık (fuzzy logic), Lotfi A. Zadeh tarafından 1965 yılında ortaya atılmış, klasik iki değerli mantık sistemlerinin ötesine geçerek belirsizlik, belirsiz tanımlar ve kademeli üyelik kavramlarını temel alan bir mantık sistemidir. Zadeh'in amacı, insan düşünce sistemlerinin doğasında var olan belirsizlik ve dilsel değişkenlikleri daha doğru biçimde modellemekti [19], [74].

Klasik mantıkta, bir önermenin doğruluk değeri yalnızca "doğru (1)" ya da "yanlış (0)" olarak ifade edilirken, bulanık mantıkta doğruluk derecesi 0 ile 1 arasında sürekli bir değer alabilir. Bu durum özellikle doğal dildeki ifadelerle (örneğin "orta sıcaklık", "az nemli", "yüksek hız") uyumluluk sağlar ve bulanık mantığı çok çeşitli alanlarda kullanışlı hale getirir [75].

Bulanık mantığın özünde yer alan temel kavram, bulanık kümelerdir. Bu kümeler, klasik küme teorisinin katı sınırlarını ortadan kaldırarak bir elemanın kümeye ne derece ait olduğunu temsil eder [74]. Örneğin, bir kişinin "yaşlı" olup olmadığı klasik mantıkta evet ya da hayır cevabı verirken, bulanık mantık bu kişinin yaşlılık düzeyini ifade eden bir değerle çalışır.

Zadeh'in ortaya koyduğu bu yapı zamanla mühendislik, kontrol sistemleri, yapay zekâ, ekonomi ve tıp gibi pek çok alanda uygulama bulmuş ve klasik sistemlerin çözüm üretemediği pek çok probleme başarıyla uygulanmıştır [76], [77].

Avantaj olarak, bulanık mantık özellikle insan benzeri karar sistemleri modellemede üstündür. Kontrol sistemlerinde, yapay zekâ algoritmalarında, sınıflandırma ve tahmin problemlerinde klasik yöntemlerden daha esnek çözümler sunar [75], [78]. Ancak, bulanık sistemlerin tasarımı deneyim gerektirir ve üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi sübjektif olabilir [74].

Bulanık mantığın matematiksel yapısı belirli temel kavramlar etrafında şekillenir. Bu kavramlar, sistemin soyutlamasını ve işlem yapabilirliğini mümkün kılar.

Tablo 2.2 Klasik mantık bulanık mantık karşılaştırması

Özellik	**Klasik Mantık**	**Bulanık Mantık**
Üyelik değeri	0 ya da 1	0 ile 1 arasında sürekli değer
Kapsam	Kesin, katı sınırlar	Esnek, geçişli sınırlar
Dilsel değişken desteği	Yok	Var
Avantajı	Basit, hızlı hesaplama	Gerçek dünya ile uyumlu, belirsizliği işler
Dezavantajı	Belirsizliği açıklayamaz	Karmaşık modelleme ve yorum ihtiyacı duyar

2.2.1 Bulanık Kümeler

Klasik küme teorisinde bir elemanın kümeye ait olup olmadığı kesin olarak tanımlanır. Bulanık küme teorisinde ise üyelik derecesi 0 ile 1 arasında sürekli bir değer alır.

Tanım [23]: Bir X kümesinde tanımlı bir bulanık altküme μ, $X \rightarrow [0,1]$ biçiminde tanımlanan bir fonksiyondur.

Teorem [1]: μ ve ν, X kümesinde tanımlı iki bulanık altküme olsun. Eğer her $x \in X$ için $\mu(x) \leq \nu(x)$ ise, μ kümesinin ν kümesinin bir altkümesi olduğu söylenir ve bu ilişki $\mu \subseteq \nu$ biçiminde yazılır.

Tablo 2.3 Klasik küme bulanık küme karşılaştırması

Özellik	**Klasik Küme**	**Bulanık Küme**
Üyelik Değeri	0 veya 1	0 ile 1 arasında sürekli değer
Sınırlar	Kesin	Geçişli, yumuşak
Örnek Üyelik	"$x \in A$" ya da "$x \notin A$"	"x, A'ya %70 oranında ait" olabilir
Matematiksel Gösterim	$\mu A(x) = 0$ veya $\mu A(x) = 1$	$\mu A(x) = 0,7$ gibi ara değerler

Bu yapı, özellikle belirsizlik içeren doğal dil ifadelerinin modellenmesini sağlar [74], [79].

Bulanık mantıkta, bir öğenin bir kümeye aitlik derecesi üyelik fonksiyonları aracılığıyla tanımlanır. Bu fonksiyonlar belirli matematiksel yapılarla ifade edilir.

2.2.2 Bulanık Üyelik Fonksiyonları ve Bulanık Sayılar

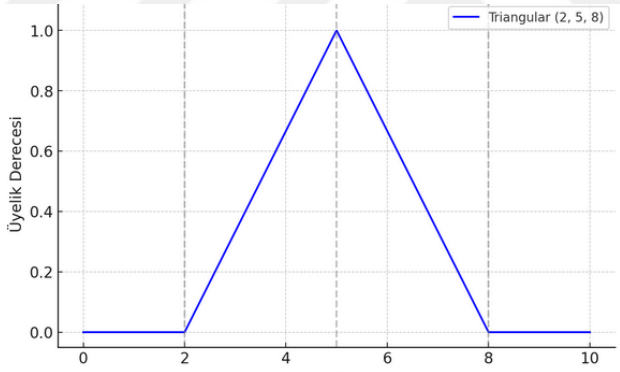
- Üçgensel (Triangular): Basit ve hesaplaması kolay, genellikle hızlı sonuç alınması gereken sistemlerde kullanılır.

Üçgensel bulanık sayı A=(x; a, b, c) şeklinde tanımlanır. Üyelik fonksiyonu:

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; c \leq x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a < x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b} & ; b < x < c \end{cases} \quad (2.1)$$

şeklinde yazılır.

Parametreler: a=2 (başlangıç), b=5 (tepe), c=8 (bitiş)



Şekil 2.6 Üçgensel üyelik fonksiyonu

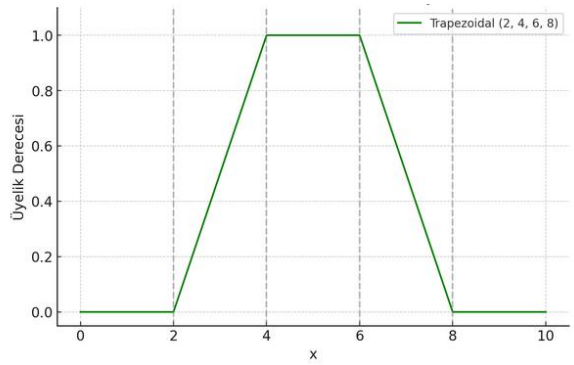
- Yamuksal (Trapezoidal): Üçgensel olanın genelleştirilmiş halidir; bazı bölgelerde sabit üyelik derecesi verir.

Bu fonksiyon sabit maksimum üyeliğe sahiptir ve geniş aralıklı belirsizlikler için uygundur.

Yamuksal bulanık sayı A=(x; a, b, c, d) şeklinde verilir. Üyelik fonksiyonu:

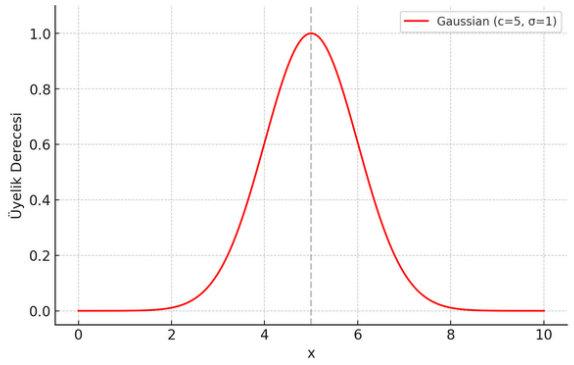
$$\mu_A(x) = \begin{cases} 0 & ; d \leq x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & ; a < x \leq b \\ 1 & ; b < x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & ; c < x < d \end{cases} \quad (2.2)$$

şeklinde ifade edilir.



Şekil 2.7 Yamuksal üyelik fonksiyonu

- Gauss Tipi (Gaussian): Gerçek dünyadaki belirsizlikleri daha yumuşak şekilde ifade eder, doğa olaylarına benzerlik gösterir.



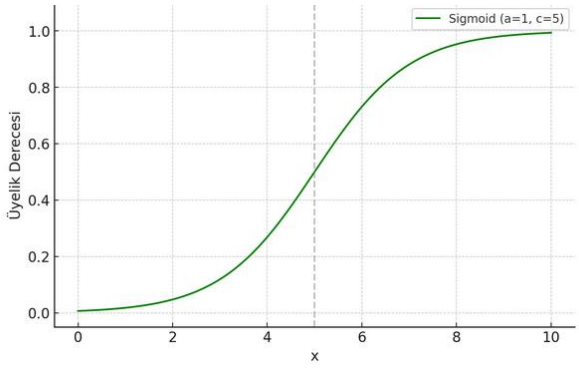
Şekil 2.8 Gauss tipi üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \exp(-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}) \qquad (2.3)$$

denklemi ile ifade edilir. Grafik; Çan eğrisi (bell curve) olarak da adlandırılır.

c: Merkez ve σ: Standart sapma (yayılma) değerleridir.

- Sigmoid: Sınıflandırma problemlerinde yaygındır, yumuşak geçiş sağlar.



Şekil 2.9 Sigmoid üyelik fonksiyonu

$$\mu(x) = \frac{1}{1+e^{-a(x-c)}} \tag{2.4}$$

burada, a: eğriliği, c: merkezi belirler.

Yukarıdaki grafik, a=1 eğrilik katsayısı ve c=5 geçiş noktası ile tanımlanan sigmoid tipi bulanık sayının üyelik fonksiyonunu göstermektedir.

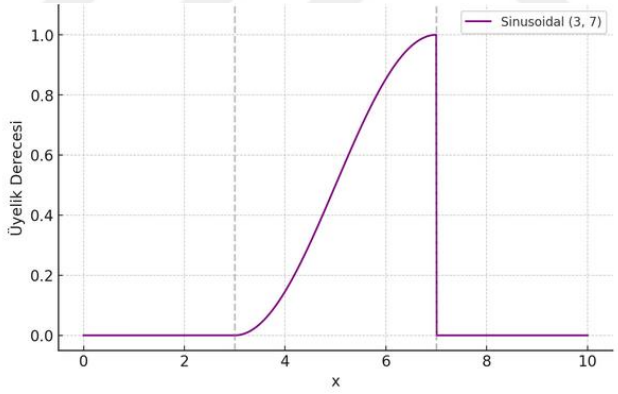
- Sinüs: Periyodik ya da döngüsel değişimlerin modellenmesinde tercih edilir. Bu fonksiyon, örneğin "orta sıcaklık" gibi kavramların modellemesinde kullanılır.

Üyelik fonksiyonlarının seçimi, sistemin duyarlılığına ve uygulama alanına göre özelleştirilir [80].

Aşağıdaki grafik, a=3 ve b=7 aralığında tanımlanmış sinüs tipi bulanık sayının üyelik fonksiyonunu göstermektedir. Bu fonksiyon:

$$\mu(x) = \begin{cases} 0.5 \cdot \left(1 - cos\left(\frac{\pi(x-a)}{b-a}\right)\right), eğer\ a \leq x \leq b \\ 0\ , \qquad\qquad\qquad\qquad diğer\ durumlarda \end{cases} \tag{2.5}$$

şeklindedir. Yumuşak geçişli, simetrik ve sürekli olması nedeniyle tercih edilir.



Şekil 2.10 Sinüs tipi üyelik fonksiyonu

2.2.3 Bulanık Mantık Temel Operatörleri

Bulanık mantık sistemlerinde, klasik mantıktaki VE (AND), VEYA (OR) ve DEĞİL (NOT) işlemlerine karşılık gelen bulanık mantık operatörleri bulunmaktadır. Bu operatörler, üyelik derecelerini temel alarak belirsiz veriler üzerinde mantıksal çıkarımlar yapılmasına olanak tanır [75].

- Bulanık VE (AND) Operatörü:

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

- Bulanık VEYA (OR) Operatörü:

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

- Bulanık DEĞİL (NOT) Operatörü:

$$\mu_{\neg A}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

- Kapsama İşlemi (Coverage Operation) :

Bulanık küme işlemleri arasında, özellikle bir bulanık kümenin bir başka bulanık küme içinde ne derece kapsandığını ölçmek için kullanılan bir teknik olan kapsama işlemi (coverage**)**, iki bulanık küme A ve B için şu şekilde tanımlanabilir:

$$Covarege(A, B) = \frac{\sum_{x\in X} min[\mu_A(x), \mu_B(x)]}{\sum_{x\epsilon X} \mu_A(x)} \quad (2.6)$$

Bu oran, küme A' nın, küme B tarafından ne kadar "kapsandığını" gösterir. Sonuç [0, 1] aralığında olup; 1 değeri, A kümesinin tamamının B tarafından kapsandığını ifade eder. Bu işlem, özellikle benzerlik ölçümleri, çıkarım sistemlerinde kural seçimi ve kümeler arası örtüşme analizi için kullanılır.

Bu işlemler, bulanık çıkarım sistemlerinde kuralların değerlendirilmesi sırasında kullanılır. Kimi uygulamalarda alternatif olarak algebrik çarpım veya t-norm / s-norm işlemleri tercih edilir [74].

- Dilsel Değişkenler

Bulanık mantığın en güçlü yönlerinden biri, dilsel değişkenlerle (linguistic variables) çalışabilmesidir. Örneğin bir sıcaklık sensörü için sıcaklık "soğuk", "ılıman", "sıcak" gibi sözcüklerle tanımlanabilir. Her dilsel değer bir üyelik fonksiyonu ile ifade edilir. Bu sayede makineler, insanlar gibi soyut kavramlarla karar verebilir hâle gelir [20].

Tablo 2.4 Dilsel değişkenler ve üyelik fonksiyon türleri

Değişken	**Dilsel Değer**	**Üyelik Fonksiyonu Türü**
Sıcaklık	Soğuk	Trapezoidal
Sıcaklık	Ilıman	Üçgensel
Sıcaklık	Sıcak	Gauss

Bu yapı sayesinde örneğin “eğer sıcaklık ılıman ve nem yüksekse fan orta hızda çalışsın” gibi kurallar tanımlanabilir.

2.2.4 Bulanık Çıkarım Sistemleri (Fuzzy Inference Systems)

Bulanık çıkarım sistemleri, bulanık kurallar yardımıyla bir sistemin nasıl davranması gerektiğini belirleyen mekanizmalardır. Bu sistemler, girdi değerlerine göre bulanık kuralların çalıştırılması, kural sonuçlarının birleştirilmesi ve çıktının hesaplanması aşamalarını içerir. En yaygın kullanılan çıkarım yöntemleri Mamdani ve Takagi-Sugeno (Sugeno) sistemleridir.

- Mamdani Çıkarım Sistemi

Lotfi Zadeh’in önerdiği bulanık mantık sistemine dayanarak Ebrahim Mamdani tarafından geliştirilmiştir. Kural yapısı;

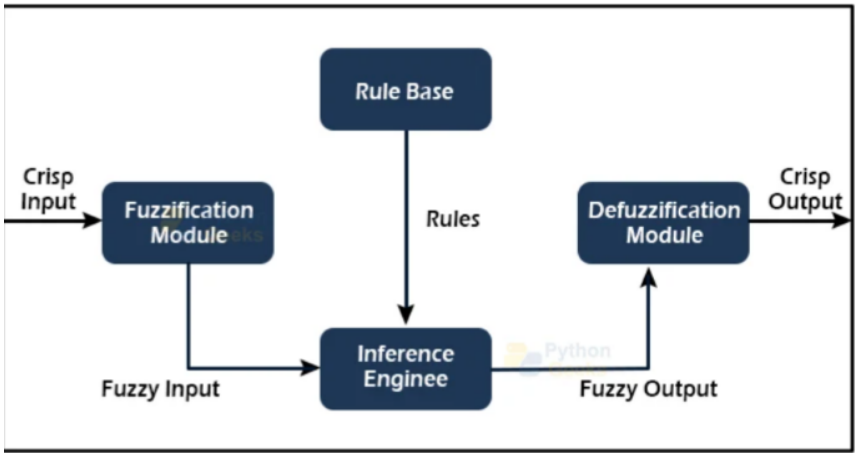
“Eğer sıcaklık YÜKSEK ve nem AZ ise vantilatör HIZLI çalışsın” şeklindedir. Mamdani bulanık çıkarım sisteminin algoritması aşağıdaki gibi işlemektedir:

1. Bulanıklaştırma: Girdiler, üyelik fonksiyonları aracılığıyla bulanıklaştırılır.

2. Kural Değerlendirmesi: Her bir kural için minimum (AND) veya maksimum (OR) işlemleri uygulanır.

3. Birleştirme (Aggregation): Her kuralın çıktısı birleşir.

4. Durulaştırma: Net bir çıktı elde edilir (örn. ağırlık merkezi yöntemi ile).



Şekil 2.11 Bulanık çıkarım sistemleri döngüsü

Avantajları:

İnsan düşünme biçimine benzer ve karmaşık sistemleri sezgisel modellemek mümkündür.

Dezavantajları:

Durulaştırma işlemi karmaşık olabileceği gibi matematiksel analizlere de uygun değildir.

- Takagi-Sugeno (Sugeno) Çıkarım Sistemi

T. Takagi ve M. Sugeno tarafından geliştirilen bu yöntem, özellikle kontrol sistemlerinde kullanılır. Kural yapısı;

"Eğer sıcaklık YÜKSEK ve nem AZ ise çıktı = $a \cdot x + b \cdot y + c$" şeklindedir.

Çıktılar, sabit değerler ya da doğrusal denklemlerle tanımlanır. Hesaplama açısından daha az maliyetlidir.

Avantajları:

Matematiksel modellere uygundur. Adaptif kontrol sistemlerinde tercih edilir.

Dezavantajları:

İnsan algısına uzak, sezgisel değildir. Kuralların tanımlanması daha karmaşıktır.

Tablo 2.5 Mamdani ve Sugeno bulanık sistemleri karşılaştırması

Özellik	**Mamdani Sistemi**	**Sugeno Sistemi**
Kural Sonucu	Bulanık küme	Sabit değer veya doğrusal fonksiyon
Durulaştırma	Gerekli	Genellikle gerekmez
Hesaplama Karmaşıklığı	Yüksek	Düşük
Sezgisel Anlaşılabilirlik	Yüksek	Düşük
Uygulama Alanı	Uzman sistemler, kontrol	Adaptif kontrol, matematiksel modelleme

2.2.5 Durulaştırma (Defuzzification) Yöntemleri

Durulaştırma, bulanık sistemden çıkan bulanık çıktının net bir sayısal değere dönüştürülmesi işlemidir. Farklı uygulama senaryoları için farklı durulaştırma yöntemleri geliştirilmiştir. En yaygın kullanılanlar şunlardır:

1. CoA / CoG – Center of Area / Center of Gravity (Ağırlık Merkezi Yöntemi)

- En yaygın kullanılan durulaştırma yöntemidir.
- Çıktı bulanık kümesinin alanının ağırlık merkezini bulur.
- Hem simetrik hem asimetrik dağılımlar için uygundur.

$$x^* = \frac{\int x.\mu(x)dx}{\int \mu(x)dx} \tag{2.7}$$

formülü ile hesaplanır.

Avantajı: Yüksek doğruluk sağlar.

Dezavantajı: Hesaplaması diğerlerine göre daha karmaşıktır.

2. BoA – Bisector of Area (Alanın Ortadan Bölünmesi)

- Bulanık çıktının alanını tam ortadan iki eşit parçaya bölen **x** değerini verir.

$$\int_a^{x^*} \mu(x)dx = \int_{x^*}^b \mu(x)dx \tag{2.8}$$

olarak daha hızlı hesaplanabilir.

Dezavantajı: Bazen sonuçlar simetrik olmayan dağılımlarda anlamlı olmayabilir.

3. MoM – Mean of Maximum (Maksimumların Ortalaması)

- En yüksek üyelik derecesine sahip tüm x değerlerinin aritmetik ortalamasını alır.

$$x^* = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i \qquad (x_i : \mu(x_i) = \mu_{max}) \tag{2.9}$$

şeklinde hesaplama yapılır.

Avantajı: Hesaplaması çok basittir.

Dezavantajı: Dağılımı ve eğrinin şekli dikkate alınmaz.

4. SoM – Smallest of Maximum (Maksimumun En Küçüğü)

Üyelik derecesi en yüksek olan en küçük x değerini seçer.

Avantajı: Kritik durumlarda “temkinli” sonuçlar verir.

Dezavantajı: Asimetrik kümelerde yanlı sonuçlar doğurabilir.

5. LoM – Largest of Maximum (Maksimumun En Büyüğü)

Üyelik derecesi en yüksek olan en büyük x değerini verir.

Avantajı: "Cesur" karar verme yaklaşımları için uygundur.

Dezavantajı: Belirsizliğin yüksek olduğu durumlarda yanlı olabilir.

6. WoA – Weighted Average (Ağırlıklı Ortalama)

Özellikle Sugeno tipi bulanık sistemlerde kullanılır. Her bir kuralın sonucunun ağırlıklı ortalaması alınır.

$$x^* = \frac{\sum_{i=1}^{n} w_i . z_i}{\sum_{i=1}^{n} w_i} \tag{2.10}$$

Burada:

z_i: Her kuralın sonucu,

w_i: O kurala ait üyelik değeri (güven).

Avantajı: Sugeno sistemlerinde hızlı ve doğru sonuçlar verir.

Dezavantajı: Sadece Sugeno/lineer modeller için uygundur.

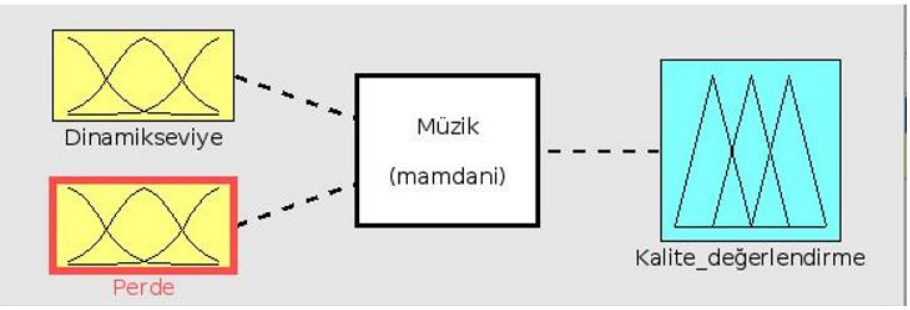
2.2.6 MATLAB Fuzzy Logic Toolbox Kullanımı

MATLAB Fuzzy Logic Toolbox, bulanık sistemlerin kolayca modellenmesini sağlar. Kullanıcılar üyelik fonksiyonlarını tanımlayabilir, kuralları oluşturabilir, simülasyon ve grafiksel analiz gerçekleştirebilir. Özellikle Mamdani ve Sugeno modelleri desteklenir. Toolbox içerisinde GUI tabanlı bir arayüz (FIS Editor, Rule Viewer, Surface Viewer) ile görsel modelleme mümkündür [75].

MATLAB Fuzzy Logic Toolbox ile grafiksel arayüzde şu adımlar izlenir:

i. FIS Oluşturma

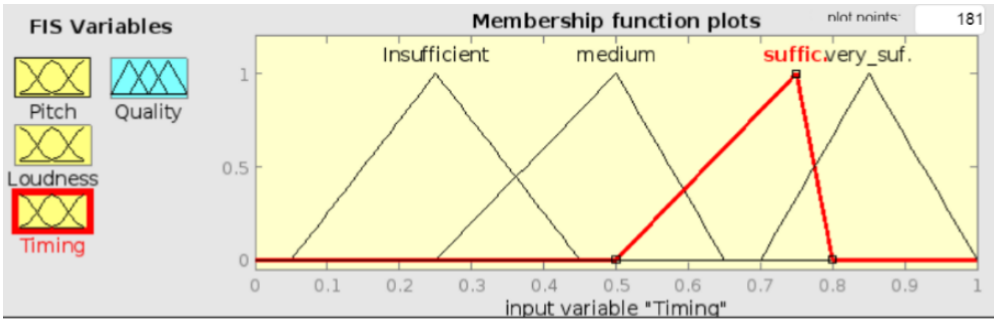
- `fis = newfis('sistem_adi')` komutu ile sistem oluşturulur.



Şekil 2.12 MATLAB fuzzy logic toolbox FIS oluşturma

ii. Giriş ve Çıkışların Tanımı

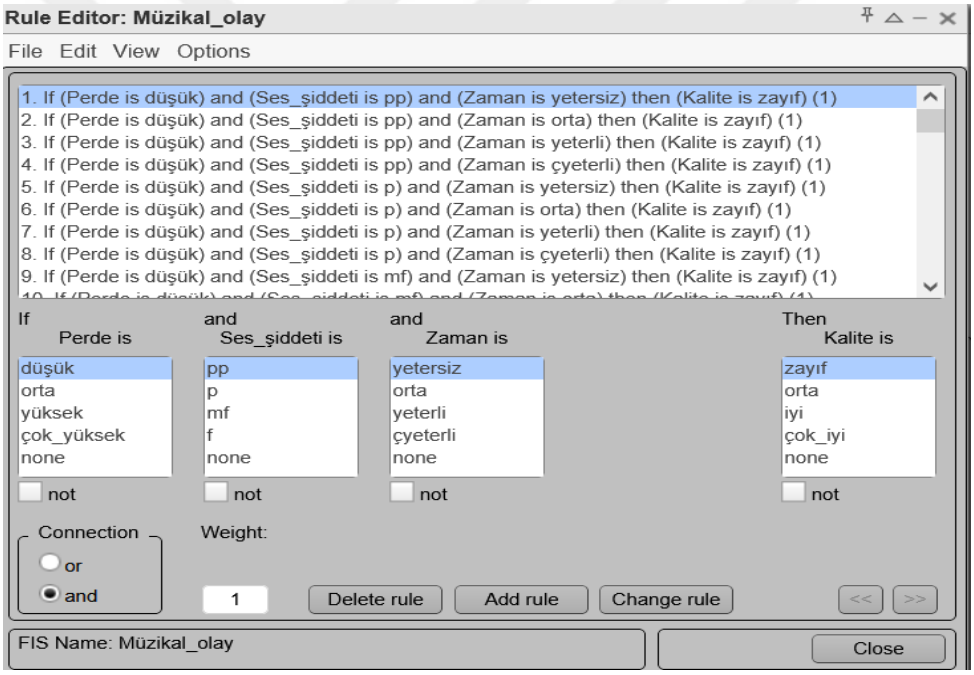
- Üyelik fonksiyonları `addmf()` ile tanımlanır.



Şekil 2.13 MATLAB fuzzy logic toolbox giriş ve çıkışların tanımı

iii. Kural Tabanı

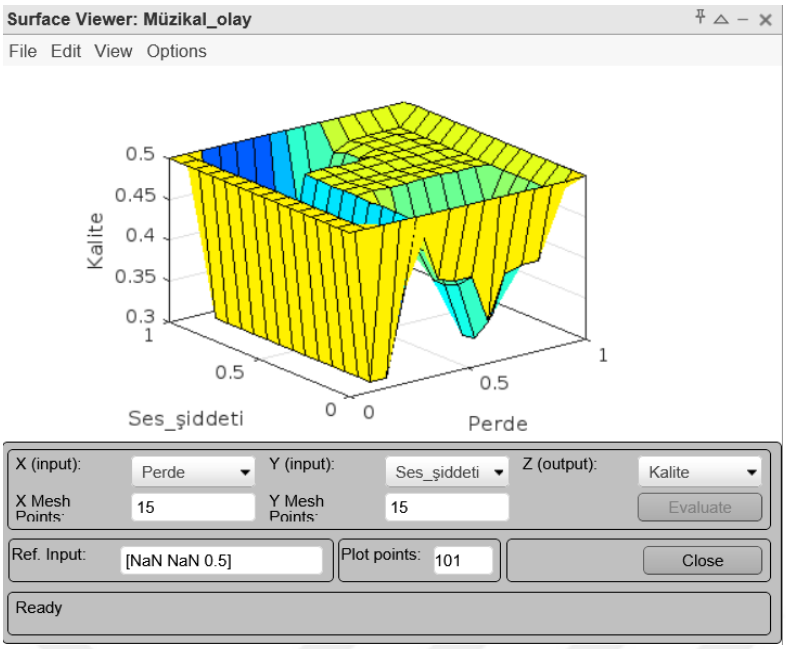
- `addrule()` komutuyla kurallar tanımlanır veya GUI'den girilir.



Şekil 2.14 MATLAB fuzzy logic toolbox kural oluşturma

iv. Görselleştirme

- `ruleviewer`, `surfview`, `mfedit` ile sistem görsel olarak analiz edilir.



Şekil 2.15 MATLAB fuzzy logic toolbox görselleştirme

2.3 Yapay Sinir Ağları (YSA)

2.3.1 YSA Tanımı ve Tarihçesi

Yapay sinir ağları (YSA), biyolojik sinir sisteminden esinlenerek geliştirilmiş, çok katmanlı öğrenme sistemleridir. Özellikle doğrusal olmayan ilişkilerin bulunduğu veri kümelerinde örüntü tanıma, sınıflandırma ve regresyon gibi görevlerde etkin biçimde kullanılmaktadır. YSA'lar, veriler arasındaki karmaşık ilişkileri öğrenme ve genelleme yapabilme yetenekleri sayesinde, birçok alanda tercih edilen güçlü hesaplama araçlarıdır [81]. Yapay Sinir Ağları (YSA), insan beyninin öğrenme ve örüntü tanıma kapasitesini modellemeye çalışan bilgi işleme sistemleridir. İlk temelini McCulloch ve Pitts'in 1943 yılında sunduğu yapay nöron modeli oluşturur [82]. Bu model, sinir hücrelerinin mantıksal fonksiyonlar ile temsil edilebileceğini öne sürmüştür. Daha sonra Hebb'in 1949 yılında önerdiği öğrenme kuralı [83], nöronlar arasında öğrenmenin biyolojik temelini açıklamıştır. 1958 yılında Rosenblatt, ilk uygulamalı yapay sinir ağı modeli olan perceptron'u tanıtmıştır [84]. Bu model sınıflandırma problemlerini çözmekte başarılı olsa da yalnızca doğrusal ayrılabilir veriler için yeterliydi.

1970'lerde Minsky ve Papert'in perceptronların sınırlılıklarını gösteren çalışmaları [85], bu alanda geçici bir duraklamaya sebep olmuştur. Ancak 1986 yılında Rumelhart, Hinton ve Williams'ın çok katmanlı ağlar için geliştirdiği geri yayılım

(backpropagation) algoritması [86], YSA araştırmalarına yeniden ivme kazandırmıştır. 2000'li yılların başında işlem gücü ve büyük veri setlerinin artmasıyla derin öğrenme modelleri gelişmiş; özellikle 2012'de AlexNet'in başarısı [87] bu alanda bir dönüm noktası olmuştur.

2.3.2 YSA Uygulama Alanları

Yapay Sinir Ağları (YSA), çok yönlü yapıları sayesinde farklı veri türlerini işleyebilmeleri ve öğrenme kapasiteleri ile günümüzde birçok sektörde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu uygulamalar sınıflandırma, tahmin, kümeleme, sinyal işleme, kontrol sistemleri ve örüntü tanıma gibi çok çeşitli görevleri kapsamaktadır.

Tıp alanında YSA, hastalık teşhisi, tıbbi görüntü analizi ve genetik veri yorumlama gibi kritik görevlerde kullanılmaktadır. Örneğin, yapay sinir ağları ile meme kanseri teşhisinde yüksek doğrulukla sınıflandırma yapılabilmektedir [88]. EEG ve EKG gibi biyolojik sinyallerin yorumlanmasında da başarı göstermektedir [81].

Finans sektöründe YSA'lar, borsa tahmini, kredi puanlama ve dolandırıcılık tespiti gibi uygulamalarda kullanılmaktadır. Yapılarının doğrusal olmayan ilişkileri modellenebilir hale getirmesi, finansal verilerdeki karmaşık desenleri anlamakta önemli bir avantaj sağlamaktadır [89].

Mühendislikte; kontrol sistemleri, hata tespiti ve öngörüye dayalı bakım gibi alanlarda sinir ağları yaygın olarak kullanılmaktadır. Örneğin, motor titreşim verilerinden arıza türünü tespit etmek için eğitimli bir sinir ağı yüksek başarı oranı sağlayabilir [90]. Ayrıca, üretim sektöründe kalite kontrol ve otomasyon sistemlerinde de önemli roller üstlenmektedir.

Savunma sanayii ve güvenlik uygulamalarında, radar ve sonar sinyallerinin yorumlanması, hedef tanıma, görüntü ve ses analizleri gibi görevlerde YSA yöntemleri yüksek doğrulukla çalışmaktadır. Görüntü işleme alanında yüz tanıma, nesne algılama ve segmentasyon gibi görevlerde derin sinir ağlarının başarısı dikkat çekmektedir [87].

Ayrıca, doğal dil işleme (NLP) alanında da sinir ağları ile çalışan modeller (örneğin BERT, GPT gibi) makine çevirisi, metin sınıflandırma ve soru-cevap sistemlerinde kullanılmaktadır. Bu modellerin temelini yine çok katmanlı yapay sinir ağları ve geri yayılım algoritması oluşturmaktadır.

2.3.3 YSA' nın Üstünlükleri

Yapay Sinir Ağları (YSA), klasik algoritmik yöntemlerle çözülmesi güç olan karmaşık problemlerde sağladığı esneklik ve öğrenme yeteneği ile öne çıkar. Bu sistemlerin sahip olduğu bazı temel avantajlar, onların farklı alanlarda etkili biçimde kullanılmasını mümkün kılmıştır.

İlk olarak, YSA'lar doğrusal olmayan yapıları modelleyebilme kapasitesine sahiptir. Her bir nöronda yer alan doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonları sayesinde, sinir ağları çok boyutlu ve karmaşık veri uzaylarında anlamlı desenleri tanıyabilir [81]. Örneğin sigmoid, tanh ve ReLU gibi aktivasyon fonksiyonları, doğrusal regresyonun aksine değişkenler arasındaki karmaşık ilişkileri ortaya koyar.

Bir diğer önemli üstünlük, genelleme yeteneğidir. YSA'lar sadece eğitim verilerini ezberlemek yerine, bu verilerden genel kurallar çıkararak daha önce karşılaşılmamış örnekler üzerinde doğru tahminlerde bulunabilir. Bu özellik, özellikle danışmanlı öğrenme uygulamalarında çok değerli bir yetkinliktir [86].

YSA'lar ayrıca paralel işlem yapabilme kabiliyeti sayesinde çok sayıda girdiyi eş zamanlı olarak işleyebilir. Bu, biyolojik sinir sistemine benzer şekilde bilgiyi hızlı bir şekilde değerlendirme imkânı sağlar. Bilgisayarlarda paralel mimarilerle (GPU, TPU) birlikte kullanıldığında, bu özellik büyük ölçekli problemleri çözmede önemli avantaj sunar [87].

Bir diğer önemli avantaj, bozulmalara ve hatalara karşı toleranslı olmalarıdır. YSA, eğitim sırasında bağlantı ağırlıklarını optimize ederek verideki eksiklik, gürültü veya bozukluklara rağmen kararlı sonuçlar üretebilir. Bu özelliğiyle geleneksel yöntemlerin başarısız olabileceği durumlarda da yüksek performans gösterebilir [88].

Ek olarak, YSA'lar insan müdahalesine ihtiyaç duymadan veriler arasındaki ilişkiyi kendi kendine keşfetme yeteneğine sahiptir. Özellikle danışmansız öğrenme yaklaşımlarında, sistem herhangi bir etiketli veri olmadan bile örüntüler veya kümelenmeler tespit edebilir [91].

Tüm bu özellikler, YSA'ların farklı uygulama alanlarında tercih edilmesini sağlar. Bununla birlikte, bu üstünlüklerin tam anlamıyla kullanılabilmesi için doğru ağ mimarisinin seçimi, uygun eğitim algoritmalarının kullanımı ve yeterli miktarda veri sağlanması gerekir.

2.3.4 YSA Nasıl Çalışır?

Yapay Sinir Ağları (YSA), giriş verilerini alıp bunları işleyerek belirli bir çıktıya dönüştüren, katmanlı yapılar halinde örgütlenmiş yapay nöronlardan oluşur. Bu süreç temel olarak ağırlıklı girişlerin birleştirilmesi, doğrusal olmayan bir aktivasyon fonksiyonundan geçirilmesi ve katmanlar arası bilgi akışı yoluyla son çıktının üretilmesi şeklinde işler [81].

Bir yapay sinir ağı üç ana bileşenden oluşur: giriş katmanı, bir veya birden fazla gizli (ara) katman ve çıkış katmanı. Her bir katman çok sayıda yapay nörondan meydana gelir. Giriş katmanı, dış çevreden gelen verileri alır ve ağın içindeki gizli katmanlara iletir. Gizli katmanlarda, nöronlar girdileri belirli ağırlıklar ile çarpar, ardından toplama (birleştirme) fonksiyonu ile net giriş değeri hesaplanır. Bu değere aktivasyon fonksiyonu uygulanarak çıktılar oluşturulur [88].

Matematiksel olarak bir nöronun çalışması şu şekilde ifade edilebilir:

$$y = \sum(w_i \cdot x_i) + b$$

$$y = f(v) \tag{2.11}$$

Burada x_i giriş verilerini, w_i ağırlıkları, b bias terimini ve f aktivasyon fonksiyonunu temsil eder. Aktivasyon fonksiyonu, doğrusal olmayanlık kazandırarak ağın daha karmaşık fonksiyonları öğrenmesini sağlar. Yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonları arasında sigmoid, tanjant hiperbolik (tanh) ve modern yapılarda sıklıkla tercih edilen ReLU bulunmaktadır [86], [87].

YSA'da bilgi genellikle ileri beslemeli şekilde akar. Bu, girişten çıktıya doğru tek yönlü bir bilgi akışı anlamına gelir. Ancak bazı durumlarda geri beslemeli (recurrent) ağ yapıları tercih edilir; bu yapılar, önceki çıktıları girdiye dahil ederek zaman serileri veya dil modelleme gibi ardışık verilerle çalışmaya uygundur [92].

Ağın işleyişi, eğitim sırasında ayarlanan sinaptik ağırlıklar sayesinde belirlenir. Eğitim tamamlandıktan sonra, sinir ağı benzer verileri gördüğünde doğru çıktıyı üretmek için öğrendiği yapıyı uygular. Bu süreçte, sinir ağları "karar sınırları" öğrenerek hangi girişlerin hangi çıktılara karşılık geldiğini tahmin eder [89].

Bir YSA'nın doğru çalışabilmesi için giriş verilerinin uygun şekilde ölçeklendirilmesi, ağırlıkların dengeli başlatılması ve doğru aktivasyon fonksiyonu seçimi büyük önem taşır. Yanlış yapılandırılmış bir ağ öğrenme sürecinde başarısız olabilir veya çok yavaş yakınsama gösterebilir.

2.3.5 YSA Eğitimi ve Testi

Yapay Sinir Ağları (YSA), öğrenme yeteneklerini eğitim süreçleri sayesinde kazanır. Bu süreç, ağın ağırlıklarını ayarlayarak girdilerle istenen çıktılar arasında anlamlı bir ilişki kurmasını sağlar. Eğitim, bir YSA'nın veriler üzerinde karar verme yetisini edinmesi ve genelleme yapabilmesi açısından en kritik aşamadır [86].

YSA'lar genellikle danışmanlı öğrenme (supervised learning) yöntemiyle eğitilir. Bu yöntemde, giriş verilerine karşılık gelen doğru çıktılar (etiketler) önceden bilinir. Ağ, bu örneklerden yola çıkarak hatayı minimize edecek şekilde ağırlıklarını günceller. Her bir tahminin ardından, gerçek değer ile modelin çıktısı arasındaki fark (hata) hesaplanır ve bu hata, geri yayılım (backpropagation) algoritması yardımıyla ağın tüm katmanlarına geriye doğru iletilir [86].

Geri yayılım algoritması, zincir kuralı (chain rule) kullanarak her bir ağırlığın hata fonksiyonu üzerindeki etkisini belirler. Ağırlıklar, gradyan inişi (gradient descent) gibi optimizasyon yöntemleriyle güncellenir. Bu işlem aşağıdaki şekilde formüle edilir:

$$w_i \leftarrow w_i - \eta \, \partial E/\partial w_i \tag{2.12}$$

Burada:

w_i: ağırlık,

η: öğrenme hızı (learning rate),

E: hata fonksiyonu,

$\partial E/\partial w_i$: ilgili ağırlığa göre hata türevidir.

Ağ, birçok örnek üzerinde defalarca eğitilerek bu hatayı minimize etmeye çalışır. Bu süreçte kullanılan kayıp (loss) fonksiyonu, genellikle ortalama karesel hata (MSE) veya çapraz entropi (cross-entropy) gibi metriklerdir [81].

Eğitim sürecinin ardından, ağ test verileri üzerinde değerlendirilir. Test verileri, eğitim sırasında kullanılmamış örneklerden oluşur ve modelin genelleme yeteneğini ölçmeyi amaçlar. İyi bir model, eğitim verilerinde başarılı olduğu kadar, test verileri üzerinde de yüksek doğruluk göstermelidir. Aksi takdirde model, yalnızca eğitim verilerine özel bilgi öğrenmiş olur; bu durum literatürde aşırı öğrenme (overfitting) olarak adlandırılır [88].

Bu duruma karşı koymak için çeşitli önlemler alınabilir:

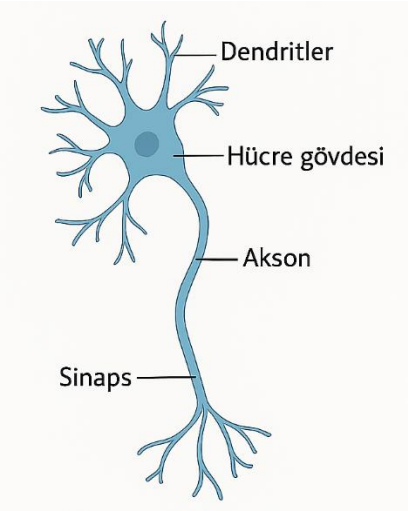
- Eğitim verisinin artırılması (data augmentation)
- Erken durdurma (early stopping)
- Dropout gibi düzenlileştirme (regularization) yöntemleri
- Modelin karmaşıklığının azaltılması

Öte yandan yetersiz öğrenme (underfitting), ağın hem eğitim hem test verilerinde düşük performans göstermesidir. Genellikle ağ yapısının çok basit olması veya eğitim sürecinin erken sonlandırılması gibi nedenlerle ortaya çıkar.

Son yıllarda optimizasyon algoritmalarında da önemli gelişmeler yaşanmıştır. Geleneksel gradyan inişin yerine Adam, RMSProp, Adagrad gibi ileri düzey optimizasyon teknikleri kullanılmaktadır. Bu algoritmalar, adaptif öğrenme oranları sayesinde daha hızlı ve kararlı bir şekilde yakınsamayı sağlamaktadır [93].

2.3.6 Biyolojik Sinir Sistemi

Yapay Sinir Ağları'nın (YSA) ortaya çıkışındaki temel ilham kaynağı, insan beyninde bulunan biyolojik sinir sistemidir. Bu sistem, milyonlarca nöronun birbirine sinaptik bağlantılarla bağlandığı son derece karmaşık bir yapıdır. Sinir hücreleri, duyu organlarından gelen uyarıları alır, işler ve motor organlara gönderilmek üzere tepkiye dönüştürür. Bu süreç, bilgi alımı, işlenmesi ve çıktı üretiminin biyolojik temelini oluşturur [83].



Şekil 2.16 Biyolojik Sinir Hücresi

Bir biyolojik nöron genel olarak dört temel bileşenden oluşur:

1. Dendritler: Hücreye gelen sinyalleri alan kısa uzantılardır. Diğer nöronlardan gelen kimyasal sinyalleri elektriksel sinyallere çevirir ve hücre gövdesine iletir.
2. Soma (hücre gövdesi): Gelen sinyalleri toplayan ve işleyen merkezdir. Sinyalin gücü belirli bir eşiği geçerse aksiyon potansiyeli oluşur.
3. Akson: Hücre gövdesinde oluşan aksiyon potansiyelini uzak hedef hücrelere taşır. Genellikle tek bir akson vardır ve sinyalin yönü tek yönlüdür.
4. Sinaps: Aksonun ucunda yer alan bu yapılar, sinyali diğer nöronlara aktarmakla görevlidir. Bu iletim kimyasal (nörotransmitter) veya elektriksel olabilir [94].

Bir nöron, başka bir nörondan gelen sinyalleri dendritleriyle toplar. Bu sinyaller, nöron gövdesinde değerlendirilir ve toplam sinyal belirli bir eşik değerini aşarsa nöron "ateşler", yani elektriksel sinyal üretir. Bu sinyal, akson boyunca taşınarak sinaps yoluyla bir sonraki nörona aktarılır. Bu mekanizma, "hepsi ya da hiç" (all-or-none) prensibiyle çalışır.

Bu yapısal ve işlevsel süreçler, yapay sinir hücrelerinin tasarımında doğrudan esin kaynağı olmuştur. Yapay nöronlarda dendrit yerine girdiler (x), sinaptik ağırlıklar yerine ağırlıklar (w), hücre gövdesinde yapılan toplam sinyal yerine birleştirme

fonksiyonu, eşik fonksiyonu yerine aktivasyon fonksiyonu kullanılır. Böylece biyolojik süreçlerin dijital bir modeli ortaya konmuş olur [82].

Yapay nöronun bu şekilde modellenmesi sayesinde öğrenme ve hafıza gibi karmaşık davranışlar da dijital ortamda taklit edilebilmiştir. Örneğin Hebbian öğrenme kuralı, "birlikte ateşleyen nöronlar birlikte bağlanır" prensibini benimseyerek sinaptik bağlantıların zamanla güçlendiği fikrini destekler [83].

Bugün hem biyolojik sinir sistemi hem de yapay modelleri, sistemsel düzeyde ve hücresel düzeyde ayrıntılı olarak incelenmekte; nörobilim ile yapay zekâ arasında güçlü bir etkileşim alanı oluşturmaktadır.

2.3.7 YSA' nın Yapısı

Yapay Sinir Ağları (YSA), biyolojik sinir sisteminden ilham alınarak geliştirilen çok katmanlı yapay bilgi işleme sistemleridir. Yapıları genellikle üç ana katmandan oluşur: giriş katmanı (input layer), gizli katman(lar) (hidden layers) ve çıkış katmanı (output layer). Bu katmanlar, sinir hücrelerini taklit eden yapay nöronlardan meydana gelir [81].

1. Giriş Katmanı:

Dış dünyadan alınan veriler bu katmana iletilir. Giriş katmanındaki nöronlar genellikle sadece verileri alır ve ağırlıklandırma yapmaksızın doğrudan bir sonraki katmana iletir. Örneğin bir görüntü verisiyle çalışan bir ağda, her bir piksel giriş nöronuna karşılık gelir.

2. Gizli Katman(lar):

Bu katmanlar, YSA'nın öğrenme ve genelleme kapasitesinin asıl kaynağını oluşturur. Her bir gizli nöron, önceki katmandan gelen girdileri kendi ağırlıkları ile çarpar, toplar ve aktivasyon fonksiyonu ile çıktıya dönüştürür. Çok katmanlı yapılar (Multi-Layer Perceptron - MLP), birden fazla gizli katman içerir ve bu katmanlar sayesinde YSA, karmaşık ilişkileri öğrenebilir [86]. Derin öğrenme mimarilerinde bu katman sayısı oldukça fazladır (derin sinir ağları).

3. Çıkış Katmanı:

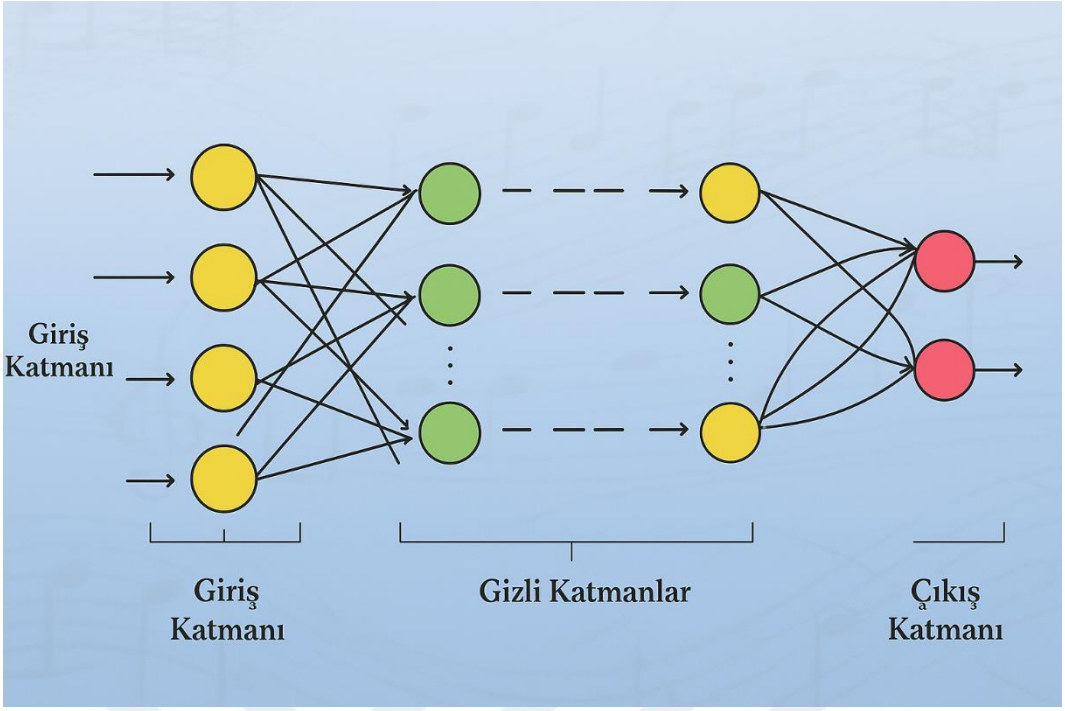
Ağın ürettiği nihai çıktıyı verir. Sınıflandırma, regresyon veya çoklu çıkış problemlerine göre nöron sayısı ve aktivasyon fonksiyonu seçilir. Örneğin, ikili sınıflandırmada genellikle sigmoid, çok sınıflı sınıflandırmada softmax aktivasyon fonksiyonu tercih edilir.

YSA'nın genel yapısı ileri beslemeli (feedforward) olabilir; bu durumda bilgi akışı sadece bir yöndedir (girişten çıkışa). Ancak bazı özel YSA mimarilerinde geri beslemeli (recurrent) yapılar da bulunur. Geri beslemeli ağlar (RNN), özellikle zaman bağımlı verilerde geçmiş bilgiyi de göz önünde bulundurur [92].

YSA'nın yapısal özellikleri, ağın başarımı üzerinde doğrudan etkilidir. Bu bağlamda aşağıdaki faktörler önemlidir:

1. Nöron sayısı: Gizli katmanlarda çok az nöron olması öğrenmeyi zorlaştırır, çok fazla nöron ise aşırı öğrenmeye (overfitting) neden olabilir.
2. Katman sayısı: Daha fazla katman, daha yüksek temsil gücü anlamına gelir, ancak bu durumda eğitimi zorlaşabilir.
3. Ağırlıkların başlatılması: Eğitim sürecinin başlangıcındaki ağırlık değerleri yakınsama süresini etkiler.
4. Aktivasyon fonksiyonu seçimi: Kullanılan fonksiyon ağın doğrusal olmayan yapı öğrenebilme kapasitesini belirler.

YSA yapısı problem tipine göre özelleştirilebilir. Örneğin, görsel verilerde konvolüsyonel sinir ağları (CNN), sıralı verilerde tekrarlayan sinir ağları (RNN) daha uygundur. Bu mimarilerin temel yapı taşı ise hâlâ giriş, gizli ve çıkış katmanlarına dayalı genel sinir ağı çerçevesidir.



Şekil 2.17 YSA'nın yapısı

2.3.8 Yapay Sinir Hücresi

Yapay Sinir Ağları'nın (YSA) temel yapı taşı olan yapay sinir hücresi, biyolojik nöronun işlevsel karşılığıdır. Bu yapı, dışarıdan gelen çok sayıdaki veriyi işleyerek, kendi içinde karar verir ve bir çıktı üretir. Yapay nöronun amacı; girdiler arasındaki ilişkiyi, öğrenme süreci ile modelleyerek belirli bir probleme çözüm getirmektir [82].

Yapay Nöronun Bileşenleri:

1. Girdiler (x): Dış ortamdan ya da önceki katmandan gelen veri girişleridir. Her giriş değeri, bir ağırlık değeriyle ilişkilendirilir.
2. Ağırlıklar (w): Her bir girişin önem derecesini temsil eder. Girdilerin çıktıya etkisi, bu ağırlıklarla belirlenir. Öğrenme sürecinde bu değerler güncellenir.
3. Toplama Fonksiyonu (net giriş): Nöron, kendisine gelen girişleri ağırlıklarıyla çarpar ve toplar. Bu matematiksel işlem aşağıdaki şekilde ifade edilir:

$$v = \sum(w_i \cdot x_i) + b \tag{2.13}$$

Burada b önyargı (bias) terimidir ve çıktı üzerinde sabit bir kaydırma etkisi yaratır.

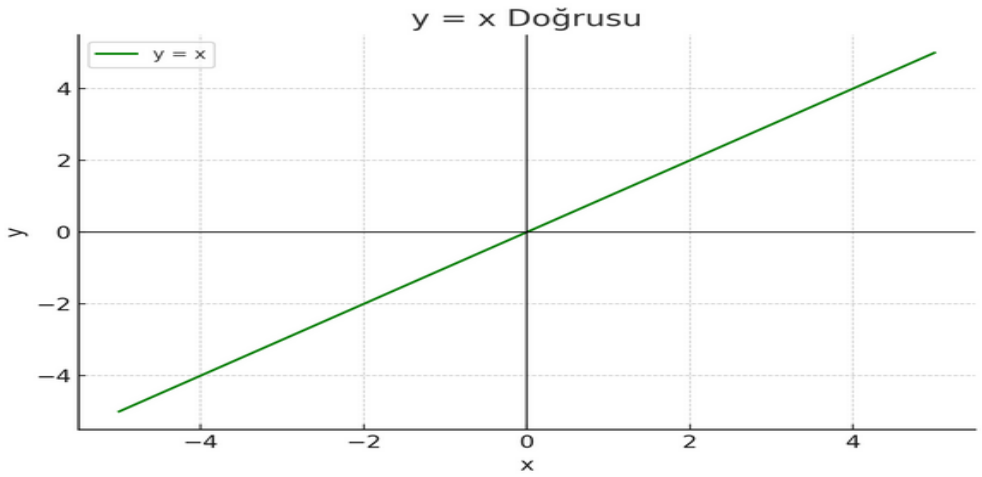
4. Aktivasyon Fonksiyonu (f): Toplama sonucu elde edilen değere uygulanan doğrusal olmayan fonksiyondur. Nöronun çıkış verisini belirler. Aktivasyon fonksiyonu kullanılmazsa, ağ yalnızca doğrusal ilişkileri öğrenebilir ve sınırlı bir temsil gücüne sahip olur [81].
5. Çıktı (y): Aktivasyon fonksiyonu sonucunda üretilen ve bir sonraki katmana ya da dış ortama iletilen değerdir. Matematiksel olarak:

$$y = f(v) = f(\sum w_i \cdot x_i + b) \tag{2.14}$$

Sık Kullanılan Aktivasyon Fonksiyonları:

I. Doğrusal (Linear): Basit regresyon problemleri için uygundur ancak sınırlı temsil gücüne sahiptir.

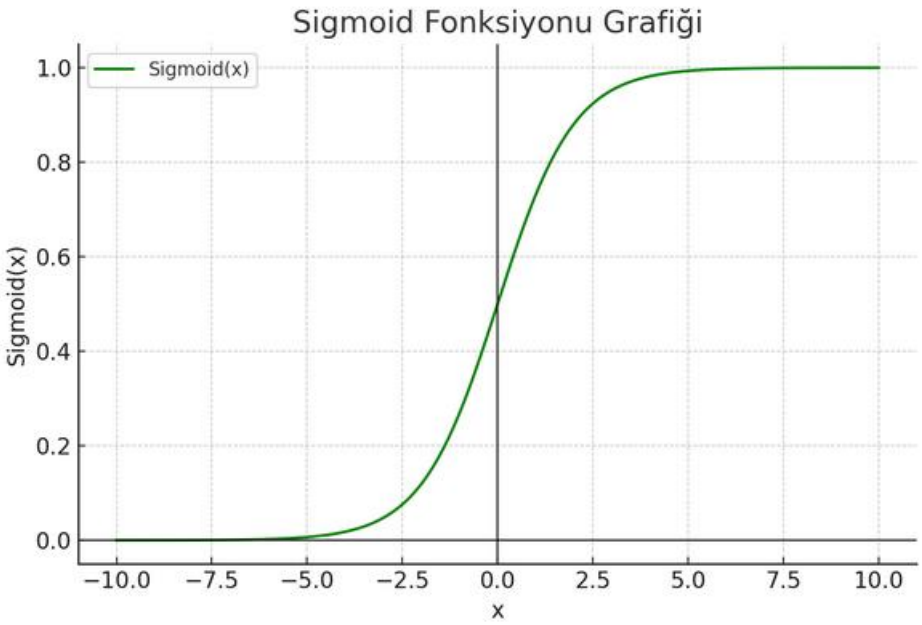
$$y = x \tag{2.15}$$



Şekil 2.18 Doğrusal fonksiyon grafiği

II. Sigmoid: Çıktıyı 0 ile 1 arasında sınırlar. Özellikle ikili sınıflandırma problemlerinde kullanılır [86].

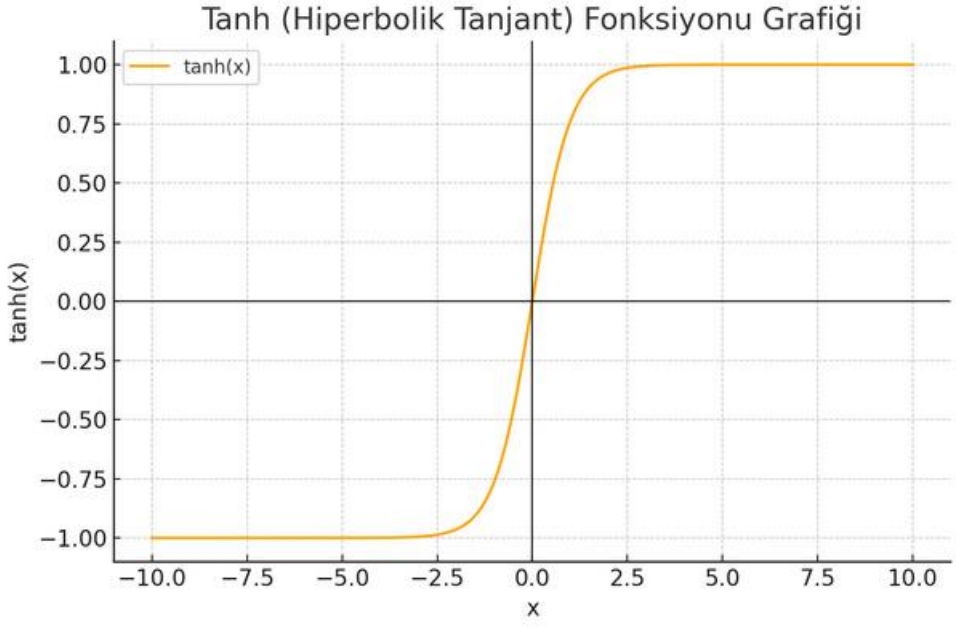
$$y = {}^{1}/_{(1 + e^{-x})} \tag{2.16}$$



Şekil 2.19 Sigmoid fonksiyon grafiği

III. Tanjant Hiperbolik (tanh): Çıktıyı -1 ile +1 arasında sınırlar. Sıfır merkezli olması nedeniyle bazı durumlarda sigmoid'den üstündür.

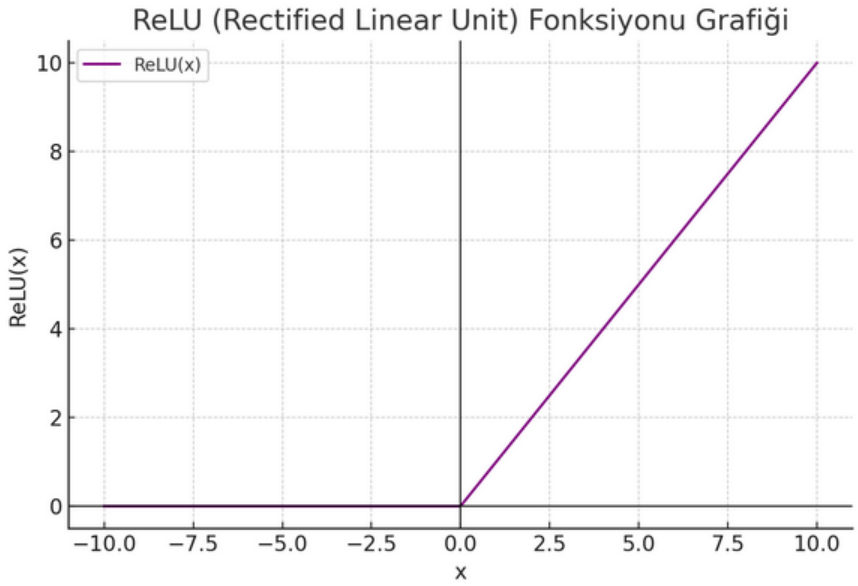
$$y = {(e^{x} - e^{-x})}/{(e^{x} + e^{-x})} \tag{2.17}$$



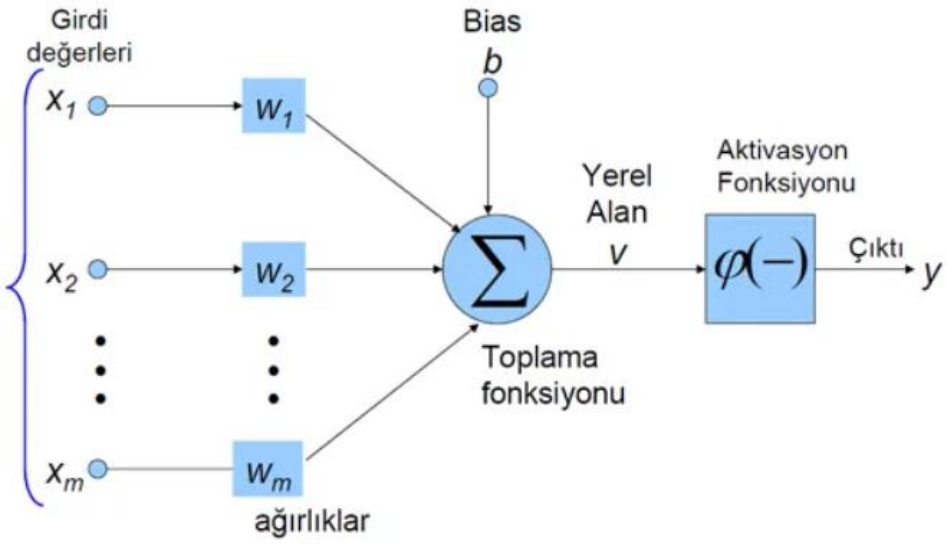
Şekil 2.20 Tanjant hiperbolik fonksiyon grafiği

IV. ReLU (Rectified Linear Unit): Derin öğrenmede yaygın olarak kullanılır. Öğrenme sürecini hızlandırır ve daha iyi yakınsama sağlar [87].

$$y = \max(0, x) \tag{2.18}$$



Şekil 2.21 ReLU fonksiyon grafiği



Şekil 2.22 Yapay sinir hücresi [95]

Bu yapı, binlerce nöronun bir araya gelerek oluşturduğu ağlar sayesinde oldukça karmaşık görevlerin başarılmasına olanak sağlar. Her bir nöron, kendi lokal işlemine odaklanırken, ağın genel öğrenme kapasitesine katkı sağlar.

Tablo 2.6 Biyolojik sinir ağı ile YSA arasında temel farklar ve benzerlikler

Özellik	**Biyolojik Sinir Ağı**	**Yapay Sinir Ağı (YSA)**
Temel Birim	Nöron	Yapay nöron (algılayıcı/perceptron)
Girdi Kaynağı	Dendritler aracılığıyla diğer nöronlardan sinyaller	Giriş verileri $(x_1.x_2\ ,\dots,x_n)$
İşleme Yeri	Hücre gövdesi (soma)	Toplama fonksiyonu + aktivasyon fonksiyonu
Bağlantılar	Sinapslar (kimyasal veya elektriksel bağlantılar)	Ağırlıklar $(w_1, w_2\ ,\dots, w_n)$ ile tanımlı bağlantılar
İletim Mekanizması	Elektriksel impulslar (aksiyon potansiyeli)	Sayısal hesaplama / matematiksel çıktı
Çıkış Mekanizması	Akson ile diğer nöronlara sinyal gönderimi	Çıkış katmanına iletim
Katmanlar	Katmanlı yapı yoktur, yoğun düğümlerle bağlantılar vardır	Giriş, gizli ve çıkış katmanları vardır
Öğrenme Mekanizması	Sinapsların kuvvetinin (ağırlığının) değişimiyle öğrenme	Geri yayılım (backpropagation) ve ağırlık güncelleme
Adaptasyon Yeteneği	Son derece yüksektir, çevreye uyum sağlar	Sınırlı ve eğitim verisine bağımlı uyum
Enerji Kullanımı	Biyolojik süreçlerle gerçekleşir, düşük enerji kullanır	Elektriksel işlem gücü ve bellek gerektirir
Bilgi Temsili	Nöronal aktivite ve bağlantı kuvvetleriyle temsil edilir	Ağırlık matrisleri ve aktivasyonlar
Paralellik	Doğal olarak yüksek düzeyde paralellik içerir	Simüle edilen paralellik
Uygulama Alanı	Canlı organizmaların tüm sinirsel faaliyetleri	Görüntü işleme, ses tanıma, tahmin sistemleri vb.

2.3.9 YSA' nın Sınıflandırıması

Yapay Sinir Ağları (YSA), hem yapısal özelliklerine hem de öğrenme yöntemlerine göre farklı şekillerde sınıflandırılabilir. Bu sınıflandırmalar, ağların ne tür veriler üzerinde nasıl çalışacağını belirlemede önemli bir rol oynar. Doğru ağ mimarisinin seçimi, modelin başarımını doğrudan etkiler [81].

1. Yapıya Göre Sınıflandırma

a) İleri Beslemeli Sinir Ağları (Feedforward Neural Networks - FNN):

Bilginin sadece girişten çıkışa doğru aktığı, en basit sinir ağı yapısıdır. Nöronlar arasında geri bağlantı bulunmaz. Bu yapılar, özellikle sınıflandırma ve regresyon problemlerinde yaygın olarak kullanılır. Çok katmanlı perceptron (MLP), ileri beslemeli ağlara örnek verilebilir [86].

b) Geri Beslemeli Sinir Ağları (Recurrent Neural Networks - RNN):

Bilgi akışının sadece ileri değil, aynı zamanda geri yönde de olduğu ağlardır. Bu sayede geçmiş bilgileri hafızasında tutabilir ve sıralı veriler üzerinde çalışabilir. Dil modelleme, zaman serisi tahmini gibi alanlarda tercih edilir. Hopfield ağı ve Elman ağı gibi yapılar bu sınıfa girer [92].

c) Kohonen Ağları (Kendini Düzenleyen Haritalar - SOM):

Özellikle danışmansız öğrenmede kullanılan ve yüksek boyutlu verileri iki boyuta indirerek haritalayan ağlardır. Veri görselleştirme, kümeleme ve örüntü tanıma görevlerinde yaygındır [91].

2. Öğrenme Yöntemine Göre Sınıflandırma

a) Danışmanlı Öğrenme (Supervised Learning):

Giriş-çıkış çiftleri önceden belirlenmiştir. Ağ, çıktıyı hedef değere yaklaştıracak şekilde ağırlıklarını günceller. Hata, geri yayılım algoritması ile geriye iletilerek öğrenme gerçekleştirilir. Görüntü sınıflandırma, metin etiketleme ve regresyon bu yönteme örnektir [84], [86].

b) Danışmansız Öğrenme (Unsupervised Learning):

Yalnızca giriş verisi kullanılır, çıkış bilgisi bulunmaz. Ağ, benzer özelliklere sahip verileri gruplayarak içsel yapıyı öğrenmeye çalışır. Kümeleme ve boyut indirgeme görevleri bu sınıfa girer. SOM, bu tür öğrenmeye örnek teşkil eder [91].

c) Pekiştirmeli Öğrenme (Reinforcement Learning):

Ağ, bir ortamda hareket ederken aldığı ödül-ceza sinyallerine göre kendi davranışını optimize eder. Her eylemin sonucu bir performans ölçütü ile değerlendirilir. Robotik, oyun oynama (örneğin AlphaGo) gibi alanlarda sıklıkla kullanılır [96].

Bu sınıflandırmalar, uygulamaya özel ihtiyaçlara uygun ağ yapısının seçilmesini sağlar. Örneğin; görsel veri ile çalışılıyorsa konvolüsyonel sinir ağı (CNN), zamana bağlı veri varsa geri beslemeli yapılar (RNN) daha uygundur. Her ağ türü, kendi avantajları ve sınırlılıkları ile birlikte değerlendirilmelidir.

3. Uygulama Şekline Göre Öğrenme Algoritmaları

Yapay sinir ağlarında öğrenme yalnızca kullanılan veri türüne değil, aynı zamanda verinin ağa ne zaman ve nasıl sunulduğuna da bağlıdır. Bu bağlamda öğrenme süreçleri, çevrimdışı (offline) ve çevrimiçi (online) olmak üzere iki temel şekilde sınıflandırılabilir [88], [81].

a) Çevrimdışı (Batch) Öğrenme:

Bu yöntemde, ağın eğitimi sırasında tüm eğitim verisi bir arada kullanılır. Ağırlık güncellemeleri, veri setinin tamamı işlendiğinde topluca yapılır. Genellikle sabit veri kümeleri ile çalışılır. Bu yaklaşım, ağırlıkların daha dengeli güncellenmesini sağlar ve yakınsama süreci daha stabildir. Ancak büyük veri setlerinde zaman ve bellek açısından maliyetli olabilir.

Avantajları:

- Daha doğru gradyan tahmini
- Kararlı yakınsama

Dezavantajları:

- Büyük veri setlerinde bellek yükü
- Dinamik ortamlara uygun değildir

b) Çevrimiçi (Online) Öğrenme:

Veriler birer birer (veya mini gruplar halinde) ağa sunulur ve her veri noktasından sonra ağırlıklar hemen güncellenir. Bu yöntem, özellikle verinin sürekli aktığı veya zamanla değiştiği uygulamalarda kullanışlıdır. Örneğin, gerçek zamanlı sistemlerde, robotik uygulamalarda ve finansal piyasa izleme sistemlerinde tercih edilir [93].

Avantajları:

- Gerçek zamanlı güncelleme imkânı
- Dinamik veriye karşı uyarlanabilirlik

- Daha az bellek kullanımı

Dezavantajları:

- Gürültülü verilerde daha fazla hata
- Yakınsama daha dengesiz olabilir

c) Mini-Batch Öğrenme (Karma Yaklaşım):

Hem çevrimdışı hem çevrimiçi yöntemlerin avantajlarını birleştiren bu yaklaşımda, eğitim verisi küçük gruplar (mini-batch) hâlinde işlenir. Derin öğrenme mimarilerinde en yaygın kullanılan öğrenme biçimidir.

2.4 ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System)

2.4.1 ANFIS Nedir?

ANFIS (Uyarlamalı Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi), Takagi-Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemleri ile yapay sinir ağlarının birleştirilmesiyle oluşturulmuş melez bir yapıdır. İlk olarak Jang [97] tarafından geliştirilmiştir ve amaç doğrusal olmayan sistemlerin daha iyi modellenmesini sağlamaktır. ANFIS, giriş-çıkış verileri temelinde öğrenme yapabilen, bulanık mantığın yorumsal gücü ile sinir ağlarının öğrenme yeteneğini birleştiren bir sistemdir [97], [98].

2.4.2 ANFIS'in Tarihçesi

ANFIS algoritması, Jang [97], [99] tarafından geliştirilmiş olup özellikle karmaşık ve doğrusal olmayan fonksiyonların modellenmesinde etkin bir çözüm olarak ortaya çıkmıştır. Başlangıçta genel bulanık çıkarım sistemlerinin eksikliklerini gidermek amacıyla geliştirilen ANFIS, zamanla MATLAB Fuzzy Logic Toolbox ile birlikte yaygın bir kullanım alanı kazanmıştır [100]. Türkiye'de de yapay zekâ alanındaki uygulamalarda, özellikle COVID-19 ölümlerinin tahmini gibi zaman serisi analizlerinde kullanılmaktadır [101].

2.4.3 ANFIS Hangi Bölümlerden Oluşur?

ANFIS genellikle beş katmandan oluşur:

I. Bulanıklaştırma katmanı: Giriş değişkenlerini üyelik fonksiyonları aracılığıyla bulanık değerlere çevirir.
II. Kural katmanı: "Eğer-o zaman" kurallarının uygulanmasını sağlar.

III. Normalleştirme katmanı: Kural ağırlıklarını normalize eder.

IV. Durulaştırma katmanı: Kuralların ağırlıklı katkıları hesaplanır.

V. Çıktı katmanı: Nihai çıktı hesaplanır [97], [98].

Bu katmanlar sayesinde ANFIS, öğrenen ve esnek bir sistem haline gelir.

2.4.4 ANFIS Nasıl Çalışır?

ANFIS, eğitim verileri üzerinden üyelik fonksiyonlarını ve kural tabanlı sistemin parametrelerini ayarlayan bir öğrenme algoritması uygular. Genellikle melez öğrenme algoritması (hybrid learning) tercih edilir; bu algoritma, geriye yayılım (backpropagation) ile en küçük kareler yöntemini (least squares) birleştirerek optimize edilmiş parametreler üretir [98], [100]. MATLAB ortamında, bu süreç GUI veya komut satırı üzerinden başlatılabilir ve kullanıcıya grafiksel hata analizi ve model doğrulama araçları sunar.

2.4.5 ANFIS' in Uygulama Alanları

ANFIS, birçok disiplinlerarası alanda başarıyla kullanılmaktadır: Mühendislik: Hidrolik, robotik, enerji sistemleri gibi alanlarda kontrol sistemleri oluşturmak için.

Tıp: Hastalık tahmini ve tanılama sistemleri geliştirme [101].

Finans: Zaman serisi tahminleri ve risk modelleme.

Eğitim: Öğrenci performansı tahmini ve öğrenme analitiği.

Veri Madenciliği: Karmaşık ilişkilerin modellenmesi ve sınıflandırma problemlerinde [102].

2.4.6 ANFIS ve Makine Öğrenmesi Arasındaki İlişki

ANFIS, yapısı itibariyle gözetimli öğrenme temelli bir sistemdir ve klasik makine öğrenmesi algoritmalarına benzer şekilde veri setlerinden öğrenme gerçekleştirir. Ancak ANFIS, veriyle birlikte bilgi temsili de sağlar; çünkü kurallara dayalı bir sistemdir. Bu özelliğiyle açıklanabilir yapay zekâ (Explainable AI) kapsamında önemli bir avantaj sunar [103]. Ayrıca performans değerlendirmelerinde MSE, RMSE, MAE ve R^2 gibi metrikler kullanılarak doğruluğu ölçülmektedir [98].

2.4.7 ANFIS' de Hata Değerlendirme Ölçütleri

ANFIS modellerinin doğruluğunu değerlendirmek için çeşitli hata metrikleri kullanılır. Bu metrikler, modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değerler arasındaki farkları ölçerek modelin ne derece başarılı olduğunu nicel olarak ifade eder. Yaygın olarak kullanılan hata değerlendirme ölçütleri şunlardır:

- Ortalama Kare Hatası (MSE - Mean Squared Error): Gerçek ve tahmin edilen değerler arasındaki farkların karesinin ortalamasıdır. Daha büyük hataları daha fazla cezalandırır.

y_1: Gerçek değerler

y_2: Tahmini değerler

n: Örnek sayısı

$$MSE = \frac{\Sigma(y_1 - y_2)^2}{n} \tag{2.19}$$

- Ortalama Mutlak Hata (MAE - Mean Absolute Error): Tahmin edilen ve gerçek değerler arasındaki farkların mutlak değerlerinin ortalamasıdır. Modelin ortalama hata miktarını gösterir.

$$MAE = \frac{\Sigma|y_1 - y_2|}{n} \tag{2.20}$$

- Ortalama Mutlak Yüzde Hata (MAPE - Mean Absolute Percentage Error): Gerçek değerlere göre tahmin hatalarının yüzdesini ölçer. Veriler % cinsinden yorumlanabilir.

$$MAPE = \frac{\Sigma\left|\frac{y_1 - y_2}{y_1}\right|}{n} \times 100(\%) \tag{2.21}$$

- R-Kare (R^2 - Determination Coefficient): Modelin varyansı ne kadar açıkladığını gösterir. 1'e yakın olması modelin iyi olduğunu gösterir.

$$R^2 = 1 - \frac{\Sigma(y_1 - y_2)^2}{\Sigma(y_1 - y_2)^2} \tag{2.22}$$

- Ortalama Hata Kareleri Toplamı Kökü (Root Mean Squared Error-RMSE): Yapay sinir ağlarındaki model performanslarını değerlendirmede çok sık kullanılan bir yöntemdir. Gerçek değerler ile modelin tahminleri arasında bulunan hata oranını tespit etmek için kullanılır. RMSE değeri sıfıra ne

kadar yakınsa oluşturulan model o ölçüde iyidir. Eğer değer sıfır olursa model mükemmeldir demektir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum(y_1 - y_2)^2}{n}} \tag{2.23}$$

Bu metrikler, ANFIS modellerinin eğitimi sonrası test verisiyle doğrulama aşamasında değerlendirilir ve en düşük hatayı veren model tercih edilir [98].

2.4.8 ANFIS' in MATLAB ile Uygulanması

MATLAB, ANFIS modellemeleri için kapsamlı bir araç kutusu (Fuzzy Logic Toolbox) sunar. Bu araç ile kullanıcılar grafiksel kullanıcı arayüzü (GUI) üzerinden veya doğrudan komut satırından ANFIS sistemleri kurabilir, eğitebilir ve test edebilir. MATLAB ortamında ANFIS uygulaması şu temel adımlardan oluşur:

1. Veri Yükleme (Load Data)

ANFIS modeli oluşturulmadan önce sistemin eğitileceği veri seti yüklenmelidir. Bu veri seti, genellikle sistemin giriş ve çıkış ilişkilerini gösteren çiftler halinde düzenlenmiş olur. MATLAB'de bu işlem GUI üzerinden "Load Data" butonuyla yapılabildiği gibi load filename.dat komutu ile komut satırından da gerçekleştirilebilir [100]. Yüklenen veriler eğitim (training), test (testing) ve doğrulama (checking) olarak üç kategoriye ayrılabilir.

2. FIS Modelinin Oluşturulması (Generate FIS)

Veri yüklendikten sonra ANFIS sistemi, bir bulanık çıkarım sistemi (FIS) modeli üzerine inşa edilir. MATLAB, bu işlemi GUI üzerinden "Generate FIS" seçeneğiyle kullanıcıya sunar. Kullanıcı burada:

- Girdi değişkeni başına kaç üyelik fonksiyonu (MF) olacağını,
- Üyelik fonksiyonlarının türünü (örneğin: gaussian, bell, trapezoidal),
- Çıkış üyelik fonksiyonu olarak "linear" mı yoksa "constant" mı kullanılacağını belirleyebilir [98].

FIS yapısının oluşturulmasında iki temel yaklaşım mevcuttur:

- Grid partitioning: Her giriş için belirli sayıda MF tanımlanarak tüm kombinasyonlara dayalı kurallar oluşturulur.
- Subtractive clustering: Verinin kümeleme özelliklerine göre daha az sayıda ama etkili kurallar oluşturulur.

3. Eğitim Aşaması (Train)

FIS oluşturulduktan sonra sistem, eğitim verisi kullanılarak optimize edilir. MATLAB GUI'de bu işlem "Train Now" butonu ile başlatılır. Eğitim sırasında, modelin üyelik fonksiyon parametreleri belirlenen hata toleransına (error tolerance) ulaşılana kadar güncellenir.

4. Optimizasyon Yöntemi (Hybrid Öğrenme)

MATLAB'de varsayılan öğrenme yöntemi Hybrid (melez) öğrenme algoritmasıdır. Bu yöntem, iki temel algoritmanın birleşiminden oluşur:

- Geriye yayılım (backpropagation): Üyelik fonksiyonu parametrelerini ayarlamak için.
- En küçük kareler yöntemi (least squares): Lineer parametrelerin belirlenmesi için.

Bu yöntem sayesinde hem doğrusal hem de doğrusal olmayan parametrelerin etkili biçimde öğrenilmesi sağlanır [97], [100].

5. Eğitim Sayısı ve Hata Toleransı (Epochs & Error Tolerance)

Eğitim sürecinde kullanıcı, kaç epoch boyunca eğitim yapılacağını ve ne kadar hata toleransı (error tolerance) kabul edileceğini belirleyebilir. Epoch, tüm eğitim verisi üzerinden bir kez geçilmesini ifade eder. Hata toleransı ise sistemin eğitimi durduracağı hata eşiğidir. Varsayılan olarak bu değer sıfıra ayarlıdır ve küçük tutulması modelin daha hassas öğrenmesini sağlar [98].

6. Test ve Doğrulama (Test and Checking)

Model eğitildikten sonra test verileriyle doğrulama yapılabilir. MATLAB GUI'de bu işlem "Test Now" butonuyla gerçekleştirilir. Eğer doğrulama (checking) verisi de sağlanmışsa, sistemin aşırı öğrenmeye (overfitting) karşı direnci de kontrol edilebilir. Checking verisi, eğitim sırasında sistemin genelleme yeteneğini değerlendirmek amacıyla kullanılır. Eğitim sonrası, test verisinin çıktısı ile modelin tahmini çıktısı karşılaştırılarak performans grafiksel olarak sunulur [100].

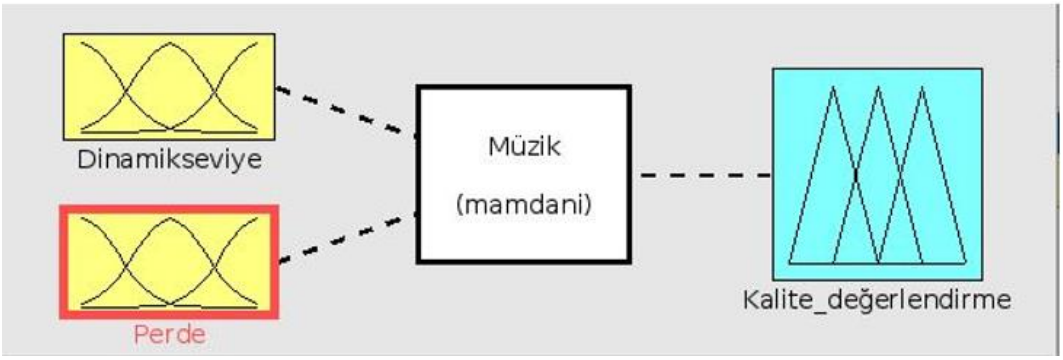
Tablo 2.7 ANFIS' in MATLAB ile uygulanması

Bileşen	**Açıklama**
Load Data	Eğitim, test ve kontrol verilerinin yüklenmesi
Generate FIS	Üyelik fonksiyonları ve kurallarla FIS oluşturma
Train	Eğitim verileriyle modelin öğrenmesini sağlama
Hybrid	Melez öğrenme: BP + Least Squares
Error Tolerance	Hata toleransı, eğitim sonlanma kriteri
Epochs	Eğitim turu sayısı
Test Now	Eğitilmiş modelin doğrulama/test işlemleri

3
KOMPOZİSYON KARAR PROBLEMİ ve MÜZİKAL OLAY MATLAB UYGULAMASI

3.1 Kompozisyonel Karar Problemi Matlab Uygulaması

Kompozisyon karar problemi, kontrol edilebilir unsur (örneğin perde, süre, genlik vb.) ile sonuç değerlendirmesi arasında bir ilişki kurulmasını gerektirmektedir. Bu ilişki, öncülleri (girdi parametresi) ve sonuçları (yaratılan müzik parçasının çıktı değerlendirmesi) olan EĞER … O HALDE kuralları kümesi olarak tanımlanmaktadır. Her IF/THEN kuralı, bir sonuç üreten n özniteliği karşılaştırır. Öznitelikler ve sonuç, Zayıf, Orta, Çok İyi vb. gibi bulanık kümelerle tanımlanır. Basitlik açısından, genelliği kaybetmeden, "Dinamik seviye" ve "Perde" gibi iki öznitelik ve bunun sonucunda "Kalitenin değerlendirilmesi" ile ilgilendiğimizi varsayalım.



Şekil 3.1 İki girdi bir çıktıdan oluşan bulanık model

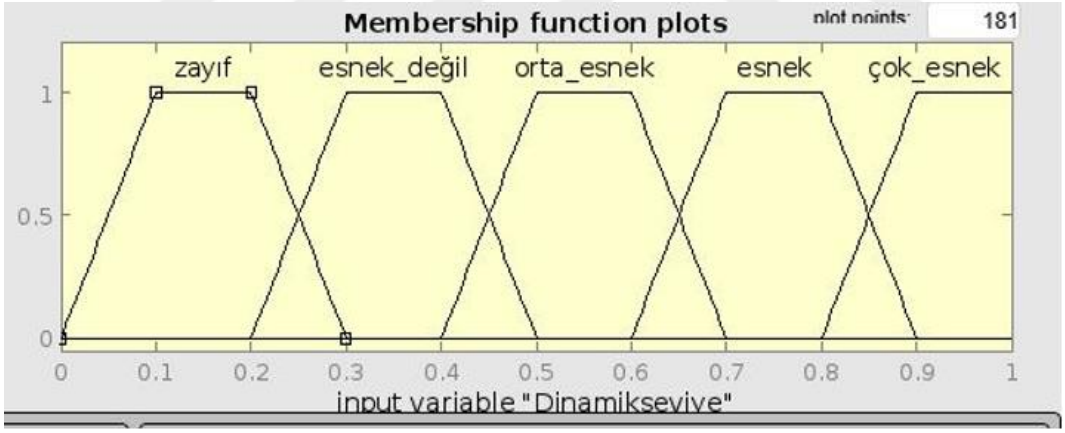
Oluşturulan bulanık model dinamik seviye ve perde girdi değişkenleri olmak üzere kalite değerlendirmesi olarak çıktı değişkeninden oluşmaktadır. Dinamik seviye girdi değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

3.1.1 Girdi-Çıktı Üyelik Fonksiyonlarının Oluşturulması

Tablo 3.1 "Dinamik seviye" için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değer
1.	Zayıf	{0; 0.1; 0.2; 0.3}
2.	Esnek Değil	{0.2; 0.3; 0.4; 0.5}
3.	Orta esnek	{0.4: 0.5; 0.6; 0.7}
4.	Esnek	{0.6; 0.7; 0.8; 0.9}
5.	Çok esnek	{0.8; 0.9; 1; 1}

Dinamik seviye girdi değişkene ait üyelik fonksiyonları yamuksal olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.2 Dinamik seviye girdi değişkene ait yamuksal üyelik fonksiyonları

Dinamik seviye bulanık kümesine ait zayıf üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{zayıf}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0 \; ve \; x > 0.3 \\ x/0.1\,, & 0 < x < 0.1 \\ (0.3 - x)/0.1\,, & 0.2 < x < 0.3 \\ 1\,, & 0.1 \leq x \leq 0.2 \end{cases}$$

esnek değil üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{esnekdeğil}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.2 \; ve \; x > 0.5 \\ (x - 0.2)/_{0.1}\,, & 0.2 < x < 0.3 \\ (0.5 - x)/_{0.1}\,, & 0.4 < x < 0.5 \\ 1\,, & 0.3 \leq x \leq 0.4 \end{cases}$$

orta esnek üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{ortaesnek}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.4 \; ve \; x > 0.7 \\ (x - 0.4)/_{0.1}\,, & 0.4 < x < 0.5 \\ (0.7 - x)/_{0.1}\,, & 0.6 < x < 0.7 \\ 1\,, & 0.5 \leq x \leq 0.6 \end{cases}$$

esnek üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{esnek}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.6 \; ve \; x > 0.9 \\ (x - 0.6)/_{0.1}\,, & 0.6 < x < 0.7 \\ (0.9 - x)/_{0.1}\,, & 0.8 < x < 0.9 \\ 1\,, & 0.7 \leq x \leq 0.8 \end{cases}$$

çok esnek üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{çokesnek}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0.8 \\ (x - 0.8)/_{0.1} & 0.8 < x < 0.9 \\ 1, & 0.9 \leq x \leq 1 \end{cases}$$

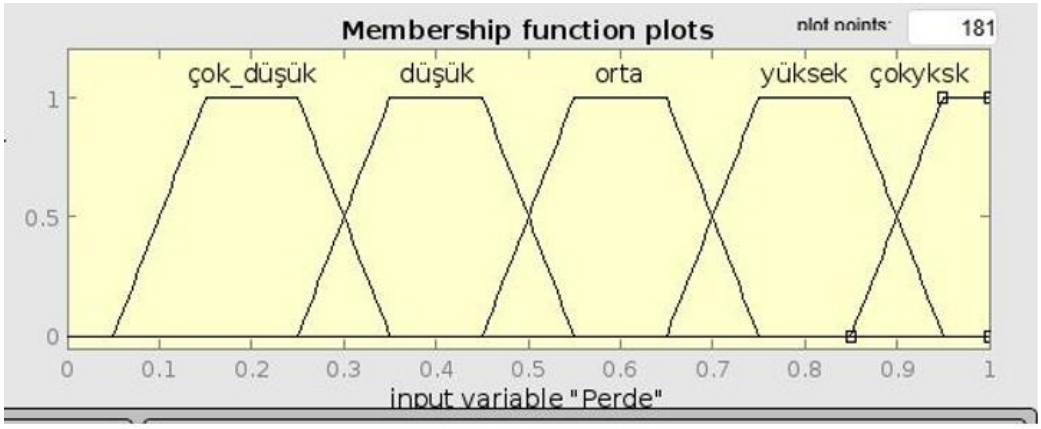
şeklinde verilmiştir.

Perde girdi değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.2 "Perde" için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değer
1.	Çok Düşük	{0.05: 0.15; 0.25; 0.35}
2.	Düşük	{0.25; 0.35; 0.45; 0.55}
3.	Orta	{0.45; 0.55; 0.65; 0.75}
4.	Yüksek	{0.65; 0.75; 0.85; 0.95}
5.	Çok Yüksek	{0.85; 0.95; 1; 1}

Perde girdi değişkene ait üyelik fonksiyonları yamuksal olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.3 Perde girdi değişkene ait yamuksal üyelik fonksiyonları

Perde bulanık kümesine ait çok düşük üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{çokdüşük}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.05 \; ve \; x > 0.35 \\ (x - 0.05)/_{0.1}\,, & 0.05 < x < 0.15 \\ (0.35 - x)/_{0.1}\,, & 0.25 < x < 0.35 \\ 1\,, & 0.15 \leq x \leq 0.25 \end{cases}$$

düşük üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{düşük}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.25 \; ve \; x > 0.55 \\ (x - 0.25)/_{0.1}\,, & 0.25 < x < 0.35 \\ (0.55 - x)/_{0.1}\,, & 0.45 < x < 0.55 \\ 1\,, & 0.35 \leq x \leq 0.45 \end{cases}$$

orta üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{orta}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.45 \; ve \; x > 0.75 \\ (x - 0.45)/_{0.1}\,, & 0.45 < x < 0.55 \\ (0.75 - x)/_{0.1}\,, & 0.65 < x < 0.75 \\ 1\,, & 0.55 \leq x \leq 0.65 \end{cases}$$

yüksek üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{yüksek}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.65 \; ve \; x > 0.95 \\ (x - 0.65)/_{0.1}\,, & 0.65 < x < 0.75 \\ (0.95 - x)/_{0.1}\,, & 0.85 < x < 0.95 \\ 1\,, & 0.75 \leq x \leq 0.85 \end{cases}$$

çok yüksek üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{çokyüksek}(x) = \begin{cases} 0, & x < 0.85 \\ (x - 0.85)/_{0.1}, & 0.85 < x < 0.95 \\ 1, & x \geq 095 \end{cases}$$

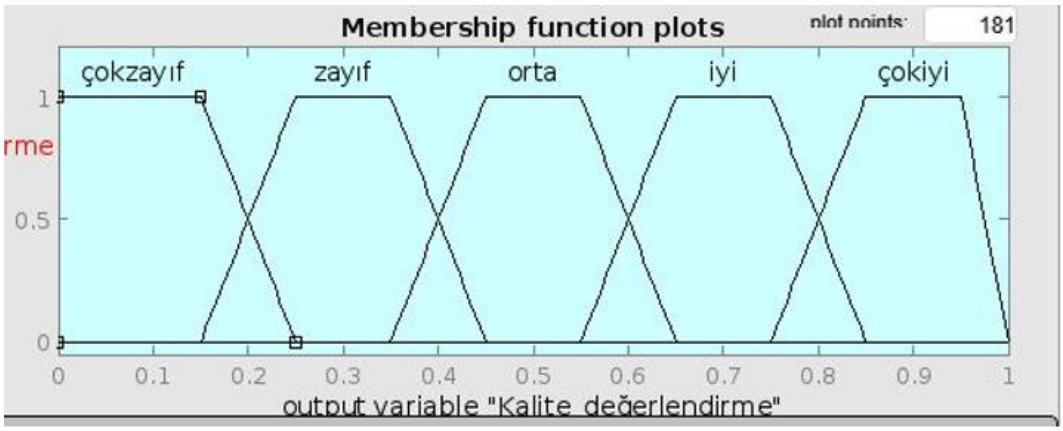
şeklinde verilmiştir.

Kalite değerlendirme çıktı değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.3 Çıktı için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değerler
1.	Çok Zayıf	{0; 0; 0.15; 0.25}
2.	Zayıf	{0.15; 0.25; 0.35; 0.45}
3.	Orta	{0.35; 0.45; 0.55; 0.65}
4.	İyi	{0.55; 0.65; 0.75; 0.85}
5.	Çok İyi	{0.75; 0.85; 0.95; 1}

Kalite değerlendirme çıktı değişkene ait üyelik fonksiyonları yamuksal olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.4 Kalite değerlendirme çıktı değişkene ait yamuksal üyelik fonksiyonları

Kalite değerlendirme bulanık kümesine ait çok zayıf üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{çokzayıf}(x) = \begin{Bmatrix} 0, & x > 0.25 \\ (0.25 - x)/_{0.1}, & 0.15 < x < 0.25 \\ 1, & x \leq 0.15 \end{Bmatrix}$$

zayıf üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{zayıf}(x) = \begin{Bmatrix} 0\,, & x < 0.15 \; ve \; x > 0.45 \\ (x - 0.15)/_{0.1}\,, & 0.15 < x < 0.25 \\ (0.45 - x)/_{0.1}\,, & 0.35 < x < 0.45 \\ 1\,, & 0.25 \leq x \leq 0.35 \end{Bmatrix}$$

orta üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{orta}(x) = \begin{Bmatrix} 0\,, & x < 0.35 \; ve \; x > 0.65 \\ (x - 0.35)/_{0.1}\,, & 0.35 < x < 0.45 \\ (0.65 - x)/_{0.1}\,, & 0.55 < x < 0.65 \\ 1\,, & 0.45 \leq x \leq 0.55 \end{Bmatrix}$$

iyi üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{iyi}(x) = \begin{Bmatrix} 0\,, & x < 0.55 \; ve \; x > 0.85 \\ (x - 0.55)/_{0.1}\,, & 0.55 < x < 0.65 \\ (0.85 - x)/_{0.1}\,, & 0.75 < x < 0.85 \\ 1\,, & 0.65 \leq x \leq 0.75 \end{Bmatrix}$$

çok iyi üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{çokiyi}(x) = \begin{cases} 0\,, & x < 0.75 \; ve \; x > 1 \\ (x - 0.75)/0.1\,, & 0.75 < x < 0.85 \\ (1 - x)/0.1\,, & 0.95 < x < 1 \\ 1\,, & 0.85 \leq x \leq 0.95 \end{cases}$$

şeklinde verilmiştir.

3.1.2 Bulanık Kural Tabanının Oluşturulması

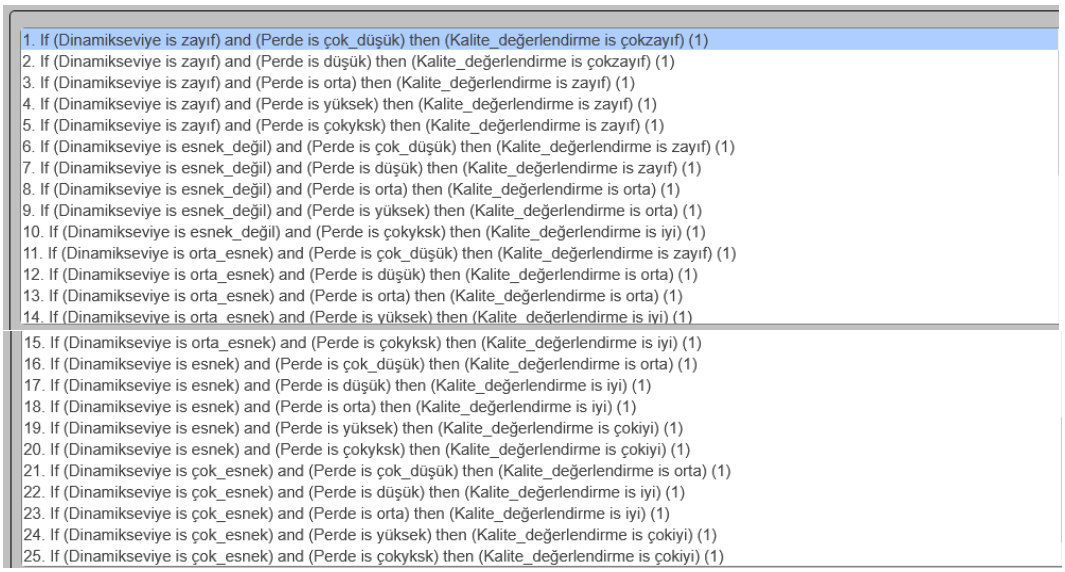
Sistem, tek başına "dinamik seviye" veya "perde" bilgisini değil, ikisini birlikte değerlendirerek karar veriyor. Bu, klasik tek değişkenli karar sistemlerinden farklı olarak daha insana benzer ve duyusal değerlendirme kabiliyeti sağlar.

Bu kurallar, müzik teorisinin teknik boyutlarını (örneğin: daha yüksek perde ve dengeli ses şiddetinin daha parlak ve dikkat çekici müzik yaratması) insan duyusal algısıyla örtüşecek şekilde bulanık mantıkla temsil eder.

"Perde" ve "Dinamik Seviye" girdi değişkenlerine karşılık gelen çıktı "Kalite Değerlendirmesi" kuralları müzik otoriteleri tarafından belirlenmektedir. Kalite tablosu oluşturulduktan sonra uygun üyelik fonksiyonları yardımıyla yine durulaştırma yöntemleri de kullanılarak müzikal olay gerçekleştirilecektir. Aşağıdaki tabloda iki girdi bir çıktıdan oluşan kalite değerlendirmesi kural tablosu görülmektedir.

Tablo 3.4 Bulanık kural tabanı oluşturma

Perde / Dinamik seviye	Çok düşük	Düşük	Orta	Yüksek	Çok yüksek
Zayıf	Çok zayıf	Çok zayıf	Zayıf	Zayıf	Zayıf
Esnek değil	Zayıf	Zayıf	Orta	Orta	İyi
Orta esnek	Zayıf	Orta	Orta	İyi	İyi
Esnek	Orta	İyi	İyi	Çok iyi	Çok iyi
Çok esnek	Orta	İyi	İyi	Çok iyi	Çok iyi



Şekil 3.5 MATLAB toolbox bulanık kural tablosu

Bulanık modelimize ait oluşturulan 25 kuralı aşağıdaki gibidir:

1. Eğer Dinamik seviye "Zayıf" ve Perde "Çok düşük" ise, Kalite değerlendirmesi "Çok zayıf"

2. Eğer Dinamik seviye "Zayıf" ve Perde "Düşük" ise, Kalite değerlendirmesi "Çok zayıf"

3. Eğer Dinamik seviye "Zayıf" ve Perde "Orta" ise, Kalite değerlendirmesi "Zayıf"

4. Eğer Dinamik seviye "Zayıf" ve Perde "Yüksek" ise, Kalite değerlendirmesi "Zayıf"

5. Eğer Dinamik seviye "Zayıf" ve Perde "Çok yüksek" ise, Kalite değerlendirmesi "Zayıf"

6. Eğer Dinamik seviye "Esnek değil" ve Perde "Çok düşük" ise, Kalite değerlendirmesi "Zayıf"

7. Eğer Dinamik seviye "Esnek değil" ve Perde "Düşük" ise, Kalite değerlendirmesi "Zayıf"

8. Eğer Dinamik seviye "Esnek değil" ve Perde "Orta" ise, Kalite değerlendirmesi "Orta"

9. Eğer Dinamik seviye "Esnek değil" ve Perde "Yüksek" ise, Kalite değerlendirmesi "Orta"

10. Eğer Dinamik seviye “Esnek değil” ve Perde “Çok yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

11. Eğer Dinamik seviye “Orta esnek” ve Perde “Çok düşük” ise, Kalite değerlendirmesi “Zayıf”

12. Eğer Dinamik seviye “Orta esnek” ve Perde “Düşük” ise, Kalite değerlendirmesi “Orta”

13. Eğer Dinamik seviye “Orta esnek” ve Perde “Orta” ise, Kalite değerlendirmesi “Orta”

14. Eğer Dinamik seviye “Orta esnek” ve Perde “Yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

15. Eğer Dinamik seviye “Orta esnek” ve Perde “Çok yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

16. Eğer Dinamik seviye “Esnek” ve Perde “Çok düşük” ise, Kalite değerlendirmesi “Orta”

17. Eğer Dinamik seviye “Esnek” ve Perde “Düşük” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

18. Eğer Dinamik seviye “Esnek” ve Perde “Orta” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

19. Eğer Dinamik seviye “Esnek” ve Perde “Yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “Çok iyi”

20. Eğer Dinamik seviye “Esnek” ve Perde “Çok yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “Çok iyi”

21. Eğer Dinamik seviye “Çok esnek” ve Perde “Çok düşük” ise, Kalite değerlendirmesi “Orta”

22. Eğer Dinamik seviye “Çok esnek” ve Perde “Düşük” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

23. Eğer Dinamik seviye “Çok esnek” ve Perde “Orta” ise, Kalite değerlendirmesi “İyi”

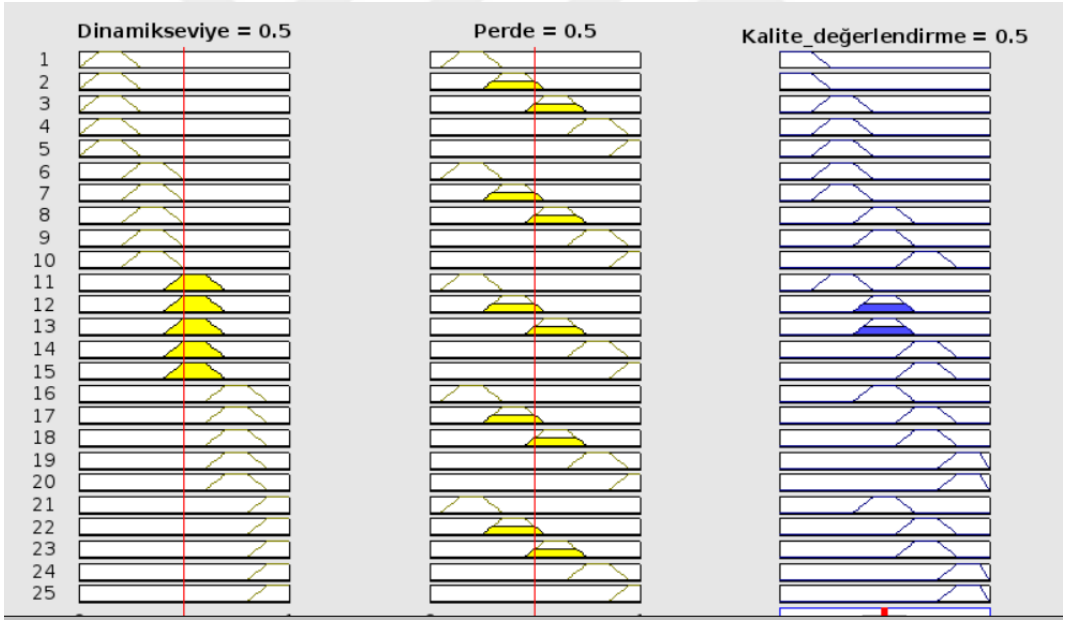
24. Eğer Dinamik seviye “Çok esnek” ve Perde “Yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “Çok iyi”

25. Eğer Dinamik seviye “Çok esnek” ve Perde “Çok yüksek” ise, Kalite değerlendirmesi “Çok iyi”

Eğer Dinamik seviye “zayıf” ve perde “çok düşük” ise kalite çok zayıf ve Dinamik “zayıf” iken perde ne olursa olsun kalite genellikle “zayıf” olarak gözlemlenmektedir. Bu durum, dinamik düzeyin düşük olmasının kaliteyi baskıladığı anlamına gelir.

“Orta esnek” veya “esnek değil” olan dinamik seviyelerde perde düşük ise kalite “orta” olmaktadır. Bu, ses şiddeti ne kadar “yeterli” olsa da perde “düşük” ise kalite artmıyor demektir.

Dinamik seviye “orta esnek”, “esnek” veya “çok esnek” olduğunda ve perde “yüksek/çok yüksek” olduğunda kalite “iyi” veya “çok iyi” olarak belirleniyor. Bu, sistemin “yüksek perde + kontrollü dinamik” kombinasyonunu en iyi kalite olarak değerlendirdiğini gösterir.



Şekil 3.6 MATLAB toolbox’ ta bulanık kurallar

3.1.3 Durulaştırma Yöntemlerinin Karşılaştırılması

Sistem çıktısı üzerinde farklı durulaştırma (defuzzification) tekniklerinin ne ölçüde etkili olduğunu değerlendirebilmek amacıyla beş ayrı yöntemden yararlanılmıştır. Bunlar sırasıyla, ağırlık merkezi (centroid), maksimum değerlerin ortalaması (mean of maximum), maksimum değerler arasındaki en yüksek değer (largest of maximum), maksimumlar içindeki en düşük değer (smallest of maximum) ve

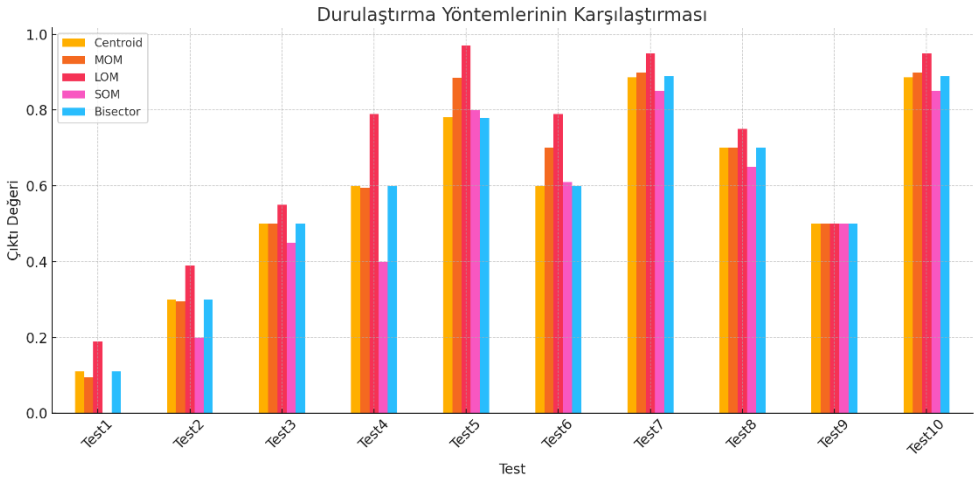
eğrinin ikiye bölünmesine dayanan bisector yöntemidir. Tablo 3.5 kapsamında, söz konusu beş yöntemin her biri kullanılarak gerçekleştirilen analizler sonucunda, on ayrı test senaryosu için elde edilen öncelik puanları karşılaştırmalı olarak sunulmuş ve yöntemler arasındaki farkların gözlemlenmesi amaçlanmıştır.

Tablo 3.5 Durulaştırma yöntemleri test değerleri

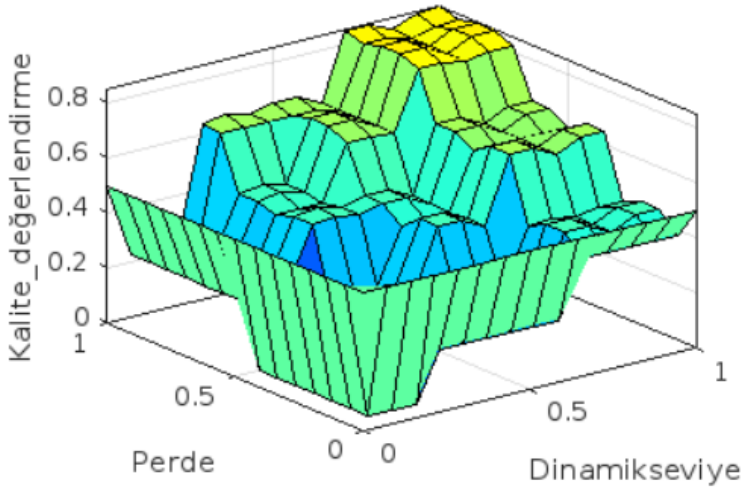
Test	**DS**	**Perde**	**Centroid**	**MOM**	**LOM**	**SOM**	**Bisector**
Test1	0.05	0.20	0.11	0.095	0.19	0.0	0.11
Test2	0.05	0.70	0.30	0.295	0.39	0.20	0.30
Test3	0.30	0.55	0.50	0.50	0.55	0.45	0.50
Test4	0.45	0.75	0.60	0.595	0.79	0.40	0.60
Test5	0.65	0.75	0.781	0.885	0.97	0.80	0.78
Test6	0.65	0.65	0.60	0.70	0.79	0.61	0.60
Test7	0.80	0.95	0.886	0.90	0.95	0.85	0.89
Test8	0.40	1.0	0.70	0.70	0.75	0.65	0.70
Test9	1.0	0.05	0.50	0.50	0.50	0.50	0.50
Test10	1.0	1.0	0.886	0.90	0.95	0.85	0.89

Sonuçlar, centroid metodunun genellikle dengeli değerler sağladığını, LOM ve SOM metotlarının ise uç değerlere karşı hassasiyet gösterdiğini ortaya koymaktadır. Şekil 3.6, tüm test durumları için bu karşılaştırmaları görselleştirmektedir.

Aşağıdaki sütun grafiği, Test1–Test10 arasındaki tüm testler için farklı durulaştırma yöntemlerine (Centroid, MOM, LOM, SOM, Bisector) göre elde edilen çıktı değerlerini karşılaştırmalı olarak göstermektedir.



Şekil 3.7 Durulaştırma yöntemlerinin test değerlerine göre karşılaştırlması



Şekil 3.8 Perde ve dinamik seviye girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kalite değerlendirmesini veren yüzey grafiği

Test, sistemin çeşitli girdi değişkenlerini etkin bir şekilde ele alma kapasitesini gösterir. Bulanıklaştırma yöntemlerinin karşılaştırılması, her yöntemin belirsizliği nasıl işlediği ve öncelik puanlarını nasıl atadığı konusundaki farklılıkları vurgulamaktadır.

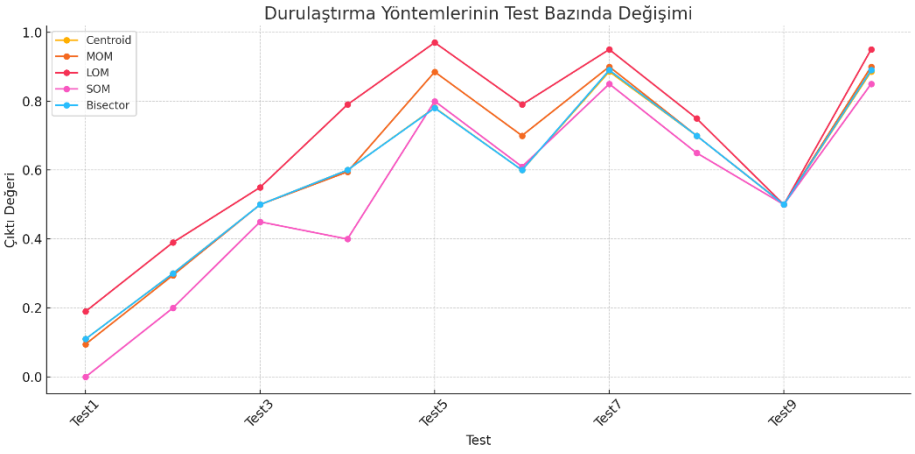
- Centroid: Bu yöntem genelde ortalama bir sonuç verir.
- MOM: Centroid'e yakın sonuçlar veriyor ama bazı durumlarda (örneğin Test5) daha yüksek bir değer gösteriyor.
- LOM: En yüksek değerleri alma eğiliminde. Örneğin Test 5'de 0.97 ile en büyük değeri veriyor. Ayrıca en yüksek ortalamaya sahip ancak yüksek değişkenlik gösteriyor.

- SOM: Daha düşük değerler sunar. Örneğin Test 1' de 0.0 sonucu elde edilmiş. Ayrıca en düşük ortalamaya sahip ve büyük dalgalanmalar içeriyor.
- Bisector: Değerler genellikle Centroid ve MOM arasında yer alıyor.
- Test5: En yüksek Centroid değeri (0.781) ve LOM değeri (0.97) SOM değeri (0.80) elde edilmiş. Bu testte tüm yöntemlerin verdiği çıktı oldukça tutarlıdır ve yüksek düzeydedir. Dinamik seviyesi ve perde orta-yüksek aralıkta olduğunda, sistemler daha kararlı sonuçlar üretmiştir.
- Test7 ve Test10, genel olarak tüm yöntemlerde en yüksek çıktı değerlerine sahip testlerdir.
- Test7: Tüm yöntemler yüksek ve birbirine yakın sonuçlar vermiş (Centroid = 0.886, MOM = 0.90, LOM = 0.95, SOM = 0.85, Bisector = 0.89).
- Test1: SOM yöntemi 0.0 ile en düşük değeri vermiş. Ayrıca Test1 tüm yöntemlerde en düşük değerleri üretmiştir. MOM=0.095 olarak görülmektedir. Düşük dinamik ve perde seviyelerinde, belirsizlik artmakta ve sistemler daha düşük çıktılar üretmektedir.
- LOM ve SOM, sırasıyla en yüksek ve en düşük değerlere odaklanıyor.
- Centroid, MOM ve Bisector yöntemleri daha dengeli sonuçlar üretiyor.
- LOM yöntemi diğer yöntemlere göre daha geniş bir dağılıma sahip yani diğerlerine göre daha düşük standart sapmaya sahiptir. Bu da çıktılarının daha kararlı ve öngörülebilir olduğunu gösterir.
- SOM yöntemi bazen çok düşük (0.0) bazen çok yüksek değerlere ulaşabiliyor, yani değişkenliği fazla.
- Tüm yöntemler testler arasında benzer eğilimler gösterse de SOM yöntemi en farklı davranışı sergiliyor.

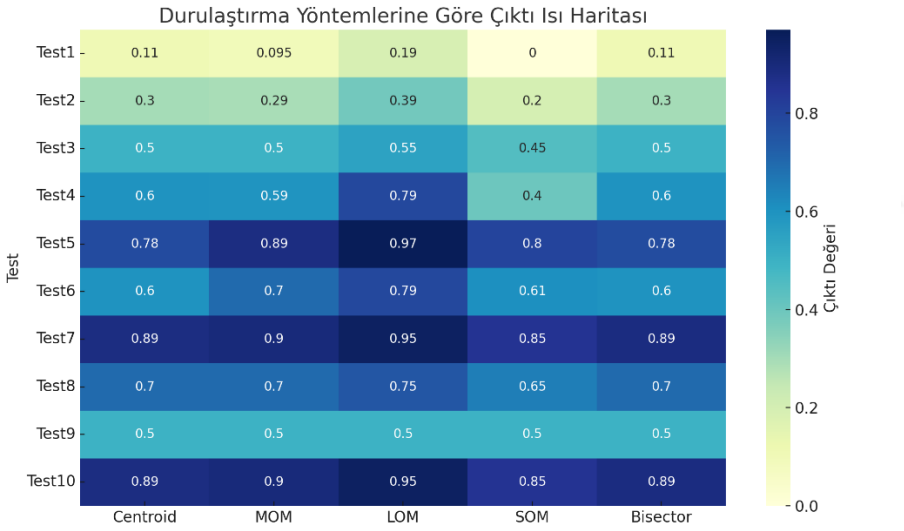
Sonuç olarak şu şekilde bir değerlendirme yapmak mümkündür;

- LOM yöntemi, hem en yüksek ortalamaya hem de en düşük sapmaya sahiptir. Bu nedenle çıktıyı belirlemede daha cesur ama istikrarlı bir yöntemdir.
- SOM yöntemi, en düşük ortalama ve en yüksek sapmaya sahiptir. Belirsizlik durumunda daha ihtiyatlı bir yaklaşım sunar.
- Centroid ve Bisector ise dengeleyici yöntemler olarak, genellikle ortalama düzeyde ve kararlı sonuçlar üretmiştir.

- Giriş verileri olan DS ve Perde ne kadar yüksek olursa, durulaştırma yöntemlerinin verdiği çıktı da o oranda artmaktadır.



Şekil 3.9 Durulaştırma yöntemlerinin test bazında değişimi



Şekil 3.10 Durulaştırma yöntemleri ve test değerleri ısı haritası

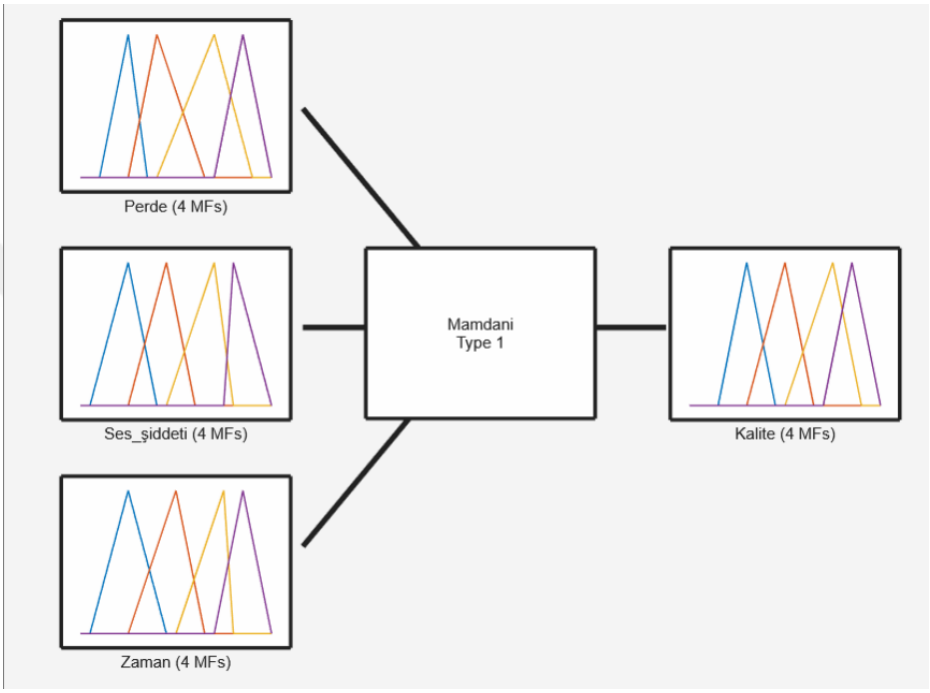
3.2 Müzikal Olay

Bu çalışmada, müzikal kaliteyi belirlemek için bulanık mantık tabanlı model geliştirilerek, analiz edilcek ve yorumlanacaktır. Modelde, girdi değişkeni olarak üç temel müzikal özellik olan perde, ses şiddeti ve zamanlama kullanılacaktır. Her birini tanımlamak için üçgensel üyelik fonksiyonlarından yararlanılcaktır. Çıktı değişkeni olan kalite, bu girdilerden türetilen dört dilsel kategoriyle ifade edilerek insan algısına yakın niteliksel bir değerlendirme amaçlanmaktadır.

Modelin tasarımı ve uygulanması, MATLAB Fuzzy Logic Toolbox kullanılarak gerçekleştirilecektir. Bu sayede kural tanımlama ve görselleştirme işlemlerinin pratik bir şekilde yapılması amaçlanmaktadır.

3.2.1 Girdi-Çıktı Üyelik Fonksiyonlarının Tanıtılması

Oluşturulan bulanık model perde, ses şiddeti ve zaman girdi değişkenleri olmak üzere kalite değerlendirmesi olarak çıktı değişkeninden oluşmaktadır.



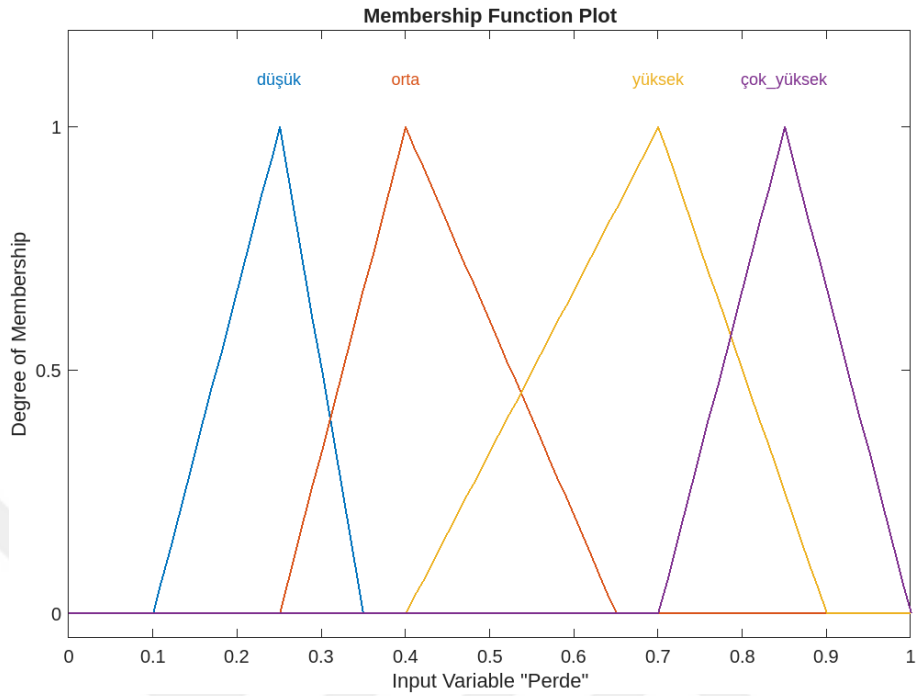
Şekil 3.11 Müzikal olay bulanık model

"Perde" girdi değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.6 "Perde" için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değer
1.	Düşük	{0.10; 0.25; 0.35}
2.	Orta	{0.25; 0.40; 0.65}
3.	Yüksek	{0.40; 0.70; 0.90}
4.	Çok Yüksek	{0.70; 0.85; 1}

"Perde" girdi değişkene ait üyelik fonksiyonları üçgensel olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.12 Perde değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları

Perde bulanık kümesine ait $\mu_{Düşük}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Düşük}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.10 \; ve \; x \geq 0.35 \\ (x - 0.10)/(0.25 - 0.10)\,, & 0.10 < x < 0.25 \\ (0.35 - x)/(0.35 - 0.25)\,, & 0.25 < x < 0.35 \end{cases}$$

μ_{Orta} üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Orta}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.25 \; ve \; x \geq 0.35 \\ (x - 0.25)/(0.40 - 0.25)\,, & 0.25 < x < 0.40 \\ (0.65 - x)/(0.65 - 0.40)\,, & 0.40 < x < 0.65 \end{cases}$$

$\mu_{Yüksek}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Yüksek}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.40 \; ve \; x \geq 0.90 \\ (x - 0.40)/(0.70 - 0.40)\,, & 0.40 < x < 0.70 \\ (0.90 - x)/(0.90 - 0.70)\,, & 0.70 < x < 0.90 \end{cases}$$

$\mu_{ÇokYüksek}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{ÇokYüksek}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.70 \; ve \; x \geq 1 \\ (x - 0.70)/(0.85 - 0.70)\,, & 0.70 < x < 0.85 \\ (1 - x)/(1 - 0.85)\,, & 0.85 < x < 1 \end{cases}$$

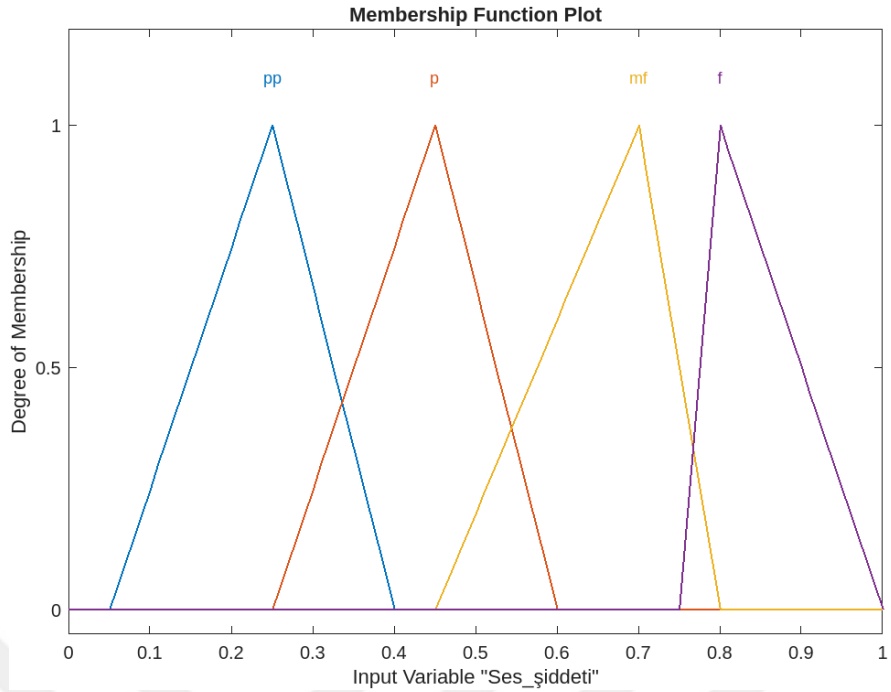
şeklinde verilmiştir.

"Ses Şiddeti" girdi değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.7 "Ses Şiddeti" için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değer
1.	Piyano-Piyano (pp)	{0.05; 0.25; 0.40}
2.	Piyano (p)	{0.25; 0.45; 0.60}
3.	Mezzo-Forte (mf)	{0.45; 0.70; 0.80}
4.	Forte (f)	{0.75; 0.80; 1}

"Ses Şiddeti" girdi değişkene ait üyelik fonksiyonları üçgensel olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.13 Ses şiddeti değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları

Perde bulanık kümesine ait μ_{pp} üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{pp}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.05 \; ve \; x \geq 0.40 \\ (x - 0.05) \Big/ (0.25 - 0.05)\,, & 0.05 < x < 0.25 \\ (0.40 - x) \Big/ (0.40 - 0.25), & 0.25 < x < 0.40 \end{cases}$$

μ_p üyelik fonksiyonu;

$$\mu_p(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.25 \; ve \; x \geq 0.60 \\ (x - 0.25) \Big/ (0.45 - 0.25)\,, & 0.25 < x < 0.45 \\ (0.60 - x) \Big/ (0.60 - 0.45)\,, & 0.45 < x < 0.60 \end{cases}$$

μ_{mf} üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{mf}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.45 \; ve \; x \geq 0.80 \\ (x - 0.45) \Big/ (0.70 - 0.45)\,, & 0.45 < x < 0.70 \\ (0.80 - x) \Big/ (0.80 - 0.70)\,, & 0.70 < x < 0.80 \end{cases}$$

μ_f üyelik fonksiyonu;

$$\mu_f(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.75 \; ve \; x \geq 1 \\ (x - 0.75)/(0.80 - 0.75)\,, & 0.75 < x < 0.80 \\ (1 - x)/(1 - 0.80)\,, & 0.80 < x < 1 \end{cases}$$

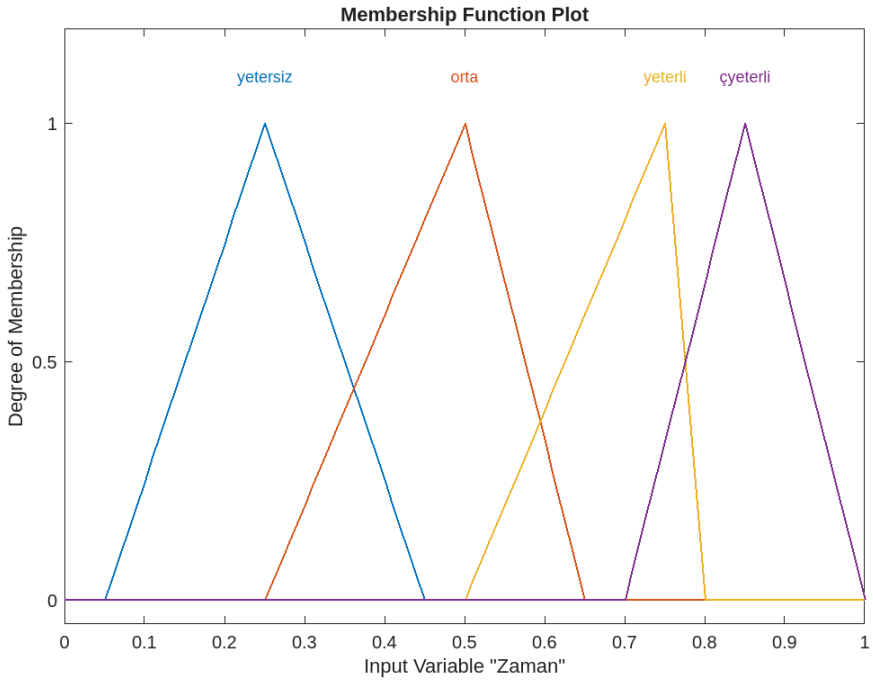
şeklinde verilmiştir.

"Zamanlama" girdi değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.8 "Zamanlama" için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değer
1.	Yetersiz	{0.05; 0.25; 0.45}
2.	Orta	{0.25; 0.50; 0.65}
3.	Yeterli	{0.50; 0.75; 0.80}
4.	Çok Yeterli	{0.70; 0.85; 1}

"Zamanlama" girdi değişkene ait üyelik fonksiyonları üçgensel olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.14 Zaman değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları

Zamanlama bulanık kümesine ait $\mu_{Yetersiz}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Yetersiz}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.05 \; ve \; x \geq 0.45 \\ (x - 0.05) \Big/ (0.25 - 0.05)\,, & 0.05 < x < 0.25 \\ (0.45 - x) \Big/ (0.45 - 0.25)\,, & 0.25 < x < 0.45 \end{cases}$$

μ_{Orta} üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Orta}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.25 \; ve \; x \geq 0.65 \\ (x - 0.25) \Big/ (0.50 - 0.25)\,, & 0.25 < x < 0.50 \\ (0.65 - x) \Big/ (0.65 - 0.50)\,, & 0.50 < x < 0.65 \end{cases}$$

$\mu_{Yeterli}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Yeterli}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.50 \; ve \; x \geq 0.80 \\ (x - 0.50) \Big/ (0.75 - 0.50)\,, & 0.50 < x < 0.75 \\ (0.80 - x) \Big/ (0.80 - 0.75)\,, & 0.75 < x < 0.80 \end{cases}$$

$\mu_{ÇokYeterli}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{ÇokYeterli}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.70 \; ve \; x \geq 1 \\ (x - 0.70) \Big/ (0.85 - 0.70)\,, & 0.70 < x < 0.85 \\ (1 - x) \Big/ (1 - 0.85)\,, & 0.85 < x < 1 \end{cases}$$

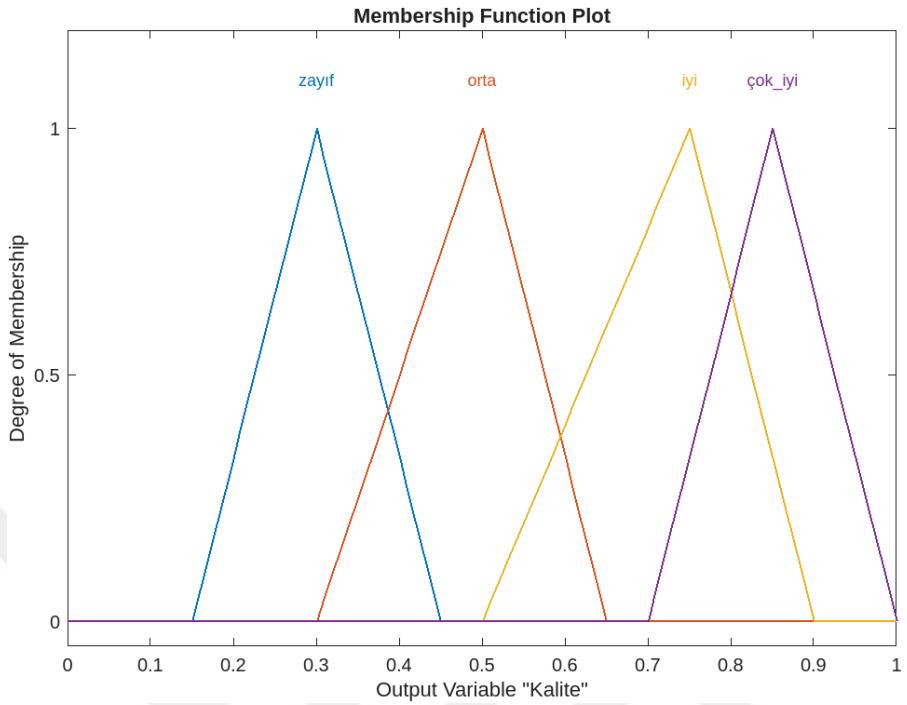
şeklinde verilmiştir.

"Kalite Değerlendirme" çıktı değişkeni için kriterlerin seviyesini veren bulanık kümeler ve dilsel değerleri aşağıdaki tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.9 "Çıktı" için kodlanmış dilbilimsel terimler

Ölçek	Kriterlerin seviyesi	Dilsel değerler
1.	Zayıf	{0.15; 0.30; 0.45}
2.	Orta	{0.30; 0.50; 0.65}
3.	İyi	{0.50; 0.75; 0.90}
4.	Çok İyi	{0.70; 0.85; 1}

"Kalite Değerlendirme" çıktı değişkene ait üyelik fonksiyonları üçgensel olarak aşağıdaki gibi verilmiştir.



Şekil 3.15 Kalite değişkeninin üçgensel üyelik fonksiyonları

Kalite değerlendirme bulanık kümesine ait $\mu_{Zayıf}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Zayıf}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.15 \; ve \; x \geq 0.45 \\ (x - 0.15)/(0.30 - 0.15)\,, & 0.15 < x < 0.30 \\ (0.45 - x)/(0.45 - 0.30)\,, & 0.30 < x < 0.45 \end{cases}$$

μ_{Orta} üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Orta}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.30 \; ve \; x \geq 0.65 \\ (x - 0.30)/(0.50 - 0.30)\,, & 0.30 < x < 0.50 \\ (0.65 - x)/(0.65 - 0.50)\,, & 0.50 < x < 0.65 \end{cases}$$

$\mu_{İyi}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{İyi}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.50 \; ve \; x \geq 0.90 \\ (x - 0.50)/(0.75 - 0.50)\,, & 0.50 < x < 0.75 \\ (0.90 - x)/(0.90 - 0.75)\,, & 0.75 < x < 0.90 \end{cases}$$

$\mu_{Çokiyi}$ üyelik fonksiyonu;

$$\mu_{Çokiyi}(x) = \begin{cases} 0\,, & x \leq 0.70 \; ve \; x \geq 1 \\ (x - 0.70)/(0.85 - 0.70)\,, & 0.70 < x < 0.85 \\ (1 - x)/(1 - 0.85)\,, & 0.85 < x < 1 \end{cases}$$

şeklinde verilmiştir.

3.2.2 Bulanık Kural Tablosunun Oluşturulması ve Yorumlanması

Aşağıda "Müzikal Olay" modelimizin Matlab Fuzzy Logic Designer yardımıyla elde ettiğimiz 64 kuraldan oluşan, bulanık kural tablosu yer almaktadır.

Tablo 3.10 Müzikal olay kural tablosu

	Rule	Weight	Name
1	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule1
2	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is pp and Zaman is orta then Kalite is zayıf	1	rule2
3	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yeterli then Kalite is zayıf	1	rule3
4	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is pp and Zaman is çyeterli then Kalite is zayıf	1	rule4
5	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is p and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule5
6	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is p and Zaman is orta then Kalite is zayıf	1	rule6
7	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is p and Zaman is yeterli then Kalite is zayıf	1	rule7
8	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is p and Zaman is çyeterli then Kalite is zayıf	1	rule8
9	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule9
10	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is mf and Zaman is orta then Kalite is zayıf	1	rule10
11	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yeterli then Kalite is zayıf	1	rule11
12	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is mf and Zaman is çyeterli then Kalite is zayıf	1	rule12
13	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is f and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule13
14	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is f and Zaman is orta then Kalite is zayıf	1	rule14
15	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is f and Zaman is yeterli then Kalite is zayıf	1	rule15
16	If Perde is düşük and Ses_şiddeti is f and Zaman is çyeterli then Kalite is zayıf	1	rule16
17	If Perde is orta and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule17
18	If Perde is orta and Ses_şiddeti is pp and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule18
19	If Perde is orta and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yeterli then Kalite is orta	1	rule19
20	If Perde is orta and Ses_şiddeti is pp and Zaman is çyeterli then Kalite is orta	1	rule20
21	If Perde is orta and Ses_şiddeti is p and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule21
22	If Perde is orta and Ses_şiddeti is p and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule22
23	If Perde is orta and Ses_şiddeti is p and Zaman is yeterli then Kalite is orta	1	rule23
24	If Perde is orta and Ses_şiddeti is p and Zaman is çyeterli then Kalite is orta	1	rule24
25	If Perde is orta and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule25
26	If Perde is orta and Ses_şiddeti is mf and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule26
27	If Perde is orta and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yeterli then Kalite is orta	1	rule27
28	If Perde is orta and Ses_şiddeti is mf and Zaman is çyeterli then Kalite is orta	1	rule28
29	If Perde is orta and Ses_şiddeti is f and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule29
30	If Perde is orta and Ses_şiddeti is f and Zaman is orta then Kalite is zayıf	1	rule30
31	If Perde is orta and Ses_şiddeti is f and Zaman is yeterli then Kalite is orta	1	rule31
32	If Perde is orta and Ses_şiddeti is f and Zaman is çyeterli then Kalite is orta	1	rule32

Tablo 3.10 Müzikal olay kural tablosu (devamı)

33	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule33
34	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is orta then Kalite is zayıf	1	rule34
35	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule35
36	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is çyeterli then Kalite is iyi	1	rule36
37	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule37
38	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule38
39	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule39
40	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is çyeterli then Kalite is çok_iyi	1	rule40
41	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule41
42	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule42
43	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule43
44	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is çyeterli then Kalite is çok_iyi	1	rule44
45	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is yetersiz then Kalite is orta	1	rule45
46	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule46
47	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule47
48	If Perde is yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is çyeterli then Kalite is çok_iyi	1	rule48
49	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule49
50	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule50
51	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule51
52	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is pp and Zaman is çyeterli then Kalite is iyi	1	rule52
53	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule53
54	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule54
55	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule55
56	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is p and Zaman is çyeterli then Kalite is çok_iyi	1	rule56
57	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule57
58	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule58
59	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule59
60	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is mf and Zaman is çyeterli then Kalite is çok_iyi	1	rule60
61	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is yetersiz then Kalite is zayıf	1	rule61
62	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is orta then Kalite is orta	1	rule62
63	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is yeterli then Kalite is iyi	1	rule63
64	If Perde is çok_yüksek and Ses_şiddeti is f and Zaman is çyeterli then Kalite is çok_iyi	1	rule64

Tablo incelendiğinde genel olarak şu ifadeler söylenebilir:

- Tabloda sistematik olarak artan Perde, Ses Şiddeti ve Zamanlama düzeyleri, kalite puanını pozitif etkiliyor.
- Düşük perdede hangi ses şiddeti ya da zamanlama seviyesi olursa olsun, kalite "Zayıf" tan öteye geçemiyor.
- Orta perde seviyesi, zamanlama veya ses şiddeti arttıkça kaliteyi "Orta" düzeyine çıkarıyor.
- Yüksek ve Çok Yüksek perde değerlerinde, diğer parametreler de yükseldiğinde "İyi" ve "Çok İyi" sonuçlar gözleniyor.

Perde etkisi de gözlemlendiğinde; “Düşük” perdede 16 örneğin tamamı "Zayıf". Orta perdede iyileşme görülüyor ama çoğunluk hâlâ "Orta". Yüksek ve çok yüksek perdede, zamanlama ve ses şiddeti arttıkça "İyi" ve "Çok İyi" sonuçlar görülüyor. (Örnek: Yüksek, Piyano, Çok Yeterli olduğunda “Çok İyi” ve Çok Yüksek, Mezzo-Forte, Çok Yeterli olduğunda “Çok İyi”).

Ses Şiddeti etkileri; Piyano-Piyano: “Zayıf” seviyesinden “İyi” seviyesine kadar çıkabiliyor, ama en yüksek kalite için genellikle yetersiz olduğu görülmektedir. Forte: “Yetersiz” zamanlamada bile "Orta" olarak görülmektedir (örnek: 45. satır). Mezzo-Forte ve Forte ses şiddeti, orta ve yüksek perdeyle birleştiğinde kaliteyi ciddi ölçüde artırıyor.

Zamanlama etkisi; "Çok Yeterli" zamanlama neredeyse tüm koşullarda kaliteyi en üst seviyeye taşımış. Bu, zamanlamanın sistemde çok kritik olduğunu gösteriyor.

Bu tablo, çok kriterli bulanık karar verme sistemlerinin temelini oluşturur. Özellikle, “Müzikal Kalite” gibi sübjektif unsurların değerlendirilmesi gerektiğinde, bu yapı idealdir. Her bir kriter (perde, ses şiddeti, zamanlama), müziğin teknik ve duygusal başarısında farklı rol oynar.

Bu kural tablosu, müzikal performans değerlendirmesi noktasında, özellikle canlı performanslarda; ses yüksekliği, zamanlama doğruluğu ve seçilen perdeler kaliteyi doğrudan etkilemektedir. Ayrıca yapay zeka, bu üç veriyi analiz ederek, o anki performansın puanlamasını yapabilir.

Besteci, belirli duygulara ulaşmak isterse (örneğin: neşeli, hüzünlü, enerjik), doğru kombinasyonları önerecek sistemler tasarlanabilir. Bu tabloyu temel alan sistemler, algoritmik kompozisyonda karar destek sağlar.

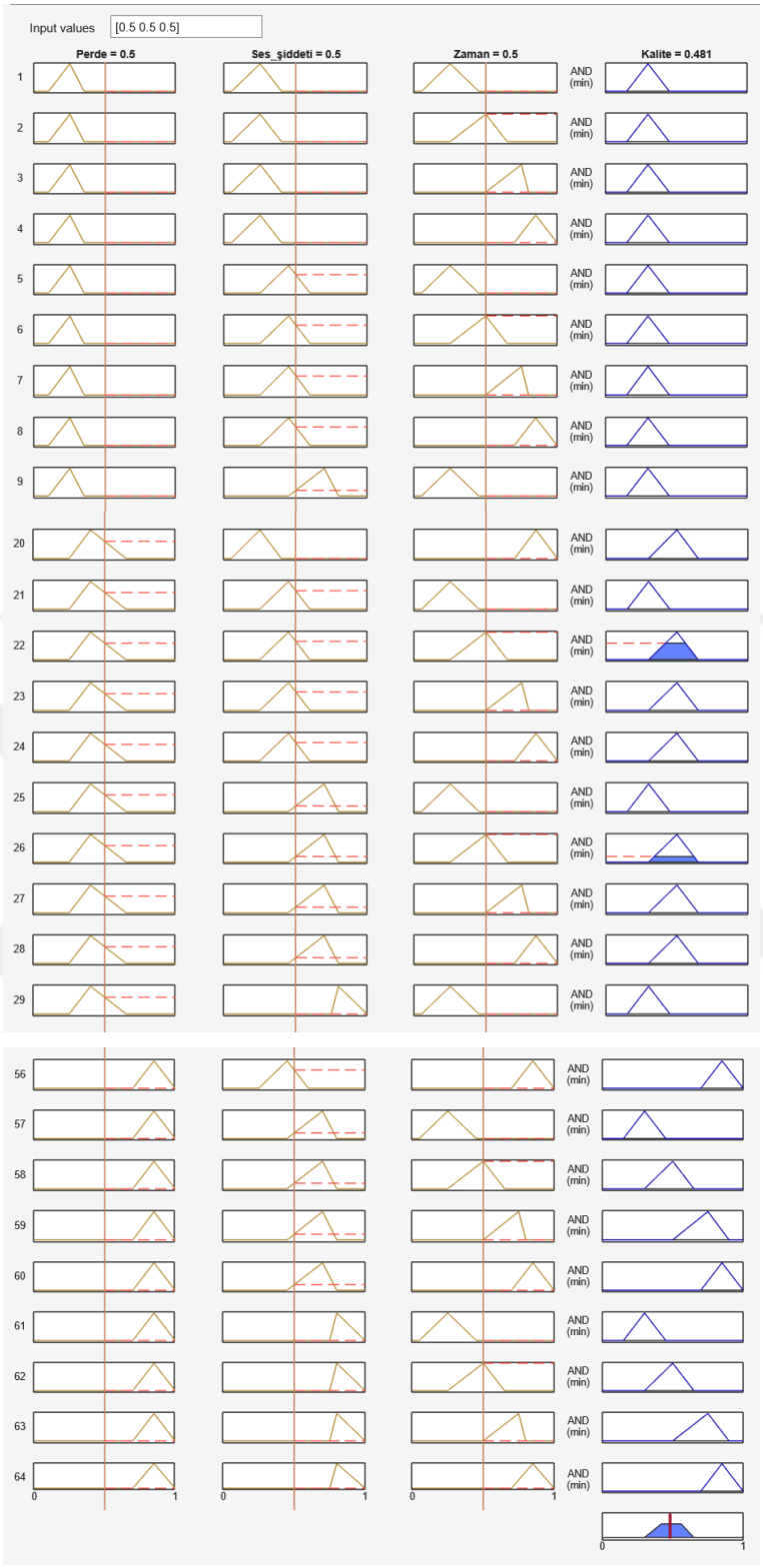
Dinleyicinin hissedeceği duygusal tepkiyi (örneğin rahatlatıcı, heyecanlı) tahmin eden sistemlerde kullanılabilir. “Yüksek perde + mezzo-forte + çok yeterli zamanlama” gibi kombinasyonlar genellikle "yüksek enerji ve heyecan" hissi oluşturur.

Öğrencilere performanslarının hangi yönlerden (perde seçimi, zamanlama, dinamikler) iyileştirilmesi gerektiğini gösterebilir.

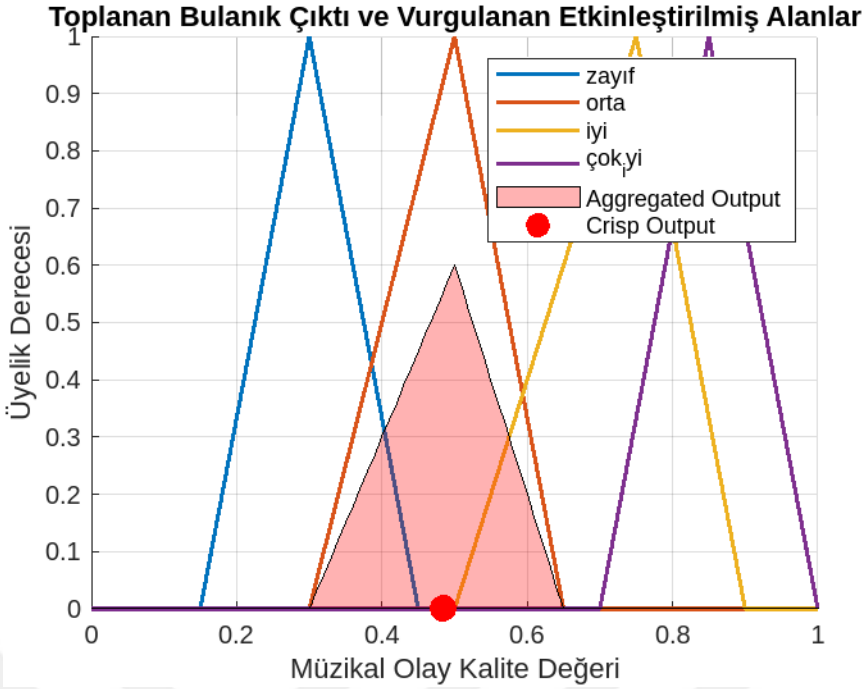
Bu tablo bir bulanık karar verme yapısının müziğe uygulanabilirliğini gösteren güçlü bir örnektir. Duyusal alanlarda (müzik, sanat, estetik vb.) ölçülmesi zor unsurların sayısallaştırılması ve sınıflandırılması açısından oldukça değerlidir. Ayrıca, Yapay Zekâ destekli müzik teknolojileri ve eğitsel analiz sistemleri için de güçlü bir temel model olarak kullanılabilir.

3.2.3 Durulaştırma Yöntemleri Kural Görüntüleyici

Aşağıda centroid yöntemine ait çıkarım kurallarının şekilleri görülmektedir. Sistemin mantıksal yapısını ve belirlenen öncelik kurallarına uygunluğunu değerlendirmek amacıyla kullanılan "Kural Görüntüleyici", modelin tutarlılığını açıkça ortaya koymuştur. Bu görsel araç, bulanık çıkarım sürecinin adımlarını şeffaf bir biçimde sunarak elde edilen sonuçların hem anlaşılmasını hem de doğrulanmasını kolaylaştırmaktadır. Yapılan analizde, perde, ses şiddeti ve zamanlama değerlerinin her biri 0,5 olarak girildiğinde, sistem yaklaşık 0,481 düzeyinde bir "Kalite" çıktısı üretmiştir. Görselleştirmede yer alan sarı ve mavi tonlar, giriş değişkenlerine karşılık etkinleşen bulanık kümeleri ve bu kümelerin katkısıyla elde edilen birleştirilmiş çıktıyı temsil etmektedir.



Şekil 3.16 Müzikal olay kural görüntüleyici



Şekil 3.17 Müzikal olay kalite-üyelik derecesi vurgu grafiği

3.2.4 Durulaştırma Yöntemleri Sayısal Analizi

Tablo 3.11 Durulaştırma yöntemleri test değerleri

Test	Perde	Ses Şiddeti	Zaman	Centroid	MOM	LOM	SOM	Bisector
Test1	0.1	0.3	0.3	0.5	0.5	0.5	0.5	0.5
Test2	0.3	0.7	0.9	0.37	0.3	0.3	0.23	0.37
Test3	0.6	0.2	0.6	0.523	0.485	0.59	0.38	0.52
Test4	0.6	0.7	0.3	0.354	0.3	0.35	0.25	0.33
Test5	0.6	0.7	0.9	0.73	0.85	0.9	0.8	0.8
Test6	0.8	0.5	0.7	0.714	0.73	0.79	0.67	0.72
Test7	0.9	0.7	0.4	0.432	0.49	0.55	0.43	0.45
Test8	0.5	0.5	0.5	0.481	0.49	0.55	0.43	0.48
Test9	0.8	0.9	0.4	0.427	0.485	0.57	0.4	0.44
Test10	0.8	0.9	0.8	0.85	0.85	0.92	0.78	0.85

Verilen tablo 10 test örneği için girdi parametreleri perde, ses şiddeti, zaman ve 5 farklı durulaştırma yöntemi olarak centroid, MOM, LOM, SOM, bisector kalite çıktı değerlerini göstermektedir. Bu tablo sayısal olarak analiz edildiğinde girdi parametrelerinden perdenin 0,1 ile en küçük 0,9 ile en büyük değeri aldığını görmekteyiz. Buradan hareketle ortalama değeri 0,64 ve standart sapması yaklaşık 0,25 olarak bulunur. İkinci girdi olan ses şiddeti en küçük ve en büyük değerlerini sırasıyla 0,2 ve 0,9 olarak almıştır. Ortalama ve standart sapma değerleri sırasıyla 0,61 ve yaklaşık 0,23 olarak görülür. Son girdi değişkeni zamanın en küçük, en

büyük, ortalama ve yaklaşık standart sapma değerleri sırasıyla 0,3, 0,9, 0,59, 0,20 olarak görülmektedir. Bu değerlere göre perde ve ses şiddeti parametreleri oldukça yüksek varyansa sahiptir. Ortalama değer bakımından üç parametre de orta seviyede yoğunlaşmıştır (yaklaşık 0,6).

Centroid, minimum değerini 0,354 maksimum değerini Test10' da 0,85 olarak almıştır. Yaklaşık ortalama değeri 0,536 iken standat sapması yaklaşık 0,16 olarak görülmektedir.

MOM, minimum değerini 0,3 ve maksimum değerini ise 0,85 olarak Test 10'da almaktadır. Ortalaması ve standart sapması yaklaşık sırasıyla 0,543 ve 0,18 şeklindedir.

LOM, minimum değeri 0,3, maksimum değeri 0,92, yaklaşık ortalaması 0,592 ve yaklaşık standart sapması 0,21 şeklinde görülüyor.

SOM, en yüksek değerini Test 5'de 0,8 olarak almaktadır. En küçük değeri 0,23 olarak görülüyor. Ortalaması yaklaşık 0,492 ve stam-ndart sapması yine yaklaşık 0,18' dir.

Bisector, minimum (0,33), maksimum (0,85), ortalama (0,536), standart sapma (0,17) olarak görülmektedir.

Ortalama etrafında simetrik dağılım gösteren centroid ve bisector en stabil yöntemler olarak görülmektedir.

LOM ve MOM, Test 5 ve Test 10'da en yüksek çıktı değerlerini veriyor.

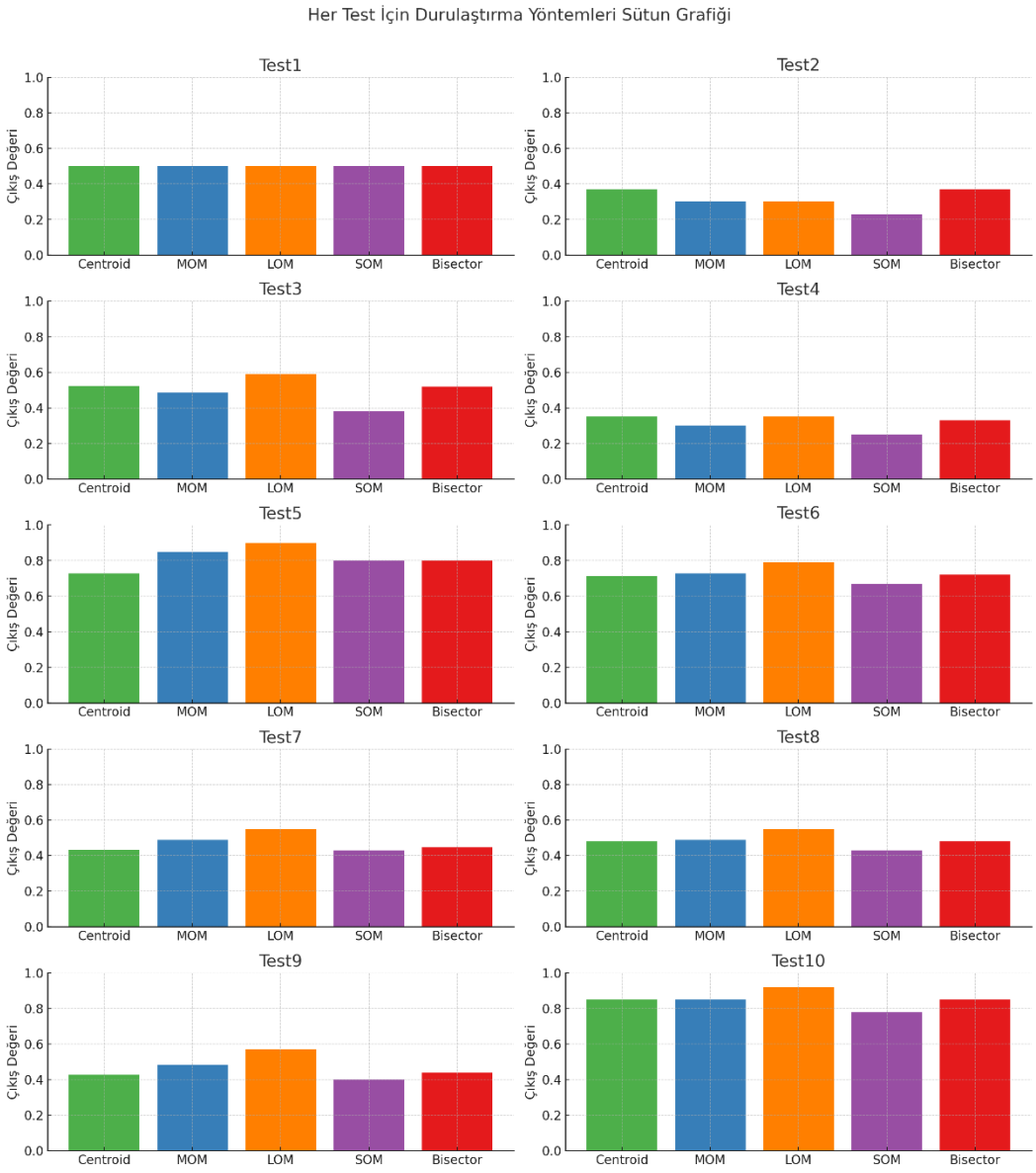
SOM, genelde daha düşük değerler üretiyor. Bu da yöntem olarak daha temkinli bir durulaştırma sunduğunu gösterir.

Perde ile LOM, SOM ve centroid arasında pozitif korelasyon vardır. Zaman yüksekse genellikle MOM, LOM, centroid değerleri de artış göstermektedir. SOM, girdi değerleriyle korelasyonu en zayıf olan yöntemdir. Bu da onun daha bağımsız çalıştığını gösterir.

Test 10, tüm yöntemlerde en yüksek değerlere yakın çıktı üretmiş. Bunun nedeni perde, ses şiddeti ve zamanın tümünün yüksek olmasıdır.

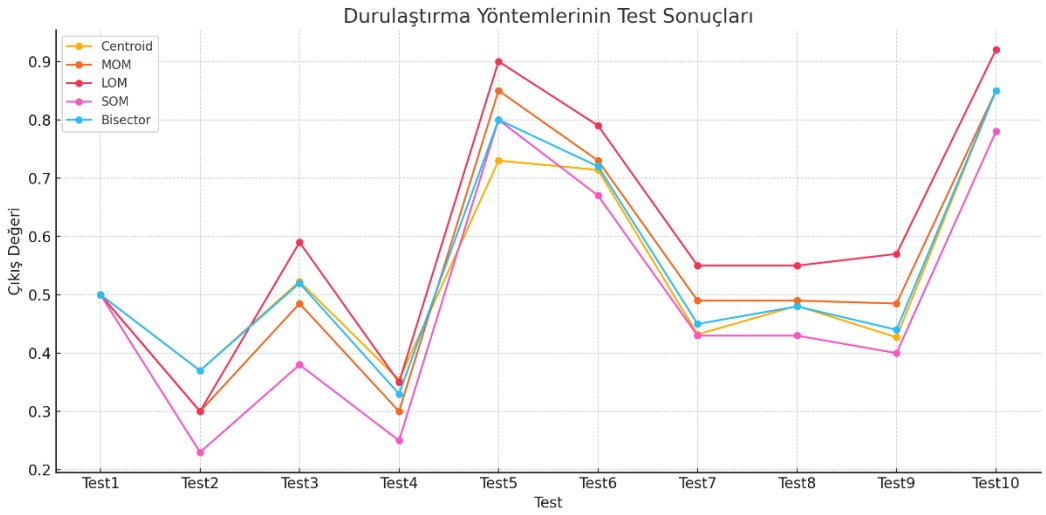
Test 2 ve Test 4 düşük çıktı değerlerine sahiptir. Özellikle MOM, SOM, LOM burada çok düşük çünkü perde ve zaman düşüktür.

Test 5 ve Test 6 yüksek ses şiddeti ve zaman bileşenleriyle yüksek MOM ve LOM çıktıları üretmiştir.



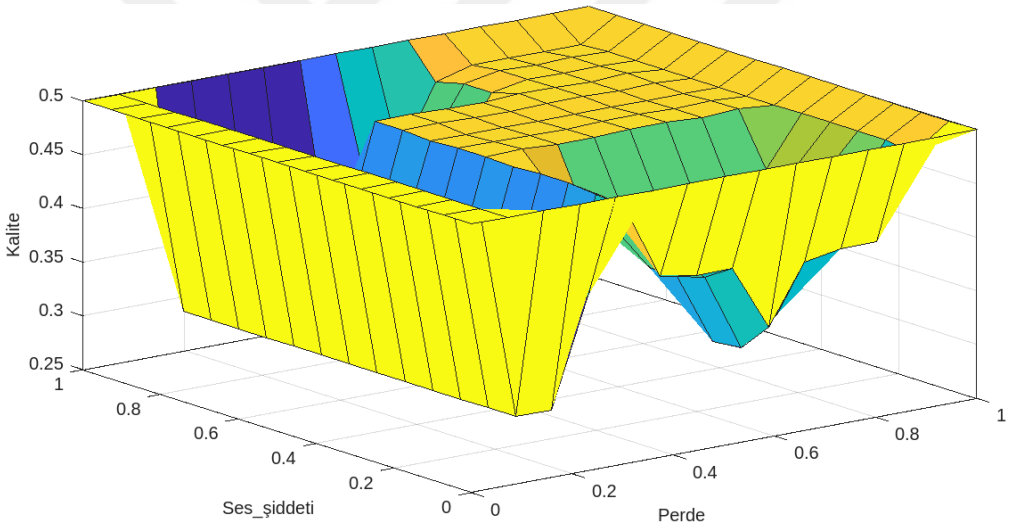
Şekil 3.18 Tüm test değerlerinin durulaştırma yöntemleri sütun grafiği

Genel olarak; yüksek girdi parametreleri (özellikle zaman ve perde) çoğu durulaştırma yönteminde çıktıyı artırıcı etki yapmaktadır. MOM ve LOM yöntemleri, karar verici olarak daha yüksek sonuçlar üretir, yani maksimum bölgeye daha yakın karar verirler. SOM ve bisector, genelde daha düşük ve kararsız değerlerde gezinir. Bu durum daha muhafazakar ya da ortalama odaklı kararlar anlamına gelebilir. Çıkış değerleri arasındaki yakınlık, yöntemin stabilitesini gösterebilir. Örneğin centroid ve bisector çoğu testte birbirine yakın sonuçlar vermiştir.

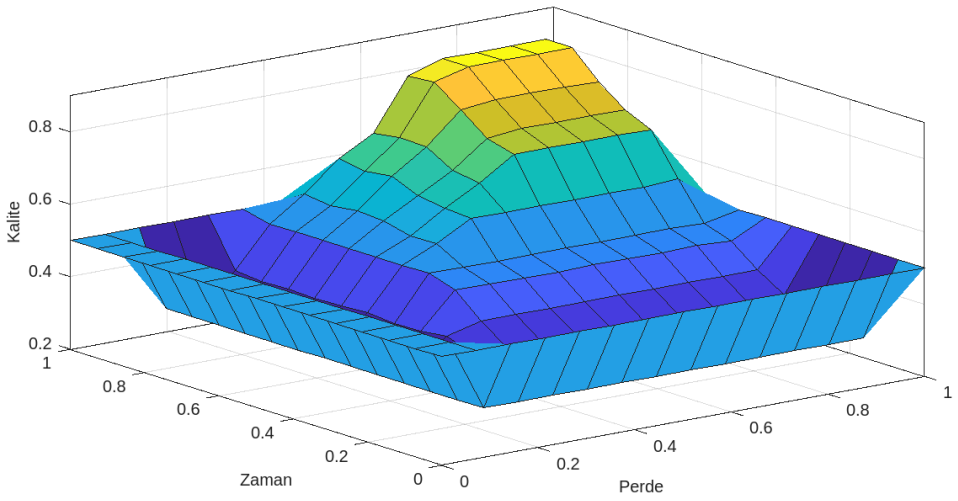


Şekil 3.19 Durulaştırma yöntemleri test sonuçları çizgi grafiği

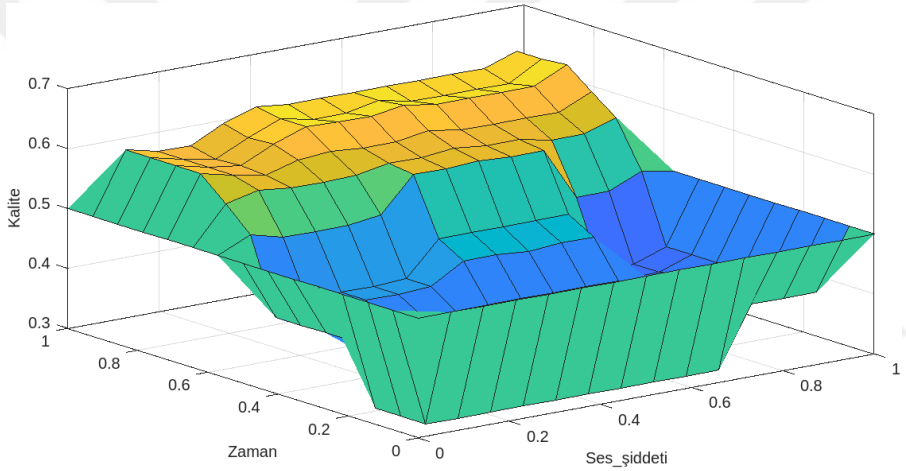
3.2.5 Müzikal Olay Modelinin Görselleştirilmesi



Şekil 3.20 Durulaştırma yöntemi centroidi kullanarak perde ve ses şiddeti girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kaliteyi veren yüzey grafiği



Şekil 3.21 Durulaştırma yöntemi cetroid kullanılarak zaman ve perde girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kaliteyi veren yüzey grafiği



Şekil 3.22 Durulaştırma yöntemi cetroid kullanılarak zaman ve ses şiddeti girdi değişkenlerine bağlı çıktı olarak kaliteyi veren yüzey grafiği

3.2.6 Müzikal Olay Modelinin Genel Yorumu

Bu çalışmada, müzikal kalite değerlendirmesini analiz etmek ve yorumlamak amacıyla bulanık mantığa dayalı bir model geliştirilmiştir. Modelde, perde, ses şiddeti ve zamanlama gibi üç temel müzikal özellik giriş değişkenleri olarak kullanılmış; her biri için üçgensel üyelik fonksiyonları tanımlanarak müziğin öznel ve belirsizlik içeren doğası başarıyla modellenmiştir. Çıkış değişkeni olan kalite değerlendirmesi, bu girişlerden türetilmiş ve dört dilsel kategoriyle ifade edilerek insan algısına yakın niteliksel bir değerlendirme sunulmuştur.

Modelin tasarımı ve uygulanması, MATLAB Fuzzy Logic Toolbox kullanılarak gerçekleştirilmiş; bu sayede kural tanımlama, simülasyon ve görselleştirme işlemleri pratik bir şekilde yapılabilmiştir. Sürekli ses parametrelerinden nitel yorumlara geçişi mümkün kılan sistem, müzik analizi ve ifade modellemesi için hesaplamalı zekâ temelli bir yaklaşım olarak öne çıkmaktadır.

Elde edilen bulgular, sayısal müzik verileri ile insana özgü algı arasındaki boşluğu doldurma konusunda bulanık çıkarım sistemlerinin etkinliğini ortaya koymaktadır. Geliştirilen model, müziğin öznel yönlerine dair daha derin bir kavrayış sunmakta ve müzik eğitimi, beste üretimi ile etkileşimli ses uygulamaları gibi alanlarda yaratıcı kullanım olanakları sağlamaktadır. Bu bağlamda, bulanık mantığın müzik alanına entegrasyonu, duygusal ve dinamik müzikal ifadeleri daha gerçekçi şekilde yansıtabilen yeni araçların geliştirilmesine olanak tanımaktadır.

4
TÜRK MAKAM MÜZİĞİ'NDE SEYİR KARAKTERİNİN İNCELENMESİ VE ANALİZİ SONUCU MAKAM TESPİTİ

Bu çalışmada kullanılan "karar uzaklık" ve "güçlü uzaklık" değişkenleri, Türk müziğinin melodik yapısında önemli rol oynayan frekans ilişkilerini yansıtmaktadır. Karar uzaklık, bir makamın karar perdesi ile icra edilen seslerin ortalaması arasındaki farkı temsil ederken, güçlü uzaklık ise bir eserin baskın (güçlü) perdesi ile ortalama frekans değeri arasındaki mesafeyi ifade etmektedir. Bu iki değişken, makamların tonal merkezlerinin müzikal seyir içerisinde ne derece baskın ya da sapma gösterdiğini ölçmekte (makamların melodik seyir yapısı içindeki ton merkezine olan bağlılık düzeylerini değerlendirme) kullanılır.

Tablo 4.1 Karar ve güçlü perdelerine uzaklıkların yorumlanması

Makam	Karar Uzaklık	Güçlü Uzaklık	Yorum
Acemaşiran	Düşük	Düşük	Karar ve güçlü perdelere bağlılık yüksektir; ton merkezi sabittir. Seyir yapısı daha durağandır.
Nihavend	Orta-Yüksek	Yüksek	Seyir özgürlüğü fazladır; modülasyonlara açıktır. Ton merkezinden uzaklaşmalar sıktır.
Rast	Düşük	Orta	Karar perdesine sıkı bağlılık görülür. Güçlü perde çevresinde sınırlı varyasyon mevcuttur.

Yukarıdaki tabloda, her bir makamın bu değişkenlerle ilişkisi ve müzikal karakteri özetlenmiştir.

Elimizdeki veriler https://www.kaggle.com sitesinde bulunan SymbTr arşivinden alınmış olup, Türk Makam Müziği içerisinden; inici, inici-çıkıcı, çıkıcı seyir özniteliğine sahip sırasıyla 63 adet acemaşiran, 130 adet nihavend ve 111 adet rast makamlarından oluşan eserler seçilerek, toplamda 304 adetlik data seti incelemeye alınmıştır. Bu verilerden her makama ait eserlerin ortalama frekansları sus (es) değerleri frekansları (-1) olarak gösterildiğinden ve makamın frekansına doğrudan etki ederek yanlışa düşüleceğinden ihmal edilerek hesaplama yapılmıştır. Ayrıca yine her esere ait makamın karar ve güçlü perdeleri esas alınarak oluşturulan iki girdili, $d_{uzaklık}$ fonksiyonlarının hesaplanması;

Tablo 4.2 Karar ve güçlü perdeleri frekans değerleri

Makam	**Karar Frekans**	**Güçlü Frekans**
Acemaşiran	287	340
Nihavend	296	327
Rast	296	327

$$d_{karar} = \sum_{i=1}^{n} \frac{f_i}{n} - F_{karar} \tag{4.1}$$

$$d_{güçlü} = F_{güçlü} - \sum_{i=1}^{n} \frac{f_i}{n} \tag{4.2}$$

şeklinde yapılmıştır. Burada;

d_{karar}: Ortalama frekansın karar perdesine olan uzaklığı

$d_{güçlü}$: Ortalama frekansın güçlü perdesine olan uzaklığı

F_{karar}: Karar perdesinin frekans değeri

$F_{güçlü}$: Güçlü perdesinin frekans değeri

olarak ifade edilmiştir.

Makamların belirlenmesinde esas alınan özelliklerin dörtlü ve beşlilerden oluşan diziler, bu dizilerin ek yerlerinde bulunan güçlü perdesi, asma karar, makamın sonlandığı karar perdesi ve dolaşım sırası (seyir) olduğunu biliyoruz. Dolayısıyla

eserin ortalama frekansı göz önüne alındığında karar perdesine olan uzaklığın (d_{karar}) minimum olması veya güçlü perdesine olan uzaklığın maksimum olması inici seyir özniteliğinin varlığını göstermesi beklenir. Tersi durumda yani karar perdesine olan uzaklığın (d_{karar}) maksimum ve güçlü perdesine olan uzaklığın ($d_{güçlü}$) minimum olması çıkıcı seyir özniteliğinin varlığını gösterecektir. Her iki pedeyi gözeterek daha ortalama mesafede kalacak olan değerler ise bize inici-çıkıcı seyir özniteliğini sağlayacaktır.

Tablo 4.3 Makamların rakamsal gösterimi

Makam	Seyir	Gösterim
Acemaşiran	İnici	1
Nihavend	İnici-çıkıcı	2
Rast	Çıkıcı	3

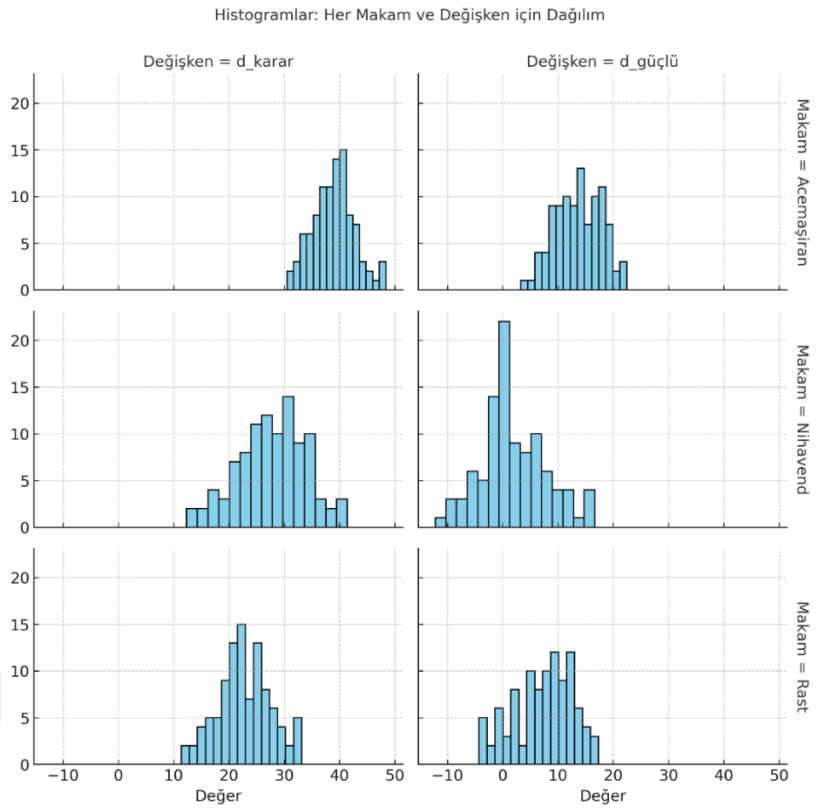
4.1 İstatistiksel Analiz

"d_{karar}" ve "$d_{güçlü}$" değişkenlerinin "makam" sınıfları üzerindeki etkisini çok sınıflı lojistik regresyon kullanarak detaylı bir şekilde inceleyeceğiz ve istatistiksel olarak anlamlı etkileri olup olmadığını hipotez testleriyle değerlendireceğiz. Öncelikle betimleyici istatistik tablosunu oluşturalım.

Tablo 4.4 Betimleyici istatistik tablosu

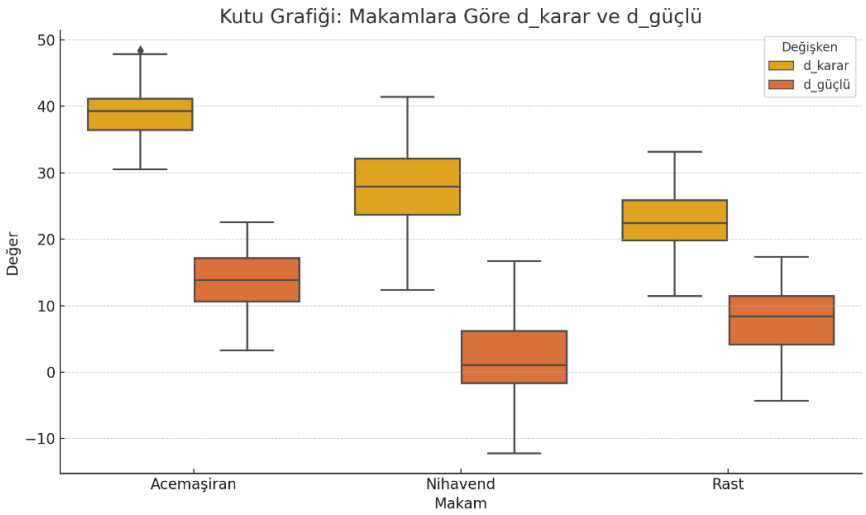
Değişken	**Makam**	**N**	**Ortalama**	**Standart Sapma**	**Minimum**	**Maksimum**
d_{karar}	Acemaşiran	63	39,40818	4,020328	30,49658	51,56428
	Nihavend	130	28,26819	5,850521	12,34351	46,07393
	Rast	111	23,46035	5,635321	10,77358	35,30487
$d_{güçlü}$	Acemaşiran	63	13,59182	4,020328	1,43572	22,50342
	Nihavend	130	2,73181	5,850521	-15,07393	18,65649
	Rast	111	7,53965	5,635321	-4,30487	20,22642

Betimleyici istatistik tablosu incelendiğinde;



Şekil 4.1 d_{karar} ve $d_{\text{güçlü}}$ değişkenlerinin makamlara göre dağılım grafikleri

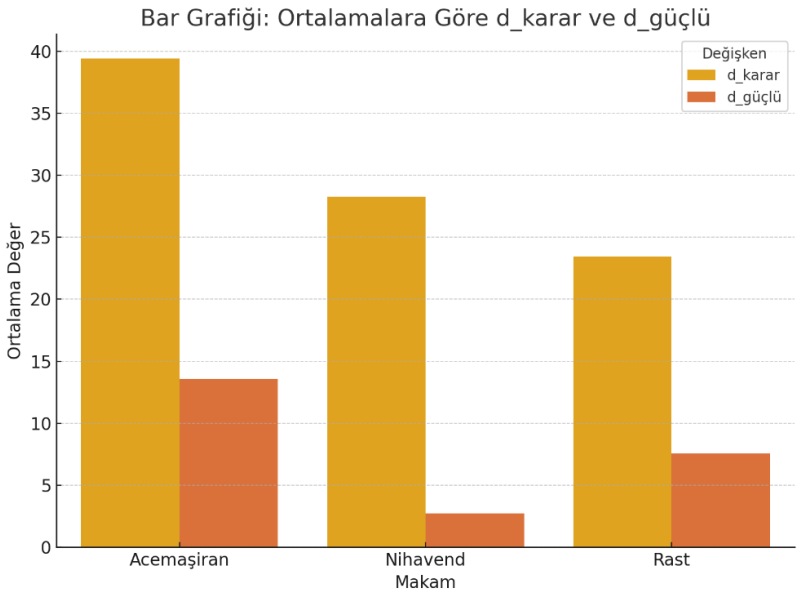
Rast makamında d_{karar} ve $d_{\text{güçlü}}$ değerlerinin daha merkezde toplandığını söylenebilir ve Rast makamı, $d_{\text{güçlü}}$ değişkeninde bazı değerlerin negatif olduğu görülür. Dağılımlar genel olarak normal dağılıma benziyor ancak Nihavend makamında $d_{\text{güçlü}}$ değişkeninde sola çarpıklık gözlemleniyor. Bu durum değişkenin zaman zaman çok düşük değerlere sahip olduğunu gösteriyor. Nihavend makamında, $d_{\text{güçlü}}$ değişkenlerinin büyük bir kısmı negatif değerler aldığını ve Acemaşiran makamının d_{karar} ve $d_{\text{güçlü}}$ değişkenlerinin tamamının pozitif değerler aldığı görülür.



Şekil 4.2 d_{karar} ve $d_{güçlü}$ değerlerinin makamlara göre kutu grafiği

Acemaşiran makamında, d_{karar} (39,40818) ile ortalama en yüksek iken Rast makamında en düşük (23,46035) olarak görülüyor. Nihavend ve Rast makamlarında daha geniş dağılımlar gözleniyor. Acemaşiran makamında, d_güçlü yine yüksek ortalama (13,59182), Nihavend makamında çok düşük (2,73181) ve negatif minimum değer (-15,07393) vardır. Nihavend makamındaki negatif değerler, bu makamda $d_{güçlü}$ ve d_{karar} değerlerinin zaman zaman çok düşük (hatta negatif) olduğunu gösteriyor.

Acemaşiran makamında, her iki değişkenin d_{karar} ve $d_{güçlü}$ ortalama değerleri arasındaki fark (25,81636), Nihavend makamında ise bu fark (25,53638) olup iki makam için de değişkenler arası fark Rast makamına göre büyüktür. Rast makamında, iki değişken d_{karar} ve $d_{güçlü}$ ortalama değerleri arasındaki fark daha küçüktür (15,9207), orta seviyede seyrediyor diyebiliriz.

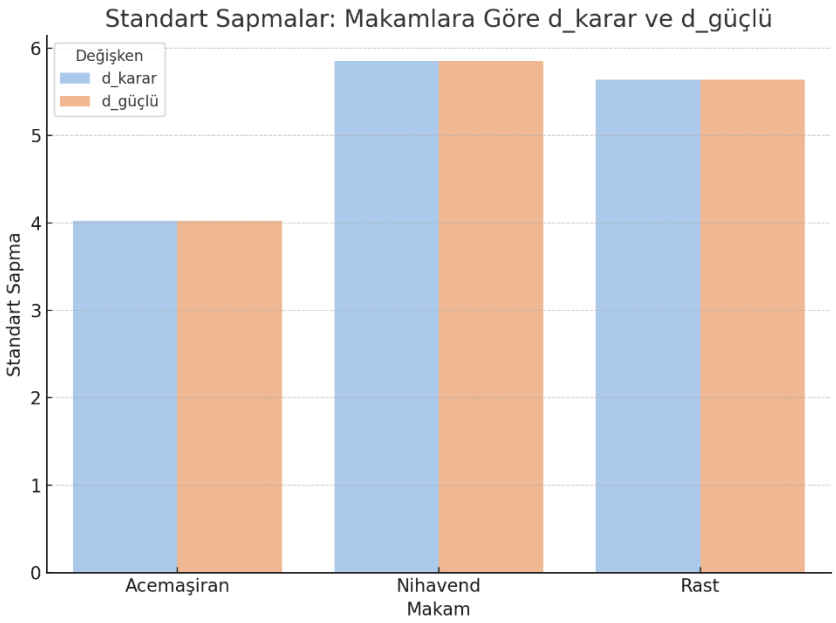


Şekil 4.3 d_{karar} ve $d_{güçlü}$ değerlerinin makamlara göre bar grafiği

Nihavend makamı, d_{karar} (28,26819) ortalama değeri ile acemaşirandan daha küçük olmasına karşın, rast makamının d_karar (23,46035) ortalama değerinden daha büyüktür. Nihavend makamında, $d_{güçlü}$ (2,73181) en düşük ortalama değere sahip olarak dikkat çekmektedir.

Acemaşiran makamında, hem d_{karar} (39,40818) hem de $d_{güçlü}$ (13,59182) ortalama değerleri diğer iki makama göre daha yüksek ortalamalara sahiptir. Bu durum, karar ve güçlü perdelerinin, ortalama frekansa olan uzaklıklarının diğer makamlara göre daha büyük değere sahip olduğunu açıklar.

Rast makamı, d_{karar} (23,46035) ortalama değerle en düşük ölçülmüştür.



Şekil 4.4 d_{karar} ve $d_{güçlü}$ değerlerinin makamlara göre standart sapmaları

Her makam için d_{karar} ve $d_{güçlü}$ değişkenlerinin standart sapmalarını karşılaştırdığımızda ise, Nihavend makamında, her iki değişkenin de standart sapması oldukça yüksek (5,850521). Bu durum Nihavend makamının d_{karar} ve $d_{güçlü}$ değerlerinin oldukça dağınık olduğunu gösterir.

Rast makamında da benzer şekilde d_{karar} ve $d_{güçlü}$ değerlerinde (5,635321) yüksek değişkenlik vardır. Acemaşiran makamında ise hem d_{karar} hem de $d_{güçlü}$ için daha düşük standart sapmalar görülüyor (4,020328). Bu da değerlerin daha tutarlı ve sabit olduğunu gösterir. En büyük standart sapma Nihavend makamında görülürken (5,850521) en düşük standart sapma Acemaşiran makamında (4,020328) izlenmektedir.

4.1.1 Hipotez Testleri

Makam sınıflarını ayırt etme analizi için hipotez testlerini oluşturalım.

d_{karar} değişkeni için:

H_0 (Null hipotez): $\beta_d_{karar} = 0$ (dkarar, makam sınıflarını ayırmada anlamlı bir etki yapmaz.)

H_1 (Alternatif hipotez): $\beta_d_{karar} \neq 0$ (dkarar, makam sınıflarını ayırmada anlamlı bir etkiye sahiptir.)

$d_{güçlü}$ değişkeni için:

H_0 (Null hipotez): $\beta_d_{güçlü} = 0$ ($d_{güçlü}$, makam sınıflarını ayırmada anlamlı bir etki yapmaz.)

H_1 (Alternatif hipotez): $\beta_d_{güçlü} \neq 0$ ($d_{güçlü}$, makam sınıflarını ayırmada anlamlı bir etkiye sahiptir.)

Çok sınıflı lojistik regresyon sonucunda her değişken için:

Katsayı (β): Etkinin yönünü ve şiddetini gösterir.

p-değeri: Bu etki istatistiksel olarak anlamlı mı?

$p < 0.05$ ise H_0 reddedilir → değişken anlamlıdır.

$p \geq 0.05$ ise H_0 reddedilemez → değişken anlamlı değildir.

4.1.2 Multinominal Lojistik Regresyon

Multinominal lojistik regresyon, üç veya daha fazla sırasız kategoriye sahip bir bağımlı değişkenin, belirli bir gözlem biriminin hangi kategoriye ait olma olasılığının daha yüksek olduğunu analiz etmek amacıyla kullanılan gelişmiş bir istatistiksel modelleme yöntemidir. Bu yaklaşım, yalnızca iki kategorili sonuçlarla çalışan binary lojistik regresyonun genelleştirilmiş bir biçimi olarak değerlendirilmektedir.

Modelde bağımlı değişken sırasız çok kategorili yapıda olup; bağımsız değişkenler sürekli ya da kategorik olabilir. Analiz sürecinde, her bir kategoriye ilişkin olasılıklar, seçilen bir referans kategorisi temel alınarak tahmin edilmekte ve yorumlanmaktadır. Bu sayede, değişkenler arasındaki ilişkiler detaylı biçimde ortaya konulabilmektedir.

Multinominal lojistik regresyon modeli**,** her bir kategoriye ait olasılığı, önceden belirlenen bir referans kategorisi ile kıyaslayarak tahmin etmeye yönelik bir yapıya sahiptir. Bu yöntemde, her kategoriye ilişkin gerçekleşme olasılıkları, tüm kategoriler için toplamının 1 olmasını sağlayan ve softmax fonksiyonu olarak bilinen bir genelleştirilmiş lojistik fonksiyon aracılığıyla hesaplanır.

Bu model, özellikle bireylerin farklı seçenekler arasındaki tercihlerini incelemek amacıyla geniş bir uygulama alanına sahiptir. Örneğin, tüketicilerin belirli ürün veya hizmetlere yönelme eğilimlerini ya da seçmenlerin siyasi adaylar arasındaki tercihlerini öngörmek gibi durumlarda etkin biçimde kullanılmaktadır.

Multinominal Lojistik Regresyon Denklemi (aynı zamanda çok sınıflı lojistik regresyon olarak da bilinir), bağımlı değişkenin üç veya daha fazla kategorik sınıftan birine ait olduğu durumlar için kullanılır. Bu model, her bir kategori için referans kategoriye kıyasla log-olasılık oranlarını tahmin eder [104, 105].

Varsayalım ki, bağımlı değişken Y, k sınıfa sahip olsun ($k \geq 3$). Genellikle bir sınıf, referans sınıf (örneğin $k.$ sınıf) olarak seçilir. Bağımsız değişkenler $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$ vektörüdür. Her bir sınıf $j = 1, 2, \dots, k-1$ için modelin genel formu şu şekildedir:

$$\log\left(\frac{P(Y=j|X)}{P(Y=k|X)}\right) = \beta_{j0} + \beta_{j1}x_1 + \beta_{j2}x_2 + \dots + \beta_{jp}x_p \tag{4.3}$$

veya daha kompakt biçimde:

$$\log\left(\frac{P(Y=j|X)}{P(Y=k|X)}\right) = \beta_j^T X \tag{4.4}$$

Burada:

β_j , sınıf j için katsayılar vektörüdür (boyut: $p + 1$)

$P(Y = j|X)$, gözlemin $j.$ sınıfa ait olma olasılığıdır

$P(Y = k|X)$, referans sınıfa ait olma olasılığıdır

Bu ifadeler, modelin çok sınıflı sınıflandırma problemlerine uygulanmasını mümkün kılar ve özellikle makine öğrenmesi modellerinde sıkça kullanılmaktadır [106].

Tüm sınıfların olasılıklarını elde etmek için aşağıdaki şekilde normalize edilir:

$$P(Y = j|X) = \frac{e^{\beta_j^T X}}{1 + \sum_{l=1}^{k-1} e^{\beta_l^T X}}, \; j = 1, 2, \dots, k-1 \tag{4.5}$$

$$P(Y = k|X) = \frac{1}{1 + \sum_{l=1}^{k-1} e^{\beta_l^T X}} \tag{4.6}$$

4.1.3 SPSS ile Analiz

SPSS yazılımı aracılığıyla gerçekleştirilen multinominal lojistik regresyon analizi sonucunda elde edilen Model Fitting Information tablosu, modelin genel anlamlılığını değerlendirmek amacıyla önemli bir referans sunar. Bu tabloda yer alan Sig. (p-değeri), modelde yer alan bağımsız değişkenlerin, bağımlı değişken olan Makam üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip olup olmadığını test etmeye olanak tanır.

Eğer bu anlamlılık değeri 0.05'ten küçük ise, bu durum regresyon modelinde yer alan bağımsız değişkenlerden en az birinin, Makam değişkeninin farklı kategorileri arasında tercih edilme olasılığını anlamlı düzeyde etkilediğini göstermektedir. Bu da ilgili değişkenin, bireylerin belirli bir makamı daha fazla ya da daha az tercih etmesine katkı sunduğu anlamına gelir.

Model Fitting Information

Model	Model Fitting Criteria			Likelihood Ratio Tests		
	AIC	BIC	-2 Log Likelihood	Chi-Square	df	Sig.
Intercept Only	646.843	654.277	642.843			
Final	305.879	328.181	293.879	348.964	4	.000

Modelin uygunluğunu değerlendirmek amacıyla uygulanan ki-kare testi, bağımsız değişkenlerin modele katkısını istatistiksel olarak incelemeyi amaçlamaktadır. Bu test kapsamında kurulan sıfır hipotezi

H_0: Bağımsız değişkenlerin dahil edilmediği model ile bağımsız değişkenlerin yer aldığı model arasında anlamlı bir fark yoktur.

Ancak elde edilen p-değeri 0.00 olup, bu değer 0.05 anlamlılık düzeyinden küçük olduğundan ($p=0,00 < 0,05$) , H_0 hipotezi reddedilir. Bu durum, bağımsız değişkenlerin modele anlamlı bir katkı sağladığını ve bu değişkenleri içeren modelin, sadece sabit terim içeren modele kıyasla istatistiksel olarak anlamlı düzeyde daha iyi uyum sağladığını göstermektedir.

SPSS çıktılarında yer alan "Goodness of Fit" (Uygunluk İyiliği) tablosu, oluşturulan multinominal lojistik regresyon modelinin analizde kullanılan veri setine ne düzeyde uyum sağladığını değerlendirmek amacıyla kullanılır. Bu tabloda

özellikle Pearson ve Deviance istatistiklerine ait anlamlılık (p) değerleri dikkate alınmaktadır.

Söz konusu p-değerlerinin 0.05'ten büyük olması, model ile gözlemlenen veriler arasında anlamlı bir fark bulunmadığını ve dolayısıyla modelin veriye iyi bir uyum sağladığını gösterir. Diğer bir ifadeyle, yüksek p-değerleri modelin yeterli uyum sağladığına işaret ederken, düşük p-değerleri modelin veriyle uyuşmadığını düşündürebilir.

Goodness-of-Fit

	Chi-Square	df	Sig.
Pearson	239.856	602	1.000
Deviance	293.879	602	1.000

Pearson ve Deviance istatistiklerine ait p-değerlerinin 1.000 olup 0.05'ten büyük olması, kurulan multinominal lojistik regresyon modelinin veri seti ile iyi bir uyum gösterdiğini ifade etmektedir. Bu sonuç, modelin gözlemlenen verilerle anlamlı bir şekilde çelişmediğini ve modelin uygunluğunun kabul edilebilir düzeyde olduğunu göstermektedir.

Öte yandan, "Pseudo R-Square" tablosu, regresyon modelinin açıklayıcılık düzeyini değerlendirmeye yönelik üç farklı ölçüt sunmaktadır. Bu değerler, klasik doğrusal regresyon analizlerinde kullanılan R-Kare değerlerine benzer amaçlarla yorumlanmakla birlikte, hesaplama yöntemleri farklıdır. Bu nedenle, doğrudan karşılaştırılabilir olmasalar da, modelin bağımlı değişken üzerindeki açıklayıcılığını genel olarak yansıtan göstergeler olarak kullanılmaktadır.

Cox and Snell ile Nagelkerke R-Square değerleri, multinominal lojistik regresyon modellerinde bağımlı değişkende gözlemlenen varyansın ne ölçüde açıklandığını doğrudan değerlendirmek amacıyla kullanılmamalıdır. Bu tür pseudo R-kare istatistikleri, geleneksel anlamdaki R-kare kavramının sadece analojik bir karşılığıdır ve doğrusal regresyondaki açıklayıcılık gücünü yansıtmaz.

Multinominal lojistik regresyon analizlerinde McFadden R-Square değeri, modelin uygunluğunu ve açıklayıcılığını değerlendirmek açısından daha uygun ve yaygın olarak tercih edilen bir ölçüt olarak kabul edilmektedir.

Pseudo R-Square

Cox and Snell	.683
Nagelkerke	.776
McFadden	.543

Yapılan analiz sonucunda elde edilen Cox and Snell R-Square değeri 0.683 olarak bulunmuştur. Bu değer, bağımsız değişkenlerden oluşturulan multinominal lojistik regresyon modelinin, Makam adlı bağımlı değişkenin varyansının yaklaşık %68.3'ünü açıkladığını göstermektedir. Ancak bu tür pseudo R-kare değerlerinin klasik anlamda varyans açıklama gücüyle birebir örtüşmediği unutulmamalıdır.

Benzer şekilde, Nagelkerke R-Square değeri 0.776 olarak hesaplanmıştır. Bu değer, Cox and Snell katsayısının 1'e ulaşabilmesini sağlamak amacıyla düzeltilmiş bir versiyondur ve modelin bağımlı değişkendeki varyasyonun yaklaşık %77.6'sını açıkladığını varsaymaktadır.

Öte yandan, McFadden Pseudo R-Square değeri 0.543 olup, modelin Makam değişkeni üzerindeki açıklayıcılığının yaklaşık %54.3 düzeyinde olduğunu göstermektedir. McFadden katsayısı, lojistik regresyon modellerinde açıklayıcılık düzeyini değerlendirmek için daha güvenilir bir gösterge olarak kabul edilmektedir.

Case Processing Summary

		N	Marginal Percentage
makam	Acemaşiran	63	20.7%
	Nihavend	130	42.8%
	Rast	111	36.5%
Valid		304	100.0%
Missing		0	
Total		304	
Subpopulation		304[a]	

a. The dependent variable has only one value observed in 304 (100,0%) subpopulations.

Bağımlı değişkenin her bir kategorisinin oranlarının kareleri toplamı alınır ve bu oran 1,25 ile çarpılır.

$$(0,207)^2 + (0,428)^2 + (0,365)^2 = 0,3592$$
$$0,359258 * 1,25 = 0,449073$$

Classification

Observed	Predicted			
	Acemaşiran	Nihavend	Rast	Percent Correct
Acemaşiran	63	0	0	100.0%
Nihavend	0	99	31	76.2%
Rast	0	45	66	59.5%
Overall Percentage	20.7%	47.4%	31.9%	75.0%

Modelin genel doğru sınıflama oranı %75 olarak hesaplanmıştır ve bu oran, kabul edilebilirlik eşiği olarak sıklıkla kullanılan %44,9'un üzerinde olduğundan, sınıflama performansı açısından modelin yeterli olduğu söylenebilir.

Analize ilişkin detaylı bilgiler Classification (Sınıflama) tablosunda sunulmaktadır. Bu tabloda, "Observed" sütunu gerçek (gözlemlenen) değerleri; "Predicted" sütunu ise SPSS tarafından kurulan lojistik regresyon modeli aracılığıyla tahmin edilen kategorileri göstermektedir.

Model, 63 adet Makam 1 sınıfındaki müzik eserinin tamamını doğru sınıflandırmış; 130 eserlik Makam 2 grubunda 99 doğru tahmin yaparak %76,2 doğruluk oranı yakalamıştır. Öte yandan, 111 müzik eserinin yer aldığı Makam 3 sınıfında yalnızca 45 eser doğru tahmin edilerek %59,5'lik bir başarı elde edilmiş ve bu oran diğer kategorilere kıyasla en düşük doğruluk düzeyi olarak dikkat çekmiştir.

Likelihood Ratio Tests tablosunda yer alan anlamlılık (Sig.) değerleri, her bir bağımsız değişkenin bağımlı değişken üzerindeki etkisinin istatistiksel olarak anlamlı olup olmadığını değerlendirmeye olanak sağlar. Bu değerler, her bağımsız değişkenin modele katkısının, bağımlı değişkendeki varyasyonu açıklama açısından ayrı ayrı incelenmesini sağlar.

Likelihood Ratio Tests

Effect	Model Fitting Criteria			Likelihood Ratio Tests		
	AIC of Reduced Model	BIC of Reduced Model	-2 Log Likelihood of Reduced Model	Chi-Square	df	Sig.
Intercept	602.653	617.521	594.653	300.774	2	.000
d_karar	511.778	526.646	503.778	209.899	2	.000
d_güçlü	419.109	433.977	411.109	117.230	2	.000

The chi-square statistic is the difference in -2 log-likelihoods between the final model and a reduced model. The reduced model is formed by omitting an effect from the final model. The null hypothesis is that all parameters of that effect are 0.

Tablodan elde edilen sonuçlara göre, p-değeri için p=0.00 < 0.05 olduğundan, d_{karar} ve $d_{güçlü}$ bağımsız değişkenleri ile bağımlı değişken olan *makam* arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişkinin bulunduğunu ve bu değişkenlerin bağımlı değişkendeki varyasyonu anlamlı şekilde açıkladığını göstermektedir.

4.2 Yapay Sinir Ağları ile Makam Analizi

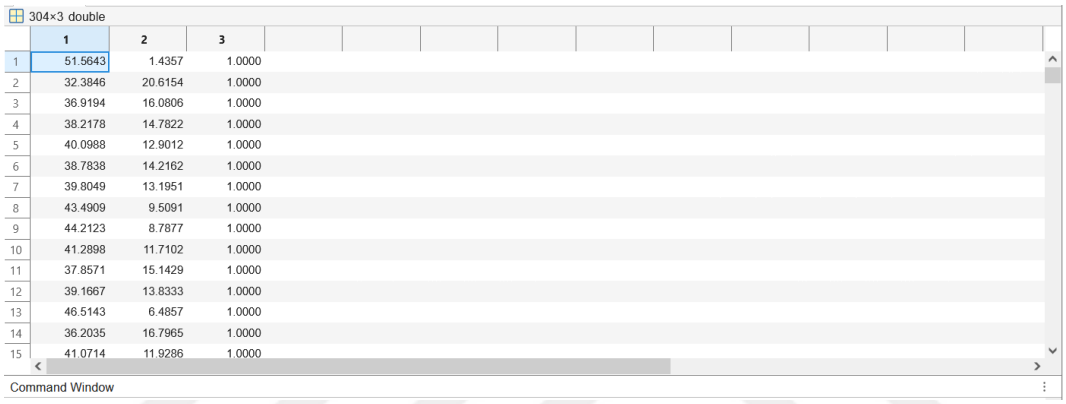
"d_{karar}" ve "$d_{güçlü}$" değişkenlerinin "makam" sınıfları üzerindeki etkisini daha kapsamlı bir biçimde analiz etmek amacıyla, yapay sinir ağları yöntemi kullanılacaktır. Bu yöntem, değişkenler arasındaki doğrusal olmayan ve karmaşık ilişkileri modelleyebilme kapasitesi sayesinde, multinominal lojistik regresyonun ötesinde detaylı iç görüler sunabilir. Yapay sinir ağları, farklı "makam" sınıflarının tahmininde performansı artırarak, bu değişkenlerin sınıflar üzerindeki etkisini daha derinlemesine anlamamıza olanak tanıyacaktır.

Elimizdeki veri seti kullanılarak Matlab Neural Net Fitting (NNF) arayüzü uygulanarak sonuçlar elde edilecektir.

Daha isabetli sonuçlar elde etmek amacıyla yapay sinir ağı modelinin performansını artırmak için nöron sayısının değiştirilmesi ve eğitim veri oranlarının ayarlanması gibi parametre optimizasyonu yöntemleri uygulanmıştır. MATLAB Neural Net Fitting arayüzü kullanılarak, eğitim, doğrulama ve test verilerinin farklı oranlarda (60-20-20, 70-15-15 ve 80-10-10) ayrıldığı yapay sinir ağı modelleri tasarlanmıştır. Eğitim süreci, Levenberg-Marquardt algoritması ile gerçekleştirilmiştir.

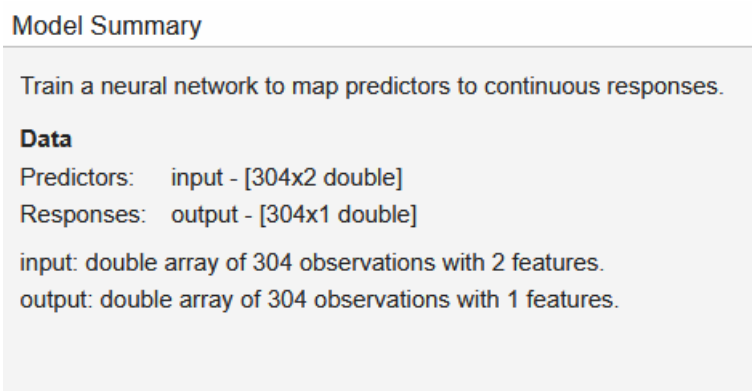
Araştırmanın temel amacı, farklı nöron sayıları (10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45 ve 50) için hesaplanan ortalama kare hata (MSE) değerlerini karşılaştırarak, en düşük hata değerine ulaşan nöron sayısını tespit etmektir. Bunun yanı sıra, her modelin eğitim, doğrulama ve test aşamalarındaki başarımı, korelasyon katsayıları (R ve All_R) kullanılarak değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar tablolaştırılarak sunulmuş ve model performansını optimize eden parametre kombinasyonları ayrıntılı şekilde incelenmiştir.

Bilinen; F_{karar} , $F_{güçlü}$, f_i ve n değerleri kullanılarak d_{karar} ve $d_{güçlü}$ uzaklıkları hesaplandığına göre Matlab' da işlem yapabiliriz.



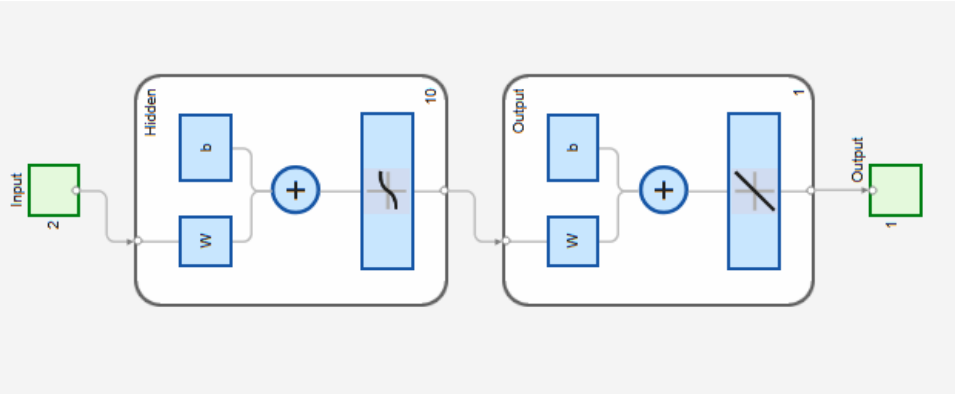
Şekil 4.5 Workspace' ye verilerin eklenmesi

Verimizi Workspace'ye ekleyerek model özetini oluşturabiliriz.



Şekil 4.6 Model özetinin ekran görüntüsü

Modelin YSA mimarisi aşağıdaki gibi gösterilmiştir.



Şekil 4.7 Modelin YSA mimarisi

Model eğitimi sürecinde, veri setimizin %70'i eğitim (training) verisi olarak, %15'i doğrulama (validation) ve kalan %15'i ise test (testing) verisi olarak rastgele seçilmiştir. Nöron sayısı 10 olarak belirlenmiştir. Yapay sinir ağı, eğitim aşamasında "Train" komutu kullanılarak eğitilmiş ve bu süreçte ortalama kare hata (MSE) değerleri elde edilmiştir. Modelin performansını artırmak ve test verisi üzerindeki ortalama kare hatayı mümkün olan en düşük seviyeye çekmek amacıyla eğitim, MSE sıfıra ya da sıfıra en yakın değere ulaşana kadar sürdürülmüştür.

4.2.1 Model A için YSA' da Eğitim Süreci ve Sonuçları

Tablo 4.5 Training progress verileri

Unit (Parametre)	Initial Value (Başlangıç Değeri)	Stopped Value (Durdurma Değeri)	Target Value (Hedef Değeri)
Epoch	0	15	1000
Elapsed Time	-	00:00:00	-
Performance	1.24	0.156	0
Gradient	4.21	0.00125	1e-07
Mu	0.001	0.0001	1e+10
Validation Checks	0	6	6

Model A: (MSE=70-R=15-ALL_R=15-N=10)

Training Progress (Eğitim Süreci)

“Training Progress” tablosu, modelimizin başlangıçtan (epoch 0) durduğu ana (epoch 15) kadar optimizasyon dinamiklerini özetler.

Performance (Hata / MSE) eğitim hatası, ilk başta oldukça yüksekken (1,24) 15 epoch sonunda çok düşük bir değere (0,156) indiği gözlemleniyor. Bu durum modelin öğrenme kabiliyetinin yüksek olduğunu gösterir.

Gradient (Gradyan Büyüklüğü), 4,21 iken eğitime başladıkça hızla küçülerek 0,00125 değerini almıştır. Bu, optimizasyon algoritmasının her adımda ağırlık güncellemelerini gittikçe “ince ayara” çektiğini, minimuma yaklaşıldığını gösterir.

Mu (Levenberg–Marquardt Katsayısı), 0,001 ile başlayıp 0,0001 değerine düşmesi, algoritmanın önce daha büyük, ardından daha temkinli adımlar attığını işaret ediyor. Performans iyileştiği sürece, Mu küçülerek öğrenme oranını kontrol altında tutmuştur.

Validation Checks (Erken Durdurma Sayaçları), 6 ardışık epoch boyunca doğrulama hatasında iyileşme olmayınca eğitim 15. epoch’ ta durdurulmuştur. Bu sayede overfitting riski en aza indirilmiştir.

Sonuç olarak;

Hızlı ve kararlı öğrenme sayesinde 15 epoch’ ta performans 1.24’ten 0.156’ya inmiş olup, Mu ve gradient değerleri istikrarlı düşüş göstermiştir.

Erken durdurma özelliğiyle Overfitting (aşırı öğrenme) önlenmiştir, bu sayede validation ve test setleri üzerindeki performans başlangıca göre dengeli kalacaktır.

Training Results (Eğitim Sonuçları)

Layer size: 10

Tablo 4.6 Training results verileri

Veri Kümesi	**Gözlem Sayısı**	**MSE(Ortalama Hata)**	**R(Korelasyon Katsayısı)**
Training	212	0.1569	0.8452
Validation	46	0.1984	0.7718
Test	46	0.1448	0.8693

Erken Durdurma (Early Stopping) özelliği sayesinde eğitimin yalnızca 15 epoch sürdüğü gözlemlenmektedir. Hedef 1000 epoch olsa da, validation hatası 6 kez art arda yükseldiği için eğitim durdurulmuştur. Bu durum, overfitting (aşırı öğrenme) başlamadan önce modelin durdurulduğunu ve erken durdurma mekanizmasının doğru çalıştığını göstermektedir.

Tablo 4.7 Tüm aşamaların MSE ve R değerleri

Aşama	**MSE**	**R (Korelasyon)**
Training	0.1569	0.8452
Validation	0.1984	0.7718
Test	0.1448	0.8693

Test verisindeki MSE (0,1448) en düşük ve R (0,8693) en yüksek değerlerdir. Bu, modelin genellenebilirliğinin iyi olduğunu ve aşırı ezberlemediğini gösterir. R değerleri 0.75'in üzerindedir, yani model, hedeflerle anlamlı doğrusal bir ilişki kurmaktadır.

Yüksek korelasyon katsayılarına (özellikle test verisinde) sahip olan modelde, ayrıca düşük ve dengeli MSE değerlerinin varlığı gözlemlenmektedir. Erken durdurma mekanizması işe yaradığı bu sayede overfitting engellendiği görülmektedir. Ayrıca hatalar küçük ve sınırlıdır. Bu durum modelin doğruluğunun iyi olduğunu anlatır.

Modelin çıktısı ile girdiler arasında istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olup olmadığını test etmek için bir hipotez testi formüle edebiliriz. Regresyon modeli bağlamında bu, modelin açıklayıcı gücünü test etmek anlamına gelir.

4.2.2 Hipotez Testlerinin Uygulanması

H_0 (Null Hipotezi): Modelin girdileri ile çıktıları arasında anlamlı bir ilişki yoktur. Yani, girdiler bağımsız değişken olarak çıktıyı anlamlı biçimde açıklamıyor. İstatistiksel olarak, H0: R = 0 veya Regresyon katsayıları = 0

H_1 (Alternatif Hipotez): Modelin girdileri ile çıktıları arasında anlamlı bir ilişki vardır.
Yani, girdiler çıktıyı anlamlı şekilde açıklıyor.

İstatistiksel olarak, H1: $R \neq 0$ veya en az bir regresyon katsayısı $\neq 0$

Tablo 4.8 Korelasyon katsayıları

Aşama	**R**
Training	0.8452
Validation	0.7718
Test	0.8693
Tüm veri	0.8430

Bu değerler, genelde R > 0,7 olduğu için çok anlamlı bir ilişki olduğunu gösterir. İstatistiksel olarak, R değerlerinin bu düzeyde yüksek çıkması durumunda p-değeri ≪ 0,05 kabul edilir.

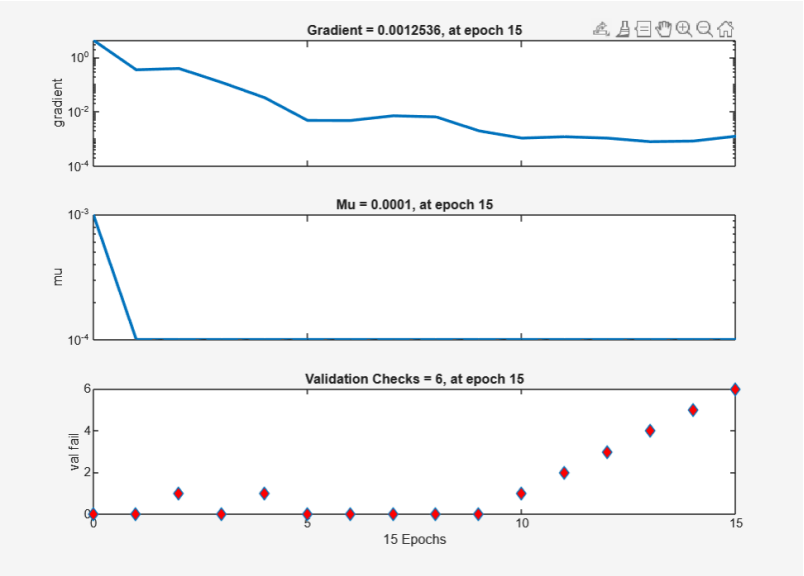
Sonuç olarak R değerlerinin yüksekliği ve tutarlılığı nedeniyle;

H_0 reddedilir.

H_1 kabul edilir.

Modelin girdileri ile çıktıları arasında anlamlı bir ayırım (ilişki) vardır.

4.2.3 Performas Grafikleri ve Yorumlanması



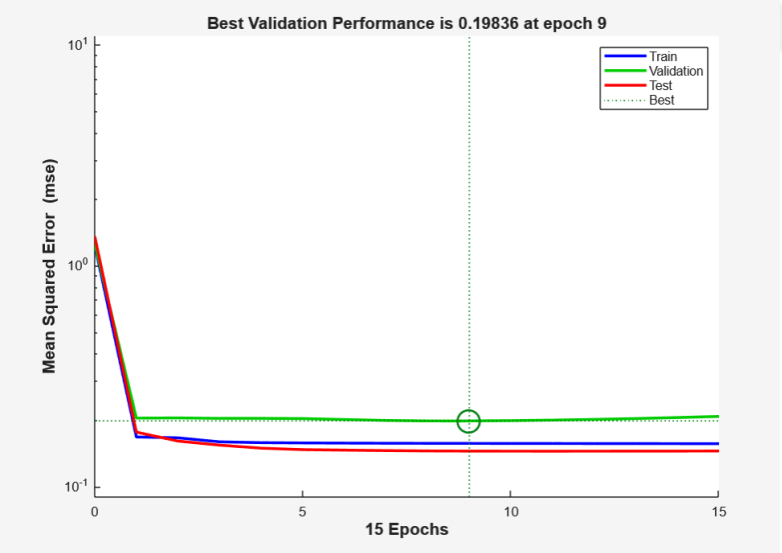
Şekil 4.8 Gradient, mu ve validation değerlerinin eğitim sürecindeki davranışları

Bu grafikler, yapay sinir ağı modelinizin eğitim süreci boyunca optimizasyon davranışını göstermektedir. Üç alt grafik, sırasıyla Gradient, Mu değeri (uyarlamalı öğrenme oranı) ve Validation Checks (erken durdurma tetikleyicisi) süreçlerini yansıtmaktadır.

Gradient eğrisinde, üstel olarak azalan bir eğri görülmektedir. Model, hatayı minimize ederken adım büyüklüğünü küçültmektedir. Gradient, 15. epoch'ta 0,00125 seviyesine kadar düşmüştür. Bu, optimizasyon sürecinin etkili çalıştığını gösterir.

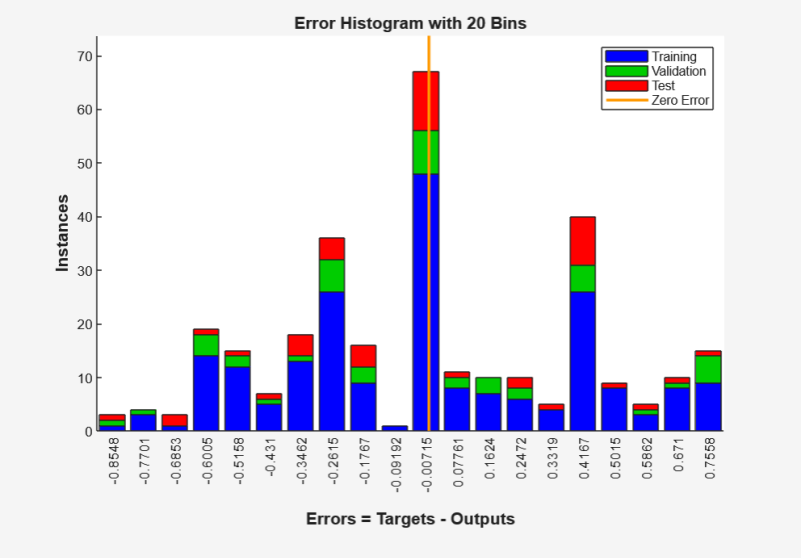
Mu eğrisine bakılırsa, başta hızlı düşüş gözlemlenir, sonra istikrarlı seyir hali görülmektedir. Bu durum, optimizasyonun güvenle ilerlediğini, ani sıçramaların olmadığını belirtmektedir. Mu değeri (adaptasyon parametresi), kısa sürede 0,0001' e düşüp sabitlenmiş. Bu da modelin öğrenmeyi yavaşlattığını ve daha kararlı hale geldiğini gösterir.

Validation Fail sayısına bakılırsa, epoch 9'dan sonra doğrulama seti hatasında artış olduğu, sayaç 6'ya ulaşınca durdurma devreye girdiği görülüyor.



Şekil 4.9 MSE' nin 15 epoch için performans değerleri

Validation performansına bakıldığında, en iyi doğrulama başarısının 9. epoch' ta elde edildiği ve MSE değerinin 0,19836 olduğu görülmektedir. Bu noktadan sonra validation hatası artmaya başlamış bu durum overfitting riskini ortaya koymaktadır. Erken durdurma sayesinde bu riskten kaçınılmıştır.



Şekil 4.10 Hedef çıktıların hata histogram grafikleri

Hata Dağılımı grafiğinde, yatay eksen (X); tahmin hataları (gerçek - tahmin), dikey eksen (Y) ise bu hataların kaç kez meydana geldiğini (frekansı) göstermektedir. Grafikte hataların sıfıra yakın yoğunlaşması beklenir.

İdeal Hata Dağılımı Özellikleri:

1. Çan eğrisi şeklinde (normal dağılım) ve simetrik olmalı.
2. Sıfır merkezli olmalı (pozitif ve negatif hatalar birbirine yakın olmalı).
3. Aykırı değerler (çok büyük hata yapan örnekler) az olmalı ve uçlarda kalmalı.

Hata Dağılımı Grafiği (Histogram) incelendiğinde, hatalar çoğunlukla -0.1 ile +0.1 aralığında toplanmaktadır (en yüksek yoğunluk). Ayrıca hatalar simetrik değil ama çok uçlarda da değil, bu durum modelin sistematik bir yanlılığa sahip olmadığını, ama küçük sapmaların varlığını göstermektedir. Eğitim, doğrulama ve test verileri benzer hata dağılımlarına sahip olup genelleme başarısının iyi olduğu görülmektedir.

Merkezde toplanma (doğruluk göstergesi), en yüksek sütun (ortalama sıfır hataya en yakın olan: -0,01211 civarı), hataların büyük çoğunluğunun sıfıra çok yakın olduğunu göstermektedir. Bu, modelin hem eğitimde hem de test ve doğrulama verilerinde genel olarak doğru tahminlerde bulunduğunu gösterir.

Hata dağılımı (simetrik olup olmadığı), hatalar hem pozitif hem negatif yönde dağılmış. Bu durum, Bias (yanlılık) olmadığını ve modelin sistematik olarak sürekli düşük ya da yüksek tahmin üretmediğini gösterir.

Veri gruplarının dağılımı, eğitim verisi (mavi) çoğunlukta ve hataların çoğu sıfıra yakın.

Doğrulama (yeşil) ve test (kırmızı) verileri daha az örneğe sahip olsa da dağılımları eğitimle benzer, bu da overfitting (aşırı öğrenme) olmadığını gösterir.

Hataların hem eğitim hem de test setinde benzer şekilde sıfıra yakın olması, modelin genellenebilirliğinin iyi olduğunu gösterir.

Aykırı hatalar (Outliers), ±0.75 civarında birkaç hata değeri var ama sayıca çok az. Bu değerler muhtemelen istisnai örneklerdir ve model performansını genel olarak bozmaz.

Sonuç olarak;

Modelin performansı genel olarak başarılı ve kararlı olup hataların çoğu sıfıra yakındır ve tüm veri gruplarında benzer dağılım göstermektedir. Aykırı örnekler sınırlı ve aşırı sapma yoktur bununla beraber modelin tahminlerinde yanlılık da yok, yani sistematik bir sapma görülmemektedir.

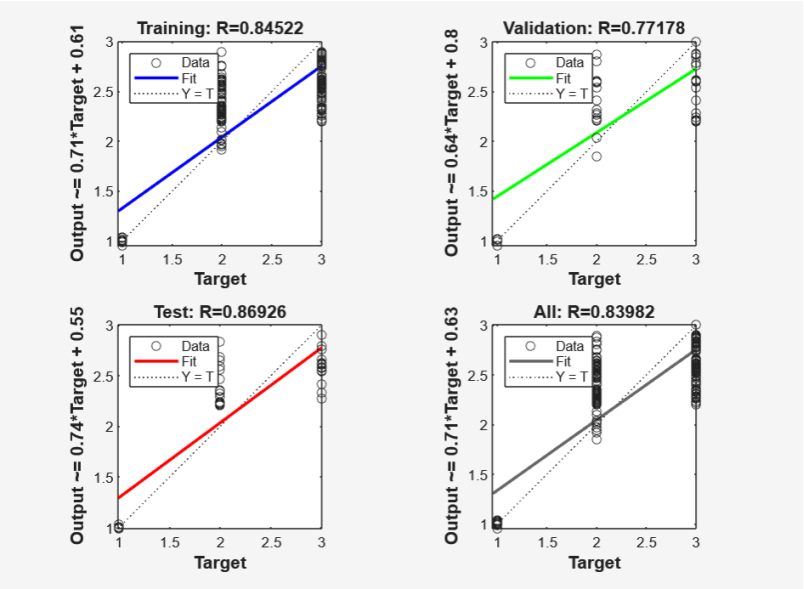
Ortalama Hata (Mean Error), Histogram simetrik ve ortası sıfıra yakın yoğunlaşmış. ≈ 0 civarında bir ortalama hataya işaret etmektedir. Bu da sistematik sapma olmadığını, modelin hedefi dengelediğini gösterir.

Standart Sapma (Standard Deviation), çoğu hata ±0.2 aralığında, daha az sayıda hata ±0.4–0.6 aralığında. Bu durumda, tahmini standart sapma ≈ 0.25–0.30 civarındadır. Yani model tahminlerinde ortalama olarak ±0.25 civarında sapma yapıyor diyebiliriz.

Maksimum ve minimum hata değerleri için grafiğin en uç noktalarına bakıldığında, minimum hata ≈ -0.75 ve maksimum hata ≈ +0.81 olarak görülmektedir. Bu da, nadiren de olsa modelin 0.75'in üzerinde hata yaptığı durumlar olduğunu göstermektedir.

Hata dağılımının şekli, çan eğrisi (normal dağılıma) yakın olarak görülür. Hataların büyük kısmı sıfıra yakın ve uç değerler çok azdır. Bu da iyi genelleme yeteneğine işaret eder.

Ağ performansını incelemenin bir yolu da hata dağılımına bakmaktır. Mavi kısımlar eğitimi, yeşil alanlar geçerliliği, kırmızı kısımlar da deneme kısmını ifade eder. Histogram bize aykırı değerler hakkında fikir verebilir. Bu durumda hataların çoğunun -0.6853 ile 0.5015 aralığına düştüğünü görebiliriz. Aykırı değerlerin varlığı regresyon grafiğinden daha rahat incelenebilir.



Şekil 4.11 Regresyon grafikleri (R değerleri)

Regresyon grafiklerine bakıldığında R değerleri sırasıyla, eğitim (0,8582), doğrulama (0,7548), test (0,7685) ve tüm veri (0,8430) olarak görülmektedir. Bütün bu değerler modelin doğrusal bir ilişkiyi başarıyla yakaladığını ve makul genelleme yeteneğine sahip olduğunu ortaya koymaktadır. Y=T (doğru tahmin çizgisi) etrafındaki dağılımın yoğun olduğu ancak sınıflar arasında bazı sapmaların varlığı görülmektedir. Özellikle orta sınıf değerlerde hatanın biraz daha fazla olabileceği söylenebilir.

Eğitim verisi üzerindeki korelasyon oldukça yüksek (R ≈ 0.86).

Regresyon denklemi: Output ≈ 0.73 * Target + 0.57

Tahmin edilen değerler ile hedefler arasında güçlü bir doğrusal ilişki var. Ancak ideal olan Output ≈ Target (yani eğim ≈ 1, kesme noktası ≈ 0). Burada eğim biraz düşük, y = x doğrusunun altında kalıyor. Model hedefleri biraz "baskılayarak" tahmin ediyor olabilir.

Doğrulama verisinde korelasyon hâlâ iyi (R ≈ 0.75).

Regresyon denklemi: Output ≈ 0.62 * Target + 0.9

Eğim düşmüş, kesme noktası artmış. Bu, daha zayıf genelleme yetisine işaret etmektedir. Model, doğrulama verisinde hedef değerleri tam olarak takip edemiyor. Özellikle yüksek hedeflerde sapma artabilir.

Test verisi üzerindeki korelasyon orta seviyede güçlü (R ≈ 0.77).

Regresyon denklemi: Output ≈ 0.62 * Target + 0.91

Doğrulama ile benzer; test setinde de eğim düşük, yani model "azaltılmış varyanslı" tahminlerde bulunuyor. Bu, modelin çıkıcı değerleri olduğundan daha az tahmin etme eğiliminde olduğunu gösterir.

Tüm veri seti için korelasyon oldukça yüksek (R ≈ 0.84).

Regresyon Denklemi: Output ≈ 0.72 * Target + 0.62

Modelin genel eğilimi: düşük eğimli ve pozitif sabitli bir regresyon çizgisi. Tahminler sistematik şekilde hedeflerden sapıyor olabilir, ama korelasyon yüksek olduğu için model davranışı güvenilir.

Modelin genel korelasyonu yüksek olup sistematik ama istikrarlı tahmin yapıyor. Regresyon çizgileri Y=T doğrusunun altında olduğundan genelde daha az değer tahmin etme eğilimindedir. Eğimler < 1 ve kesme noktaları > 0 olduğu görülmektedir. Bu, modelin hedefleri orta değere doğru çektiğini gösterir (bias).

Eğimleri artırmak için ağın karmaşıklığını artırmak, ya da daha dengeli/normalize edilmiş hedeflerle yeniden eğitmek gerekmektedir.

Veri setindeki target değerlerin 1, 2, 3 gibi ayrık değerler olduğunu görülmektedir. Bu nedenle, regresyon modelinin sınırlı ayrım yapabilmesi anlaşılır.

Tablo 4.9 Modelin nöron sayılarına göre MSE, R ve All_R değerleri karşılaştırması

Model	**60-20-20**			**70-15-15**			**80-10-10**		
Nöron	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**
N10	0.1937	0.8074	0.83404	**0.1448**	**0.8693**	**0.83987**	0.2200	0.8496	0.83412
N15	0.1601	0.8611	0.83888	0.2213	0.7036	0.83604	0.1469	0.8781	0.82754
N20	0.1875	0.7812	0.8321	0.2506	0.6616	0.83334	**0.1431**	**0.8470**	**0.85018**

Tablo 4.9 Modelin nöron sayılarına göre MSE, R ve All_R değerleri karşılaştırması (devamı)

Model	**60-20-20**			**70-15-15**			**80-10-10**		
Nöron	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**
N25	0.1848	0.8383	0.83751	0.1780	0.8068	0.8357	0.2105	0.7019	0.84195
N30	0.1433	0.8925	0.8387	0.2668	0.6589	0.82499	0.2418	0.7994	0.84294
N35	0.2489	0.7083	0.83012	0.1838	0.8058	0.83966	0.2393	0.7945	0.83354
N40	0.1879	0.8028	0.81765	0.1650	0.8243	0.82268	0.2408	0.7053	0.83139
N45	0.1631	0.8468	0.83783	0.1948	0.7973	0.83208	0.2158	0.7180	0.84625
N50	0.3101	0.6596	0.81035	0.1977	0.8155	0.83638	0.1789	0.8364	0.84091

4.2.4 Model B için YSA' da Eğitim Süreci ve Sonuçları

Model B: (MSE=80-R=10-All_R=10-N=20)

Training Progress (Eğitim Süreci)

Tablo 4.10 Training progress verileri

Unit (Parametre)	**Initial Value (Başlangıç Değeri)**	**Stopped Value (Durdurma Değeri)**	**Target Value (Hedef Değeri)**
Epoch	0	12	1000
Elapsed Time	-	00:00:00	-
Performance	0.646	0.15	0
Gradient	13	0.00101	1e-07
Mu	0.001	0.0001	1e+10
Validation Checks	0	6	6

Hedeflenen 1000 epoch iken eğitimin sadece 12 iterasyon sürdüğü görülmektedir. Erken durdurma özelliğinin kullanıldığını söyleyebiliriz. Eğitimin süresinin çok kısa olması verinin az veya modelin basit olduğunu gösterir. Performans ölçeğinde

(MSE) çok ciddi iyileşme görülüyor. Gradient değerlerine baktığımızda azaldıklarını gözlemliyoruz, bu ise bize modelimizin en küçük değere yaklaştığını gösterir. Mu, azalıyor dolayısıyla algoritma güvenli bir şekilde öğrenmeye devam ediyor denilebilir. Doğrulama setinde 6 denemeden sonra durdurma gerçekleşiyor. Erken durdurmanın sebebi art arda iyileşme görülmemesidir.

Modelde 1000 epoch hedeflenmiş ancak erken durdurma uygulanmış ve 12 epoch' ta eğitim sonlandırmış. Bu ise overfitting' i engellemek için güzel bir yöntem. Performans ve gradient değerlerinde görülen iyileşme, bize modelin oldukça iyi bir öğrenme gerçekleştirmiş olduğunu gösteriyor.

Training Results (Eğitim Sonuçları)

Layer size: 20

Tablo 4.11 Training results verileri

Veri Kümesi	**Gözlem Sayısı**	**MSE (Ortalama Hata)**	**R (Korelasyon Katsayısı)**
Training	244	0.1512	0.8582
Validation	30	0.1902	0.7548
Test	30	0.1869	0.7685

Eğitim verilerine bakarak tabloyu yorumlayalım:

MSE değerinin düşük, R değerinin ise yüksek olduğu görülüyor. O halde model veriye iyi uymuştur diyebiliriz. Doğrulama ve test verilerindeki MSE (Ortalama Hata) biraz daha yüksek ancak farkın çok büyük olmadığı söyleyebiliriz. Bu bize overfitting olmadığını, modelin genellenebilir olduğunu gösteriyor. Tüm R değerlerine bakarsak 0.75-0.85 arasındadır. Buradan modelimizin tahmin gücü için makul derecede güçlü olduğu sonucuna varırız. Erken durdurma özelliği sayesinde model overfitting yani aşırı öğrenmeden korunmuştur. Eğitim başarısı oldukça yüksek aynı zamanda doğrulama ve test sonuçları ise dengelidir. Model iyi derecede genellenebilir. Gerek duyulursa performansı arttırmak için veri setini büyütebiliriz.

Regresyon için modeli değerlendirelim:

Hata kareleri ortalamalarına (MSE) bakıldığında sırasıyla; eğitim (0,1512), doğrulama (0,1902), test (0,1869) değerleri görülmektedir.

MSE değerlerinin birbirine yakın olması, modelin veriyi ezberlemediğini (overfitting yapmadığını) ve genellenebilirliğinin iyi olduğunu gösterir. Tam sıfır olmasa da düşük değerler modelin regresyon görevini başarılı şekilde yerine getirdiğini gösterir.

Korelasyon katsayıları sırasıyla; training (0,8582), validation (0,7548), test (0,7685) olarak görülmektedir. R katsayısı [−1, 1] arasında değer alır. Regresyon analizinde doğrusal ilişki' nin ne kadar olduğunu gösterir. 0.85 değeri eğitim korelasyonu olarak oldukça iyidir. Doğrulama ve testte 0.75 civarında olması modelimizin tahmin ettiği çıktılarla gerçek çıktılar arasında güçlü bir doğrusal ilişki olduğunu gösterir.

Sonuç olarak; model, regresyon görevinde başarılı bir şekilde çalışıyor. Eğitimi kısa sürmüş (12 epoch) ama erken durdurma özelliği sayesinde yüksek verimli bir sonuç alınmış. R değerlerinin yüksek ve MSE' nin dengeli olması sonucunda modelimiz uygulamada kullanılabilir düzeydedir. Eğer doğruluğun daha yüksek olması istenirse veri seti genişletilebileceği gibi normalizasyon işlemi de uygulanabilir.

Türk müziğinde makamsal seyir yönünü (inici, inici-çıkıcı, çıkıcı) olarak tahmin etmek için frekanslar arası uzaklıkları girdi olarak alan ve çıktı olarak seyir türünü (1, 2, 3) veren bir regresyon modeli kurduk. Seyir yönünün sayısal (1, 2, 3) tanımlanması ve hedefin sayısal olduğu göz önüne alınarak regresyon modelinin uygulanması mantıklı bir yaklaşımdır.

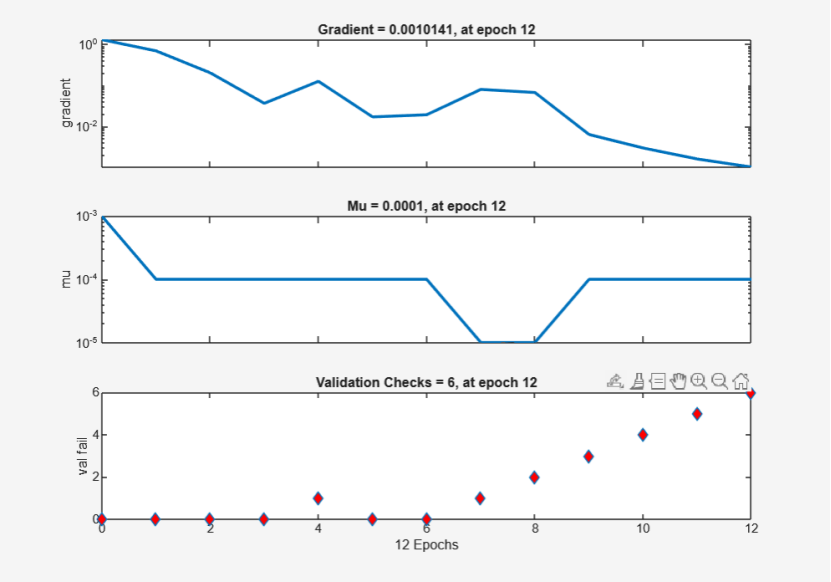
R değerleri (0.75–0.85) olarak ölçülmektedir. Bu durumda modelin, seyir yönünü tahmin etmede oldukça iyi olduğu görülmektedir.

MSE değerleri düşük ve dengelidir dolayısıyla seyir yönü tahminlerinde ciddi sapmalar yoktur.

Eğitim ile test ve doğrulama sonuçlarının uyumlu olması modelin genellenebilirliğinin varlığını işaret etmektedir.

Sonuç olarak uyguladığımız regresyon modelimizin başarılı olduğu görülmektedir.

4.2.5 Performans Grafikleri ve Yorumlanması



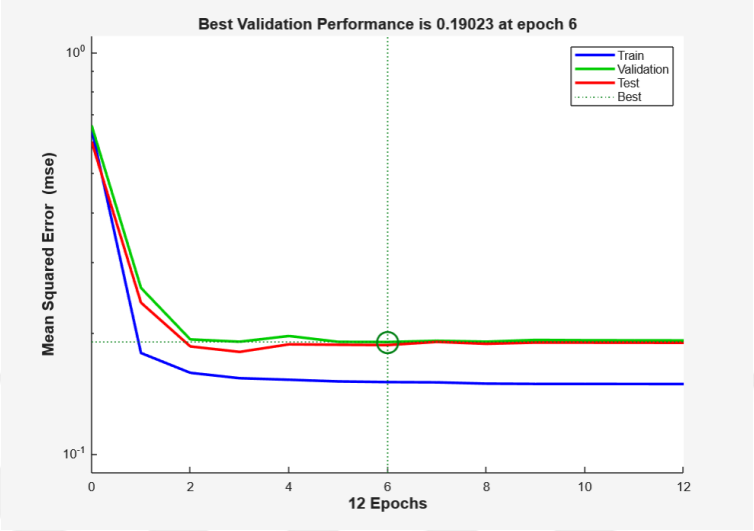
Şekil 4.12 Gradient, mu ve validation değerlerinin eğitim sürecindeki davranışları

Gradient (gradyan) değeri, genellikle ağ hatasının ağırlıklar üzerindeki türevini ifade eder. Başlangıçta 1,0 seviyesindeyken, eğitim ilerledikçe 0,001'e kadar düşmüş. Bu, modelimizin optimize edilirken aşağı yönde başarılı bir şekilde ilerlediğini ve ağırlık güncellemelerinin de küçüldüğünü gösterir. Eğitim istikrarlı hale gelmiştir. Model, minimuma yaklaşmış; eğitim başarılı bir şekilde tamamlanmıştır.

Mu değeri (Levenberg-Marquardt güncelleme katsayısı), Levenberg-Marquardt algoritmasında öğrenme oranını kontrol eder. Başta yüksek (10^{-3}), sonra 10^{-4} ' e inmiş, ardından 10^{-5} ' e kadar düşmüş, sonra tekrar yükselmiş. Bu değişim, algoritmanın "daha küçük adımlarla" risk almadan optimizasyon yaptığı dönemleri gösterir. Mu' nun düşmesi, algoritmanın güvenle öğrenmeye devam ettiğini; yükselmesi ise, bir noktada performans iyileşmediği için adımı küçülttüğünü gösterir. Bu doğal ve sağlıklı bir davranıştır.

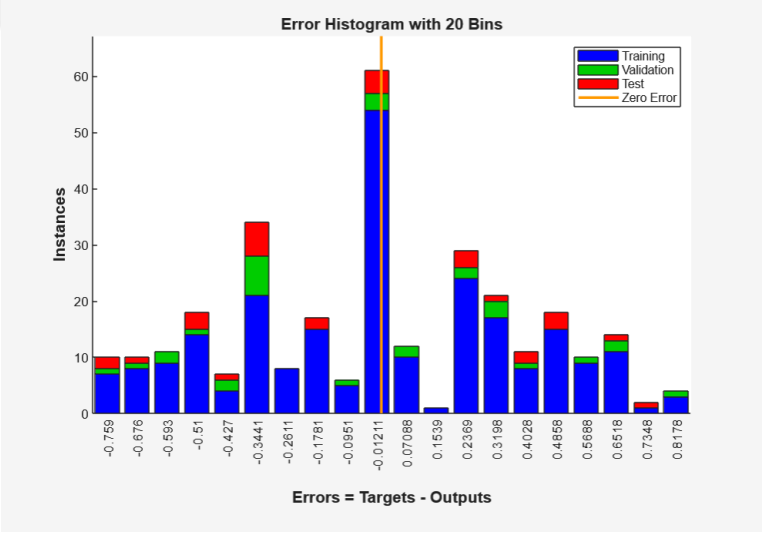
Validation checks (erken durdurma mekanizması), her epoch' ta doğrulama setinde iyileşme olmazsa sayaç 1 artar. 6'ya ulaştığında eğitim durdurulmuştur (bu MATLAB' da genellikle erken durdurma eşik değeri). Grafikte 6. epoch sonrası doğrulama hatası sürekli artmış. Bu grafik, overfitting başlamadan modelin durdurulduğunu ve en iyi genel performansın korunduğunu gösteriyor.

Genel olarak bakıldığında, eğitim süreci sağlıklı işlemiş. Model hem gradyan küçülmesiyle hem de validation kontrolüyle dengeli şekilde optimize edilmiş. Erken durdurma, modelin genelleme başarısını artırmıştır. Ekstra epoch eğitimi yapılsaydı, overfitting riski doğabilirdi.



Şekil 4.13 MSE' nin 12 epoch için performans değerleri

En iyi doğrulama başarısı 6. Epoch' ta elde edilmiş (MSE = 0,19023).



Şekil 4.14 Hedef çıktıların hata histogram grafikleri

Grafiğe bakıldığında, modelin tahmin hatalarının hem büyüklük hem de dağılım açısından nasıl davrandığı net biçimde görülmektedir.

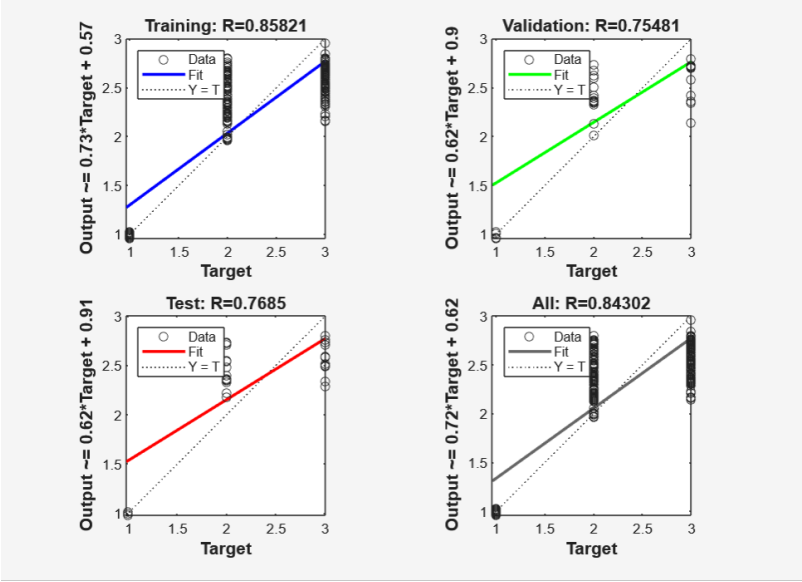
En yüksek çubuk, hata değeri yaklaşık –0.012 civarında; yani hatalar sıfıra çok yakın yoğunlaşmış. Dağılımın bu merkezi konumu, modelin sistematik bir yanlılığa (bias) sahip olmadığını, genel olarak ne aşırı küçük ne de aşırı büyük tahminler yapmadığını gösteriyor.

%80–90'a yakın örnek, –0,2 ile +0,3 arasında toplanmış. Bu aralıkta kalan hatalar, hedef değerler (1, 2, 3) göz önüne alındığında oldukça küçük sapmalar anlamına gelmektedir. Uçlardaki hatalar (örneğin –0,75'in altı veya +0,8'in üstü) çok düşük frekanslı; belli başlı birkaç örnekte model zorlanmaktadır.

Mavi (training), yeşil (validation) ve kırmızı (test) çubuklar benzer dağılımı takip ediyor. Bu, modelin eğitim verisine "ezberci" bir uyum (overfitting) yapmadığını, yeni verilere (validation ve test) da benzer performans gösterdiğini işaret ediyor.

Sağa doğru (+0,2–0,6) ve sola doğru (–0,2– –0,6) kuyruklar yaklaşık simetrik. Ancak sağ tarafta (özellikle +0,24 civarı) biraz daha sıklaşma var; bazen hedef değerden biraz düşük tahminler yapıldığını gösterebilir. Bunun anlamı, model ara sıra "inici-çıkıcı" veya "çıkıcı" seyirleri, olması gerekenden bir miktar düşük tahmin etmiş olabilir.

Genel olarak hata dağılımı sağlam, model hem merkezde yoğunlaşmış hem de genellenebilir durumdadır.



Şekil 4.15 Regresyon grafikleri (R değerleri)

Bu dört küçük grafik, modelin tahmin çıktılarıyla gerçek hedef değerler arasındaki ilişkiyi hem tek tek veri setlerinde hem de toplu halde gösteriyor. Her grafikte; siyah daireler her bir örneğin (target, output) ikilisini, kesikli siyah çizgiler, ideal " Y = T" (yani mükemmel tahmin) doğrusunu, rengi dolu çizgi, doğrusal uyum (fit) çizgisi – eğim ve kesişim denklemine bakarak sistematik sapmaları görebiliriz, tepede verilen R katsayısı, her alt kümedeki doğrusal korelasyon gücünü göstermektedir.

Eğitim için R = 0.8582 değeri güçlü pozitif korelasyon olduğunu göstermektedir.

$$\text{Fit: } \hat{y} \simeq 0.73 \cdot T + 0.57$$

Eğim < 1 olduğu için (0,73), yüksek hedef değerler (3) biraz azaltılarak (≈2,76); düşük hedefler (1) ise artırılarak (≈1,3) tahmin ediliyor. Model, uçlardaki varyasyonu "ortalama" ya çekme (regresyona) meyillidir.

Validation için R = 0.7548 değeri biraz daha düşük ama hâlâ iyi korelasyona sahip olduğu görülmektedir.

$$\text{Fit: } \hat{y} \simeq 0.62 \cdot T + 0.90.$$

Eğim daha da küçülmüş (0.62) ve kesişim (+0.90) artmış. Burada model, seyir yönü 1–3 aralığını yine merkez etrafında sıkıştırarak tahmin ediyor.

Test için R = 0.7685 → validation' a yakın, genellemenin iyi olduğu görülüyor.

$$\text{Fit: } \hat{y} \simeq 0.62 \cdot T + 0.91$$

Neredeyse validation ile aynı parametreler; overfitting yok.

R = 0.8430 değeri tüm veri üzerinden yine güçlü korelasyon olduğunu göstermektedir.

$$\text{Fit: } \hat{y} \simeq 0.72 \cdot T + 0.62$$

Genel olarak iyi korelasyon (R ≈ 0,75–0,86). Eğimlerin 1'den küçük ve pozitif kesişimler, modelin; küçük hedefleri (1) biraz büyüterek (ortalama > 1), büyük hedefleri (3) biraz küçülterek (ortalama < 3) tahmin yaptığına işaret ediyor. Bu davranış, regresyon modellerinde sık görülen "regresyon-geriye-dönme" (regression to the mean) etkisidir. Eğitim/validation/test arasındaki benzer fit ve R değerleri, modelin genellenebilir olduğunu gösteriyor.

4.2.6 Oluşturulan İki Modelin Karşılaştırılması

Tablo 4.12 Model A ile Model B'nin karşılaştırılması

Özellik	**Model A**	**Model B**
Veri Bölüşümü	%70 Eğitim, %15 Doğrulama, %15 Test	%80 Eğitim, %10 Doğrulama, %10 Test
Nöron Sayısı	10	20
MSE	0.1448	0.1431
R (Test R)	0.8693	0.8470
All_R	0.83987	0.85018

1. MSE (Mean Squared Error – Hata Ortalaması)

- Model A (70-15-15, N=10): 0,1448
- Model B (80-10-10, N=20): 0,1431 ✓

Daha düşük MSE, daha iyi tahmin performansı anlamına gelir. Model B daha iyi.

2. R (Test Verisi Korelasyon Katsayısı)

- Model A: 0,8693 ✓
- Model B: 0,8470

Test verisindeki korelasyon açısından Model A daha başarılı. Daha iyi genelleme olabilir.

3. All_R (Tüm Verideki Korelasyon)

- Model A: 0,83987
- Model B: 0,85018 ✓

Model B, tüm veri üzerinde daha iyi korelasyon sağlıyor. Genel başarıda önde.

Tablo 4.13 Kriterlere göre en iyi model

Kriter	**Daha İyi Model**
MSE	Model B
R	Model A
All_R	Model B

4.3 Normalizasyon İşlemi

Yapay sinir ağları sayısal değerlerle işlem yapar. Veri setindeki tüm değerler sisteme kesinlikle sayısal olarak tanımlanmalıdır. Bu nedenle seyir kısmında bulunan sözel ifadeler (inici, inici-çıkıcı, çıkıcı) sırasıyla 1, 2, 3 sayısal olarak girilmiştir.

Değerlendirmelerden çok daha iyi sonuçlar almak için veri setimizde kullandığımız tüm verileri belirli bir aralığa normalize ederiz yani bu işlemi 0 ile 1 aralığına gömme veya ölçeklendirme olarak da tanımlayabiliriz. Verileri normalize ederek, sonuçların tamamının olumlu etkileneceğini öngörüyoruz. Bu sebeple sistemin eğitimi ve kontrolünde kullanacağımız veri setinin tamamına normalize işlemini uygulayacağız.

Literatür tarandığında, verileri normalize etmek için çok farklı yöntemler kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada ise normalize işlemi denklem (4.7) yardımıyla yapılacaktır.

$$V_N = 0.8 \times \left[\frac{V_R - V_{min}}{V_{max} - V_{min}}\right] + 0.1 \qquad (4.7)$$

V_R : Normalize edilecek veriler

V_{min} : En küçük değerli veri

V_{max} : En büyük değerli veri

Normalizasyon işlemi uygulanan değerlerin hepsinin pozitif sonuç verdiği görülmektedir. Dolayısıyla logsigmoid transfer fonksiyonunun kullanılması gerekmektedir.

Tablo 4.14 Normalize edilmiş değerler tablosu

Model	**60-20-20**			**70-15-15**			**80-10-10**		
Nöron	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**
N10	0.0309	0.8092	0.83445	**0.0264**	**0.8494**	**0.83279**	0.0388	0.7713	0.84552
N15	0.0265	0.8602	0.83986	0.0370	0.6890	0.82805	0.0280	0.8454	0.8373
N20	0.0305	0.7685	0.8307	0.0422	0.6615	0.83298	**0.0343**	**0.7680**	**0.84042**
N25	0.0301	0.8352	0.84038	0.0283	0.8190	0.84162	0.0340	0.6954	0.84166
N30	0.0221	0.8940	0.83779	0.0423	0.6619	0.82682	0.0424	0.7824	0.84605
N35	0.0437	0.6850	0.82758	0.0285	0.8128	0.84116	0.0372	0.8017	0.83298
N40	0.0272	0.8137	0.82429	0.0238	0.8323	0.83585	0.0326	0.7429	0.84427
N45	0.0265	0.8449	0.83649	0.0291	0.8136	0.81942	0.0321	0.7460	0.84119
N50	0.0507	0.6528	0.80764	0.0364	0.7978	0.82533	0.0310	0.8175	0.82029

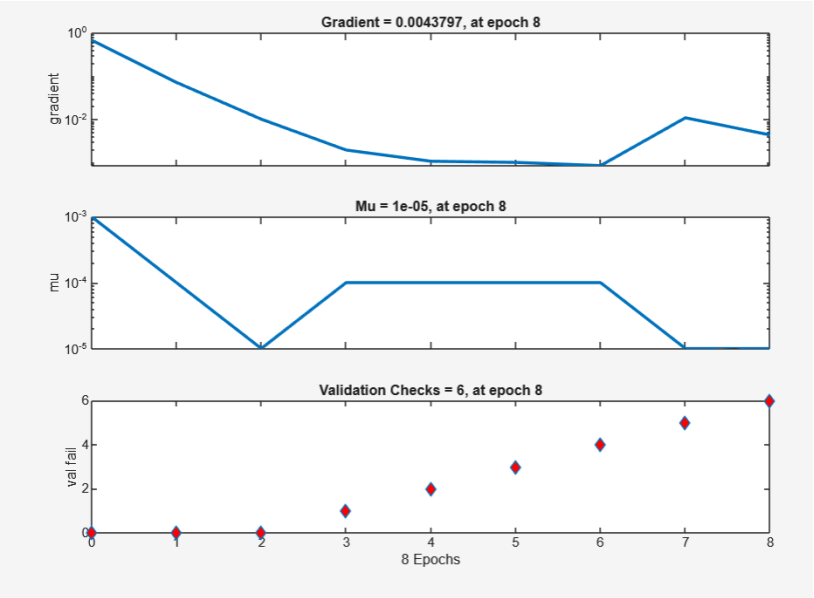
Tablo 4.15 Modellerin normalleştirme öncesi ve sonrası değerleri

Model	**Normalleştirme Öncesi**			**Normalleştirme Sonrası**		
Training - Test(Nöron)	**MSE**	**R**	**All_R**	**MSE**	**R**	**All_R**
70-15-15 (10)	**0.1448**	0.8693	0.83987	**0.0264**	0.8494	0.83279
80-10-10 (20)	0.1431	0.8470	0.85018	0.0343	0.7680	0.84042

Normalleştirme işlemi yapıldıktan sonra MSE değerlerinde ciddi bir iyileşme görülürken, R değerlerinde iyileşme görülmemiştir. All_R değerlerinde ise hemen hemen aynı sonuçlar gözlemlenmiştir. En iyi değerleri ise (70-10-10, Nöron=10)' da almıştır.

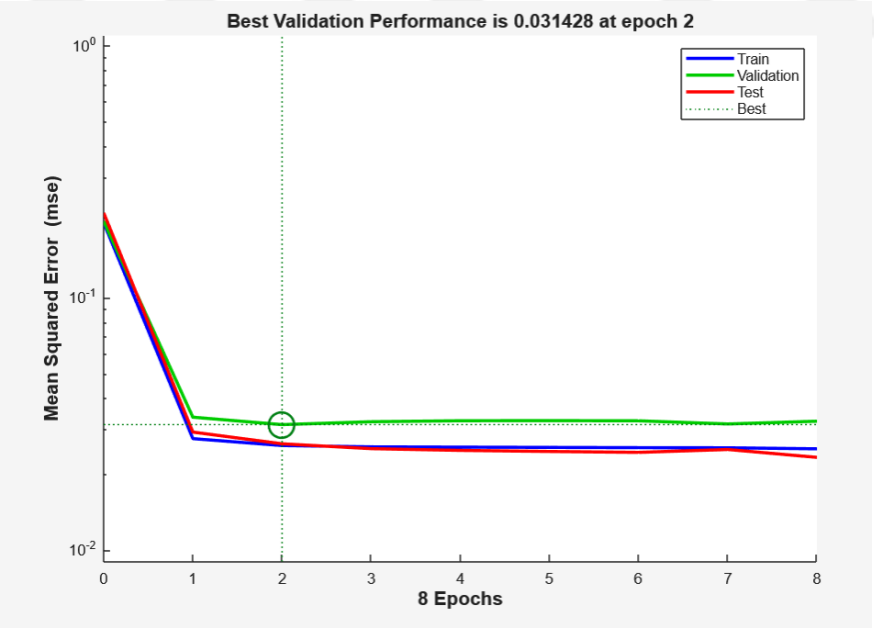
4.3.1 Normalizasyon Sonrası Performans Değerlerinin Yorumlanması

Şimdi bu değerlere ait grafikleri aşağıda göstererek yorumlayalım.



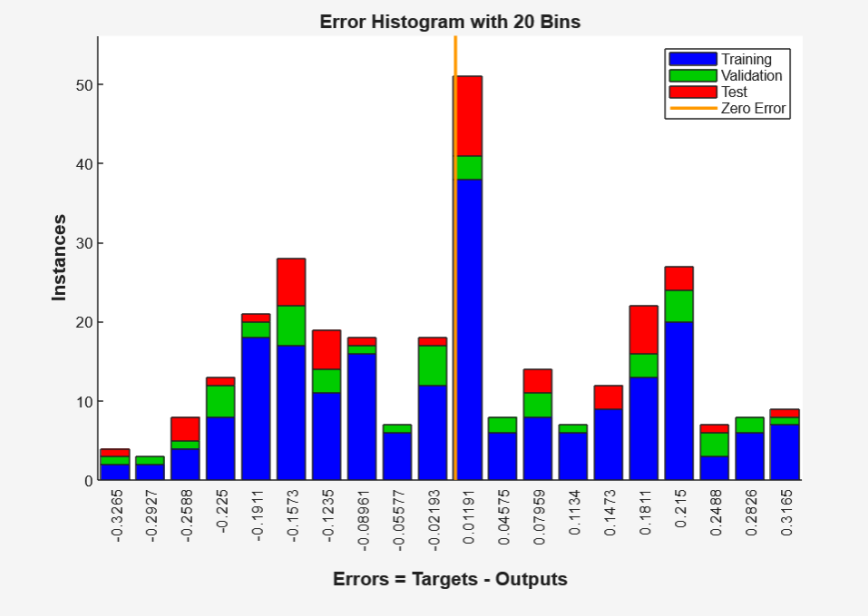
Şekil 4.16 Gradient, mu ve validation değerlerinin eğitim sürecindeki davranışları

Gradient değeri, 1 ile başlayıp 8. Epoch' ta 0,0043797' ye kadar düşmüş. Mu değeri, 10^{-3}' ten 10^{-5}' e hızla düştükten sonra 10^{-4}' e yükselmiş bir süre bu seviyede seyretmiş, ardından 8. Epoch' ta tekrar 10^{-5}' e düşerek sabitlenmiş. Validation Checks, 8. Epoch' ta doğrulama hatası 6 olduğunda sayaç durdurulmuş.



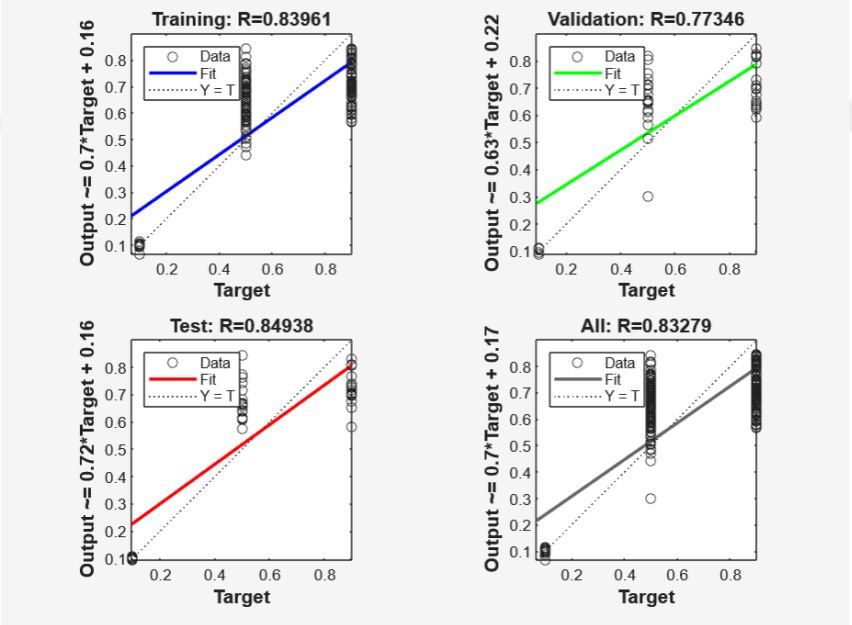
Şekil 4.17 MSE' nin 8 epoch için performans değerleri

En iyi doğrulama başarısı 2. Epoch' ta elde edilmiş (MSE = 0,031428).



Şekil 4.18 Hedef çıktıların hata histogram grafikleri

En yüksek çubuk, hata değeri yaklaşık 0,01191 civarında; yani hatalar sıfıra çok yakın yoğunlaşmış.



Şekil 4.19 Regresyon grafikleri (R değerleri)

All_R değerine bakıldığında R = 0,83279 olarak görülüyor dolayısıyla tüm veri üzerinden yine güçlü korelasyona sahip olduğu söylenebilir.

$$\text{Fit: } \hat{y} \simeq 0{,}7 \cdot T + 0{,}17$$

4.4 Anfis ile Makam Analizi

Bu araştırmada ANFİS tekniğiyle Türk Makam Müziği'nde seyir karakteri dikkate alınarak, makam incelemesi için SymbTr verileri yardımıyla tahmin modelleri geliştirilmeye çalışılmıştır. Ardından bu modellerden performansı daha iyi olan, istatistiksel yöntemler uygulanarak bulunmuştur. 63 adet Acemaşiran (inici), 130 adet Nihavend (inici-çıkıcı) ve 111 adet Rast (çıkıcı) olmak üzere toplamda 304 eser, veri setinden alınarak örneklem oluşturulmuştur. Eserlerin ortalama frekans değerleri hesaplanarak, karar perdesi ve güçlü perdesine olan uzaklıkları bağımsız değişken olarak alınmış, bununla beraber seyir özelliği açısından makam adı bağımlı değişkeni ifade edecek şekilde kabul edilmiştir. Her üç makama ait frekans ortalamalarının, yine kendi karar ve güçlü perdelerine olan uzaklıkları esas alınarak, sistemin üç makamı birbirinden ayırması amaçlanmaktadır. Bununla birlikte girilecek yeni bir ortalama frekans değeriyle karar ve güçlü perdelerine olan uzaklıkları dikkate alınarak eserin ANFIS metodu yardımıyla hangi seyir özelliğine sahip olduğu dolayısıyla hangi makam olduğunu tahmin etmesi beklenmektedir. O halde ilk olarak sistemi eğitmemiz gerekmektedir. Sistemin eğitilmesinin ardından, bir başka test veri setiyle denenecek, sonrasında hata oranına bakılacak, eğer hata oranı makul düzeyde ise sistemin amacımız doğrultusunda yeni veriler girildiğinde, tahmin üretmek üzere hazır olduğu kabul edilecektir. Bu çalışmada frekans değerleri ve uzaklık yardımıyla seyir özelliği göz önüne alınarak Türk Müziği'nde makam tahmini için ANFIS modelleri önerilmiştir. İki farklı eğitim ve test veri seti yüzdesi uygulanmıştır. Buradan elde edilen sonuçlara, farklı hata yöntemleri yardımıyla bakılarak, karşılaştırılma yapılmıştır. Burada dikkat edilmesi gereken önemli bir husus her makamın aynı yüzdelik ile eğitim ve test verisi olarak ayrılması noktasıdır. Buna dikkat edilmediğinde sistemin ürettiği hata değeri farklı olacaktır buna bağlı olarak da sistem doğru karşılaştırma yapamayacaktır.

Örnek veri setini kullanarak, sistemin eğitilmesi için MATLAB programından yararlanılmıştır. Ayrıca sonuçların istatistiki değerlendirilmesinde ise EXCEL programı kullanılmıştır.

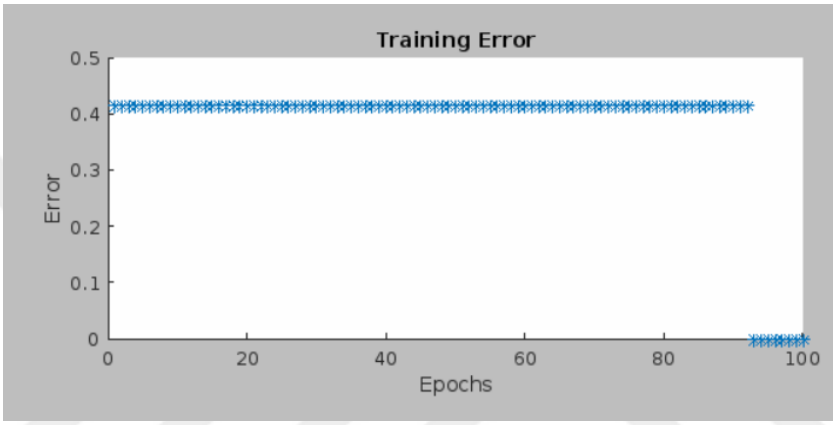
4.4.1 Anfis Uygulanması (%70 Eğitim - %30 Test Verisi)

Verilerimizi %70 eğitim ve %30 test olarak ayırdığımızda ANFIS modelimizde elde edilen RMS değerleri tablosu aşağıdaki gibidir.

Tablo 4.16 %70 eğitim %30 test veri ayırımıyla RMSE değerleri

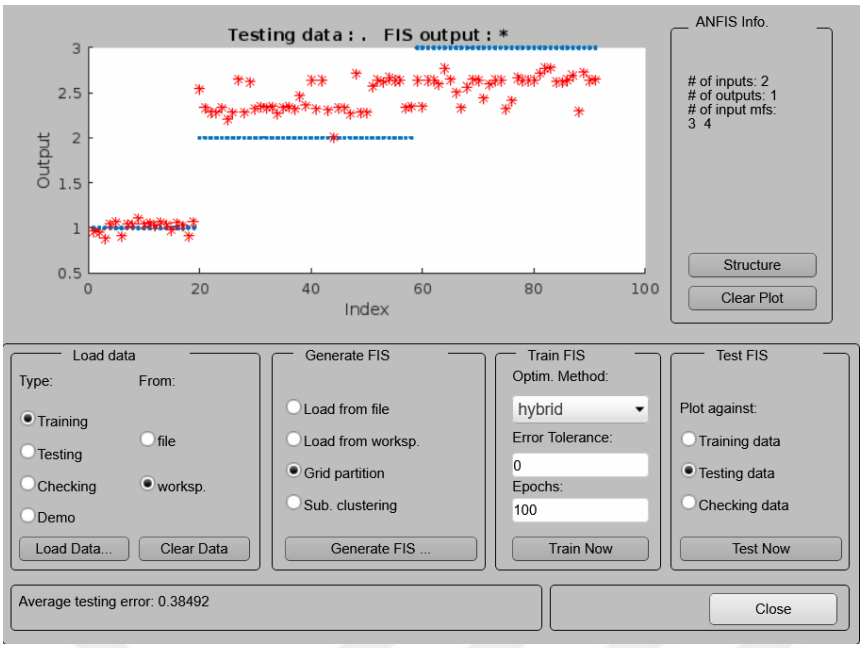
%70-%30		**m33**		**m43**		**m34**		**m44**		**m55**	
Çıkış Üyelik Fonksiyonu	**Giriş Üyelik Fonksiyonu**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**
constant	trimf	0.40523	0.39438	0.41263	0.38872	0.4081	0.39466	0.41224	0.39128	0.39284	0.42719
	trapmf	0.40423	0.39686	0.42675	0.43429	0.4131	0.38907	0.40505	0.39828	0.40202	0.39928
	gbellmf	0.4094	0.39097	0.4052	0.40453	0.40446	0.40528	0.39568	0.41355	0.40102	0.40292
	gaussmf	0.41623	0.38769	0.40572	0.403	0.4041	0.393	0.41188	0.38615	0.40277	0.4082
	gauss2mf	0.41012	0.39426	0.41626	0.40959	0.41485	0.38492	0.4056	0.39126	0.40682	0.39512
	pimf	0.42114	0.41015	0.421	0.42592	0.4046	0.39383	0.40897	0.3952	0.39971	0.40535
	dsigmf	0.40971	0.39182	0.41174	0.40241	0.40588	0.3966	0.40524	0.39933	0.40759	0.39486
	psigmf	0.40971	0.39182	0.41174	0.40241	0.40588	0.3966	0.40524	0.39933	0.40759	0.39486
Linear	trimf	0.40503	0.61401	0.4013	0.42244	0.38477	0.5693	0.4012	0.40211	0.38273	0.70888
	trapmf	0.40451	0.39917	0.40512	0.39991	0.39879	0.41951	0.38521	0.42635	0.38682	0.42694
	gbellmf	0.39564	0.41352	0.38988	0.41955	0.39282	0.41555	0.3877	0.42132	0.38566	0.42483
	gaussmf	0.40199	0.4023	0.38644	0.42927	0.38745	0.41686	0.38742	0.41285	0.38337	0.42576
	gauss2mf	0.40469	0.39597	0.40207	0.39913	0.40337	0.40263	0.4001	0.4133	0.38483	0.43705
	pimf	0.4068	0.39514	0.40525	0.39576	0.40069	0.41627	0.39264	0.43439	0.39445	0.42096
	dsigmf	0.40521	0.39732	0.39563	0.4483	0.40123	0.41338	0.38602	0.45148	0.37934	0.4407
	psigmf	0.40521	0.39732	0.39563	0.4483	0.40123	0.41338	0.38602	0.45148	0.37934	0.4407

İlk olarak, ağın eğitimi için 304 adet verinin %70'i olan 213 adet örneklem işlendi. ANFIS uygulamalarında iterasyon sayısı çok önemli bir parametre olup, gereksiz yere sistemin yorulmaması adına, gerekli ve yeterli iyileştirmelerin yapılması için en uygun değer belirlenmelidir. Bu çalışmada örneklemin büyüklüğünü göz önüne alarak 100 iterasyon yeterli bulunmuştur. Eğitilen sistemi denemek ve eldeki verilere göre tahminler üretmesi adına tüm verinin kalan %30'u olan 91 adet veriyi de ağa yükledikten sonra çıktı değerleri geri yayılım (back propagation) algoritması yardımıyla tahmin edilmiştir. Sistemin ANFIS kullanılarak eğitilmesi sonrasında elde edilen hata grafiği Şekil 4.20'de gösterilmiştir.



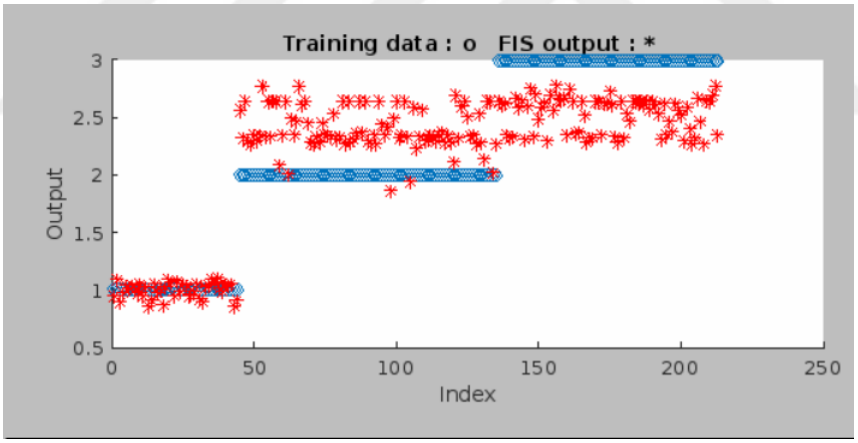
Şekil 4.20 Ağın eğitilmesi sonucunda oluşan hata grafiği

Sistemin ANFIS yardımıyla test edilmesi sonucunda oluşan hata Şekil 4.21'de grafik olarak gösterilmektedir. ANFIS modelinde hesaplanan hata değerleri RMSE şeklindedir. Bu göz önüne alındığında sistemin test aşamasında görülen hata değeri 0,38492 olarak elde edilmiştir.



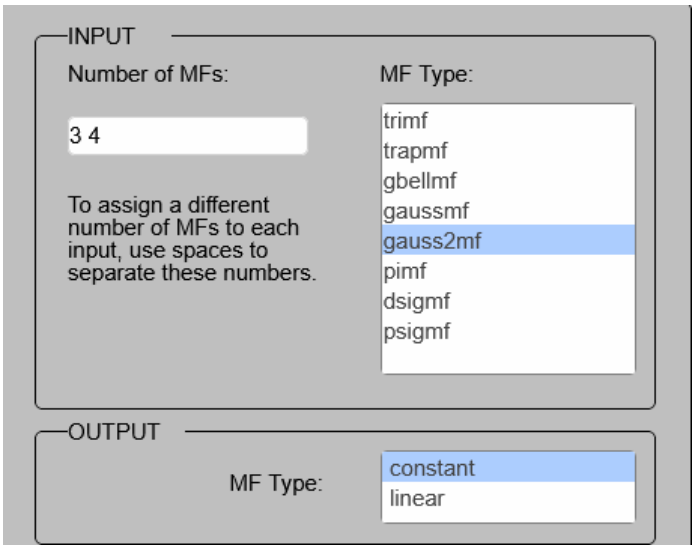
Şekil 4.21 Ağın test edilmesi sonucu oluşan hata grafiği

Verilerin 91 adet örnekten oluşan test kullanılarak, test edilmesi neticesinde ortaya çıkan tüm değerler Şekil 4.22'de görülmektedir.



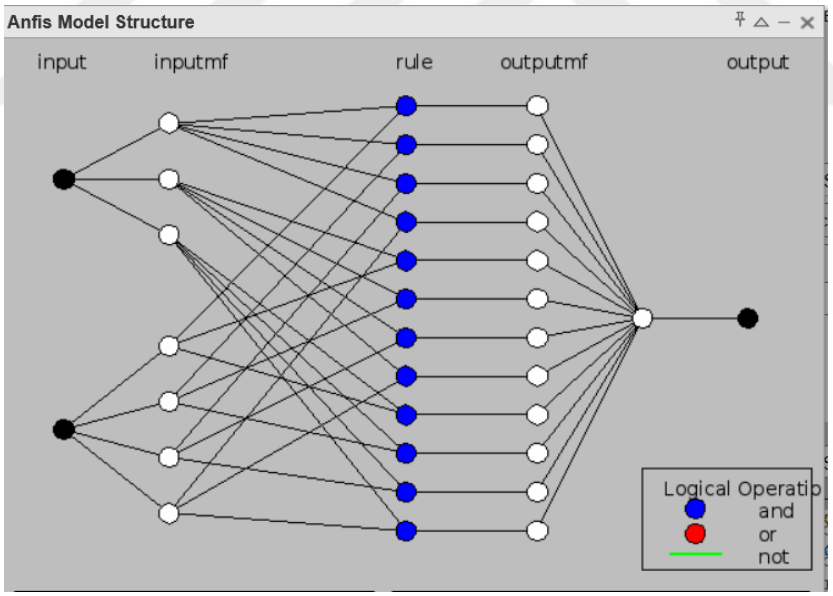
Şekil 4.22 Eğitim verisi çıktısı

İlk girdinin 3, ikinci girdi değerinin 4 parçadan oluştudu, çıktının constant ve fonsiyonu gauss2mf olan ANFIS modeli Şekil 4.23' de görülmektedir.



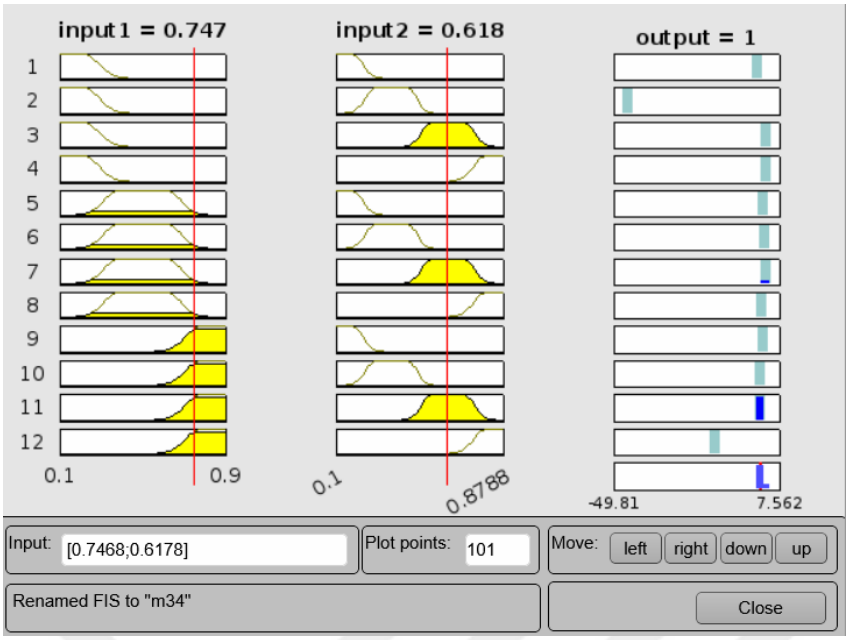
Şekil 4.23 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonları tipi

İki özelliğin girdi olarak kabul edildiği tek çıktısı olan sistem için ağ yapısı Şekil 4.24'de verilmiştir. Şekil incelendiğinde ilk girdinin 3 adet ikinci girdinin 4 adet üzere toplamda 7 tane üyelik fonksiyonuna ayrıldığı, 12 adet kural, buna bağlı 12 adet çıktı üyelik fonsiyonu ve tek çıktıdan oluştuğu görülmektedir.



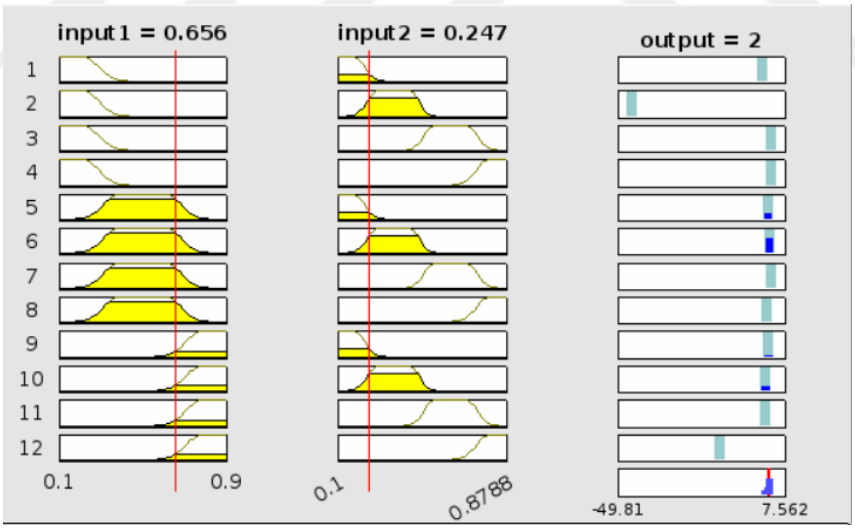
Şekil 4.24 ANFIS ile oluşturulmuş ağ yapısı

İlk girdi değerinin 0,747 ve ikinci girdi değerinin 0,618 olduğunda, çıktı değeri 1'i yani makamın Acemaşiran seyir özelliğinin ise inici sonucunu tahmin eden kural tablosu Şekil 4.25'de verilmiştir.



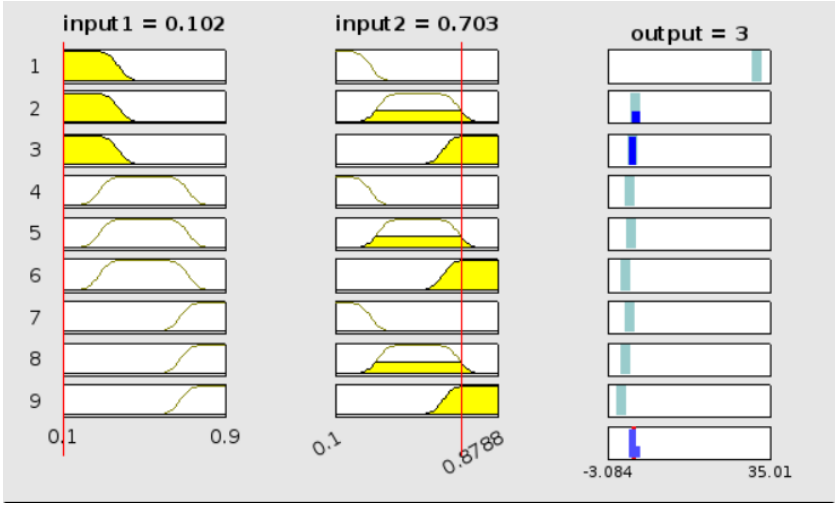
Şekil 4.25 Girdi ve çıktı değerleri kural görüntüsü

İlk girdi değerinin 0,656 ve ikinci girdi değerinin 0,247 olduğunda, çıktı değeri 2'yi yani makamın Nihavend seyir özelliğinin ise inici-çıkıcı sonucunu tahmin eden kural tablosu Şekil 8'de verilmiştir.



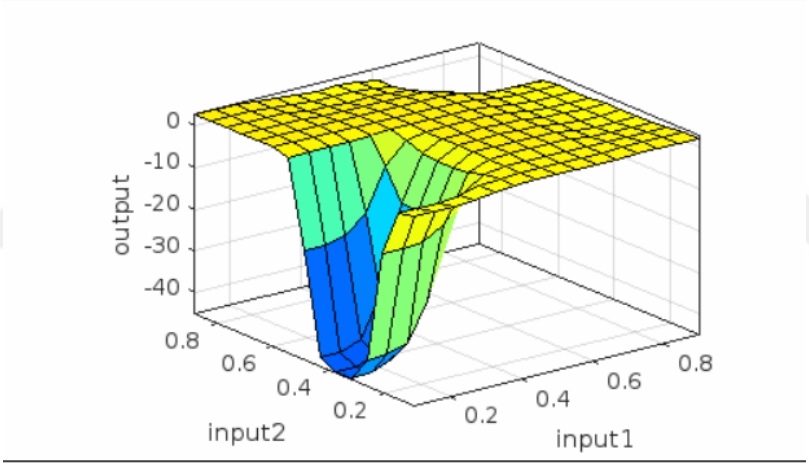
Şekil 4.26 Girdi ve çıktı değerleri kural görüntüsü

İlk girdi değerinin 0,102 ve ikinci girdi değerinin 0,703 olduğunda, çıktı değeri 3'ü yani makamın Rast seyir özelliğinin ise çıkıcı sonucunu tahmin eden kural tablosu Şekil 4.27'de verilmiştir.



Şekil 4.27 Girdi ve çıktı değerleri kural görüntüsü

İki girdili, tek çıktılı ve fonsiyonu gauss2mf olan ANFIS modelinin yüzey grafiği Şekil 4.28'de gösterilmektedir.



Şekil 4.28 İki girdi ve tek çıktıdan oluşan yüzey grafiği

4.4.2 Anfis Uygulanması (%80 Eğitim - %20 Test Verisi)

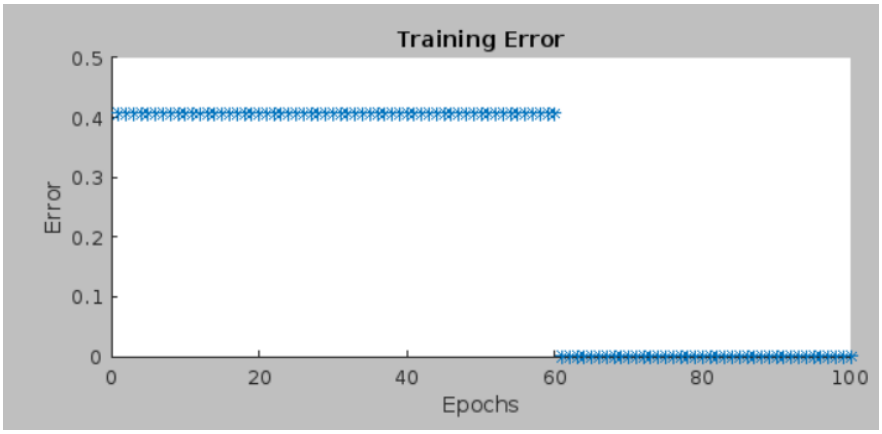
Verilerimizi %80 eğitim ve %20 test olarak ayırdığımızda ANFIS modelimizde elde edilen RMS değerleri tablosu aşağıdaki gibidir.

Tablo 4.17 %80 eğitim %20 test veri ayırımıyla RMSE değerleri

%80-%20		m33		m43		m34		m44		m55	
Çıkış Üyelik Fonksiyonu	**Giriş Üyelik Fonksiyonu**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**	**Train RMSE**	**Test RMSE**
constant	trimf	0.39938	0.40155	0.40248	0.40448	0.40646	0.39102	0.40643	0.40504	0.39289	0.42261
	trapmf	0.40216	0.39591	0.43072	0.42725	0.40796	0.38573	0.40228	0.39641	0.39995	0.40363
	gbellmf	0.40578	0.39044	0.40239	0.39867	0.40121	0.404	0.39169	0.40771	0.39843	0.40651
	gaussmf	0.41205	0.38658	0.40441	0.39497	0.40661	0.38613	0.40702	0.38807	0.40127	0.3998
	gauss2mf	0.40624	0.39521	0.41473	0.4052	0.40992	0.38694	0.40542	0.38957	0.40356	0.3959
	pimf	0.41905	0.40865	0.4072	0.38728	0.40291	0.38878	0.39997	0.4044	0.39738	0.40481
	dsigmf	0.40784	0.38351	0.4092	0.3966	0.40275	0.39798	0.40186	0.39678	0.40417	0.39542
	psigmf	0.40784	0.38351	0.4092	0.3966	0.40275	0.39798	0.40186	0.39678	0.40417	0.39542
Linear	trimf	0.40309	0.68958	0.39824	0.42038	0.38485	0.48269	0.39878	0.39729	0.38281	0.45355
	trapmf	0.40411	0.39172	0.40411	0.38732	0.39943	0.40968	0.3927	0.41813	0.38673	0.41834
	gbellmf	0.39546	0.40795	0.39086	0.4741	0.39378	0.40764	0.38836	0.41825	0.38378	0.43335
	gaussmf	0.40392	0.39267	0.40389	0.39373	0.38742	0.41606	0.38693	0.42216	0.38369	0.42381
	gauss2mf	0.40132	0.39916	0.40034	0.39352	0.40192	0.39632	0.39532	0.40758	0.38847	0.43875
	pimf	0.40491	0.38998	0.40769	0.39007	0.39926	0.4124	0.39552	0.45396	0.39323	0.41732
	dsigmf	0.40235	0.39321	0.39834	0.41061	0.40005	0.40739	0.38658	0.46012	0.38503	0.43862
	psigmf	0.40235	0.39321	0.39834	0.41061	0.40005	0.40739	0.38658	0.46012	0.38503	0.43862

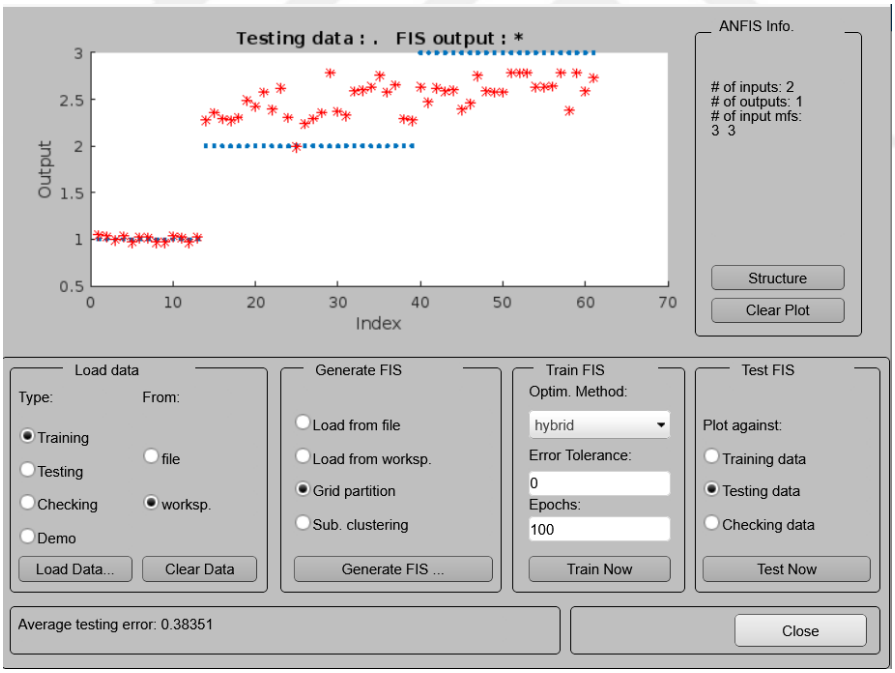
Şimdi ağın eğitimi için 304 adet verinin %80'i olan 243 adet örneklem işlendi. Yine aynı örneklemle çalıştığımız için 100 iterasyon alınarak işlemler gerçekleştirilecektir. Eğitilen sistemi denemek ve eldeki verilere göre tahminler üretmesi adına tüm verinin kalan %20'si olan 61 adet veriyi de ağa yükledikten sonra çıktı değerleri geri yayılım (back propagation) algoritması yardımıyla tahmin

edilmiştir. Sistemin ANFIS kullanılarak eğitilmesi sonrasında elde edilen hata grafiği Şekil 4.29'da gösterilmiştir.



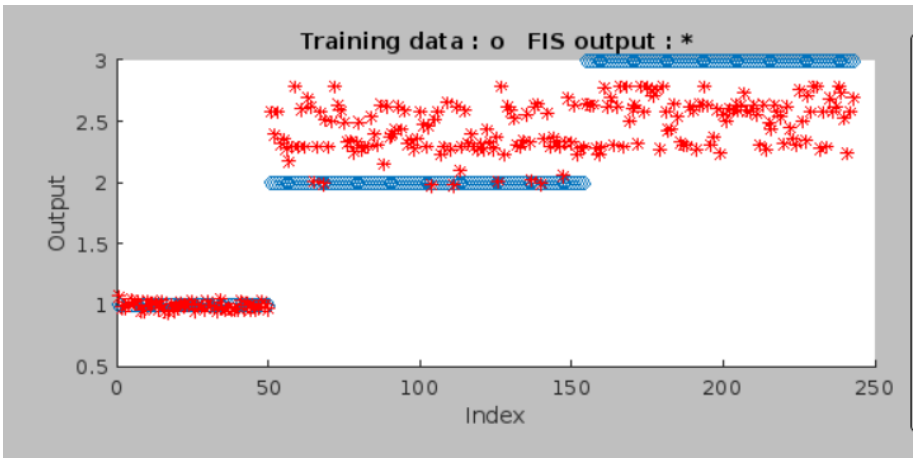
Şekil 4.29 Eğitim hatası

Sistemin ANFIS yardımıyla test edilmesi sonucunda oluşan hata Şekil 4.30'da grafik olarak gösterilmektedir. ANFIS modelinde hesaplanan, sistemin test aşamasında görülen hata değeri RMSE = 0,38351 olarak elde edilmiştir.



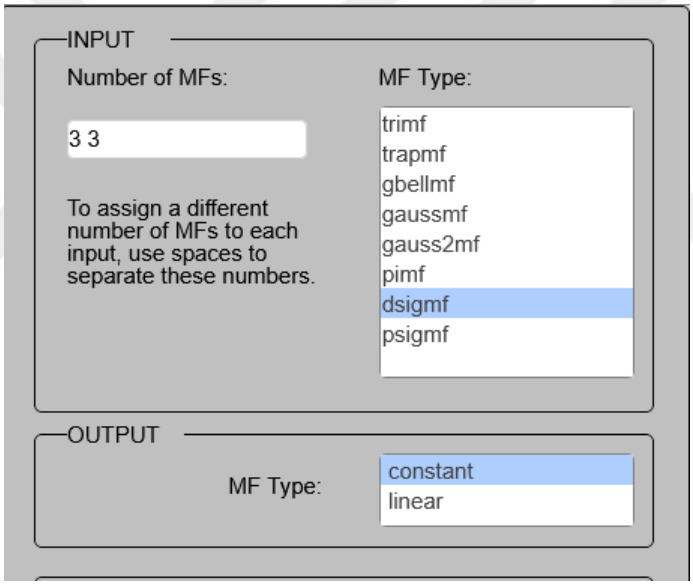
Şekil 4.30 Test verileri ve bulanık sistem çıktısı

Verilerin 61 adet örnekten oluşan test kullanılarak, test edilmesi neticesinde ortaya çıkan tüm değerler Şekil 4.31'de görülmektedir.



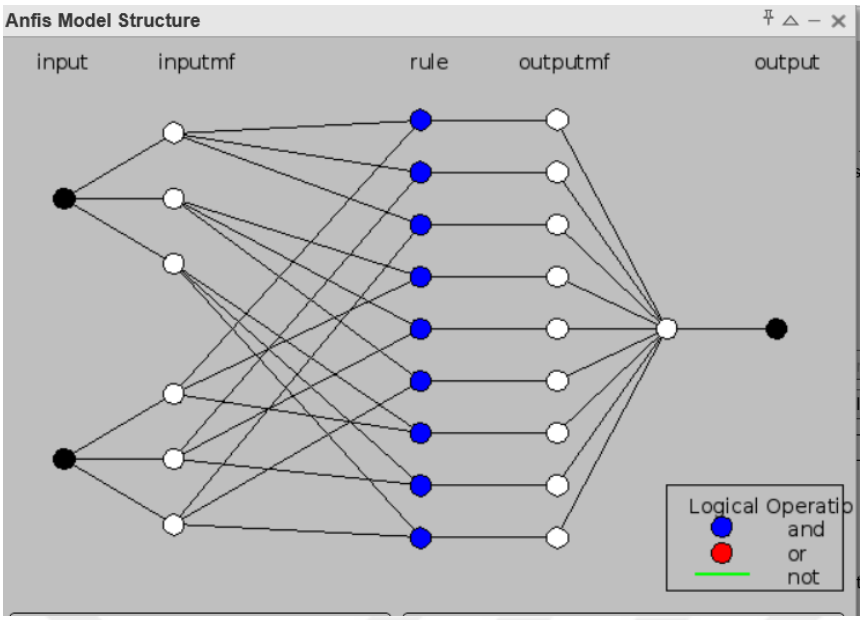
Şekil 4.31 Test verileri ve bulanık sistem çıktısı

İki girdinin de 3 parçadan oluştuğu, çıktının constant ve fonsiyonu dsigmf olan ANFIS modeli Şekil 4.32'de



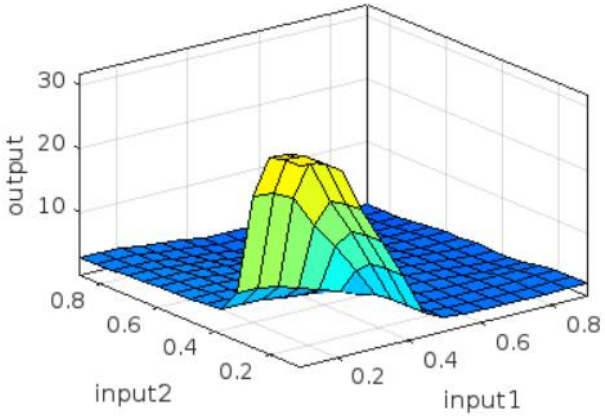
Şekil 4.32 Giriş ve çıkış üyelik fonksiyonları tipi

İki özelliğin girdi olarak kabul edildiği tek çıktısı olan sistem için ağ yapısı Şekil 4.33'de verilmiştir. Şekil incelendiğinde iki girdinin de üçer adet olmak üzere toplamda 6 tane üyelik fonksiyonuna ayrıldığı, 12 adet kural, buna bağlı 12 adet çıktı üyelik fonsiyonu ve tek çıktıdan oluştuğu görülmektedir.



Şekil 4.33 ANFIS ile oluşturulmuş ağ yapısı

İki girdili, tek çıktılı ve fonsiyonu dsigmf olan ANFIS modelinin yüzey grafiği Şekil 4.34'de gösterilmektedir.



Şekil 4.34 İki girdi ve tek çıktıdan oluşan yüzey grafiği

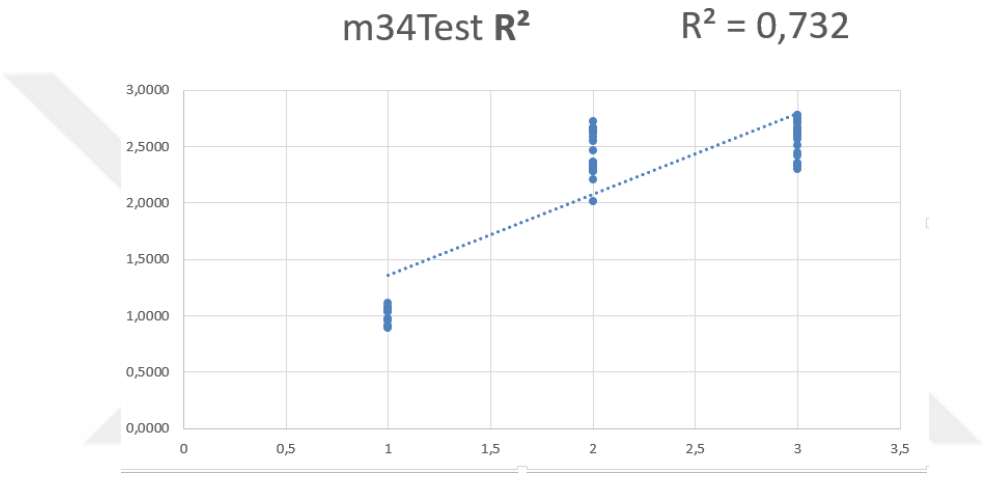
4.4.3 ANFIS Sonuçlarının Değerlendirilmesi

MATLAB programı kullanılarak eğittiğimiz ağın, yeni veri seti olan test verileriyle test edilmesi sonucu elde ettiğimiz değerler, EXCEL programı yardımıyla bulunmuştur. Tablo 4.18'de ANFIS ile oluşturduğumuz iki modelin RMSE değerleriyle R^2 değerleri verilmiştir.

Tablo 4.18 ANFİS sonuçları

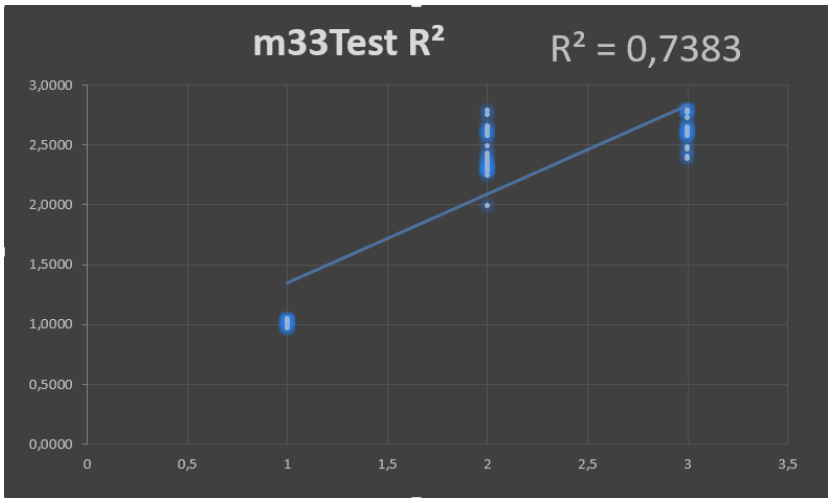
ANFİS	EĞİTİM R^2	TEST R^2	ALL R^2	EĞİTİM RMSE	TEST RMSE
m34	0,6855	0,7320	0,6989	0,41485	0,38492
m33	0,6955	0,7383	0,7034	0,40784	0,38351

Buna göre, %70 eğitim ve %30 test verilerinden oluşan ilk modelimiz olan m34TestR^2 grafiği Şekil 4.35'de gösterilmiştir.



Şekil 4.35 m34TestR^2 test grafiği

Yine, %80 eğitim ve %20 test verilerinden oluşan ilk modelimiz olan **m33TestR^2** grafiği Şekil 4.36'da gösterilmiştir.



Şekil 4.36 m33TestR^2 test grafiği

Veri setleri değerlendirilirken, hata türlerinden bir tanesi kullanılabileceği gibi birkaç tanesi bir arada da kullanılabilir. Hesaplama yöntemleri farklı görünse de önemli olan gerçek değerler ve tahminler arasındaki farklılık ya da benzerlikten yararlanılmaktadır. Her iki model için hesaplanan hata türleri Tablo 4.19'da verilmiştir.

Tablo 4.19 ANFİS test değerleri için hata değerlendirme tablosu

ANFİS	**RMSE**	**R^2**	**MAE**	**MAPE**	**MSE**
m34	0,38492	0,7320	0,33306593	14,85474359	0,148165664
m33	0,38351	0,7383	0,32193279	14,15964481	0,147082731

Tüm sonuçlar göz önüne alındığında, test verilerinden elde edilen ANFIS modellerimizden m33, RMSE=0,38351, MAE=0,32193279, MAPE=14,15964481, MSE=0,147082731 en düşük hata değerleriyle, en iyi sonucu vermiştir.

4.5 YSA ve ANFIS Modellerinin Karşılaştırmalı Değerlendirilmesi

Bu çalışmada müzikal kaliteyi tahmin etmek amacıyla iki farklı yapay zekâ yaklaşımı kullanılmıştır: Yapay Sinir Ağı (YSA) ve Adaptif Ağ Tabanlı Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS). Analiz süreci, iki temel veri ayrım modeli üzerinden gerçekleştirilmiştir:

- Model A: %70 eğitim – %15 doğrulama – %15 test (10 nöron)
- Model B: %80 eğitim – %10 doğrulama – %10 test (20 nöron)

4.5.1 Yapay Sinir Ağı (YSA) Sonuçları

İlk aşamada YSA modelleri, ham (normalleştirilmemiş) verilerle eğitilmiş ve test edilmiştir. Daha sonra veriler normalleştirilerek aynı yapılarla tekrar analiz edilmiştir. Elde edilen temel hata metrikleri şunlardır:

Tablo 4.20 YSA modeller için hata değerlendirme tablosu

Model	MSE (Öncesi)	R (Öncesi)	All_R (Öncesi)	MSE (Sonrası)	R (Sonrası)	All_R (Sonrası)
70-15-15 (10)	**0.1448**	0.8693	0.83987	**0.0264**	0.8494	0.83279
80-10-10 (20)	0.1431	0.8470	0.85018	0.0343	0.7680	**0.84042**

Değerlendirme:

- Normalleştirme işlemi sonrası özellikle Model A (70-15-15) için belirgin bir gelişme gözlenmiştir. MSE değeri 0.1448'den 0.0264'e düşmüş, bu da modelin hata oranında ciddi bir azalmaya işaret etmektedir.
- All_R değerlerine göre genelleme başarısı her iki modelde de benzer düzeydedir. Ancak Model A, daha düşük hata (MSE) ve yüksek korelasyon (R) ile daha stabil sonuçlar vermiştir.
- Model B'nin yüksek nöron sayısına rağmen R değeri 0.7680 ile daha düşük kalmış; bu da modelin aşırı öğrenmeden (overfitting) etkilenmiş olabileceğini göstermektedir.

4.5.2 ANFIS Modellerinin Sonuçları

Normalleştirilmiş veriler kullanılarak oluşturulan ANFIS m33 ve m34 modelleri aşağıdaki performans ölçütleri ile değerlendirilmiştir:

Tablo 4.21 ANFİS modeller için hata değerlendirme tablosu

Model	RMSE	R^2	MAE	MAPE	MSE
m34	0.38492	0.7320	0.33307	14.85	0.14817
m33	**0.38351**	**0.7383**	**0.32193**	**14.16**	**0.14708**

Değerlendirme:

- ANFIS m33 modeli, tüm hata metriklerinde m34'e göre daha iyi performans göstermiştir. Özellikle daha düşük MAE ve MAPE değerleri, modelin tahmin hatalarını minimize ettiğini göstermektedir.

- R^2 değeri 0.7383 ile kabul edilebilir düzeydedir ve YSA modellerine kıyasla genelleme kapasitesi bakımından rekabetçi bir düzeydedir.

MSE değeri açısından YSA Model A (normalleştirilmiş) ile kıyaslandığında YSA daha düşük hata verse de, ANFIS modelleri belirsizlik ve yorumlanabilirlik avantajları ile öne çıkmaktadır.

4.5.3 Genel Karşılaştırma ve Sonuçlar

Tablo 4.22 YSA modeller ve ANFIS model karşılaştırma tablosu

Kriter	**YSA (70-15-15)**	**YSA (80-10-10)**	**ANFIS (m33)**
En düşük MSE	✅ **0.0264**	0.0343	0.1471
En yüksek R/All_R	0.8693 / 0.83987	0.8470 / **0.85042**	0.7383 (R^2)
En düşük MAE/MAPE	-	-	✅ **0.3219 / 14.16**
Yorumlanabilirlik	❌	❌	✅
Genelleme Kabiliyeti	Orta	Zayıf	Orta-Yüksek
Belirsizlikle Baş Etme	❌	❌	✅

Sonuç olarak, YSA modeli özellikle normalleştirme sonrasında düşük hata oranı ile başarılı bir tahmin kapasitesi sunmuştur. Ancak yorumlanabilirlik ve bulanık mantık kurallarına dayalı çıkarım açısından ANFIS modeli daha anlamlı ve esnek bir çözüm sunmaktadır. Belirsizlik içeren müzikal yapıların modellenmesi bağlamında, ANFIS modeli daha uygun bir alternatif olarak değerlendirilebilir. Bununla birlikte, doğru yapılandırılmış YSA modelleri de yüksek doğruluk oranları sayesinde pratik uygulamalar için etkili sonuçlar vermektedir.

5

SONUÇ

Bu tez çalışmasında, müzikal yapılar içinde yer alan belirsizliklerin modellenmesine yönelik olarak bulanık mantık temelli bir yaklaşım geliştirilmiş; Türk makam müziği bağlamında makam ve seyir analizi gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın temel amacı, geleneksel müzik kuramındaki sezgisel değerlendirme süreçlerini, sayısal veriye dayalı bir sistematikle desteklemek ve müzikal kaliteyi ölçülebilir hale getirecek araçlar sunmaktır.

Üçüncü bölümde tanımlanan perde (frekans), ses şiddeti ve zamanlama gibi temel müzikal parametreler, hem yapısal hem de işitsel özellikleri temsil edebilmesi açısından modelin omurgasını oluşturmuştur. Bu üç parametre, MATLAB ortamında geliştirilen bulanık mantık sistemine giriş değişkeni olarak tanımlanmış ve çıktı değişkeni olarak "müzikal kalite" belirlenmiştir. Sistem, üyelik fonksiyonları ve çıkarım kuralları aracılığıyla, müziksel ifadenin nicel olarak değerlendirilmesini mümkün kılmıştır. Elde edilen çıktılar, belirli örnekler üzerinde yapılan testlerle doğrulanmış ve sistemin kararlılığı test edilmiştir.

Dördüncü bölümde gerçekleştirilen frekans tabanlı analizlerde ise, karar ve güçlü perdelerle hedef perde arasındaki uzaklıklar kullanılarak makam ve seyir tespiti yapılmıştır. Bu analiz süreci hem geleneksel müzik bilgisiyle uyumlu hem de algoritmik işleyişe açık bir yapı ortaya koymuştur. Aynı zamanda SPSS ile yapılan istatistiksel analizler, YSA ve ANFIS modelleriyle karşılaştırmalı sonuçlar değerlendirilmiş ve önerilen yöntemin yüksek doğrulukla tahminleme yapabildiği görülmüştür. Özellikle ANFIS modelinin, öğrenme kabiliyetiyle birlikte bulanık mantığın esnekliğini birleştirerek daha tutarlı sonuçlar sunduğu gözlemlenmiştir.

Bu doğrultuda çalışmadan elde edilen başlıca sonuçlar şu şekilde özetlenebilir:

- Müzikal kaliteyi etkileyen üç temel parametre olan perde, ses şiddeti ve zaman, bulanık mantık sistemi içinde etkili biçimde işlenebilmiş ve anlamlı çıktılar üretmiştir.
- Geliştirilen model, müzikteki öznel değerlendirme alanlarına sayısal bir yaklaşım getirmiş; makam ve seyir analizi gibi karmaşık süreçlerin otomatik olarak analiz edilmesini sağlamıştır.
- SPSS, YSA ve ANFIS yöntemleriyle yapılan karşılaştırmalar, özellikle ANFIS'in çok boyutlu veri yorumlama kapasitesinin üstün olduğunu ortaya koymuştur.
- Durulaştırma (defuzzification) yöntemleri karşılaştırıldığında, centroid yöntemi genel geçerliliği ve dengeli puan üretimi açısından en güvenilir yöntem olarak öne çıkmıştır. Ancak, belirli uygulamalarda extreme odaklı yöntemler olan SOM ve LOM da anlamlı sonuçlar verebilmektedir.

Öneriler

- Geliştirilen sistem farklı müzik türlerine (örneğin Batı klasik müziği, caz vb.) uygulanarak genel geçerliliği test edilebilir.
- Model, gerçek zamanlı analiz yapan dijital müzik yazılımlarına entegre edilerek performans ölçüm sistemlerinde kullanılabilir.
- Üyelik fonksiyonlarının öğrenen sistemler (örneğin genetik algoritmalar veya optimizasyon teknikleri) ile dinamik olarak belirlenmesi, sistemin adaptifliğini artırabilir.
- Veri seti çeşitlendirilerek farklı makamsal yapıların ve seyir biçimlerinin sisteme tanıtılması, modelin derinliğini ve doğruluk oranını artıracaktır.
- Gelecekte yapılacak çalışmalarda, işitsel algı testleriyle sistem çıktılarının insan dinleyici değerlendirmeleriyle karşılaştırılması önerilmektedir.

Bu çalışma, geleneksel müzik analizine modern yapay zekâ araçlarının entegre edilmesi bakımından öncü bir yaklaşım sunmakta ve müzik teorisi ile bilgisayarla müzik analizi arasında köprü kurma potansiyeli taşımaktadır.

KAYNAKÇA

[1] A. Say, *Müzik Tarihi*, Ankara: Müzik Ansiklopedisi Yayınları, 2022.

[2] S. Sadie and J. Tyrrell, *Dictionary of Music and Musicians*, New York, NY, USA: Oxford Univ. Press, 2001.

[3] O. Gültekin, *Türk Musikisi Nazariyatı*, İstanbul: Pan Yayıncılık, 2015.

[4] E. R. Berlekamp, "Algebraic Structures in Music," *Mathematical Music Theory Journal*, vol. 8, no. 1, pp. 58-72, 2007.

[5] G. Birkhoff and S. Mac Lane, "A Survey of Mathematics in Music Theory," *Mathematics of Music*, vol. 3, no. 4, pp. 50-68, 1965.

[6] H. D. Miller and K. Hevner, "The Mathematics of Rhythm," *Journal of Music Theory*, vol. 9, no. 1, pp. 21-30, 1932.

[7] L. M. Zbikowski, " The Mathematics of Music and the Physics of Sound," *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, vol. 360, no. 1791, pp. 235-242, 2002.

[8] M. Ruzhansky and A. Turunen, "Fourier Analysis and its Applications in Music," *Applied Mathematical Sciences*, vol. 13, no. 45, pp. 2147-2160, 2019.

[9] D. Wilson, " Mathematical Approaches in Algorithmic Music Composition," *Mathematics and Music Theory Review*, vol. 12, no. 4, pp. 112-125, 2015.

[10] P. Pope, " Algorithmic Composition in Music," *Journal of Computational Musicology*, vol. 18, no. 2, pp. 22-38, 2006.

[11] F. Lerdahl and R. Jackendoff, *A Generative Theory of Tonal Music* Cambridge, MA: MIT Press, 1983.

[12] D. Tymoczko, *A Geometry of Music: Harmony and Counterpoint in the Extended Common Practice*, Oxford: Oxford University Press, 2011.

[13] D. Huron, *Sweet Anticipation: Music and the Psychology of Expectation*, Cambridge, MA: MIT Press, 2006.

[14] D. Lewin, *Generalized Musical Intervals and Transformations*, New Haven, CT: Yale University Press, 1987.

[15] R. Cohn, " The 'Abc's' of Music Theory: Mathematics and the Musician," *Mathematical Reviews*, vol. 98, no. 5, pp. 2901-2916, 1997.

[16] C. Boehlen and G. Sürmeli, "Algorithmic Composition: A New Mathematical Tool in Music," *Journal of Music Theory and Analysis*, vol. 5, no. 3, pp. 50-61, 2017.

[17] T. D. Rossing, “ Acoustics of Musical Instruments,” i n *Springer Handbook of Acoustics*, pp. 123-145, Springer, 2011.

[18] P. van der Meer and P. van der Heijden, “The Mathematics of Musical Scales,” *Mathematical Social Sciences*, vol. 45, no. 3, pp. 157-174, 2003.

[19] L. A. Zadeh, “Fuzzy sets,” *Information and Control*, vol. 8, no. 3, pp. 338-353, 1965.

[20] L. A. Zadeh, “The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning—I,” *Information sciences*, vol. 8, no. 3, pp. 199-249, 1975.

[21] J. Kacprzyk, M. Fedrizzi and H. Nurmi, "Group decision making and consensus under fuzzy preferences and fuzzy majority," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 49, no. 1, pp. 21-31, 1992.

[22] S.-J. Chen and C.-L. Hwang, *Fuzzy Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*, Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, Springer, 1992, pp. 289-486.

[23] B. Kosko, "Fuzzy associative memory systems," in *Fuzzy Expert Systems*, pp. 135-162, 1992.

[24] R. R. Yager, "Prioritized OWA aggregation," *Fuzzy Optimization and Decision Making*, vol. 8, no. 3, pp. 245-262, 2009.

[25] Y. Dong, Y. Xu and S. Yu, "Linguistic multiperson decision making based on the use of multiple preference relations," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 160, no. 5, pp. 603-623, 2009.

[26] G. Deleuze and F. Guattari, *A Thousand Plateaus: Capitalism and Schizophrenia*, London: Bloomsbury Publishing, 1988.

[27] P. Elsea, "Fuzzy logic and musical decisions," University of California, Santa Cruz, 1995.

[28] M. Liu, C. Wan and L. Wang, "Content-based audio classification and retrieval using a fuzzy logic system: Towards multimedia search engines," *Soft Computing*, vol. 6, no. 5, pp. 357-364, 2002.

[29] B. Kostek, "“Computing with words’ concept applied to musical information retrieval," *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, vol. 82, no. 4, pp. 141-152, 2003.

[30] E. D. Trama, "Sound source separation using 3D correlogram, fuzzy logic, and neural networks," M. S. thesis, 2002.

[31] J. Kunst, "Making sense in music I: the use of mathematical logic," *Journal of New Music Research*, vol. 5, no. 1-2, pp. 3-68, 1976.

[32] T. Weyde and K. Dalinghaus, "Design and optimization of neuro-fuzzy-based recognition of musical rhythm patterns," *International Journal of Smart Engineering System Design*, vol. 5, no. 2, pp. 67-79, 2003.

[33] R. F. Cádiz, "A fuzzy logic model for compositional approaches to audio-visual media," in *Proc. ICMC*, 2004.

[34] R. Cádiz and G. S. Kendall, "A particle-based fuzzy logic approach to sound synthesis," in *Proc. Conf. on Interdisciplinary Musicology*, Montreal, Canada, 2005.

[35] R. F. Cadiz, "Fuzzy logic in the arts: Applications in audiovisual composition and sound synthesis," in *Proc. NAFIPS Annual Meeting*, IEEE, 2005.

[36] T. Liu, B. Zhu, S. Sun and C. Yang, "Music's affective computing model based on fuzzy logic," in *Proc. 6th World Congress on Intelligent Control and Automation* vol. 2, IEEE, 2006.

[37] Y.-H. Yang, C.-C. Liu and H. H. Chen, "Music emotion classification: A fuzzy approach," in *Proc. 14th ACM Int. Conf. on Multimedia*, 2006.

[38] S. Jun, S. Rho, B. J. Han and E. Hwang, "A fuzzy inference-based music emotion recognition system," in *Proc. 5th Int. Conf. on Visual Information Engineering (VIE)*, IET, 2008.

[39] J. E. Muñoz Expósito, N. Ruiz Reyes, S. Garcia Galán and P. Vera Candeas, "Speech/music classification based on distributed evolutionary fuzzy logic for intelligent audio coding," in *Proc. Iberian Conf. on Pattern Recognition and Image Analysis*, Springer, 2007.

[40] A. E. Yilmaz and Z. Telatar, "Note-against-note two-voice counterpoint by means of fuzzy logic," *Knowledge-Based Systems*, vol. 23, no. 3, pp. 256-266, 2010.

[41] A. E. Yilmaz and Z. Telatar, "Potential applications of fuzzy logic in music," in *Proc. IEEE Int. Conf. on Fuzzy Systems*, IEEE, 2009.

[42] A. E. Yilmaz and Z. Telatar, "Fuzzy logic based four-voice choral harmonization in traditional style," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 21, no. 5, pp. 289-301, 2010.

[43] R. F. Cádiz, *Compositional Control of Computer Music by Fuzzy Logic*, Ph.D, dissertation, Northwestern University, 2006.

[44] L. dos Santos Coelho and D. L. de A. Bernert, "A harmony search approach using exponential probability distribution applied to fuzzy logic control optimization," in *Recent Advances in Harmony Search Algorithm*, Springer, 2010, pp. 77-88.

[45] M. H. Buchler, "Fuzzy logic and elemental saturation in musical pitch-class set theory," *Systems Research in the Arts*, vol. 1, 1999.

[46] S. Kolozali, M. Barthet and M. Sandler, "Knowledge management on the semantic web: A comparison of neuro-fuzzy and multi-layer perceptron methods for automatic music tagging," in *Proc. 9th Int. Symp. on Computer Music Modelling and Retrieval (CMMR)*, London, England, 2012.

[47] O. López-Ortega and S. I. López-Popa, "Fractals, fuzzy logic and expert systems to assist in the construction of musical pieces," *Expert Systems with Applications*, vol. 39, no. 15, pp. 11911-11923, 2012.

[48] T. León and V. Liern, "A fuzzy framework to explain musical tuning in practice," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 214, pp. 51-64, 2013.

[49] W. Li, X. Zhang and Z. Wang, "Music content authentication based on beat segmentation and fuzzy classification," *EURASIP Journal on Audio, Speech, and Music Processing*, vol. 2013, no. 1, pp. 11, 2013.

[50] M. Rybnik and W. Homenda, "A harmonization model with partial fuzzy knowledge," in *Proc. 2013 Joint IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting (IFSA/NAFIPS)*, IEEE, 2013.

[51] A. I. AI-Shoshan, "A classification of music, speech and mixture signals via fuzzy logic," in *Proc. 28th Int. Conf. on Computers and Their Applications (CATA-2013)*, Honolulu, Hawaii, USA, 2013.

[52] J. W. Matiko, S. P. Beeby and J. Tudor, "Fuzzy logic based emotion classification," in *Proc. 2014 IEEE Int. Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2014.

[53] P. H. Kuo, T. H. S. Li, Y. F. Ho and C. J. Lin, "Development of an automatic emotional music accompaniment system by fuzzy logic and adaptive partition evolutionary genetic algorithm," *IEEE Access*, vol. 3, pp. 815-824, 2015.

[54] C. Kumar, S. Dutta and S. Chakraborty, "Hiding messages using musical notes: A fuzzy logic approach," *International Journal of Security and Its Applications*, vol. 9, no. 1, pp. 237-248, 2015.

[55] W. Suiter, "Fuzzy IDEAS: using fuzzy logic to make sense of avant-garde music," 2017.

[56] R. F. Cádiz and M. Gonzalez-Inostroza, "Fuzzy logic control toolkit 2.0: composing and synthesis by fuzzyfication," in *Proc. Int. Conf. on New Interfaces for Musical Expression (NIME)*, 2018.

[57] O. Thörn, P. Fögel, P. Knudsen, L. De Miranda and A. Saffiotti, "Anticipation in collaborative music performance using fuzzy systems: a case study," *arXiv preprint arXiv: 1906.02155*, 2019.

[58] M. Bozapalidou, "Fuzzy musical languages," *Fuzzy Sets and Systems*, vol. 376, pp. 169-175, 2019.

[59] J. Guliyev and K. Memmedova, "Fuzzy logic-based compositional decision making in music," in *Proc. Int. Conf. on Theory and Applications of Fuzzy Systems and Soft Computing*, Cham: Springer, 2018.

[60] L. F. Fermin, *Ai Driven Multitrack Audio Mixing Using Fuzzy Logic Tools*, M.S. thesis, The University of Texas at San Antonio, 2020.

[61] R. F. Cádiz, "Creating music with fuzzy logic," *Frontiers in Artificial Intelligence*, vol. 3, p. 59, 2020.

[62] Y. Ospitia-Medina, S. Baldassarri, C. Sanz, J. R. Beltrán and J. A. Olivas, "Fuzzy approach for emotion recognition in music," in *Proc. 2020 IEEE Congreso Bienal de Argentina (ARGENCON)*, pp. 1-7, IEEE, 2020.

[63] F. Hasanzadeh, M. Annabestani and S. Moghimi, "Continuous emotion recognition during music listening using EEG signals: a fuzzy parallel cascades model," *Applied Soft Computing*, vol. 101, p. 107028, 2021.

[64] Y. N. Lin, C. Y. Yang, S. K. Wang, G. J. Chiou, V. R. Shen, Y. C. Tung, et all, "Development and evaluation of an intelligent system for calibrating

karaoke lyrics based on fuzzy Petri nets," *Applied Artificial Intelligence* vol. 36, no. 1, p. 2110699, 2022.

[65] X. He and F. Dong, "RETRACTED: Vocal music teaching method using fuzzy logic approach for musical performance evaluation," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* vol. 45, no. 6, pp. 9289-9302, 2023.

[66] F. Chen, "Intelligent matching algorithm of musical characters based on fuzzy logic," *Journal of Computational Methods in Sciences and Engineering*, vol. 25, no. 2, pp. 1963-1975, 2025.

[67] Y. Wang, "RETRACTED: Fuzzy logical system for personalized vocal music instruction and psychological awareness in colleges using big data," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 46, no. 4, pp. 10969-10983, 2024.

[68] Q. Zeng, "Evaluation of Vocal Music Performance Teaching: A fuzzy logic-based approach in the context of embedded systems," 2024.

[69] Y. Yang, "RETRACTED: Fuzzy control algorithm for analyzing the effects of vocal music on college students' social and emotional learning," *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, vol. 47, no. 1_suppl, pp. 949-964, 2024.

[70] Z. Ran, "Computer-aided approach for personalized vocal music instruction and psychological awareness in college settings using fuzzy logic and big data," 2024.

[71] M. Liu, C. Wan and L. Wang, "A fuzzy logic approach for content-based audio classification and Boolean retrieval," in *Fuzzy Logic and the Internet*, Berlin, Heidelberg: Springer, 2004, pp. 135-156.

[72] P. Tirupathi, N. Ramana and G. Sathwika, "Mood based music composition with transformers and fuzzy logic," in *Proc. 2024 IEEE 16th Int. Conf. on Computational Intelligence and Communication Networks (CICN)*, IEEE, 2024.

[73] İ. H. Özkan, *Türk Musikisi Nazariyatı ve Usulleri: Kudüm Velveleleri*, Ötüken Neşriyat, 1984.

[74] G. Klir and B. Yuan, *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic*, vol. 4, New Jersey: Prentice Hall, 1995.

[75] T. J. Ross, *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons, 2005.

[76] K. H. Lee, *First Course on Fuzzy Theory and Applications*, Berlin, Heidelberg: Springer, 2005.

[77] A. Kaufmann and M. M. Gupta, *Fuzzy Mathematical Models in Engineering and Management Science*, Elsevier Science Inc., 1988.

[78] Z. Şen, *Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri* İstanbul: Su Vakfı Yayınları, 2001.

[79] M. Alcı and E. Karatepe, *Bulanık Mantık ve Matlab Uygulamaları*, İzmir: Ege Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği, 2002.

[80] N. Baykal and T. Beyan, *Bulanık Mantık İlke ve Temelleri*, Ankara: Bıçaklar Kitabevi, 2004.

[81] B. Yegnanarayana, *Artificial Neural Networks*, New Delhi: PHI Learning Pvt. Ltd., 2009.

[82] W. S. McCulloch and W. Pitts, "A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity," *The Bulletin of Mathematical Biophysics*, vol. 5, no. 4, pp. 115-133, 1943.

[83] D. O. Hebb, "Organization of Behavior: A Neurophysiological Theory," 1949.

[84] F. Rosenblatt, "The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain," *Psychological Review*, vol. 65, no. 6, pp. 386-408, 1958.

[85] M. Minsky and S. Papert, *An Introduction to Computational Geometry*, Cambridge, MA: HIT, 1969, pp. 104.

[86] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams, "Learning representations by back-propagating errors," *Nature*, vol. 323, no. 6088, pp.533-536, 1986.

[87] A. Krizhevsky, I. Sutskever and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," *Advances in Neural Information Processing Systems*, vol. 25, 2012.

[88] Z. Şen, *Yapay Sinir Ağları*, İstanbul: Su Vakfı, 2004.

[89] M. O. Öğücü, "*Yapay sinir ağları ile sistem tanıma*," unpublished 2006.

[90] Z. Luo, Y. Xie and C. Zhu, "A study of the convergence of the CMAC learning process," *Acta Automatica Sinica*, vol. 23, pp. 455-461, 1997.

[91] T. Kohonen, "Self-organized formation of topologically correct feature maps," *Biological Cybernetics* vol. 43, no. 1, pp. 59-69, 1982.

[92] J. J. Hopfield, "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 79, no. 8, pp. 2554-2558, 1982.

[93] I. Goodfellow, Y. Bengio and A. Courville, *Deep Learning* vol. 1, no. 2, Cambridge: MIT Press, 2016.

[94] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, T. M. Jessell, S. A. Siegelbaum and A. J. Hudspeth (eds.), *Principles of Neural Science*, vol. 4, New York: McGraw-Hill, 2000.

[95] "Yapay Sinir Ağları", [Çevrimiçi]. Erişim: https://www.veribilimiokulu.com/yapay-sinir-aglari/

[96] R. S. Sutton and A. G. Barto, *Reinforcement Learning: An Introduction*, vol. 1, no. 1, Cambridge: MIT Press, 1998.

[97] J. -S. R. Jang, "ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system," *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 23, no. 3, pp. 665-685, 1993.

[98] H. Taylan, *Uyarlanabilir Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)* Yıldız Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2025.

[99] J.-S. R. Jang, "Fuzzy modeling using generalized neural networks and Kalman filter algorithm," in *Proc. 9th National Conference on Artificial Intelligence*, vol. 2, pp. 762-767, 1991.

[100] Y. Gershteyn and L. Perman, *MATLAB: ANFIS Toolbox Presentation* [Çevrimiçi]. Erişim adresi: http://www.mathworks.com, 2003.

[101] T. Turan, G. Turan and U. Köse, "Uyarlamalı ağ tabanlı bulanık mantık çıkarım sistemi ve yapay sinir ağları ile Türkiye'deki COVID-19 vefat sayısının tahmin edilmesi," *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, vol. 15, no. 2, pp. 97-105, 2022.

[102] Ö. Demirel, A. Kakilli and M. Tektaş, "ANFIS ve ARMA modelleri ile elektrik enerjisi yük tahmini," *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, vol. 25, no. 3, pp. 663-670, 2010.

[103] R. Babuška and H. Verbruggen, "Neuro-fuzzy methods for nonlinear system identification," *Annual Reviews in Control*, vol. 27, no. 1, pp. 73-85, 2003.

[104] D. W. Hosmer, Jr. S. Lemeshow and R. X. Sturdivant, *Applied Logistic Regression*, 3rd ed., Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2013.

[105] A. Agresti, *Statistical Thinking: Improving Business Performance*, 2nd ed., Boca Raton, FL: CRC Press, 2018.

[106] M. Kuhn and K. Johnson, *Applied Predictive Modeling*, vol. 26, New York: Springer, 2013.

A
SYMB_TR VERILERINE GÖRE HESAPLANAN ORTALAMA FREKANS MAKAM ESER ADI

Sıra	Frekans	Makam	Eser Adı
1	338,56428	Acemaşiran	ARANAĞME (Ağıraksak-1)
2	319,38461	Acemaşiran	ARANAĞME (Aksak-1)
3	323,91935	Acemaşiran	ARANAĞME (Curcuna-1)
4	325,21782	Acemaşiran	ARANAĞME (Semai-1)
5	327,09876	Acemaşiran	ARANAĞME (Senginsemai-1)
6	325,78378	Acemaşiran	ARANAĞME (Sofyan-1)
7	326,80487	Acemaşiran	ARANAĞME (Yürüksemai-1)
8	330,49090	Acemaşiran	Beste (Devrikebir) Ber kusa-yi
9	331,21227	Acemaşiran	Beste (Zencir) Hayatın cümleye
10	328,28979	Acemaşiran	Fantezi (Yürüksemai) Ey benim
11	324,85714	Acemaşiran	İlahi (Muhammes) Ta dil
12	326,16666	Acemaşiran	Küpe (Aksaksemai) Bir
13	333,51428	Acemaşiran	Marş (Nimsofyan) Korkma sönmez
14	323,20350	Acemaşiran	Nakış (Yürüksemai) Ne hevayi
15	328,07142	Acemaşiran	Peşrev (Devrikebir) Dede Salih Efendi
16	331,15319	Acemaşiran	Peşrev (Düyek) Son peşrev
17	330,75362	Acemaşiran	Peşrev (Frenkcin) Nuri Halil Poyraz
18	332,89259	Acemaşiran	Peşrev (Muhammes) Gazi Giray Han
19	330,27109	Acemaşiran	Şarkı (Ağıraksak) Bir haber
20	319,45302	Acemaşiran	Şarkı (Ağıraksak) Bir teselli
21	328,49066	Acemaşiran	Şarkı (Ağıraksak) Goncasından gülşenin
22	324,91876	Acemaşiran	Şarkı (Ağıraksak) Mahveder her
23	329,03300	Acemaşiran	Şarkı (Ağıraksak) Ne kadar
24	325,42212	Acemaşiran	Şarkı (Ağırdüyek) Kime halim
25	328,01081	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Açıldı Nevbahar
26	330,10776	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Dinle sözüm
27	324,96116	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Düştüm bir
28	325,16226	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Gönlüm düşüyor
29	321,97690	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Gördüm seni
30	328,00877	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Lütfeyle medet
31	324,64814	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) O tebessüm

32	323,42713	Acemaşiran	Şarkı (Aksak) Oldu gönül
33	330,41237	Acemaşiran	Şarkı (Curcuna) Ateşi aşkınla
34	327,06472	Acemaşiran	Şarkı (Curcuna) Neden kalbim nasibin
35	319,64238	Acemaşiran	Şarkı (Devrihindi) Ey gül-i Rana
36	329,67965	Acemaşiran	Şarkı (Devrihindi) Neseyab ol
37	318,49324	Acemaşiran	Şarkı (Devrihindi) Ruy-i alemdir
38	321,56650	Acemaşiran	Şarkı (Düyek) Bu hal
39	321,93962	Acemaşiran	Şarkı (Düyek) Bulutlar kokunu
40	330,01706	Acemaşiran	Şarkı (Düyek) Gönül seni
41	326,69359	Acemaşiran	Şarkı (Düyek) Pençe-i gamdan
42	329,90350	Acemaşiran	Şarkı (Düyek) Ruhumda derin
43	333,34285	Acemaşiran	Şarkı (Düyek) Sim-ten gonca
44	323,14662	Acemaşiran	Şarkı (Kapalı curcuna) Gam çekme
45	325,12867	Acemaşiran	Şarkı (Rakaksağı) Bana tavr-ı
46	322,50793	Acemaşiran	Şarkı (Semai) Bitmesin içimdeki
47	323,81349	Acemaşiran	Şarkı (Semai) Ey çeşm-i
48	326,29303	Acemaşiran	Şarkı (Senginsemai) Canan okuyor
49	328,91044	Acemaşiran	Şarkı (Sofyan) Bakma sakın
50	323,11320	Acemaşiran	Şarkı (Sofyan) Gönül sana
51	327,07377	Acemaşiran	Şarkı (Yürüksemai) Gel ey
52	326,31452	Acemaşiran	Saz semaisi (Aksak semai) Gazi Giray Han
53	317,49658	Acemaşiran	Saz semaisi (Aksak semai) Mısırlı Udi İbrahim Efendi
54	326,29629	Acemaşiran	Saz semaisi (Aksak semai) Şerafettin Şeref Çakar
55	320,57016	Acemaşiran	Selam (Ağır düyek) Her ruz
56	326,11320	Acemaşiran	Selam (Mevlevievferi) Bi dil
57	328,67647	Acemaşiran	Selam (Mevlevievferi) Sultan-i meni
58	330,04411	Acemaşiran	Seyir (Semai)-1- Rauf Yekta
59	322,15686	Acemaşiran	Seyir (Sofyan)-1- Erol Bingöl
60	328,05000	Acemaşiran	Seyir (Sofyan)-1- Şefik Gürmeriç
61	326,18518	Acemaşiran	Yürüksemai (Yürüksemai) Hüseyin Fahreddin Dede
62	323,22287	Acemaşiran	Yürüksemai (Yürüksemai) Bileydi dil
63	328,57615	Acemaşiran	Zeybek (Ağıraksak) Şu İzmir'in
64	321,32310	Nihavend	Ağır semai (Aksak semai) Seni hükm-ü
65	323,56603	Nihavend	Aranağme (Ağıraksak)-1
66	317,58333	Nihavend	Aranağme (Türkaksağı)-1
67	325,53296	Nihavend	Beste (Fahte) Acıyaydı bana
68	324,42970	Nihavend	Beste (Lenkfahte) Zülfün görenlerin
69	329,41463	Nihavend	Etüd (Sofyan) Özer Özel
70	332,26683	Nihavend	Fantezi (Düyek) Bahar meltemidir
71	327,86013	Nihavend	Fantezi (Düyek) Ufacık tefeciktin
72	309,37801	Nihavend	Fantezi (Nimsofyan) Akşamı süzme
73	327,33583	Nihavend	Fantezi (Nimsofyan) Ayağında halhalı
74	318,72000	Nihavend	Fantezi (Nimsofyan) Benim gönlüm

75	327,29370	Nihavend	Fantezi (Nimsofyan) Gel gönlümü
76	314,77500	Nihavend	Fantezi (Nimsofyan) Yemeni bağlamış
77	319,08381	Nihavend	Fantezi (Semai) Ne bildim
78	334,55420	Nihavend	Fantezi (Sofyan) Duruşun andırır
79	327,99259	Nihavend	Fantezi (Sofyan) Mevsimlere aldanırım
80	317,04387	Nihavend	Fantezi (Sofyan) Saraheten acaba
81	335,13504	Nihavend	Karşılama (Sofyan) Merzifon
82	322,10000	Nihavend	Kasap havası (Düyek)
83	327,45089	Nihavend	Longa (Nimsofyan) Kevser Hanım
84	322,26956	Nihavend	Marş (Nimsofyan) Ey muhterem
85	308,34351	Nihavend	Marş (Sofyan) İstiklal Marşı
86	320,16693	Nihavend	Peşrev (Darbeyn) Kâtip Çelebi
87	318,18390	Nihavend	Peşrev (Devrikebir) Kanuni Mehmet Bey
88	322,44491	Nihavend	Peşrev (Devrikebir) Tanburi Büyük Osman Bey
89	324,90243	Nihavend	Peşrev (Hafif) Mini mini – Hüseyin Saadettin Arel
90	324,66865	Nihavend	Şarkı (Ağıraksak) Ahter-i düşkün
91	330,60404	Nihavend	Şarkı (Ağıraksak) Akıbet viran
92	325,13267	Nihavend	Şarkı (Ağıraksak) Ey nihal-i
93	322,45109	Nihavend	Şarkı (Ağıraksak) Nar-ı aşkınla
94	328,50000	Nihavend	Şarkı (Aksak) Bakmıyor çeşm-i siyah
95	327,45312	Nihavend	Şarkı (Aksak) Çamlıca yolunda
96	327,00192	Nihavend	Şarkı (Aksak) Gece sahilden
97	321,73469	Nihavend	Şarkı (Aksak) Gel güzelim
98	323,61304	Nihavend	Şarkı (Aksak) Gönlüm yine
99	326,71568	Nihavend	Şarkı (Aksak) Hatırlar mısın beni
100	315,63302	Nihavend	Şarkı (Aksak) Kız sen
101	332,57939	Nihavend	Şarkı (Aksak) Koklasam saçlarını
102	318,99725	Nihavend	Şarkı (Aksak) Mümkün mü?
103	324,07812	Nihavend	Şarkı (Aksak) Rüya mı?
104	323,57462	Nihavend	Şarkı (Aksak) Seni tenhada
105	323,19172	Nihavend	Şarkı (Aksak) Suzis-i aşkınla
106	318,94252	Nihavend	Şarkı (Aksak) Vuslat yaya
107	323,01416	Nihavend	Şarkı (Aksak) Yok başka
108	318,32057	Nihavend	Şarkı (Aydın) Söz birliği
109	325,54625	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Ayrılmak ne kadar zor
110	324,61739	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Göze mi geldim?
111	328,88316	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Güzel bir göz beni attı
112	324,38019	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Saçlarına bağlanalı
113	316,57272	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Vücut ikliminin sultanısın sen
114	322,50000	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Yağmur verdim çöllere
115	327,98478	Nihavend	Şarkı (Curcuna) Yine bu yıl ada sensiz
116	322,77097	Nihavend	Şarkı (Devrihindi) Yar senden kalınca ayrı
117	336,40388	Nihavend	Şarkı (Düyek) Ahımı hicranımı

118	322,12711	Nihavend	Şarkı (Düyek) Ak duvaklar tel bekliyor
119	317,80000	Nihavend	Şarkı (Düyek) Aşkım bahardı
120	331,44686	Nihavend	Şarkı (Düyek) Aşkımın ilkbaharı
121	327,48214	Nihavend	Şarkı (Düyek) Ayrılık büküverdi
122	315,26174	Nihavend	Şarkı (Düyek) Bir demet yasemen
123	330,16008	Nihavend	Şarkı (Düyek) Bir ihtimal daha var
124	335,55263	Nihavend	Şarkı (Düyek) Bugün yine gönlümün bahçesinde
125	320,80378	Nihavend	Şarkı (Düyek) Bülbül âşıkmış güle
126	333,16225	Nihavend	Şarkı (Düyek) Doyamadım sana
127	327,41911	Nihavend	Şarkı (Düyek) Ellerim böyle boş mu kalacaktı?
128	321,09774	Nihavend	Şarkı (Düyek) Gizli aşk bu
129	325,31353	Nihavend	Şarkı (Düyek) Gökyüzünde yalnız gezen yıldızlar
130	323,68232	Nihavend	Şarkı (Düyek) İstanbul biricik dünya güzeli
131	327,80451	Nihavend	Şarkı (Düyek) Şarkılar seni söyler
132	330,24568	Nihavend	Şarkı (Düyek) Sen benim gönlümde açan güldün
133	325,36728	Nihavend	Şarkı (Düyek) Seninle bu aşkı kaldığı yerden
134	328,27528	Nihavend	Şarkı (Düyek) Sevil neşelen
135	323,02464	Nihavend	Şarkı (Düyek) Şu güzeller güzeli yar gibi geldi bana
136	325,09977	Nihavend	Şarkı (Düyek) Unutturamaz seni hiçbir şey
137	328,75342	Nihavend	Şarkı (Düyek) Yılları durduracak
138	324,00470	Nihavend	Şarkı (Kapalı curcuna) Kimseye etmem şikâyet
139	334,36428	Nihavend	Şarkı (Nimsofyan) Ben bir
140	312,38028	Nihavend	Şarkı (Nimsofyan) Biz Çamlıca'nın üç gülüyüz
141	331,28932	Nihavend	Şarkı (Nimsofyan) Geldi yine güzelim yaz
142	320,64156	Nihavend	Şarkı (Nimsofyan) Gözleri aşka gülen
143	316,24378	Nihavend	Şarkı (Nimsofyan) İstanbul'da yaşanan bir aşkın
144	321,95833	Nihavend	Şarkı (Semai) Bahçemde açılmaz seni görmezse
145	326,70552	Nihavend	Şarkı (Semai) Bekledim de gelmedin
146	327,84951	Nihavend	Şarkı (Semai) Benim gönlüm kelebek
147	324,62605	Nihavend	Şarkı (Semai) Bir alev bir ışık senin bakışın
148	321,68000	Nihavend	Şarkı (Semai) Bir neşe umdu gönül
149	324,86034	Nihavend	Şarkı (Semai) Dil seni sevmeyeni
150	334,16207	Nihavend	Şarkı (Semai) Erişti Nevbahar eyyamı
151	315,80885	Nihavend	Şarkı (Semai) Gelin kızlar soralım
152	315,53846	Nihavend	Şarkı (Semai) Hatırla ey peri
153	342,07393	Nihavend	Şarkı (Semai) İçimde nice uzun yılların özlemi var
154	324,44533	Nihavend	Şarkı (Semai) Kaçsam bırakıp senden uzun yollara
155	321,50657	Nihavend	Şarkı (Semai) Kanatları gümüş yavru bir kuş
156	326,96850	Nihavend	Şarkı (Semai) Süzül güzel süzül de gel
157	323,97986	Nihavend	Şarkı (Senginsemai) Bin gül çıkarırdım sana
158	325,11504	Nihavend	Şarkı (Sengin semai) Bir âşık-ı dil hastayı
159	326,78461	Nihavend	Şarkı (Sengin semai) Bir güz o güzel şad edecek
160	333,52444	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Anla artık anla beni

161	325,00416	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Gelmedin gözlerim yollarda kaldı
162	314,69798	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Gönlümle oturdum da hüzünlendim
163	325,17525	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Kandilli yüzerken uykularda
164	319,21417	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Karşıda kandilli
165	331,24257	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Körfezde meltem esince
166	328,65637	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Ne dert kalır ne hüzün
167	327,14541	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Sahilde o hoş buseleri aldığım akşam
168	328,43448	Nihavend	Şarkı (Sofyan) Semalardan güneş hala inmiyor
169	324,30320	Nihavend	Şarkı (Türkaksağı) Ben buy-i vefa beklerken
170	326,80303	Nihavend	Şarkı (Türkaksağı) Bir tatlı ürperti
171	328,54545	Nihavend	Şarkı (Türkaksağı) Körfezdeki dalgın suya bir bak
172	326,44333	Nihavend	Şarkı (Türkaksağı) Nerelerde kaldın
173	322,35517	Nihavend	Şarkı (Yürüksemai) Açıldı bahçede güller
174	323,18750	Nihavend	Şarkı (Yürüksemai) Ateş alevde değil asıl közde gizli
175	317,14563	Nihavend	Şarkı (Yürüksemai) Sevdim seni ey işvebaz
176	323,56666	Nihavend	Şarkı (Yürüksemai) Süzüp süzüp de ey melek
177	315,91935	Nihavend	Şarkı (Yürüksemai) Vücut ikliminin sultanı sensin
178	325,95569	Nihavend	Şarkı (Yürüksemai) Tez geçse de her sevgide bin hatıra
179	335,08317	Nihavend	Saz eseri (Nimsofyan) Kanatlarım olsaydı
180	330,90087	Nihavend	Saz eseri (Nimsofyan) Şeytanın rüyası
181	327,11330	Nihavend	Saz semaisi (Aksaksemai) Mesut Cemil
182	324,37014	Nihavend	Saz semaisi (Aksaksemai) Vecdi Seyhun
183	311,33333	Nihavend	Saz semaisi (Senginsemai) Erzurumlu Hasib Dede
184	323,98461	Nihavend	Seyir (Semai)-1- Rauf Yekta
185	325,09433	Nihavend	Seyir (Sofyan)-1- Erol Bingöl
186	321,04807	Nihavend	Seyir (Sofyan)-1- Şefik Gürmeriç
187	318,59210	Nihavend	Seyir (Türkaksağı) Erol Bingöl
188	319,95978	Nihavend	Türkü (Ağır aksaksemai) Bir ateş ver
189	313,67326	Nihavend	Türkü (Aksak) Evlerinin önü mersin
190	316,96124	Nihavend	Türkü (Azeri Yürüksemai) Aman avcı
191	315,35011	Nihavend	Türkü (Nimsofyan) Üsküdar'a giderken
192	327,06404	Nihavend	Yürüksemai- Ayrıldı gönül – Zeki Duygulu
193	329,13385	Nihavend	Yürüksemai-Ruhsarına aybetme-Münir Nurettin Selçuk
194	315,52336	Rast	Ağır semai (Aksaksemai) Çekmiş yüzüne nikab-i işve
195	320,22580	Rast	Aranağme (Curcuna) -1-
196	319,24074	Rast	Aranağme (Müsemmen) -1-
197	328,37209	Rast	Çocuk şarkısı (Sofyan) Yavru kuşlar
198	331,30487	Rast	Etüd (Sofyan) Özer Özel
199	326,87359	Rast	Fantezi (Düyek) Haydi biraz gülümse
200	313,17796	Rast	Küpe (Devri revan-ı hindi) Etse hanende
201	320,78125	Rast	İlahi (Evsat) Ya Rabbi zatın sırrıdır
202	314,70056	Rast	Kanto (Nimsofyan) Darıldın mı cicim bana

203	325,93960	Rast	Kar-i natik (Çenber) Rast geldim
204	320,59259	Rast	Kar-i natik (Yürüksemai) Rast getirub
205	310,07960	Rast	Kar-i nev (Ağır düyek) Gözümde daim hayali cana
206	327,39086	Rast	Karşılama (Çiftesofyan) Tekirdağ karşılaması
207	311,91269	Rast	Küpe (Devri revan-ı hindi) Kavli de kaddi gibi
208	322,24590	Rast	Marş (Sofyan) Başka bir aşk istemez
209	320,88617	Rast	Küpe (Devri revan-ı hindi) Nağmemiz bu
210	319,80040	Rast	Medhal (Hafif müsahabet-i musıki) Refik Fersan
211	325,46551	Rast	Mersiye (Sofyan) Ey padişeh-i –Rıfat Bey
212	312,42953	Rast	Nakış (Düyek) Amed nesim-i sub-hu dem
213	321,38362	Rast	Nakış (Yürüksemai) Gülşen' de yine
214	306,77358	Rast	Nefes (Bektaşi devr-i revani) Al dökeyim
215	313,63157	Rast	Örnek öz (Devrihindi)-1- Ruhi Ayangil
216	314,50000	Rast	Örnek öz (Müsemmen)-1- Ruhi Ayangil
217	313,55172	Rast	Örnek öz (Sofyan)-1- Hüseyin Sadettin Arel
218	329,90977	Rast	Peşrev (Çifte düyek) Du Şems - Farabi
219	310,33043	Rast	Peşrev (Çifte düyek) – Sırrı Abdulbaki Dede
220	316,77910	Rast	Peşrev (Devr-i kebir) – Giriftzen Asım Bey
221	323,17140	Rast	Peşrev (Muhammes) – Tatyos Efendi
222	323,01829	Rast	Peşrev (Sakil) – Benli Hasan Ağa
223	315,38996	Rast	Rumeli türküsü (Devr-i hindi) Kırcaliyle Arda arası
224	321,82721	Rast	Şarkı (Ağıraksak) Cevr olur imkân-ı vuslat
225	325,06233	Rast	Şarkı (Ağıraksak) Muy-i Jülidem
226	326,32196	Rast	Şarkı (Aksak) Aşkı hüznümle yarattım bu gece
227	326,11328	Rast	Şarkı (Aksak) Ay gülsün ufuktan sana
228	318,87234	Rast	Şarkı (Aksak) Bin can ile sevdim seni
229	318,16353	Rast	Şarkı (Aksak) Bir dame düşürdü ki beni
230	329,59796	Rast	Şarkı (Aksak) Çalıma bak
231	319,39494	Rast	Şarkı (Aksak) Rengi ruhsarına gülgün dediler
232	319,25063	Rast	Şarkı (Ağıraksak) Sen nazla gezerken
233	311,04736	Rast	Şarkı (Azeri yürüksemai) Ben yaralı ceylanım
234	320,35227	Rast	Şarkı (Cengi harbi) Bulan özünü
235	326,49680	Rast	Şarkı (Curcuna) Ağlasam her lahza hakkım yok
236	324,15983	Rast	Şarkı (Curcuna) Anlatayım halimi
237	316,11692	Rast	Şarkı (Curcuna) Âşık oldur kim kılar
238	331,10144	Rast	Şarkı (Curcuna) Aylar geçiyor sen bana hala geleceksin
239	321,69265	Rast	Şarkı (Curcuna) Gamdan azade
240	322,27218	Rast	Şarkı (Curcuna) İçime hep hüzün doluyor
241	318,57267	Rast	Şarkı (Curcuna) Mey-i lalinle dil mestane olsun
242	316,32026	Rast	Şarkı (Curcuna) Nihansın dideden
243	315,59340	Rast	Şarkı (Devr-i hindi) Gönlümün ezhar içinde
244	318,09298	Rast	Şarkı (Düyek) Bana nasıl vazgeç dersin

245	320,39702	Rast	Şarkı (Düyek) Belki bir sabah geleceksin
246	314,19444	Rast	Şarkı (Düyek) Ben küskünüm feleğe
247	321,17977	Rast	Şarkı (Düyek)Bir gönül vardı bende henüz aşkı tatmamış
248	317,60289	Rast	Şarkı (Düyek) Görsem seni doyunca
249	320,25382	Rast	Şarkı (Düyek) Her telden ol meh çalmıyor
250	321,63658	Rast	Şarkı (Düyek) Hicran olacaksa bu aşkın sonu
251	325,95200	Rast	Şarkı (Düyek) Ne şarkılarda hüzün ne gözde yaş olacak
252	319,69289	Rast	Şarkı (Düyek) Ömrümce hep adım adım
253	329,99527	Rast	Şarkı (Düyek) Saçların tarumar gözlerinde nem
254	322,36567	Rast	Şarkı (Düyek) Senin aşkınla çak oldum
255	323,01043	Rast	Şarkı (Düyek) Sensiz kalan gönlümde
256	319,68208	Rast	Şarkı (Düyek) Sevdim seni diye çektiğim nedir
257	321,24637	Rast	Şarkı (Düyek) Üftadenim ey bivefa
258	321,85882	Rast	Şarkı (Evfer) Kordon boyu
259	325,52916	Rast	Şarkı (Kapalı curcuna) Hatırımdan çıkmaz asla
260	320,75434	Rast	Şarkı (Kapalı curcuna) Nedendir bu dil-i zarın figanı
261	322,85714	Rast	Şarkı (Müsemmen) Hab gâh-ı yâre girdim arz için
262	324,42925	Rast	Şarkı (Müsemmen) Vuslatından gayrı el çektim
263	326,36927	Rast	Şarkı (Semai) Aşkım güzel cananım güzel
264	313,52248	Rast	Şarkı (Semai) Geçsin günler haftalar
265	322,30017	Rast	Şarkı (Semai) Perişan saçların aşkımın ağıdır
266	324,51086	Rast	Şarkı (Semai) Sevmek seni bir suç ise affet günahımı
267	314,50627	Rast	Şarkı (Semai) Yine bir Gülnihal
268	316,90488	Rast	Şarkı (Senginsemai) Bilmem ki nedendir bana sen hor
269	312,33105	Rast	Şarkı (Senginsemai) Bir gönlüme bir hal-i perişanıma
270	308,58695	Rast	Şarkı (Senginsemai) Bu zevk-u sefa
271	328,62702	Rast	Şarkı (Senginsemai) Dil bir güzele meyletti
272	316,60174	Rast	Şarkı (Senginsemai) Hafızın kabri olan bahçede bir gül
273	328,12269	Rast	Şarkı (Senginsemai) Sevda ile dillendi bu son şarkı
274	314,88983	Rast	Şarkı (Sofyan) Açılan bir gül gibi
275	317,10837	Rast	Şarkı (Sofyan) Aşk denilen ateşe yanalım mı?
276	320,71059	Rast	Şarkı (Sofyan) Bir acaib hab-ı gaflete düştüm
277	309,17000	Rast	Şarkı (Sofyan) Gelmez oldu hiç sesin
278	314,10108	Rast	Şarkı (Sofyan) Karlı dağı aştım geldim
279	321,94431	Rast	Şarkı (Sofyan) Sazın gibisi
280	330,99157	Rast	Şarkı (Sofyan) Yaralı gönlümde her gün bir olay
281	321,34821	Rast	Şarkı (Türkaksağı) Asude fikrim avarelendi
282	314,79682	Rast	Şarkı (Türkaksağı) Esti Nesim-i Nevbahar
283	315,60370	Rast	Şarkı (Yürüksemai) Erdi bahar sardı yine neşe cihanı
284	322,51562	Rast	Şarkı (Yürüksemai) Sevdim yine bir nevcivan
285	320,73148	Rast	Şarkı (Yürüksemai) Yüzündür cihanı münevver eden
286	318,26616	Rast	Şarkı (Yürüksemai) Fitneler gizlemiş

287	318,61123	Rast	Şarkı (Yürüksemai) Unutulmuş birer birer
288	323,53443	Rast	Saz semaisi (Aksaksemai) – Benli Hasan Ağa
289	322,71610	Rast	Saz semaisi (Aksaksemai) – Kantemiroğlu
290	313,37000	Rast	Seyir (Düyek) -1- Şefik Gürmeriç
291	318,23188	Rast	Seyir (Semai) -1- Rauf Yekta
292	317,40000	Rast	Seyir (Senginsemai) -1- Erol Bingöl
293	316,70967	Rast	Sugul (Düyek) Ya men yu hib-bu – Tanburi Ali Efendi
294	311,50000	Rast	Türkü (Devr-i turan) Oynayın kız oynayın
295	308,79870	Rast	Türkü (Evfer) Evreşe yolları
296	307,84444	Rast	Türkü (Nimsofyan) İbrişim örmüyorlar
297	319,75912	Rast	Türkü (Nimsofyan) Sıra sıra siniler
298	319,83783	Rast	Türkü (Oynak) Aman Ayşem
299	315,45106	Rast	Türkü (Semai) Gül ağacı değilem
300	312,11196	Rast	Türkü (Sofyan) Adana'nın yolları taşlık
301	323,77659	Rast	Türkü (Sofyan) Kalenin dibinde
302	310,77419	Rast	Türkü (Sofyan) Şu dereler şu düzler
303	316,44731	Rast	Yürüksemai Gelse o şuh meclise – Hafiz Post
304	314,22000	Rast	Zeybek (Ağıraksak) Kordon Zeybeği

B

FREKANSLARA GÖRE d_{karar} - $d_{güçlü}$ –MAKAM GERÇEK VERİLER

Sıra	d_{karar}	$d_{güçlü}$	Frekans	Makam
1	51,56428	1,43572	338,56428	Acemaşiran
2	32,38461	20,61539	319,38461	Acemaşiran
3	36,91935	16,08065	323,91935	Acemaşiran
4	38,21782	14,78218	325,21782	Acemaşiran
5	40,09876	12,90124	327,09876	Acemaşiran
6	38,78378	14,21622	325,78378	Acemaşiran
7	39,80487	13,19513	326,80487	Acemaşiran
8	43,49090	9,50910	330,49090	Acemaşiran
9	44,21227	8,78773	331,21227	Acemaşiran
10	41,28979	11,71021	328,28979	Acemaşiran
11	37,85714	15,14286	324,85714	Acemaşiran
12	39,16666	13,83334	326,16666	Acemaşiran
13	46,51428	6,48572	333,51428	Acemaşiran
14	36,20350	16,79650	323,20350	Acemaşiran
15	41,07142	11,92858	328,07142	Acemaşiran
16	44,15319	8,84681	331,15319	Acemaşiran
17	43,75362	9,24638	330,75362	Acemaşiran
18	45,89259	7,10741	332,89259	Acemaşiran
19	43,27109	9,72891	330,27109	Acemaşiran
20	32,45302	20,54698	319,45302	Acemaşiran
21	41,49066	11,50934	328,49066	Acemaşiran
22	37,91876	15,08124	324,91876	Acemaşiran
23	42,03300	10,96700	329,03300	Acemaşiran
24	38,42212	14,57788	325,42212	Acemaşiran
25	41,01081	11,98919	328,01081	Acemaşiran
26	43,10776	9,89224	330,10776	Acemaşiran
27	37,96116	15,03884	324,96116	Acemaşiran
28	38,16226	14,83774	325,16226	Acemaşiran
29	34,97690	18,02310	321,97690	Acemaşiran
30	41,00877	11,99123	328,00877	Acemaşiran
31	37,64814	15,35186	324,64814	Acemaşiran

32	36,42713	16,57287	323,42713	Acemaşiran
33	43,41237	9,58763	330,41237	Acemaşiran
34	40,06472	12,93528	327,06472	Acemaşiran
35	32,64238	20,35762	319,64238	Acemaşiran
36	42,67965	10,32035	329,67965	Acemaşiran
37	31,49324	21,50676	318,49324	Acemaşiran
38	34,56650	18,43350	321,56650	Acemaşiran
39	34,93962	18,06038	321,93962	Acemaşiran
40	43,01706	9,98294	330,01706	Acemaşiran
41	39,69359	13,30641	326,69359	Acemaşiran
42	42,90350	10,09650	329,90350	Acemaşiran
43	46,34285	6,65715	333,34285	Acemaşiran
44	36,14662	16,85338	323,14662	Acemaşiran
45	38,12867	14,87133	325,12867	Acemaşiran
46	35,50793	17,49207	322,50793	Acemaşiran
47	36,81349	16,18651	323,81349	Acemaşiran
48	39,29303	13,70697	326,29303	Acemaşiran
49	41,91044	11,08956	328,91044	Acemaşiran
50	36,11320	16,88680	323,11320	Acemaşiran
51	40,07377	12,92623	327,07377	Acemaşiran
52	39,31452	13,68548	326,31452	Acemaşiran
53	30,49658	22,50342	317,49658	Acemaşiran
54	39,29629	13,70371	326,29629	Acemaşiran
55	33,57016	19,42984	320,57016	Acemaşiran
56	39,11320	13,88680	326,11320	Acemaşiran
57	41,67647	11,32353	328,67647	Acemaşiran
58	43,04411	9,95589	330,04411	Acemaşiran
59	35,15686	17,84314	322,15686	Acemaşiran
60	41,05000	11,95000	328,05000	Acemaşiran
61	39,18518	13,81482	326,18518	Acemaşiran
62	36,22287	16,77713	323,22287	Acemaşiran
63	41,57615	11,42385	328,57615	Acemaşiran
64	25,32310	5,67690	321,32310	Nihavend
65	27,56603	3,43397	323,56603	Nihavend
66	21,58333	9,41667	317,58333	Nihavend
67	29,53296	1,46704	325,53296	Nihavend
68	28,42970	2,57030	324,42970	Nihavend
69	33,41463	-2,41463	329,41463	Nihavend
70	36,26683	-5,26683	332,26683	Nihavend
71	31,86013	-0,86013	327,86013	Nihavend
72	13,37801	17,62199	309,37801	Nihavend
73	31,33583	-0,33583	327,33583	Nihavend
74	22,72000	8,28000	318,72000	Nihavend

75	31,29370	-0,29370	327,29370	Nihavend
76	18,77500	12,22500	314,77500	Nihavend
77	23,08381	7,91619	319,08381	Nihavend
78	38,55420	-7,55420	334,55420	Nihavend
79	31,99259	-0,99259	327,99259	Nihavend
80	21,04387	9,95613	317,04387	Nihavend
81	39,13504	-8,13504	335,13504	Nihavend
82	26,10000	4,90000	322,10000	Nihavend
83	31,45089	-0,45089	327,45089	Nihavend
84	26,26956	4,73044	322,26956	Nihavend
85	12,34351	18,65649	308,34351	Nihavend
86	24,16693	6,83307	320,16693	Nihavend
87	22,18390	8,81610	318,18390	Nihavend
88	26,44491	4,55509	322,44491	Nihavend
89	28,90243	2,09757	324,90243	Nihavend
90	28,66865	2,33135	324,66865	Nihavend
91	34,60404	-3,60404	330,60404	Nihavend
92	29,13267	1,86733	325,13267	Nihavend
93	26,45109	4,54891	322,45109	Nihavend
94	32,50000	-1,50000	328,50000	Nihavend
95	31,45312	-0,45312	327,45312	Nihavend
96	31,00192	-0,00192	327,00192	Nihavend
97	25,73469	5,26531	321,73469	Nihavend
98	27,61304	3,38696	323,61304	Nihavend
99	30,71568	0,28432	326,71568	Nihavend
100	19,63302	11,36698	315,63302	Nihavend
101	36,57939	-5,57939	332,57939	Nihavend
102	22,99725	8,00275	318,99725	Nihavend
103	28,07812	2,92188	324,07812	Nihavend
104	27,57462	3,42538	323,57462	Nihavend
105	27,19172	3,80828	323,19172	Nihavend
106	22,94252	8,05748	318,94252	Nihavend
107	27,01416	3,98584	323,01416	Nihavend
108	22,32057	8,67943	318,32057	Nihavend
109	29,54625	1,45375	325,54625	Nihavend
110	28,61739	2,38261	324,61739	Nihavend
111	32,88316	-1,88316	328,88316	Nihavend
112	28,38019	2,61981	324,38019	Nihavend
113	20,57272	10,42728	316,57272	Nihavend
114	26,50000	4,50000	322,50000	Nihavend
115	31,98478	-0,98478	327,98478	Nihavend
116	26,77097	4,22903	322,77097	Nihavend
117	40,40388	-9,40388	336,40388	Nihavend

118	26,12711	4,87289	322,12711	Nihavend
119	21,80000	9,20000	317,80000	Nihavend
120	35,44686	-4,44686	331,44686	Nihavend
121	31,48214	-0,48214	327,48214	Nihavend
122	19,26174	11,73826	315,26174	Nihavend
123	34,16008	-3,16008	330,16008	Nihavend
124	39,55263	-8,55263	335,55263	Nihavend
125	24,80378	6,19622	320,80378	Nihavend
126	37,16225	-6,16225	333,16225	Nihavend
127	31,41911	-0,41911	327,41911	Nihavend
128	25,09774	5,90226	321,09774	Nihavend
129	29,31353	1,68647	325,31353	Nihavend
130	27,68232	3,31768	323,68232	Nihavend
131	31,80451	-0,80451	327,80451	Nihavend
132	34,24568	-3,24568	330,24568	Nihavend
133	29,36728	1,63272	325,36728	Nihavend
134	32,27528	-1,27528	328,27528	Nihavend
135	27,02464	3,97536	323,02464	Nihavend
136	29,09977	1,90023	325,09977	Nihavend
137	32,75342	-1,75342	328,75342	Nihavend
138	28,00470	2,99530	324,00470	Nihavend
139	38,36428	-7,36428	334,36428	Nihavend
140	16,38028	14,61972	312,38028	Nihavend
141	35,28932	-4,28932	331,28932	Nihavend
142	24,64156	6,35844	320,64156	Nihavend
143	20,24378	10,75622	316,24378	Nihavend
144	25,95833	5,04167	321,95833	Nihavend
145	30,70552	0,29448	326,70552	Nihavend
146	31,84951	-0,84951	327,84951	Nihavend
147	28,62605	2,37395	324,62605	Nihavend
148	25,68000	5,32000	321,68000	Nihavend
149	28,86034	2,13966	324,86034	Nihavend
150	38,16207	-7,16207	334,16207	Nihavend
151	19,80885	11,19115	315,80885	Nihavend
152	19,53846	11,46154	315,53846	Nihavend
153	46,07393	-15,07393	342,07393	Nihavend
154	28,44533	2,55467	324,44533	Nihavend
155	25,50657	5,49343	321,50657	Nihavend
156	30,96850	0,03150	326,96850	Nihavend
157	27,97986	3,02014	323,97986	Nihavend
158	29,11504	1,88496	325,11504	Nihavend
159	30,78461	0,21539	326,78461	Nihavend
160	37,52444	-6,52444	333,52444	Nihavend

161	29,00416	1,99584	325,00416	Nihavend
162	18,69798	12,30202	314,69798	Nihavend
163	29,17525	1,82475	325,17525	Nihavend
164	23,21417	7,78583	319,21417	Nihavend
165	35,24257	-4,24257	331,24257	Nihavend
166	32,65637	-1,65637	328,65637	Nihavend
167	31,14541	-0,14541	327,14541	Nihavend
168	32,43448	-1,43448	328,43448	Nihavend
169	28,30320	2,69680	324,30320	Nihavend
170	30,80303	0,19697	326,80303	Nihavend
171	32,54545	-1,54545	328,54545	Nihavend
172	30,44333	0,55667	326,44333	Nihavend
173	26,35517	4,64483	322,35517	Nihavend
174	27,18750	3,81250	323,18750	Nihavend
175	21,14563	9,85437	317,14563	Nihavend
176	27,56666	3,43334	323,56666	Nihavend
177	19,91935	11,08065	315,91935	Nihavend
178	29,95569	1,04431	325,95569	Nihavend
179	39,08317	-8,08317	335,08317	Nihavend
180	34,90087	-3,90087	330,90087	Nihavend
181	31,11330	-0,11330	327,11330	Nihavend
182	28,37014	2,62986	324,37014	Nihavend
183	15,33333	15,66667	311,33333	Nihavend
184	27,98461	3,01539	323,98461	Nihavend
185	29,09433	1,90567	325,09433	Nihavend
186	25,04807	5,95193	321,04807	Nihavend
187	22,59210	8,40790	318,59210	Nihavend
188	23,95978	7,04022	319,95978	Nihavend
189	17,67326	13,32674	313,67326	Nihavend
190	20,96124	10,03876	316,96124	Nihavend
191	19,35011	11,64989	315,35011	Nihavend
192	31,06404	-0,06404	327,06404	Nihavend
193	33,13385	-2,13385	329,13385	Nihavend
194	19,52336	11,47664	315,52336	Rast
195	24,22580	6,77420	320,22580	Rast
196	23,24074	7,75926	319,24074	Rast
197	32,37209	-1,37209	328,37209	Rast
198	35,30487	-4,30487	331,30487	Rast
199	30,87359	0,12641	326,87359	Rast
200	17,17796	13,82204	313,17796	Rast
201	24,78125	6,21875	320,78125	Rast
202	18,70056	12,29944	314,70056	Rast
203	29,93960	1,06040	325,93960	Rast

204	24,59259	6,40741	320,59259	Rast
205	14,07960	16,92040	310,07960	Rast
206	31,39086	-0,39086	327,39086	Rast
207	15,91269	15,08731	311,91269	Rast
208	26,24590	4,75410	322,24590	Rast
209	24,88617	6,11383	320,88617	Rast
210	23,80040	7,19960	319,80040	Rast
211	29,46551	1,53449	325,46551	Rast
212	16,42953	14,57047	312,42953	Rast
213	25,38362	5,61638	321,38362	Rast
214	10,77358	20,22642	306,77358	Rast
215	17,63157	13,36843	313,63157	Rast
216	18,50000	12,50000	314,50000	Rast
217	17,55172	13,44828	313,55172	Rast
218	33,90977	-2,90977	329,90977	Rast
219	14,33043	16,66957	310,33043	Rast
220	20,77910	10,22090	316,77910	Rast
221	27,17140	3,82860	323,17140	Rast
222	27,01829	3,98171	323,01829	Rast
223	19,38996	11,61004	315,38996	Rast
224	25,82721	5,17279	321,82721	Rast
225	29,06233	1,93767	325,06233	Rast
226	30,32196	0,67804	326,32196	Rast
227	30,11328	0,88672	326,11328	Rast
228	22,87234	8,12766	318,87234	Rast
229	22,16353	8,83647	318,16353	Rast
230	33,59796	-2,59796	329,59796	Rast
231	23,39494	7,60506	319,39494	Rast
232	23,25063	7,74937	319,25063	Rast
233	15,04736	15,95264	311,04736	Rast
234	24,35227	6,64773	320,35227	Rast
235	30,49680	0,50320	326,49680	Rast
236	28,15983	2,84017	324,15983	Rast
237	20,11692	10,88308	316,11692	Rast
238	35,10144	-4,10144	331,10144	Rast
239	25,69265	5,30735	321,69265	Rast
240	26,27218	4,72782	322,27218	Rast
241	22,57267	8,42733	318,57267	Rast
242	20,32026	10,67974	316,32026	Rast
243	19,59340	11,40660	315,59340	Rast
244	22,09298	8,90702	318,09298	Rast
245	24,39702	6,60298	320,39702	Rast
246	18,19444	12,80556	314,19444	Rast

247	25,17977	5,82023	321,17977	Rast
248	21,60289	9,39711	317,60289	Rast
249	24,25382	6,74618	320,25382	Rast
250	25,63658	5,36342	321,63658	Rast
251	29,95200	1,04800	325,95200	Rast
252	23,69289	7,30711	319,69289	Rast
253	33,99527	-2,99527	329,99527	Rast
254	26,36567	4,63433	322,36567	Rast
255	27,01043	3,98957	323,01043	Rast
256	23,68208	7,31792	319,68208	Rast
257	25,24637	5,75363	321,24637	Rast
258	25,85882	5,14118	321,85882	Rast
259	29,52916	1,47084	325,52916	Rast
260	24,75434	6,24566	320,75434	Rast
261	26,85714	4,14286	322,85714	Rast
262	28,42925	2,57075	324,42925	Rast
263	30,36927	0,63073	326,36927	Rast
264	17,52248	13,47752	313,52248	Rast
265	26,30017	4,69983	322,30017	Rast
266	28,51086	2,48914	324,51086	Rast
267	18,50627	12,49373	314,50627	Rast
268	20,90488	10,09512	316,90488	Rast
269	16,33105	14,66895	312,33105	Rast
270	12,58695	18,41305	308,58695	Rast
271	32,62702	-1,62702	328,62702	Rast
272	20,60174	10,39826	316,60174	Rast
273	32,12269	-1,12269	328,12269	Rast
274	18,88983	12,11017	314,88983	Rast
275	21,10837	9,89163	317,10837	Rast
276	24,71059	6,28941	320,71059	Rast
277	13,17000	17,83000	309,17000	Rast
278	18,10108	12,89892	314,10108	Rast
279	25,94431	5,05569	321,94431	Rast
280	34,99157	-3,99157	330,99157	Rast
281	25,34821	5,65179	321,34821	Rast
282	18,79682	12,20318	314,79682	Rast
283	19,60370	11,39630	315,60370	Rast
284	26,51562	4,48438	322,51562	Rast
285	24,73148	6,26852	320,73148	Rast
286	22,26616	8,73384	318,26616	Rast
287	22,61123	8,38877	318,61123	Rast
288	27,53443	3,46557	323,53443	Rast
289	26,71610	4,28390	322,71610	Rast

290	17,37000	13,63000	313,37000	Rast
291	22,23188	8,76812	318,23188	Rast
292	21,40000	9,60000	317,40000	Rast
293	20,70967	10,29033	316,70967	Rast
294	15,50000	15,50000	311,50000	Rast
295	12,79870	18,20130	308,79870	Rast
296	11,84444	19,15556	307,84444	Rast
297	23,75912	7,24088	319,75912	Rast
298	23,83783	7,16217	319,83783	Rast
299	19,45106	11,54894	315,45106	Rast
300	16,11196	14,88804	312,11196	Rast
301	27,77659	3,22341	323,77659	Rast
302	14,77419	16,22581	310,77419	Rast
303	20,44731	10,55269	316,44731	Rast
304	18,22000	12,78000	314,22000	Rast

C
NORMALLEŞTİRİLMİŞ VERİLER

Sıra	d_{karar}	$d_{güçlü}$	Makam
1	0,9	0,451480879	1
2	0,523842297	0,859804936	1
3	0,61277904	0,76326295	1
4	0,638245041	0,735619276	1
5	0,675134626	0,695575154	1
6	0,649344826	0,723570316	1
7	0,669370763	0,701831901	1
8	0,74166234	0,623358459	1
9	0,755810074	0,60800091	1
10	0,69849348	0,670218815	1
11	0,631171272	0,743297944	1
12	0,656853989	0,715419022	1
13	0,800957816	0,558992452	1
14	0,598739566	0,778502981	1
15	0,694210739	0,674867786	1
16	0,754651379	0,609258689	1
17	0,746814887	0,617765303	1
18	0,788765037	0,572227871	1
19	0,737351357	0,628038087	1
20	0,525183976	0,858348526	1
21	0,702433006	0,665942409	1
22	0,632379783	0,74198609	1
23	0,713069548	0,654396305	1
24	0,642251837	0,731269847	1
25	0,693022037	0,676158138	1
26	0,734148078	0,631515288	1
27	0,633211345	0,741083419	1
28	0,637155381	0,736802116	1
29	0,574683102	0,804616584	1
30	0,692982028	0,676201568	1
31	0,627072298	0,747747433	1
32	0,603125467	0,773742028	1
33	0,740122185	0,625030317	1
34	0,674467023	0,696299846	1
35	0,528897763	0,854317162	1

36	0,72575185	0,640629502	1
37	0,506360469	0,878781686	1
38	0,566634208	0,813353762	1
39	0,573951955	0,805410254	1
40	0,732369241	0,633446238	1
41	0,667188305	0,704200988	1
42	0,730142067	0,635863865	1
43	0,797595677	0,562642097	1
44	0,597624017	0,779713923	1
45	0,636496603	0,737517228	1
46	0,585097829	0,793311263	1
47	0,610702881	0,765516648	1
48	0,659332397	0,712728678	1
49	0,710665863	0,657005537	1
50	0,596968574	0,780425416	1
51	0,674644515	0,696107176	1
52	0,659753865	0,712271169	1
53	0,486813661	0,9	1
54	0,659396333	0,712659275	1
55	0,547093676	0,834565263	1
56	0,655805514	0,716557155	1
57	0,70607717	0,661986622	1
58	0,732899754	0,632870359	1
59	0,578212534	0,80078534	1
60	0,693790643	0,675323805	1
61	0,657217209	0,715024742	1
62	0,599119456	0,778090605	1
63	0,704109662	0,664122377	1
64	0,385349749	0,541773143	2
65	0,429338795	0,494022463	2
66	0,312004207	0,621390678	2
67	0,467914843	0,452147663	2
68	0,446277362	0,475635429	2
69	0,544043373	0,369509159	2
70	0,599981613	0,308787474	2
71	0,513556031	0,402603563	2
72	0,151078898	0,796077185	2
73	0,503273295	0,413765606	2
74	0,334296935	0,597191633	2
75	0,502447028	0,414662529	2
76	0,256926358	0,681178396	2
77	0,341432091	0,589446329	2
78	0,644842231	0,260090693	2
79	0,516153878	0,399783566	2
80	0,301424148	0,632875469	2
81	0,656233847	0,247724946	2

82	0,400586555	0,525233392	2
83	0,505529888	0,411316045	2
84	0,403912019	0,521623558	2
85	0,130789959	0,81810109	2
86	0,36267458	0,566387332	2
87	0,323782774	0,608604891	2
88	0,407351038	0,517890458	2
89	0,455548691	0,465571282	2
90	0,450963725	0,470548322	2
91	0,567370455	0,34418731	2
92	0,46006423	0,460669605	2
93	0,407472242	0,517758889	2
94	0,526105362	0,388981102	2
95	0,505573623	0,41126857	2
96	0,496724548	0,420874356	2
97	0,393421981	0,53301063	2
98	0,43026077	0,493021647	2
99	0,491110719	0,42696824	2
100	0,273754116	0,662911648	2
101	0,606111638	0,302133253	2
102	0,339734449	0,591289141	2
103	0,439382065	0,483120364	2
104	0,429507265	0,493839587	2
105	0,42199771	0,501991306	2
106	0,338661067	0,592454311	2
107	0,418515348	0,505771455	2
108	0,326463189	0,605695266	2
109	0,468175491	0,451864727	2
110	0,449958397	0,471639618	2
111	0,533620016	0,380823847	2
112	0,445306357	0,476689469	2
113	0,292183807	0,642905979	2
114	0,408431481	0,516717624	2
115	0,516000706	0,399949837	2
116	0,413745829	0,51094883	2
117	0,681118735	0,220712078	2
118	0,401118245	0,524656236	2
119	0,316253607	0,616777899	2
120	0,583900105	0,32624416	2
121	0,506142773	0,410650751	2
122	0,266472456	0,670815984	2
123	0,558663372	0,353638961	2
124	0,664423753	0,238834697	2
125	0,375164682	0,552829164	2
126	0,617542871	0,289724502	2
127	0,504906609	0,411992623	2

128	0,380929918	0,546570926	2
129	0,463611313	0,456819201	2
130	0,431619511	0,491546716	2
131	0,512465194	0,403787681	2
132	0,560342186	0,351816586	2
133	0,464665475	0,455674895	2
134	0,521698083	0,39376526	2
135	0,418720885	0,505548342	2
136	0,459418985	0,461370027	2
137	0,531075515	0,383585937	2
138	0,437942129	0,484683433	2
139	0,641117461	0,26413398	2
140	0,209960359	0,732160597	2
141	0,580810381	0,329598096	2
142	0,371983173	0,556282734	2
143	0,285732532	0,649908921	2
144	0,397808079	0,528249464	2
145	0,490911458	0,427184541	2
146	0,513347748	0,402829657	2
147	0,45012824	0,471455252	2
148	0,392349384	0,534174948	2
149	0,454723209	0,466467353	2
150	0,637151655	0,268438913	2
151	0,277202549	0,659168329	2
152	0,271899575	0,664924775	2
153	0,792321534	0,1	2
154	0,446583903	0,475302676	2
155	0,38894802	0,537867173	2
156	0,496069104	0,421585849	2
157	0,437454959	0,485212262	2
158	0,459718465	0,461044938	2
159	0,492462596	0,42550076	2
160	0,624646255	0,282013686	2
161	0,457543852	0,463405509	2
162	0,255415818	0,682818107	2
163	0,460899323	0,459763102	2
164	0,343988752	0,58667104	2
165	0,579893505	0,330593376	2
166	0,52917214	0,385652075	2
167	0,499538718	0,417819538	2
168	0,524820363	0,390375984	2
169	0,443796405	0,478328541	2
170	0,492823854	0,425108609	2
171	0,526996742	0,388013497	2
172	0,485769305	0,432766414	2
173	0,405591029	0,519800971	2

174	0,421914946	0,502081147	2
175	0,303419897	0,630709057	2
176	0,429351151	0,494009051	2
177	0,279369709	0,656815848	2
178	0,476205557	0,443147987	2
179	0,655216557	0,248829228	2
180	0,573191978	0,337867971	2
181	0,498908967	0,418503141	2
182	0,445109253	0,476903427	2
183	0,189427247	0,754449555	2
184	0,437548118	0,485111137	2
185	0,459312294	0,461485842	2
186	0,379955774	0,547628372	2
187	0,33178852	0,59991455	2
188	0,358611889	0,570797435	2
189	0,235318688	0,704633802	2
190	0,299803583	0,634634614	2
191	0,268205596	0,668934637	2
192	0,497942864	0,419551858	2
193	0,538536627	0,375486803	2
194	0,271603429	0,665246245	2
195	0,363829157	0,565134024	3
196	0,344509852	0,58610538	3
197	0,523596751	0,391704231	3
198	0,581115352	0,329267045	3
199	0,494207699	0,423606428	3
200	0,225604709	0,715178452	3
201	0,374722817	0,553308815	3
202	0,255466418	0,68276318	3
203	0,475889995	0,443490534	3
204	0,371022758	0,557325277	3
205	0,164838701	0,78114074	3
206	0,504352561	0,412594049	3
207	0,200789837	0,742115317	3
208	0,403447992	0,522127265	3
209	0,376780541	0,551075129	3
210	0,355486079	0,574190543	3
211	0,466591993	0,453583635	3
212	0,210926265	0,731112093	3
213	0,386536686	0,540484707	3
214	0,1	0,85152399	3
215	0,23450105	0,705521358	3
216	0,251532972	0,687032987	3
217	0,232935007	0,707221318	3
218	0,553754214	0,358967916	3
219	0,169758058	0,775800715	3

220	0,296231396	0,638512269	3
221	0,421599188	0,502423907	3
222	0,418596347	0,50568353	3
223	0,268987147	0,668086254	3
224	0,395236512	0,531040933	3
225	0,4586847	0,462167103	3
226	0,483388959	0,435350311	3
227	0,479296261	0,439792987	3
228	0,337284675	0,593948402	3
229	0,323383271	0,609038556	3
230	0,547638898	0,36560617	3
231	0,34753407	0,582822551	3
232	0,344703817	0,585894828	3
233	0,183818714	0,760537691	3
234	0,366309526	0,562441551	3
235	0,486817976	0,431628069	3
236	0,440984587	0,481380805	3
237	0,283244514	0,652609697	3
238	0,577125619	0,333597952	3
239	0,392597479	0,533905637	3
240	0,403963403	0,52156778	3
241	0,331407453	0,600328203	3
242	0,287232482	0,648280706	3
243	0,272977076	0,663755134	3
244	0,321999622	0,610540525	3
245	0,367187177	0,561488849	3
246	0,245540233	0,693538182	3
247	0,382538716	0,544824555	3
248	0,312387824	0,620974257	3
249	0,364378694	0,564537494	3
250	0,391497817	0,535099335	3
251	0,476133187	0,443226545	3
252	0,353377559	0,576479369	3
253	0,555431066	0,35714767	3
254	0,405796959	0,519577432	3
255	0,418442194	0,505850865	3
256	0,35316555	0,576709507	3
257	0,383844896	0,54340668	3
258	0,395856457	0,530367974	3
259	0,467840317	0,452228563	3
260	0,374195049	0,553881713	3
261	0,415435822	0,50911432	3
262	0,446268537	0,47564501	3
263	0,484316817	0,434343108	3
264	0,232361543	0,707843821	3
265	0,404512352	0,520971889	3

266	0,447869098	0,47390758	3
267	0,251655941	0,686899502	3
268	0,298698233	0,635834485	3
269	0,208994844	0,733208675	3
270	0,135564381	0,812918394	3
271	0,528596518	0,386276919	3
272	0,292752956	0,64228816	3
273	0,51870544	0,397013813	3
274	0,25917844	0,678733732	3
275	0,302689142	0,631502301	3
276	0,373337011	0,554813125	3
277	0,146999341	0,800505597	3
278	0,243709228	0,695525762	3
279	0,397533114	0,528547942	3
280	0,574970814	0,335937021	3
281	0,385842214	0,541238565	3
282	0,257354299	0,680713861	3
283	0,273179082	0,663535853	3
284	0,408737825	0,516385083	3
285	0,373746712	0,554368389	3
286	0,325396083	0,606853623	3
287	0,332163704	0,599507283	3
288	0,428719046	0,494695209	3
289	0,412669702	0,51211698	3
290	0,229371058	0,711090032	3
291	0,324723773	0,607583425	3
292	0,308408681	0,625293668	3
293	0,294869713	0,639990393	3
294	0,192696031	0,750901248	3
295	0,139717288	0,808410359	3
296	0,121002042	0,828726001	3
297	0,354676483	0,57506937	3
298	0,356220168	0,57339368	3
299	0,270185459	0,666785471	3
300	0,204697983	0,737872974	3
301	0,433468364	0,489539763	3
302	0,178461218	0,766353322	3
303	0,289724226	0,645575885	3
304	0,246041524	0,692994024	3

D
MÜZİKAL OLAY MATLAB KODU

```
% Close all previous figures
close all;


% Load the FIS file
fuzzySystem = readfis('Müzikal_olay.fis');


% Test input for demonstration
testInput = [0.5 0.5 0.5];


% Compute membership values for each input variable
perdeMFs = arrayfun(@(mf) evalmf(mf, testInput(1)),
fuzzySystem.Inputs(1).MembershipFunctions);
sessiddetiMFs = arrayfun(@(mf) evalmf(mf, testInput(2)),
fuzzySystem.Inputs(2).MembershipFunctions);
zamanMFs = arrayfun(@(mf) evalmf(mf, testInput(3)),
fuzzySystem.Inputs(3).MembershipFunctions);


% Display the membership values
disp('=== Membership Values for Test Input ===');
disp('Perde:');
disp(perdeMFs);
disp('Ses_şiddeti:');
disp(sessiddetiMFs);
disp('Zaman:');
disp(zamanMFs);


% Compute and display activated rules
disp('=== Rule Activations ===');
activatedRules = [];
ruleActivations = [];
aggregatedOutput = zeros(1, 101);
outputRange = linspace(fuzzySystem.Outputs(1).Range(1),
fuzzySystem.Outputs(1).Range(2), 101);
```

```
for i = 1:length(fuzzySystem.Rules)
    rule = fuzzySystem.Rules(i);
    antecedents = [
        perdeMFs(rule.Antecedent(1)), ...
        sessiddetiMFs(rule.Antecedent(2)), ...
        zamanMFs(rule.Antecedent(3))
    ];
    ruleStrength = min(antecedents);
    if ruleStrength > 0
        activatedRules(end + 1) = i; %#ok<AGROW>
        ruleActivations(end + 1) = ruleStrength; %#ok<AGROW>
        mfIndex = rule.Consequent(1);
        outputMF =
fuzzySystem.Outputs(1).MembershipFunctions(mfIndex);
        aggregatedOutput = max(aggregatedOutput, ruleStrength *
evalmf(outputMF, outputRange));
    end
end


% Display activated rules and their strengths
for idx = 1:length(activatedRules)
    fprintf('Rule %d: Strength = %.4f\n', activatedRules(idx),
ruleActivations(idx));
end


% Compute areas and centroids manually
disp('=== Alanların ve Ağırlık Merkezlerinin Manuel Hesaplanması
===');
areaAi = [];
centroidXi = [];
for i = 1:length(outputRange) - 1
    height = (aggregatedOutput(i) + aggregatedOutput(i + 1)) / 2; %
Trapezoid height
    base = outputRange(i + 1) - outputRange(i); % Trapezoid base
    areaAi(end + 1) = height * base; %#ok<AGROW>
    centroidXi(end + 1) = (outputRange(i) + outputRange(i + 1)) / 2;
%#ok<AGROW>
end


% Compute weighted area * centroid
Ai_Xi = areaAi .* centroidXi;
disp(table((1:length(areaAi))', areaAi', centroidXi', Ai_Xi', ...
    'VariableNames', {'Segment_No', 'Area_Ai', 'Centroid_Xi',
'Ai_Xi'}));


% Calculate final crisp output manually
manualCrispOutput = sum(Ai_Xi) / sum(areaAi);
fprintf('Manual Crisp Output: %.4f\n', manualCrispOutput);
```

```
% Visualization
figure;
hold on;
outputMFs = fuzzySystem.Outputs(1).MembershipFunctions;


% Plot membership functions
for i = 1:length(outputMFs)
    y = evalmf(outputMFs(i), outputRange);
    plot(outputRange, y, 'LineWidth', 1.5, 'DisplayName',
outputMFs(i).Name);
end


% Highlight the activated area
fill(outputRange, aggregatedOutput, 'r', 'FaceAlpha', 0.3,
'DisplayName', 'Aggregated Output');


% Mark the centroid
plot(manualCrispOutput, 0, 'ro', 'MarkerSize', 10,
'MarkerFaceColor', 'r', 'DisplayName', 'Crisp Output');


% Final plot details
title('Toplanan Bulanık Çıktı ve Vurgulanan Etkinleştirilmiş
Alanlar');
xlabel('Müzikal Olay Kalite Değeri');
ylabel('Üyelik Derecesi');
legend('show');
grid on;
hold off;
```

TEZDEN ÜRETİLMİŞ YAYINLAR

Konferans Bildirileri

[1] Y. Yeşilyurt and S. Onar, “Fuzzy modeling of musical phenomena using triangular modeling membership functions for pitch, loudness, and timing”, in Proc. 8th Int. Conf. on Mathematical Advances and Applications (ICOMAA), İstanbul, Türkiye, pp. 144, 2025.