T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

DOĞRUSAL OLMAYAN SİSTEMLERİN BULANIK MANTIĞA DAYALI OLARAK MODELLENMESİ

Tezi Hazırlayan
Onursal ÇETİN

Tezi Yöneten
Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Ağustos 2009
KAYSERİ

Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ danışmanlığında **Onursal ÇETİN** tarafından hazırlanan **"Doğrusal Olmayan Sistemlerin Bulanık Mantığa Dayalı Olarak Modellenmesi"** adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

12.08.2009

JÜRİ:

Başkan : Prof. Dr. Derviş KARABOĞA

Üye : Doç. Dr. Şaban ÖZER

Üye : Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ONAY:

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulunun 18/08/2009 tarih ve 2009/28-04 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

18/08/2009

Prof. Dr. Nusret AYYILDIZ
Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

“Doğrusal Olmayan Sistemlerin Bulanık Mantığa Dayalı Olarak Modellenmesi” konulu tez çalışmasının seçiminde ve bütün aşamalarında yardımlarını esirgemeyen değerli hocam Sayın Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ’a ve hayatım boyunca maddi-manevi her türlü yanımda olan aileme sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Saygılarımla...

DOĞRUSAL OLMAYAN SİSTEMLERİN BULANIK MANTIĞA DAYALI OLARAK MODELLENMESİ

Onursal ÇETİN
Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Ağustos 2009
Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ÖZET

Endüstriyel uygulamaların büyük çoğunluğu doğrusal olmayan bir yapıya sahiptir. Bir sistemin doğrusal olmama derecesi arttıkça, sistemin kontrolü zorlaşır. Kontrol sistemlerinin temel problemlerinden biri, sistem davranışını ortaya koyan model parametrelerinin uygun bir şekilde ortaya konulmasıdır. Bu amaçla, doğrusal olmayan sistemlerin kontrolünde hızlı ve etkin bir çözüm sağlayabilen yapay zekâ yöntemleri kullanılabilir. Pratikte yaygın olarak kullanılan yapay zekâ yöntemlerinden birisi de bulanık mantığa dayalı modellemedir.

Bu tez çalışmasında, farklı bulanık çıkarım yöntemleri sistem modelleme amacıyla doğrusal olmayan sistemlere uygulanmıştır. Bu amaçla, literatürde yer alan doğrusal olmayan üç farklı problem dikkate alınmıştır. Bulanık kural parametreleri genetik algoritma (GA), parçacık sürü optimizasyonu (PSO) ve diferansiyel gelişim algoritması (DGA) ile optimize edilmiştir. Sonuçlar birbirleri ve literatür ile karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur.

Bu tez çalışması dört bölüm olarak planlanmıştır. İlk bölümde tezin amacı ve literatür incelemesi sunulmuştur. İkinci bölümde, bulanık mantık ve yapay zeka optimizasyon algoritmaları tanıtılmıştır. Farklı problemler için, bulanık model yapılarının farklı algoritmalar kullanılarak elde edilen parametre değerleri ve bu modellere ait sonuçlar üçüncü bölümde verilmiştir. Tez çalışması ile elde edilen sonuçlara ilişkin yorumlar dördüncü bölümde sunulmuştur.

Anahtar Kelimeler: Bulanık mantık, yapay zeka optimizasyon algoritmaları, bulanık çıkarım yöntemleri, sistem modelleme, genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu, diferansiyel gelişim algoritması.

THE MODELING OF NONLINEAR SYSTEMS BASED ON FUZZY LOGIC

Onursal ÇETİN
Erciyes University, Graduate School of Natural and Apllied Sciences
M.Sc. Thesis, August 2009
Thesis Supervisor: Assist. Prof. Aytekin BAĞIŞ

ABSTRACT

The vast majority of industrial applications have a nonlinear structure. If the nonlinearity of the system is increased, the control of the system becomes difficult. One of the basic problems of control systems is to identify the model parameters that explain the behavior of a system in a suitable way. For this purpose, the control of nonlinear systems that can provide a solution quickly and effectively with artificial intelligence methods can be used. In practice, one of the well-known of artificial intelligence methods is fuzzy logic based modeling.

In this thesis, different fuzzy inference methods have been applied to the nonlinear systems for system modeling. For this purpose, three different nonlinear problems in the literature were taken into consideration. Parameters of the fuzzy rules are optimized by using genetic algorithm, particle swarm optimization and differential evolution algorithm. The results are presented in comparison with each other and the literature.

This thesis has been planned as four parts. In the first part, the objectives of the thesis and the literature review are presented. The second section, fuzzy logic and artificial intelligence optimization algorithms is introduced. For different problems, fuzzy model structures obtained using different algorithms and parameter values for the models are given in the third section. On the results of the thesis with comments are presented in the fourth section.

Keywords: Fuzzy logic, artificial intelligence optimization algorithms, fuzzy inference methods, system modeling, genetic algorithm, particle swarm optimization, differential evolution algorithm.

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY……...i

TEŞEKKÜR……..ii

ÖZET……....iii

ABSTRACT……iv

KISALTMALAR VE SİMGELER……..……...vii

TABLOLAR LİSTESİ……ix

ŞEKİLLER LİSTESİ……...…….……...xii

1. BÖLÜM

GİRİŞ…….……1

2. BÖLÜM

BULANIK MANTIK VE YAPAY ZEKÂ OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI…7

2.1. Bulanık Mantık……..…..……7

2.1.1. Bulanık Mantığın Gelişim Süreci ve Kullanıldığı Alanlar……..8

2.1.2. Klasik ve Bulanık Kümeler……..……9

2.1.3. Üyelik Fonksiyonu…….……...….11

2.1.4. Bulanık Kümelerde İşlemler…….....12

2.1.4.1. Birleşim……..…….…..12

2.1.4.2. Kesişim……...……...13

2.1.4.3. Tümleyen……..…….13

2.1.5. Bulanık Mantığa Dayalı Sistemlerin Temel Yapısı……...……14

2.1.6. Bulanık Çıkarım Yöntemleri…….16

2.1.7. Bulanık Mantığın Avantajları ve Dezavantajları……...21

2.2. Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları…….…….22

2.2.1. Genetik Algoritma (GA)…….……...22

2.2.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA)…..……..25

2.2.3. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)…….…….……...28

3. BÖLÜM

DOĞRUSAL OLMAYAN SİSTEMLERİN BULANIK MANTIĞA DAYALI OLARAK MODELLENMESİ……...…….…...…30

3.1. Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi……..……31

3.2. Kimyasal Süreç Problemi…….…….……44

3.3. Anten Problemi…….…….51

4. BÖLÜM

SONUÇLAR……62

KAYNAKLAR……66

EKLER……76

EK-1……76

Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi için Kullanılan Giriş ve Çıkış Verileri……..76

EK-2……77

Kimyasal Süreç Problemi için Kullanılan Giriş ve Çıkış Verileri……...77

EK-3……78

Anten Problemi için Kullanılan Giriş ve Çıkış Verileri……..78

ÖZGEÇMİŞ……79

KISALTMALAR VE SİMGELER

BM	Bulanık Mantık
BMD	Bulanık Mantık Denetleyicisi
GA	Genetik Algoritma
GGA	Gerçek Kodlu Genetik Algoritma
PSO	Parçacık Sürü Optimizasyonu
DGA	Diferansiyel Gelişim Algoritması
KKO	Karınca Koloni Optimizasyonu
ICA	Bağımsız Bileşen Analizi
MAX	Maksimum Kriteri Metodu
MOM	Maksimumların Ortalaması Metodu
COA	Ağırlık Merkezi Yöntemi
ANFIS	Adaptive Network Based Fuzzy Inference System
MSE	Mean Square Error
O_k^d	İstenen Çıkış Değeri
O_k	Model Çıkışı
$\mu(x)$	"x" Değişkeninin Üyelik Derecesi
a_i, b_i, c_i, k, l, m, n	Algoritmalar Tarafından Bulunacak Parametreler
w_j	Ağırlık
NP	Popülasyon Büyüklüğü
D	Değişken Sayısı
CR	Çaprazlama Oranı
MR	Mutasyon Oranı
Pc	Çaprazlama Olasılığı
Pm	Mutasyon Olasılığı

G	Jenerasyon
F	Ölçekleme Faktörü
Pop_new	NPxD Boyutlu Yeni Popülasyon
pm1, pm2	NPxD Boyutlu Popülasyon
bm	Son Popülasyona Kadarki En İyi Popülasyon
v_i	i. Parçacığın Hızı
x_i	i. Parçacığın Konumu
pb_i	Önceki En İyi Uygunluk Değerini Veren i. Parçacığın Pozisyonu
gb	O Ana Kadarki En İyi Uygunluk Değerine Sahip Çözüm
w	Eylemsizlik Faktörü
c1, c2	Öğrenme Faktörleri
u(t-4), y(t-1)	Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi Girişleri
y(t)	Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi Çıkışı
u1, u3	Kimyasal Süreç Problemi Girişleri
y	Kimyasal Süreç Problemi Çıkışı
tanδ	Dielektrik Kayıp
W	Mikroşerit Anten Genişliği
h/λ_d	Anten Kalınlığının Dielektrik Tabandaki Dalgaboyuna Oranı
BW	Bant Genişliği

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 3.1. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için GA kontrol parametreleri……..32

Tablo 3.2. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için PSO kontrol parametreleri……32

Tablo 3.3. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için DGA kontrol parametreleri..…32

Tablo 3.4. Box-Jenkins problemi için Mamdani bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.…...……..…...……33

Tablo 3.5. Box-Jenkins problemi için Mamdani bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri……....35

Tablo 3.6. Box-Jenkins problemi için Larsen bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.……..……..36

Tablo 3.7. Box-Jenkins problemi için Larsen bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri.……...38

Tablo 3.8. Box-Jenkins problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.……..……..39

Tablo 3.9. Box-Jenkins problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri.……...41

Tablo 3.10. Box-Jenkins problemi için Singleton yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.……...……..42

Tablo 3.11. Box-Jenkins problemi için Singleton yöntemi ile en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri…….……43

Tablo 3.12. Elde edilen model yapılarının Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için literatürle karşılaştırılması……..…….44

Tablo 3.13. Kimyasal Süreç Problemi için GA kontrol parametreleri……45

Tablo 3.14. Kimyasal Süreç Problemi için PSO kontrol parametreleri……..45

Tablo 3.15. Kimyasal Süreç Problemi için DGA kontrol parametreleri…….....46

Tablo 3.16. Kimyasal süreç problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen PI değerleri……..…46

Tablo 3.17. Kimyasal süreç problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.……...……48

Tablo 3.18. Kimyasal süreç problemi için Singleton yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen PI değerleri……..49

Tablo 3.19. Kimyasal süreç problemi için Singleton yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri…….50

Tablo 3.20. Elde edilen model yapılarının kimyasal süreç problemi için literatürle karşılaştırılması.……...51

Tablo 3.21. Anten problemi için GA kontrol parametreleri.……...52

Tablo 3.22. Anten problemi için PSO kontrol parametreleri.……...…….….52

Tablo 3.23. Anten problemi için DGA kontrol parametreleri.……52

Tablo 3.24. Anten problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve 600 iterasyonda bunlara karşılık gelen MSE değerleri..…….….53

Tablo 3.25. Anten problemi için 600 iterasyonda Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.…….……55

Tablo 3.26. Anten problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve 1000-2000 iterasyonda bunlara karşılık gelen MSE değerleri…….……...56

Tablo 3.27. Anten problemi için 1000 ve 2000 iterasyonda Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.……..…58

Tablo 3.28. Anten problemi için Singleton yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri……..….59

Tablo 3.29. Anten problemi için Singleton yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri……..……..59

Tablo 3.30. Anten problemi için 10 kuraldan oluşan model yapısına ait kural parametreleri…….....61

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Klasik kümeye ait üyelik fonksiyonu……..10

Şekil 2.2. Bulanık kümeye ait üyelik fonksiyonu……10

Şekil 2.3. En çok kullanılan üyelik fonksiyonları……....11

Şekil 2.4. Yaygın olarak kullanılan üyelik fonksiyonu ve etiketi……12

Şekil 2.5. Bulanık kümelerde yapılan temel işlemler (a) A ve B bulanık kümeleri (b) Birleşim kümesi (c) Kesişim kümesi (d) A kümesinin tümleyeni.…14

Şekil 2.6. Bulanık mantık denetleyicisinin temel yapısı……..15

Şekil 2.7. Mamdani'nin Min-Max Metodu……..17

Şekil 2.8. Larsen'in çarpım metodu…….17

Şekil 2.9. Tsukamoto metodu……..18

Şekil 2.10. Takagi-Sugeno metodu……18

Şekil 2.11. Sık kullanılan durulaştırma yöntemleri……19

Şekil 2.12. Genetik algoritma akış diyagramı……23

Şekil 2.13. Tek noktalı çaprazlama yöntemi……..24

Şekil 2.14. Mutasyon işlemi……...24

Şekil 3.1. GA için parametre matrisi……33

Şekil 3.2. Box-Jenkins problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.2226).……...……..34

Şekil 3.3. Box-Jenkins problemi için 8 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.5385)……..34

Şekil 3.4. Box-Jenkins problemi için 9 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.8749)……..35

Şekil 3.5. Box-Jenkins problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.2169)……..……..37

Şekil 3.6. Box-Jenkins problemi için 8 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.4048)……..……..37

Şekil 3.7. Box-Jenkins problemi için 9 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.9047)……..……..38

Şekil 3.8. Box-Jenkins problemi için 1 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1822)……..40

Şekil 3.9. Box-Jenkins problemi için 6 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1741)……..……..40

Şekil 3.10. Box-Jenkins problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1767)…….....41

Şekil 3.11. Box-Jenkins problemi için 8 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1681)…….……43

Şekil 3.12. Kimyasal süreç problemi için 2 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.0027478).……47

Şekil 3.13. Kimyasal süreç problemi için 6 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.0022558)…….……47

Şekil 3.14. Kimyasal süreç problemi için 15 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.0025094).……48

Şekil 3.15. Kimyasal süreç problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.002137).……..50

Şekil 3.16. Anten problemi için 1 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 1.07444).……...53

Şekil 3.17. Anten problemi için 4 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.95075).……..…….54

Şekil 3.18. Anten problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 2.06789).……..…….54

Şekil 3.19. Anten problemi için 4 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.75373).……...57

Şekil 3.20. Anten problemi için 10 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 1.14180).……...57

Şekil 3.21. Anten problemi için 16 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 1.63550).……...58

Şekil 3.22. Anten problemi için 9 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.3366).…….……60

Şekil 3.23. Anten problemi için 10 kuraldan oluşan model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1693).…….……61

Şekil 4.1. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için farklı model yapılarına ait hatanın (MSE) grafiksel gösterimi……...63

Şekil 4.2. Kimyasal süreç problemi için farklı model yapılarına ait hatanın (PI) grafiksel gösterimi……64

Şekil 4.3. Anten problemi için farklı model yapılarına ait hatanın (MSE) grafiksel gösterimi……65

1. BÖLÜM

GİRİŞ

Doğa bilimleri, sosyal bilimler, mühendislik gibi çeşitli alanlarda modelleme, gerçekleştirilmesi gereken ve üzerinde yoğun emek sarf edilen bir konudur. Bir sistemin giriş-çıkış ilişkisini tanımlayan ifadeye model adı verilir [1]. Mühendislik problemlerinin yanı sıra mühendislik dışı problemlerin çözümünde de sistem modelleme önemli bir yere sahiptir [2]. Bir sistemi modelleyebilmek için, sistem kavramını anlamak gerekir. Sistem, belirli bir amacı gerçekleştirmek için bir araya getirilmiş elemanlar topluluğu şeklinde tanımlanır [3]. Sistemi doğru şekilde tarif edebilmek için, sitemin yapısının ve parametrelerinin bilinmesi gerekir [4, 5]. Sistem tarafından işlenen harici sinyallere giriş, sistemden gözlemlenen işaretlere de çıkış adı verilir. Giriş ve çıkış sinyalleri dışındaki istenmeyen işaretler gürültü olarak adlandırılır ve etkisi doğrudan ölçülebilir ya da çıkış üzerindeki etkisi gözlemlenebilir. Giriş ve gürültü arasındaki fark, modelleme sürecinde fazla önemli değildir [6]. Sistem modelleme kavramı ilk kez 1962'de Lütfi Zadeh tarafından kullanılmıştır. Zadeh [7] bu kavramı "Bir sistemi giriş ve çıkış ölçümlerinden belirlemek" şeklinde tanımlamıştır.

Dünya nüfusunun hızla artması, tüketimin de artmasına neden olmuştur. İnsanların ihtiyaçlarını karşılamak için, teknolojinin gün geçtikçe hızlanarak gelişiyor olması kontrol teriminin önemini de artırmıştır [3]. Bir kontrol sisteminin hassas tasarımı, onun matematiksel modelinin ve parametrelerinin kesin tanımlanmasına bağlıdır. Modelleme, kontrol açısından önemli bir terimdir ve insan zekâsı ne kadar gelişmiş olursa olsun bazı kavramları anlamak için modellemeye ihtiyaç duyar. Çoğu zaman, bir kontrol probleminde, mühendisin problemi net olarak kavrayabilmesi için yapması gereken ilk şey probleme ait matematiksel modeli elde etmektir [8]. Örneğin, üretim alanında sistemin verimli ve hızlı olabilmesi, ürün imalatının doğruluğu ve maliyetin

düşürülmesi için sistemin modellenmesi gerekmektedir. Sistemin modellenmesi, sistem dinamiklerinin anlaşılmasında önemli rol oynayarak üretimin istenilen seviyede olmasını sağlar. Sistem modellemede amaç sistemin transfer fonksiyonu adı verilen geçiş eğrisinin belirlenmesidir. Matematik modeli verilen bir sistemin değişik girişlere karşı çıkışları tahmin edilebilir [9, 10].

Endüstriyel uygulamaların büyük çoğunluğunun doğrusal olmayan bir yapıya sahip olması nedeniyle, bu sistemlerin modellenmesi fazla karmaşık olmaktadır [5]. Literatürde, doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi işleminde klasik, modern ya da yapay zekâya dayalı teknikler kullanılmaktadır.

Bulanık mantık (BM), 1965 yılında Lütfi Zadeh' in 'Bulanık Kümeler' adlı makalesini 'Information and Control' adlı dergide yayınlamasıyla gündeme gelmiştir. 1972 yılında, Michio Sugeno bulanık ölçüm ve integral kavramlarıyla bulanık mantığa yeni bakış açıları getirmiştir. 1974 yılında, Ebraham Mamdani bulanık mantığı bir buhar makinesinin kontrol aşamasında kullanmıştır [11, 12]. Bulanık mantık kuramının ilk önemli endüstriyel uygulaması, 1980 yılında Danimarka'daki bir çimento fabrikasında, sıcaklık ve oksijenin en uygun biçimde ayarlanmasıyla gerçekleştirilmiştir [13].

Xiaohua ve Dongming [14], takviyeli öğrenme ile Takagi-Sugeno (TS) bulanık denetleyicisi üzerine çalışmışlardır. Ho ve Chou [15], TS bulanık model tabanlı sistemler için optimal denetleyici tasarlamışlardır. Zhang ve arkadaşları [16], TS bulanık sistemlerinin darbesel kontrolü üzerine çalışmışlardır.

Yongyi ve Hanzhong [17], bulanık sistem modelleme için kernel yöntemi üzerine çalışmışlar ve bulanık sistemi oluştururken 'Destek Vektör Makinesi' (SVM-Support Vector Machine) yönteminden faydalanmışlardır. Çelikyılmaz ve Türkşen [18], iyileştirilmiş bulanık kümeleme algoritması ile geliştirilmiş bulanık sistem modelleri üzerine çalışmışlardır. Yeni model yaklaşımları; iyileştirilmiş bulanık kümeleme, yeni bir kimliklendirme algoritması ve parametrik olmayan çıkarım motorundan meydana gelmektedir.

Lin ve Cunningham [19], karmaşık sistemler için basit fakat etkili bir bulanık sistem modeli geliştirmişlerdir. Bulanık eğrileri ortaya koymuş ve bu yapıyı; giriş

değişkenlerini tanımlamada, model yapısını belirlemede ve ağırlıkları düzenlemede kullanmışlardır. Wang ve Langari [20], istatistiksel ve bulanık modelleme yöntemleriyle karşılaştırıldığında daha doğru sonuçlar veren, basit ve esnek bir bulanık model ortaya koymuşlardır. Farag ve arkadaşları [21], nümerik ve dilsel bilgi tabanının bir arada yer aldığı bulanık sinir ağı modelini ortaya koymuş ve Genetik Algoritma (GA) ile dinamik sistemlerin modellenmesini ve kontrolünü gerçekleştirmiştir. Sugeno ve Yasukawa [22], yaptıkları çalışma ile dilsel yaklaşım ve bulanık modelleme olmak üzere iki ana bölümden oluşan, bulanık mantık tabanlı model yapısını ortaya koymuşlardır. Wei ve Lipo [2], sistem modelleme için bulanık sinir ağı yapısı tanımlamış ve başarılı sonuçlar elde etmişlerdir.

Schetzen [23], Wiener teorisi tabanlı doğrusal olmayan sistem modelleme üzerine çalışmıştır. Takagi ve Sugeno [24], yaptıkları araştırmalarda insanın, kontrol parametreleri zamanla değişen, doğrusal olmayan denetleyici şeklinde davranan bir yapıya sahip olduğunu görmüşler ve bulanık model yapısını ortaya koymuşlardır. Ayday ve Eksin [25], doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi için matematiksel bir yol ortaya koymuş ve bulanık kimliklendirmeyi gerçekleştirmişlerdir. Chen ve Xi [26], adaptif bulanık çıkarım sistemi kullanarak doğrusal olmayan sistem modellemeyi gerçekleştirmiştir. Huaguang ve Yongbing [27], modellenmesi zor ve doğrusal olmayan bir sistem olan, bulanık hiperbolik modelin kimliklendirilmesi, modellenmesi ve kontrolü üzerine çalışmışlardır. Chen ve arkadaşları [28], doğrusal olmayan sistemler için sinir ağlarından yola çıkarak bulanık kontrol üzerine çalışmış, birkaç alt sinir ağından meydana gelen bir sinir ağının kararlılığıyla ilgilenmişlerdir. Kim ve arkadaşları [29], 'kendini organize eden polinom tipi sinir ağları' (SOPNN- Self-Organizing Polynomial Neural Networks) adında hibrit bir mimari ile doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi üzerine çalışmışlardır. Liu, Jiang ve Fang [30], doğrusal olmayan sistemler için ayrık optimizasyon tabanlı bulanık kontrol algoritması üzerine çalışmış, sürecin kontrolünü sağlamak için Sugeno bulanık modelinden faydalanmışlardır. Hatanaka ve arkadaşları [31], GA kullanarak doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi üzerine çalışmışlardır. Panchariya ve arkadaşları [32], TS bulanık modeli ile doğrusal olmayan sistemler için sistem kimliklendirmişlerdir. Fernandez ve arkadaşları [33], sınıflandırma için Gustafson-Kessel Algoritması'nı

kullanarak, bulanık kümeleme esaslı doğrusal olmayan sistem modellemişlerdir. Bağış [34], Tabu Araştırma Algoritması (TAA) kullanarak doğrusal olmayan sistemler için bulanık kural tabanı tasarlamıştır.

Uyarlamalı bir sistem olan ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System), 1993 yılında Jang [35] tarafından önerilmiştir. Kim ve arkadaşları [36], ANFIS ve 'Bağımsız Bileşen Analizi' (ICA- Independent Component Analysis) kullanarak, doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde yeni bir yaklaşım ortaya koymuşlardır. Abdelrahim ve Yahagi [37], doğrusal olmayan sistem modellemesi için ANFIS kullanmış, bileşenlerin birbirlerine bağlı olduğu iki ya da daha çok boyutlu sistemlerde, giriş uzayını alt uzaylara bölmek uygun olmayacağından, ana bileşen metodunun kullanılmasını önermişlerdir.

Sistemlerin model parametrelerinin elde edilmesinde, yapay zekâya dayalı algoritmalar önemli bir yere sahiptir. Evrimsel programlamanın bir parçası olan GA, Darwin'in evrim teorisinden esinlenilerek ortaya çıkmıştır. Evrimsel programla genellikle genetik algoritmaları, evrimleşme stratejisini ve genetik programlamayı içermektedir. Genetik algoritmanın bugünkü biçimi 1975 yılında J. H. Holland tarafından ortaya konulmuştur [38].

Kang ve arkadaşları [39], doğrusal olmayan sistem tasarımı ve kontrolü için bulanık kural tabanının evrimsel tasarımını yapmışlardır. Leung ve Varadan [40], genetik programlama kullanarak sistem modellemesi ve tasarımını gerçekleştirmişlerdir. Bağış ve Özçelik [41], sistem kimliklendirme için yapay zekâ optimizasyon algoritmalarından gerçek kodlu genetik algoritma (GGA) (Real-Coded GeneticAlgorithm) kullanmışlar ve sonuçları ikili kodlu genetik algoritma (GA) (Binary Coded Genetic Algorithm) ve TAA ile kıyaslamışlardır. Çelikyılmaz ve Türkşen [42], bulanık kural tabanı için, 'eğer…ise' kural yapısını gerektirmeyen evrimsel bulanık model üzerine çalışmış, GA ile iyileştirilmiş bulanık fonksiyonları esas almışlardır. Bağış ve Savaşçıhabeş [43], GA ile endüstriyel sistemlerde sıkça kullanılan orantı-integral-türev (PID) tipi denetleyicinin parametrelerini belirlemişlerdir.

Price ve Storn [44], Diferansiyel Gelişim Algoritması'nın (DGA) çalışma prensibini ortaya koymuşlardır. Daha sonraki çalışmalarında, DGA için on farklı strateji önermişlerdir. Yine yaptıkları çalışmalarla DGA'nın anahtar parametrelerinin seçimi için çeşitli kurallar belirlemişlerdir [45]. Babu ve Angira [46], DGA ile doğrusal olmayan fonksiyonların optimizasyonunu gerçekleştirmişlerdir. Karaboğa ve Ökdem [47], mühendislik problemlerinde DGA'nın kullanılması üzerine çalışmışlardır. Mayer ve arkadaşları [48] ise "Model Optimizasyonu için Diferansiyel Gelişim Algoritması" araştırmasını gerçekleştirmişlerdir. Zielinski ve arkadaşları [49], DGA ve Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO-Particle Swarm Optimization) için durdurma kriterine göre yürütüm süresi analizleri üzerine çalışmışlardır. Bağış ve Özçelik [50], DGA ile sistem kimliklendirme işlemini ele almışlar, diferansiyel gelişime dayalı bir algoritma kullanımının başarılı sonuçlar verdiğini belirlemişlerdir. Bodur ve arkadaşları [51], Zadeh, Kosko ve Sugeno'nun bulanık çıkarım yöntemlerini kullanarak genetik optimizasyon ve diferansiyel gelişim optimizasyonunun karşılaştırmasını yapmışlardır. Kang ve arkadaşları [52], geliştirilmiş PSO kullanarak doğrusal olmayan sistem modellemişlerdir.

Bu tez çalışmasında, bulanık mantık ve yapay zeka optimizasyon algoritmalarından faydalanılarak, doğrusal olmayan örnek sistemlerin modellemesi gerçekleştirilmiştir. Modelleme işleminde farklı bulanık sonuç çıkarım yaklaşımları kullanılarak, bu yöntemlerin modellemedeki etkilerinin ortaya konulması amaçlanmıştır. Bu amaçla, literatürde yer alan doğrusal olmayan üç farklı problem dikkate alınmıştır. Bu problemler için, farklı kural sayılarından oluşan bulanık kural yapıları önerilmiştir. Bu yapılarda farklı bulanık çıkarım mekanizmaları uygulanarak, sonuçları birbirleri ve literatürle karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur. Önerilen bulanık modellere ait parametreler, üç farklı algoritma (GA, PSO, DGA) yardımıyla elde edilmeye çalışılmıştır. Benzetim çalışmalarına ait sonuçlar tablolar halinde verilmiştir.

Bu tez çalışması dört bölüm olarak planlanmıştır. İlk bölümde tezin amacı ve literatür incelemesi sunulmuştur. İkinci bölümde, bulanık mantık ve yapay zeka optimizasyon algoritmaları tanıtılmıştır. Farklı problemler için, bulanık model yapılarının farklı algoritmalar kullanılarak elde edilen parametre değerleri ve bu modellere ait sonuçlar

üçüncü bölümde verilmiştir. Tez çalışması ile elde edilen sonuçlara ilişkin yorumlar dördüncü bölümde sunulmuştur.

2. BÖLÜM

BULANIK MANTIK VE YAPAY ZEKÂ OPTİMİZASYON ALGORİTMALARI

2.1. Bulanık Mantık

Hayatta karşılaşılan karmaşık ve belirsizlik içeren problemler, insan zihninde yaklaşık olarak canlandırılarak yorumlanır. Bilgisayarların kullandığı Aristo mantığından farklı olarak, insanın belirsizlik içeren veri ile işlem yapabilme yeteneği vardır. İnsan beyni sayısal bir işlemi birkaç dakikada yapabilirken, idrak etme işlemini birkaç saniyede gerçekleştirebilecek kadar hızlıdır. Bilgisayarlar ise çok karmaşık sayısal işlemleri birkaç saniyede yapabilmelerine rağmen, idrak etme becerileri yetersiz ve yavaştır. Karmaşık ve belirsizlik içeren problemlerde, her değere bir üyelik derecesi vererek insan düşüncesine özdeş işlemlerin gerçekleşmesi, bulanık mantık ile sağlanır. 1965 yılında Zadeh tarafından ortaya atılan bulanık mantık kavramı, Zadeh'in yıllar boyunca kontrol alanında çalışması ve doğrusal olmayan sistemlerin işin içine girmesi ile çözümün zorlaşması sonucunda ortaya çıkmıştır. Bulanıklık kavramı, niteliği tam olarak anlaşılamayan, net olmayan şeklinde tanımlanır. Bulanıklığın, genel olarak kesinlik içermeyen bilgiyi, başka bir deyişle belirsizliği ifade ettiği söylenebilir. Bulanık mantık ise, sözel değişkenler kullanarak kesinlikler yerine belirsizliklerle çalışan bir yapay zekâ tekniği olarak tanımlanabilir [53, 54].

Bulanık kümelere dayalı olan bulanık mantık, insan düşüncesine özdeş işlemlerin gerçekleşmesini sağlayarak, gerçek dünyada meydana gelen belirsizliklerin modellenmesine yardımcı olur. Klasik mantıkta bir önerme doğru veya yanlıştır. Fakat gerçek dünyada olayların ne derecede doğru veya yanlış olduğunun belirlenmesi gerekmektedir. Örneğin 150 km/s hızla hareket eden bir araç 'hızlı' kabul edilirse, 120 km/s hızla hareket eden bir araç için 'hızlı değildir' ifadesi bu anlamda doğru olmadığı gibi yanlış da değildir. Bu nedenle önermelerin doğru (1) ve yanlış (0)

değerleri arasındaki değerler kullanılarak bulanık küme kavramı ortaya atılmıştır. Bulanık küme teorisi ‘az, orta, çok, birçok’ gibi dilbilimsel yapıları kullanarak dereceli veri modellemesini gerçekleştirmektedir [38].

2.1.1. Bulanık Mantığın Gelişim Süreci ve Kullanıldığı Alanlar

Bulanık mantık, Zadeh’in 1965 yılındaki ‘Fuzzy Sets’ isimli makalesi ile doğmuştur. Bu makale, basılmasından iki yıl önce yazılmasına rağmen radikal fikirleri nedeniyle yayınlanamamıştır. Bazı bilim adamları konuya olumlu yaklaşsa da, bazıları bulanık mantığın bilimin temel prensiplerine aykırı olduğunu savunmuşlardır. Bulanık mantığın başlangıçta hiçbir pratik uygulamasının olmaması, bilimsel enstitüler tarafından ciddiye alınmamasına neden olmuştur [55].

1972 yılında Sugeno, bulanık ölçüm ve integral kavramlarıyla bulanık mantığa yeni bir bakış açısı getirmiştir. 1975 yılında Mamdani ve Assilian, buhar kazanının denetimi için bulanık mantık denetleyicisi (BMD) geliştirmişlerdir [10, 56]. 1978’de Holmblad ve Ostergaard, çimento üretiminde kullanılan değirmenin kontrolü için bulanık denetleyici tasarlayıp gerçekleştirmişlerdir [57].

1980’li yılların başında, az sayıda bilim adamı bu konuyla ilgilenmiş, bu nedenle teorik ilerleme oldukça yavaş gerçekleşmiştir. Hitachi firmasından Yasunobu ve Miyomoto, 1980–1987 yılları arasında Sendai metrosunda tren denetimi üzerine çalışmış ve otomatik tren bulanık kontrol sistemini geliştirmişlerdir [58].

1990’dan sonra bulanık mantık, ev aletlerinden fotoğraf makinelerine kadar birçok farklı alanda kullanılmaya başlanmıştır. Toshiba firması, yolcu yoğunluğunu değerlendirerek bekleme zamanını kısaltan asansör denetimini gerçekleştirmiştir. Panasonic, video kayıt cihazının sarsıntısını ortadan kaldırmıştır. Matsushita, kumaşın cinsini ve ağırlığını belirleyip uygun yıkama programını seçen çamaşır makinesi ve kiri algılayıp motor gücünü ayarlayan elektrikli süpürge geliştirmiştir. Mitsubishi, ortam şartlarına göre en iyi çalışma durumunu seçen klimayı yapmıştır. Subaru ve Nissan, kullanış stili ve motor yüküne göre en iyi dişli oranını seçen aktarma organını geliştirmişlerdir. Nissan firması, frenleme esnasında tekerleklerin kilitlenmesini önleyen fren sistemini gerçekleştirmiştir. Sony, ekran netliğini, parlaklığını ve rengini ayarlayan

televizyon yapmıştır. Yamaichi–Securities, hisse senedi alım–satım programı geliştirmiştir. Sony, el yazısı ile veri girişine olanak tanıyan el bilgisayarı yapmıştır. NASA'da bir grup araştırmacı, BM'dan yararlanarak, yakıt tüketimini üç kat azaltmışlardır. Bugün ABD'den Japonya'ya birçok ülke BM üzerine çalışmalar yapmaktadır. Literatür çalışmaları incelendiğinde, Japonya'nın bu konuda diğer ülkelerden daha önde olduğu görülmektedir [59].

2.1.2. Klasik ve Bulanık Kümeler

Klasik küme, kümeye kesinlikle ait (üye) veya kesinlikle ait değil (üye değil) biçiminde iki grubun oluşturulması ile anlamlıdır. Klasik kümenin karakteristik fonksiyonu, evrensel kümede her bireye ya 1 ya da 0 değerini atar. Bu ise üye olma veya üye olmama anlamına gelir ve üye olanlar ile üye olmayanlar arasında kesin bir geçiş söz konusudur.

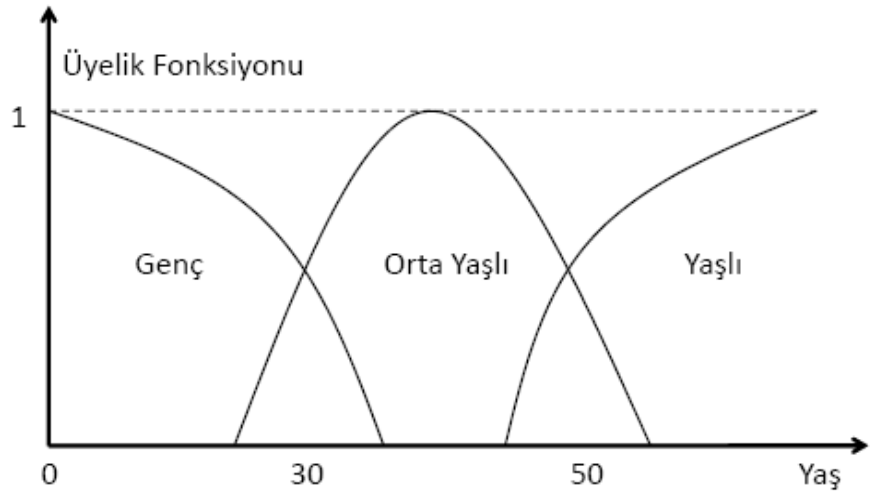
Bulanık küme, kesin geçişleri elemine ederek belirsizlik kavramının tanımını yeniden verir ve bütün bireylere üyelik derecesi atayarak matematiksel olarak tanımlar. Bulanık küme sınırları, klasik küme sınırları gibi kesin bir çizgi ile ayrılmamaktadır. Böylece bireyler, bulanık küme içerisinde üyelik dereceleri tarafından gösterilen değerlere ait olabilirler. Bu üyelik dereceleri [0–1] aralığında gerçel değerler ile ifade edilir [38].

Bulanık küme teorisi, 'az, orta, çok' gibi dilsel niteleyiciler kullanarak, gerçek dünya için klasik küme teorisine göre daha esnek ve uygun bir çözüm sunar. Örneğin, 40 yaşındaki bir insan Şekil 2.1'de gösterilen klasik küme teorisine göre orta yaş grubuna dahildir. Bu ise esnek olmayıp oldukça keskin bir düşünüştür.



Şekil 2.1. Klasik kümeye ait üyelik fonksiyonu.

Şekil 2.2'de gösterilen bulanık küme teorisi için, 40 yaşındaki bir insan duruma göre bazen genç, bazen de orta yaşlı olarak nitelendirilir. Kümelerin birbirinden keskin çizgilerle ayrılmamış olması esnek bir düşünüşe imkân tanır [59].

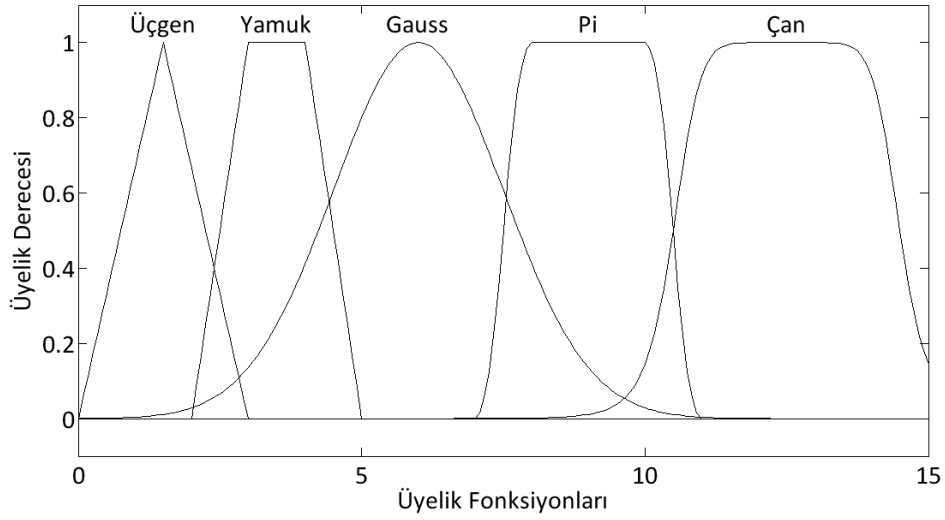


Şekil 2.2. Bulanık kümeye ait üyelik fonksiyonu.

2.1.3. Üyelik Fonksiyonu

Sisteme kuralları girmek için ihtiyaç duyulan eğriler 'üyelik fonksiyonu' olarak adlandırılır. Bulanık küme, klasik kümenin genelleştirilmiş hali olarak düşünülebilir ve bulanık küme içerisindeki bir x değişkeninin [0,1] aralığında her değeri alabileceği bir üyelik fonksiyonu μ(x) bulunur. Bulanık mantıkta, dilsel ifade kolaylığı sağlayacak bölgelerin sınırlarını belirlemede ve gerçek bilgilere ait üyelik ağırlıklarının tespit edilmesinde kullanılmak üzere uygun üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi gerekir [60].

Üyelik fonksiyonlarının sayısına ve şekline ait herhangi bir kısıtlama yoktur. Bulanık modeller oluşturulurken değişik formlarda, simetrik veya asimetrik yapıya sahip üyelik fonksiyonları seçilebilir. Üçgen, yamuk, gauss, pi ve çan eğrisi en çok kullanılan üyelik fonksiyonlarıdır. Yaygın olarak kullanılan üyelik fonksiyonları Şekil 2.3'te gösterilmektedir.



Şekil 2.3. En çok kullanılan üyelik fonksiyonları.

Bulanık kümelerin matematiksel gösterimi şu şekildedir:

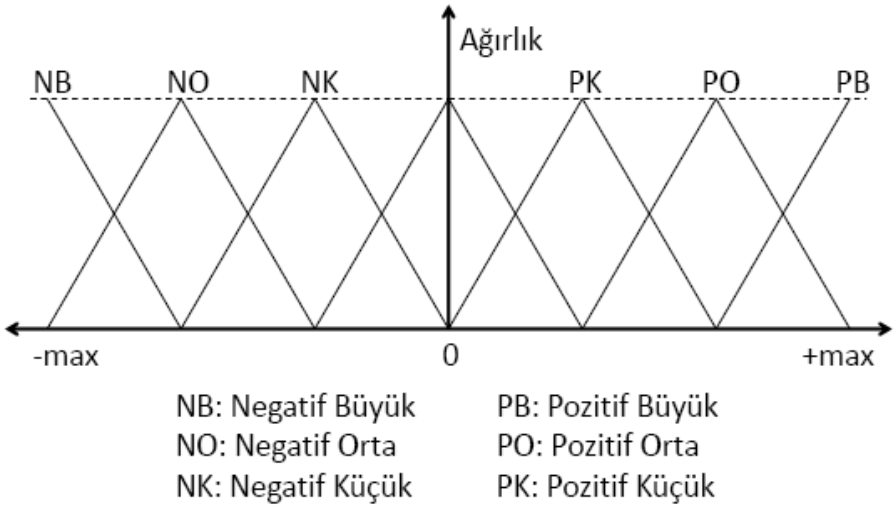
$$A = \{x,\ \mu_A(x) |\ x \in X\} \tag{2.1}$$

A bulanık kümesinin üyelik fonksiyonu:

$$\mu_A: x \rightarrow [0,1] \tag{2.2}$$

şeklinde gösterilir. μ_A fonksiyonu X kümesinin her bir elemanına karşılık gelen üyelik derecesini veren ve özel bir aralıkta evrensel kümenin elemanlarına değer atayan fonksiyon olarak genelleştirilebilir.

Üyelik fonksiyonlarında kullanılacak etiket (örneğin PB: Pozitif Büyük) sayısı kullanıcıya bağlıdır. En yaygın kullanılanı yedi ayrı etiket olup Şekil 2.4'te gösterilmektedir.



Şekil 2.4. Yaygın olarak kullanılan üyelik fonksiyonu ve etiketi.

2.1.4. Bulanık Kümelerde İşlemler

Klasik kümelerde tanımlı üç temel işlem olan birleşim, kesişim ve tümleyen alma işlemleri, bulanık kümeler için de tanımlanabilir.

2.1.4.1. Birleşim

X evrensel kümesinde tanımlı A ve B'nin, x'lerden oluşan bulanık kümeler olduğu varsayılırsa, A ve B kümelerinin birleşiminin üyelik fonksiyonu;

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

$$= \mu_A \vee \mu_B \tag{2.3}$$

şeklinde tanımlanır.

2.1.4.2. Kesişim

X evrensel kümesinde tanımlı A ve B'nin, x'lerden oluşan bulanık kümeler olduğu varsayılırsa, A ve B kümelerinin kesişiminin üyelik fonksiyonu;

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

$$= \mu_A \wedge \mu_B \tag{2.4}$$

şeklinde tanımlanır.

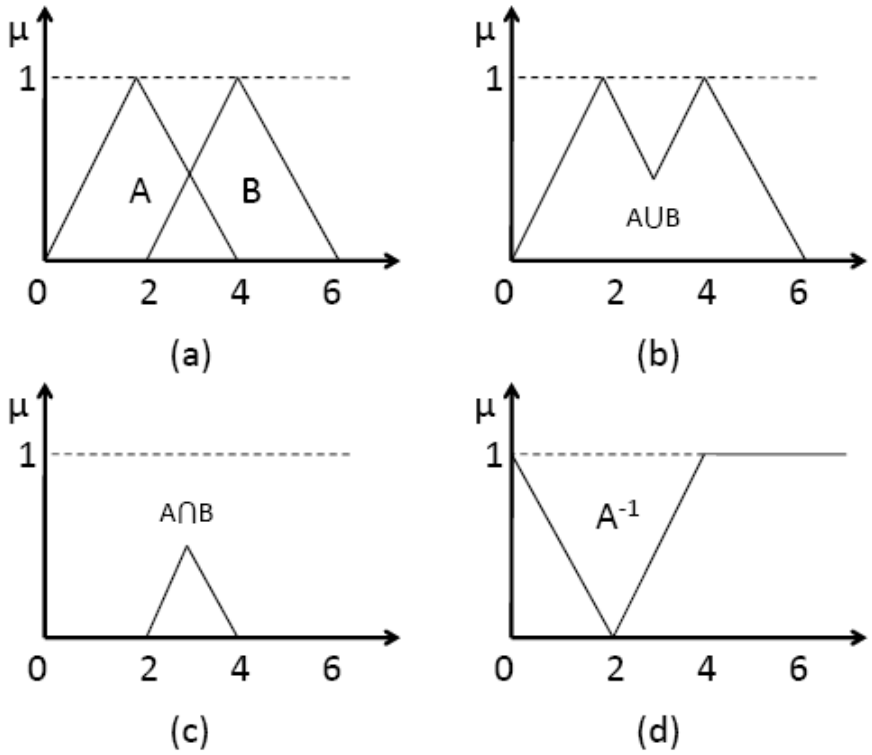
2.1.4.3. Tümleyen

X evrensel kümesinde tanımlı A'nın x'lerden oluşan bulanık küme olduğu varsayılırsa, A kümesinin tümleyeninin üyelik fonksiyonu;

$$\mu^c_A(x) = 1 - \mu_A(x) \qquad x \in X \tag{2.5}$$

şeklinde tanımlanır.

Klasik kümelerde tanımlı üç temel işlem olan birleşim, kesişim ve tümleyen alma işlemleri, Şekil 2.5'te gösterilmektedir.



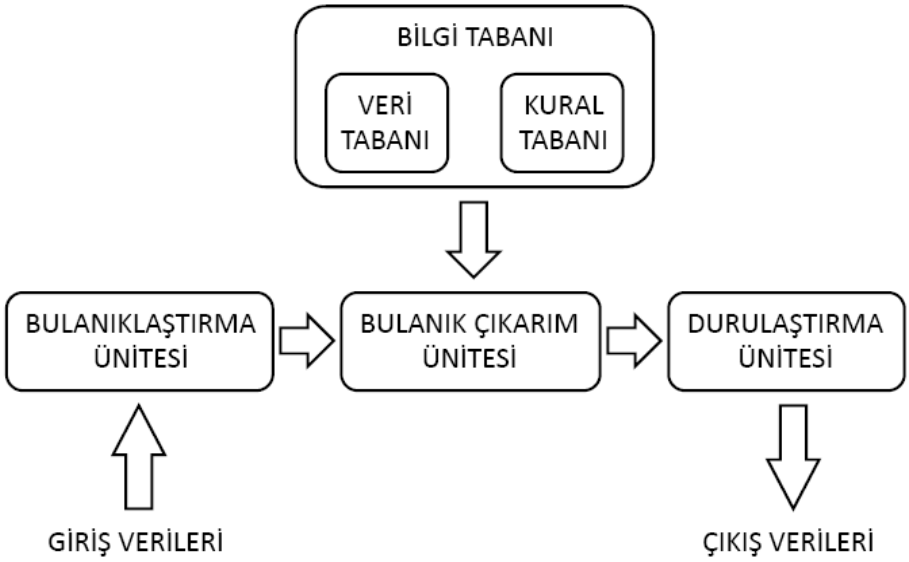
Şekil 2.5. Bulanık kümelerde yapılan temel işlemler (a) A ve B bulanık kümeleri (b) Birleşim kümesi (c) Kesişim kümesi (d) A kümesinin tümleyeni.

2.1.5. Bulanık Mantığa Dayalı Sistemlerin Temel Yapısı

Bulanık mantığa dayalı sistemlerin çalışma ilkesi, uzman bir sistem operatörünün bilgi, deneyim ve denetim stratejisi temel alınarak tasarlanmaktadır. Bulanık mantığa dayalı denetleyiciler, doğrusal matematiksel modeli kurulamayan sistemlerde oldukça etkilidir [38]. BMD, bulanıklaştırma ünitesi, bilgi tabanı, bulanık çıkarım ünitesi ve durulaştırma ünitesinden oluşur.

Bulanıklaştırma birimi, kesin olan giriş bilgilerini önceden belirlenmiş üyelik fonksiyonlarını kullanarak sözel değerlerden oluşan bulanık ifadelere dönüştürür. "Eğer-İse" (If-Then) şeklinde bulanık kuralları sağlayan bilgi tabanı, denetlenen sistemin ayarlanması için gerekli bulanık değerleri üretir. Bulanık çıkarım ünitesi, bulanıklaştırma ünitesinin çıkışını kural tabanındaki bulanık kurallar ile eşleştirir ve bulanık uygulamayı gerçekleştirecek uygun bir yorumlama yaptıktan sonra bulanık bir kontrol davranışına karar verir. Elde edilen bulanık sonuç değeri, durulaştırma

ünitesinde kesinleştirilir. BMD'nin temel yapısı Şekil 2.6'da gösterilmiştir. BM kurallarının ve uygun üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi, BMD'nin tasarımındaki en önemli konudur [61, 62].



Şekil 2.6. Bulanık mantık denetleyicisinin temel yapısı.

Bir BMD'nin tasarımında olması gereken faktörler şunlardır [63–65].

(a) Gerçek giriş ve çıkışlar ve bunların evrensel kümelerinin tanımlanması,

(b) Sözel evreninin bulanık alt kümelere ayrılması,

(c) Her giriş ve çıkış değişkeni için bulanık bağıntıların kurulmasında kullanılacak üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi,

(d) Bulanık kural tabanının oluşturulması,

(e) Giriş ve çıkış değişkenlerinin ölçekleme faktörlerinin belirlenmesi,

(f) Denetleyici girişlerinin bulanıklaştırılması işleminin tanımlanması,

(g) Her bir kurala ait çıkış değerinin elde edilmesi için bulanık sonuç çıkarımının kullanımı,

(h) Bulanık çıkışların uygun bir yöntemle tek bir bulanık değere dönüştürülmesi,

(i) Sistem çıkışının bulunması için durulaştırma işleminin yapılması.

2.1.6. Bulanık Çıkarım Yöntemleri

BMD'nin kalbi bulanık çıkarım ünitesidir. Bulanık çıkarım ünitesinin amacı, bulanık tabanlı bir sistemin giriş değişkenlerini, amaca uygun olarak, ilgili bulanık bilgi kuralları ile birleştirerek sonuca ulaşmaktır [66].

Bulanık çıkarım sisteminin temel yapısı üç kısımdan oluşur [62]:

(i) Bulanık kuralların seçimini içeren "kural tabanı",

(ii) Bulanık kurallarda kullanılan üyelik fonksiyonlarının bilgilerini içeren "veri tabanı",

(iii) Kurallar doğrultusunda, verilen koşullara bağlı olarak çıkışları belirleyen "muhakeme mekanizması".

Literatürde, sonuç çıkarım amacıyla yaygın olarak kullanılan dört metod vardır [63, 65]:

(1) Mamdani'nin Min-Max Metodu,

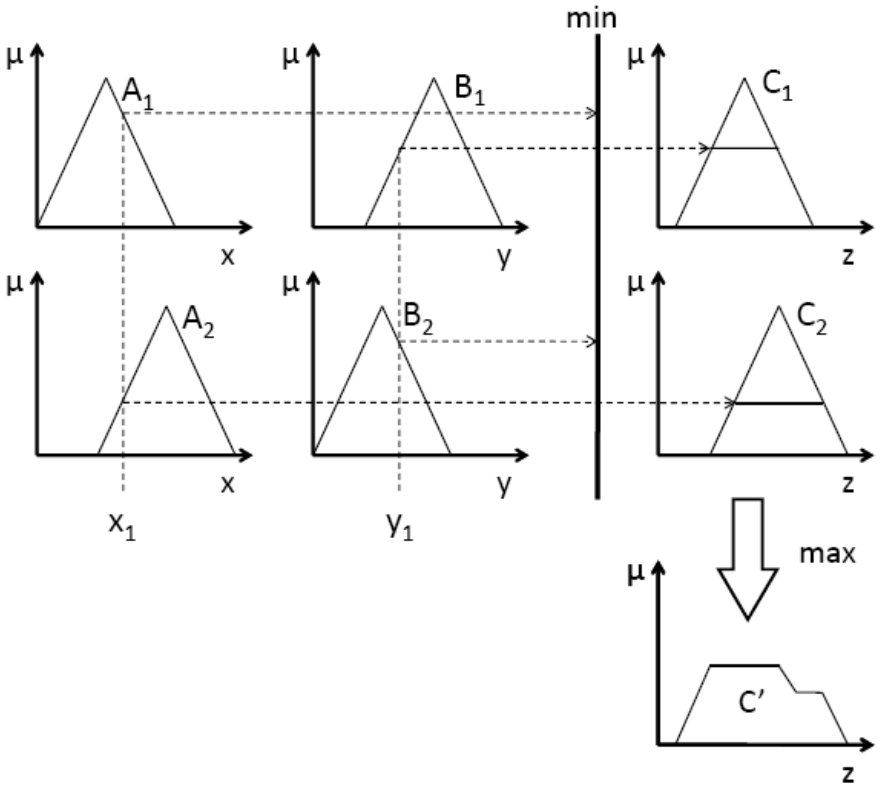
(2) Larsen'in Çarpım Metodu,

(3) Tsukamoto Metodu,

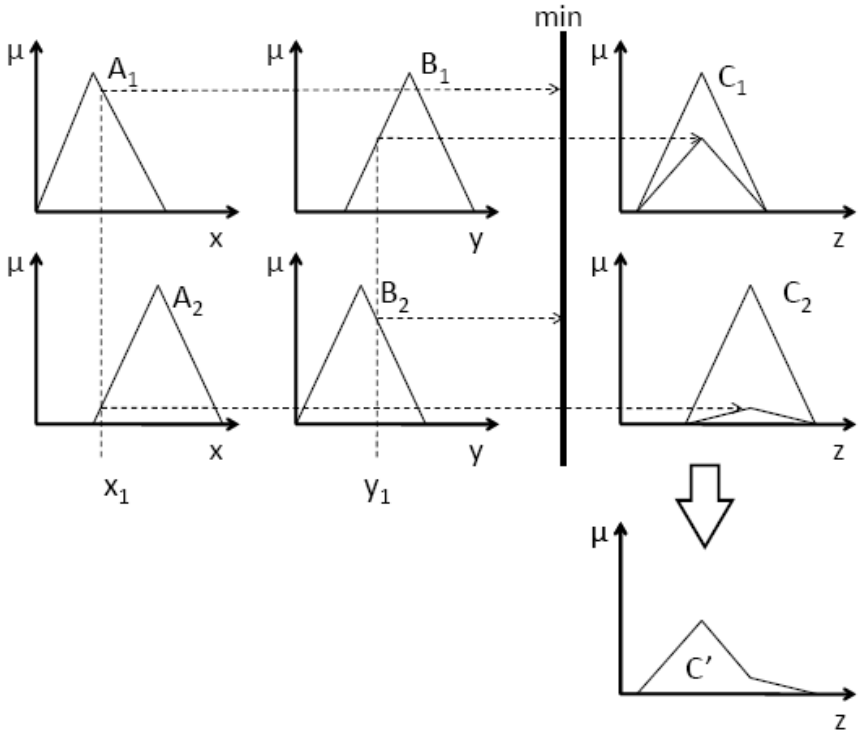
(4) Takagi-Sugeno Metodu.

Bu dört metoda ait sonuç çıkarım mekanizmaları Şekil 2.7, Şekil 2.8, Şekil 2.9 ve Şekil 2.10'da verilmiştir.

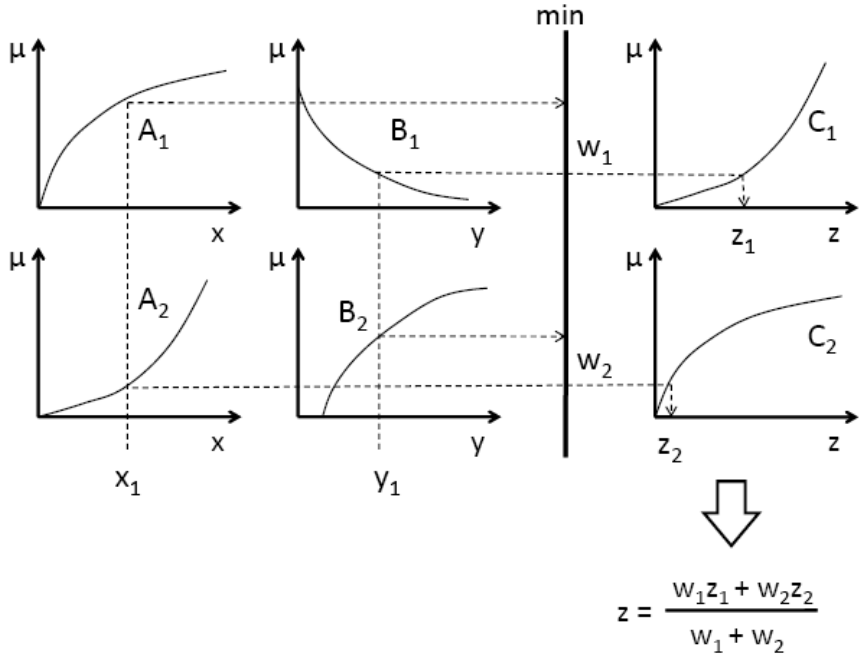
Verilen şekillerde, A_1 ve B_1 bulanık alt kümeleri, x_1 ve y_1 giriş değişkenlerini, C' çıkışa ait bulanık sonucu ve z elde edilen kesin çıkış değerini temsil etmektedir.



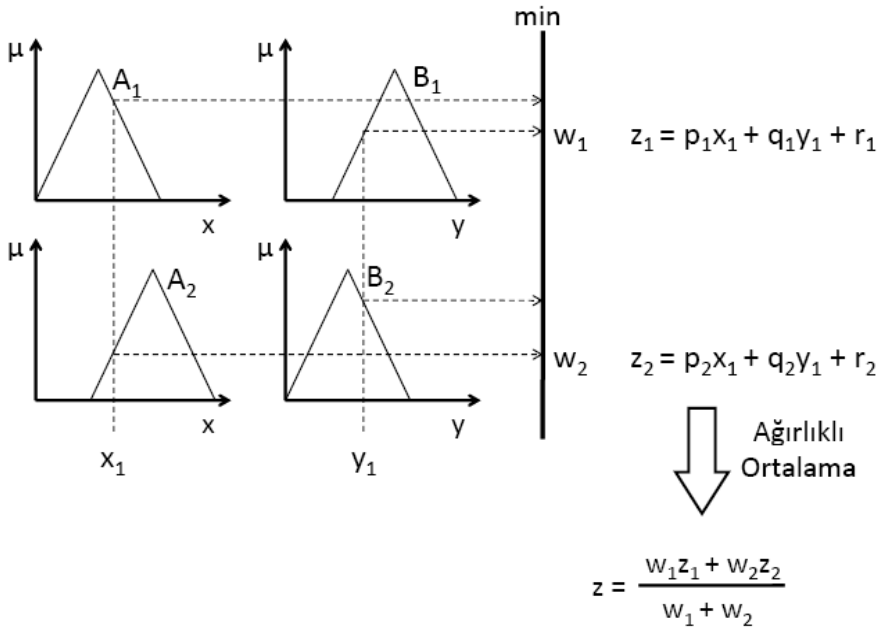
Şekil 2.7. Mamdani'nin Min-Max metodu.



Şekil 2.8. Larsen'in çarpım metodu.



Şekil 2.9. Tsukamoto metodu.



Şekil 2.10. Takagi-Sugeno metodu.

Elde edilen bulanık değerin gerçek değere dönüştürülmesi amacıyla bir durulaştırma birimi görev yapar. Bu birim uygun bir yöntemle gerçek değere ulaşılmasını sağlar.

Sık kullanılan durulaştırma operasyonları aşağıdaki şekilde verilebilir [63–65].

(1) Maksimum Kriteri Metodu (The Max Criterion Method) (MAX): Kontrol etkisinin maksimum değere ulaştığı noktanın elde edilmesini sağlar (Şekil 2.11).

(2) Maksimumların Ortalaması Metodu (The Mean of Maximum Method) (MOM): Üyelik değerlerinin maksimuma ulaştığı bütün yerel kontrol etkilerinin ortalama değerinin elde edilmesini sağlar (Şekil 2.11). Çıkış değeri Eşitlik 2.6'daki gibi bulunur.

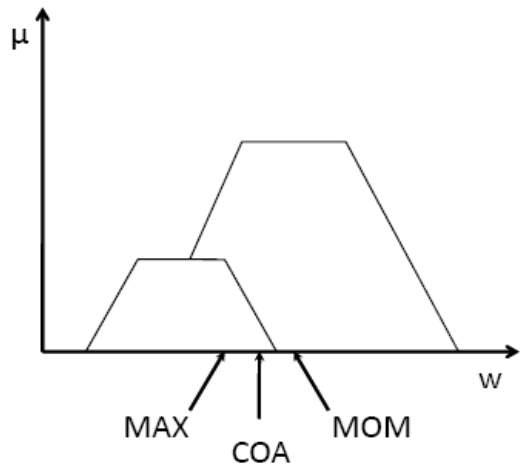
$$Z = \sum_{j=1}^{l} \frac{w_j}{l} \tag{2.6}$$

(3) Alan ya da Ağırlık Merkezi Yöntemi (Center of Area/Gravity) (COA): Kontrol etkisinin alan ya da ağırlık merkezinin üretilmesini sağlar. En sık kullanılan yöntemdir (Şekil 2.11). Çıkış değeri Eşitlik 2.7'deki gibi bulunur.

$$Z - \frac{\sum_{j=1}^{n} \mu_Z(w_j) w_j}{\sum_{j=1}^{n} \mu_Z(w_j)} \tag{2.7}$$

Bu eşitliklerde w_j ağırlıkları, $\mu_z(w_j)$ ise üyeliği belirtmektedir.

Bu durulaştırma metodları Şekil 2.11'de gösterilmiştir.



Şekil 2.11. Sık kullanılan durulaştırma yöntemleri.

Bu yöntemler arasında yer alan Sugeno metodu, Takagi, Sugeno ve Kang tarafından, verilen giriş-çıkış veri kümelerinden bulanık kuralların oluşturulması yaklaşımı için önerilen bir yöntemdir [24]. Çok sık kullanılan bir yöntem olan Sugeno metodunda, çıkışlar bulanık kümelerle değil, giriş değişkenlerinin fonksiyonları türünden ifade edilir. Çıkışın doğrudan bir fonksiyon ile hesaplanması nedeniyle, durulaştırma işlemine ihtiyaç duyulmaz. Bu sonuç çıkarım yöntemine göre bir kural aşağıdaki gibi tanımlanır:

$$\text{Eğer x A ve y B ise } z = f(x,y)$$

Burada x ve y sisteme ait dilsel değişkenler, z sonuç kısmının kesin çıkış değeri, A ve B koşul kısmının bulanık kümeleri, f ise x ve y değerlerine bağlı bir fonksiyondur. f(x,y) birinci dereceden ise bulanık çıkartım sistemi "birinci derece Sugeno bulanık modeli", eğer f(x,y) sabit bir değer ise "sıfırıncı derece Sugeno bulanık modeli" olarak adlandırılır. İki kuraldan oluşan tipik bir kural tabanı aşağıdaki gibi ifade edilebilir.

$$\text{1. Kural} \rightarrow \text{Eğer x } A_1 \text{ ve y } B_1 \text{ ise } z_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

$$\text{2. Kural} \rightarrow \text{Eğer x } A_2 \text{ ve y } B_2 \text{ ise } z_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

Bu iki kuraldan elde edilen toplam çıkış etkisi aşağıdaki gibi ifade edilir.

$$z = [w_1z_1 + w_2z_2] / (w_1 + w_2)$$

Literatürde, Sugeno ve Mamdani sıkça başvurulan bulanık çıkarım yöntemleridir. Bu iki yöntem arasındaki en önemli fark, Sugeno tipi bulanık modellemede çıktı üyelik fonksiyonlarının sadece lineer ya da sabit olmasıdır. Sugeno yönteminde her bir kuralın kesin çıkışı vardır ve sonuç kesin değer olduğu için durulaştırma işlemine gerek kalmaz. Mamdani tipi bulanık modelin oluşturulması basit olup insan davranış ve duyularına uygundur. Mamdani tipi bulanık model, diğer bulanık model yapılarının temelini oluşturur. Sugeno da Mamdani bulanık mantık yönteminin bir uyarlamasıdır. Girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması ve BM işlemleri Mamdani bulanık modelleme ile tamamen aynıdır. Sugeno tipi bulanık model hesaplama için çok uygundur ve doğrusal olmayan sistemlerin kontrol edilmesinde kolaylıkla uygulanabilir. Uyarlanabilir tekniklerle birlikte iyi çalışır ve çıktı parametrelerini optimize ederek sonuçları iyileştirir [62, 67].

Sonuçta, Mamdani ve Sugeno yöntemleri bulanık mantık ilkelerinde yaygın olarak kullanılan yöntemlerdir. Mamdani yöntemi, modelin oluşturulmasının basit ve insan duyularına uygun olması ve diğer bulanık modellemelerin temelini oluşturması nedeniyle tercih edilmektedir. Matematiksel analize uygun olması ve uyarlanabilir tekniklerle birlikte kullanılması Sugeno yönteminin başlıca avantajlarıdır. Fakat, girdi sayısının artması verilerin eğitilmesini zorlaştırır ve eğitim süresini artırır. Ayrıca insan sezgilerine uygun değildir. Her iki yöntemin de avantaj ve dezavantajları bulunduğundan, ele alınacak problemin yapısına göre uygun olan yöntem ile bulanık model oluşturulmalıdır [62, 67].

2.1.7. Bulanık Mantığın Avantajları ve Dezavantajları

BM'nin uygulama alanları kontrol sistemlerinin ötesine uzanmaktadır. Geliştirilen son teoremler, BM'nin her türlü konuda sürekli sistemleri modellemek üzere kullanılabileceğini göstermektedir [68].

Çok geniş bir uygulama sahasına sahip olan BM'nin sağladığı en büyük fayda, var olan sistemi dilsel niteleyicilerle açıklayabilmesidir. Belirsiz kavramların bile matematiksel olarak ifade edilebilmesi nedeniyle doğrusal olmayan sistemlere yaklaşım yapabilmek için uygundur [69].

Bulanık mantığın diğer yöntemlere göre sağladığı avantajlar şu şekilde sıralanabilir [65, 66, 68, 69].

- İnsan düşünme tarzına yakındır,
- Yazılımının basit olması nedeniyle maliyeti düşüktür,
- Eksik tanımlı problemlerin çözümü için kullanılabilir,
- Uygulanması kolay olup matematiksel modele ihtiyaç duymaz,
- Pek çok giriş çıkış değişkeni eş zamanlı olarak ele alınabilir,
- Tüm kurallar eş zamanlı olarak uygulanır ve sonuçlandırılır,
- Karmaşık sistemlerde istenilen nitelik, hız ve kaliteye göre birden fazla BMD kullanılabilir,
- BMD ile klasik mantık denetleyicilerini birbirine bağlayarak denetim performansı artırılabilir.

BM'nin diğer yöntemlere göre dezavantajları şu şekilde sıralanabilir [66, 68, 69].

- Uygulamada kullanılan kuralların oluşturulması uzmana bağlıdır,
- Üyelik fonksiyonlarının deneme yanılma yolu ile bulunması durumunda uzun zaman alır,
- Kararlılık analizinin yapılması zordur,
- BM sistemleri öğrenemez ya da öğretilemez.

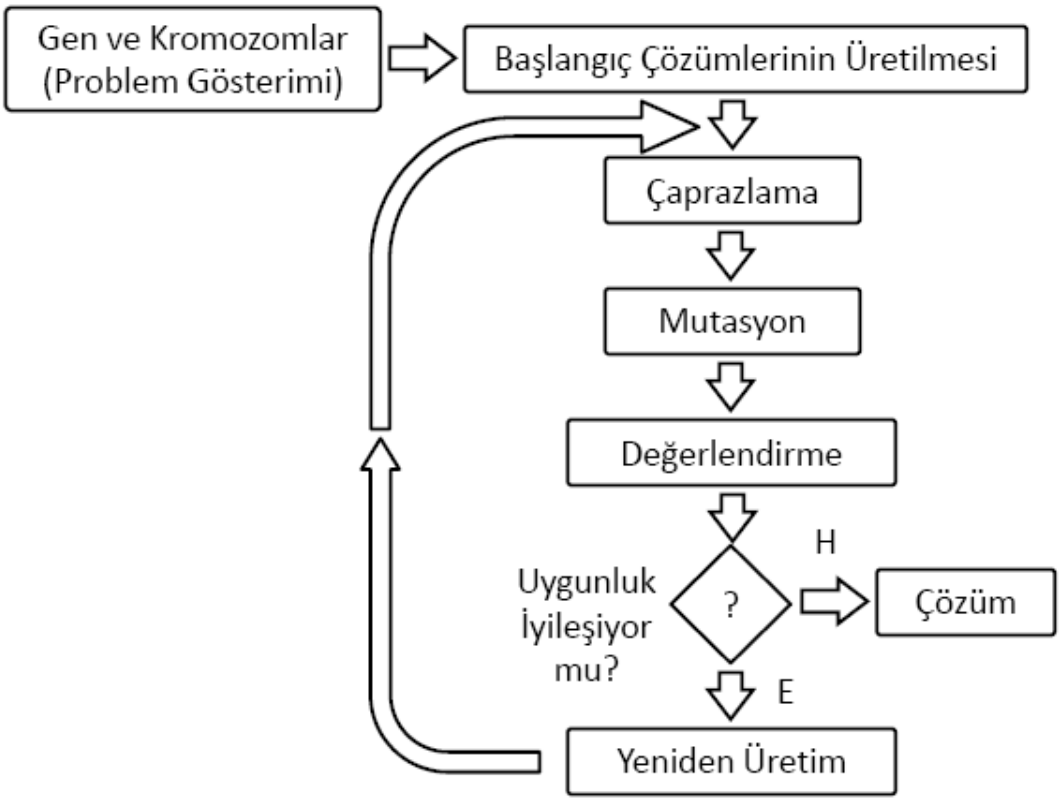
2.2. Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları

2.2.1. Genetik Algoritma (GA)

Evrimsel programlamanın bir parçası olan GA, Darwin'in evrim teorisinden esinlenilerek ortaya atılmıştır. Evrimsel programlama, 1960'lı yıllarda I. Rechenberg'in "Evrim Stratejileri" adlı çalışmasıyla gündeme gelmiştir. Evrimsel programlama genellikle genetik algoritmaları, evrimleşme stratejisini ve genetik programlamayı içermektedir. GA ile evrimleşme stratejisi arasındaki fark, GA'nın çaprazlama ve mutasyon operatörlerini, evrimleşme stratejisinin ise sadece mutasyon işlemini kullanmasıdır. Genetik programlama, genetik algoritmaların programlara uygulanmasıdır [38].

GA, temel prensipleri ilk olarak Michigan Üniversitesi'nden, psikolog ve bilgisayar bilimleri uzmanı J. H. Holland tarafından sunulmuş olan ve popülasyon olarak adlandırılan kromozomlardan oluşmuş çözümler kümesine dayalı olarak çalışan, sezgisel bir optimizasyon yöntemidir [70]. Algoritmanın temel çalışma prensibi, üretilen popülasyondaki bireylerden daha iyi bireyler elde edilmesine ve en iyi olanın seçilmesine dayanır. Bu amaçla algoritma, yeniden üreme (reproduction), çaprazlama (crossover) ve mutasyon (mutation) gibi genetik operatörlerden yararlanır [43, 70, 71, 72].

Karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümünde kullanılan GA'nın temel kontrol parametreleri popülasyon büyüklüğü, jenerasyon sayısı, çaprazlama oranı ve mutasyon oranıdır. Popülasyon büyüklüğü algoritmanın performansı üzerinde doğrudan etkilidir [43, 70]. GA'nın akış diyagramı Şekil 2.12'de gösterilmiştir.

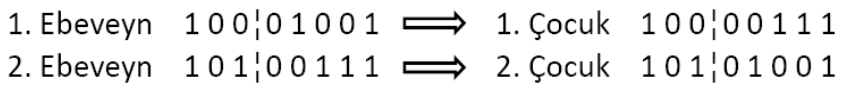


Şekil 2.12. Genetik algoritma akış diyagramı.

Standart bir GA'da, bir problemi çözebilmek için öncelikle olası çözümlerin kodlandığı rastgele başlangıç çözümleri belirlenir. Çözümlerin kodları kromozom olarak adlandırılır. Toplumda bulunacak birey sayısı için bir standart yoktur. Büyüklük seçiminde yapılan işlemlerin karmaşıklığı önemlidir [73].

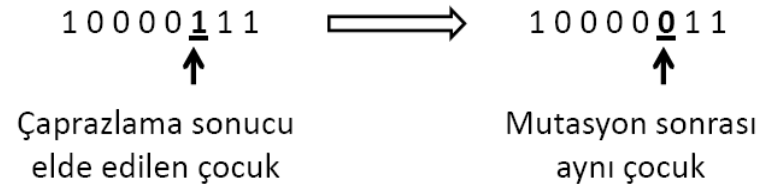
Çaprazlama ve mutasyon operatörleri, bir sonraki jenerasyondaki bireyleri üretmek amacıyla kullanılmaktadır. Çaprazlama operatörü, eşleştirme havuzundan rastgele bir çift seçer. Bu bireyler arasında bilginin değiş-tokuş edilmesiyle, yeni bir birey elde edilir. Çözüm uzayından kaç adet kromozomun çaprazlanacağı çaprazlama oranına göre belirlenmektedir. Çaprazlama operatörü için farklı çaprazlama yöntemleri vardır. Tek noktalı çaprazlama işleminde, rastgele bir çaprazlama noktası seçilerek bu noktaya kadar olan bilgi ebeveyn bireyler arasında değiştirilir. İki noktalı çaprazlama işleminde ise, rastgele iki çaprazlama noktası seçilerek bu noktalar arasında kalan bilgi ebeveyn bireyler arasında değiştirilir. Tez çalışmasında tek noktalı (single point) çaprazlama

yöntemi kullanılmıştır. Tek noktalı çaprazlama işlemi Şekil 2.13'te gösterilmiştir [70, 74].



Şekil 2.13. Tek noktalı çaprazlama yöntemi.

Çaprazlama neticesinde farklı çözümlere ulaşmak bazen zor olmaktadır. Bu nedenle mutasyon işlemine başvurulmaktadır. Mutasyon, yeni çözüm aramanın kolaylaştırılması ve aramanın yönünü değiştirmek amacı ile bir kromozomun bir elemanının (geninin) değiştirilmesi işlemidir. Çözüm havuzu içinden kaç kromozomun mutasyona uğratılacağına mutasyon oranına göre karar verilmektedir [70, 74]. Şekil 2.14'te mutasyon işlemi gösterilmiştir.



Şekil 2.14. Mutasyon işlemi.

Uygunluk fonksiyonu, belirlenen çözümlerin uygunluk derecelerinin ölçülmesini sağlayan bir fonksiyon olup her problem için bir uygunluk fonksiyonunun belirlenmesi gerekmektedir. Bu fonksiyondan elde edilen sonuçların kullanımı, araştırmanın başlangıcında yeterli olabilir. Ancak araştırma ilerledikçe, iyi ile daha iyi ve kötü ile daha kötü sonuçlar arasındaki farkı ayırt etmek zorlaşır. Bu da GA'nın çözümleri geliştirmesini olumsuz etkiler. Bu nedenle normalizasyon işlemine gerek duyulur. GA normalizasyon işlemine karşı oldukça hassastır [74, 75].

Çözüm havuzundaki kromozomlar, çaprazlama ve mutasyon neticesinde üretilen yeni kromozomlar nedeniyle çoğalacaktır. Bunların arasından problem havuz büyüklüğüne göre kromozomlar seçilerek diğerleri atılır. Seçilenler ise bir sonraki nesil çözümü olarak yeniden çaprazlanıp gelecek çözümleri üretirler. Yeniden üretim için değişik

yöntemler geliştirilmiştir. “Rulet tekerleği” en yaygın olarak kullanılan yeniden üretme yöntemidir. Bu yöntemde her bir çözüme, kalite değerinin popülasyonun ortalama kalite değerine oranına göre tekerlek üzerinde bir delik verilir. Daha sonra tekerlek, tekrar üremeye tâbi tutulacak bireylerin seçimi için yeterli sayıda döndürülür. Her dönüşte top hangi bireye ait boşluğa girerse, o dönüş için o birey başarılı olmuş demektir. En iyi çözümlerin bir sonraki nesil için seçilme olasılıkları daha fazladır. Ancak kötü çözümler de seçilebilirler. Bunun nedeni, bu kötü çözümlerin ileride daha iyi çözümlere yol açabilecek olmasıdır [38, 73, 74, 75].

Özel bir problem için GA aşağıdaki faktörlere sahip olmalıdır [21, 73].

- Mevcut çözümler için genetik tanımlama,
- Başlangıç popülasyonunun oluşturulması,
- Bunların uygunluğuna bağlı olarak gelişmede rol oynayan bir değerlendirme fonksiyonu,
- Yeniden üreme esnasında kullanılan genetik operatörler,
- GA’nın kullandığı değişik parametre (popülasyon büyüklüğü, genetik operatörlerin olasılıkları vb.) değerleri.

GA ile ilgili ayrıntılı bilgiye [38, 74, 75, 76] nolu referanslardan ulaşılabilir.

2.2.2. Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA)

Diferansiyel gelişim algoritması (DGA), gerçek değerli fonksiyonların minimizasyonu için son zamanlarda sıkça kullanılmaya başlanan, özellikle sürekli verilerin söz konusu olduğu problemlerde etkin sonuçlar verebilen popülasyon tabanlı bir algoritmadır [44, 47, 50, 77].

GA’lara benzer biçimde çaprazlama, mutasyon ve seçim gibi gelişim operatörlerini kullanan DGA, GA’dan farklı olarak çözümlerin iyileştirilmesi işlemini, çaprazlama operatörünün aksine mutasyon operatörüne dayandırır. DGA’nın temel işlem adımları aşağıdaki gibidir [50, 78].

(1) Başlangıç popülasyonu oluştur,
(2) Popülasyonu değerlendir,
(3) Sonlandırma kriteri sağlanıncaya kadar aşağıdaki işlemleri gerçekleştir
    (3.1) Mutasyon uygula
    (3.2) Çaprazlama uygula
    (3.3) Değerlendirme
    (3.4) Seçim

Price ve Storn'un çalışmaları, DGA'nın diğer sezgisel yöntemlere göre avantajlarının belirlenmesinde etkili olmuştur. DGA temelde üç avantaja sahip, sezgisel bir algoritmadır. Bu avantajlar aşağıdaki şekilde sıralanabilir [73, 77].

- Gerçek global minimumu, başlangıç parametre değerlerinden bağımsız olarak bulma,
- Hızlı yakınsama,
- Az sayıda kontrol parametresine gerek duyma.

DGA basit yapılı ve hızlı, tipik bir gelişim algoritmasıdır. DGA'ya ait temel tanımlamalar aşağıda verilmiştir [75]:

- NP: popülasyon büyüklüğü (kromozom sayısı)
- D: değişken sayısı (gen sayısı)
- CR: çaprazlama oranı
- G: jenerasyon
- F: ölçekleme faktörü
- xj,i,G: G jenerasyonunda, i kromozomunun j parametresi
- nj,i,G+1: mutasyon ve çaprazlamaya tabi tutulmuş ara kromozom
- uj,i,G+1: xj,i,G'den bir sonraki jenerasyon için üretilen kromozom
- r1,2,3: yeni kromozomun üretiminde kullanılacak rastgele seçilmiş kromozomlar
- u: değişkenlere ait alt ve üst sınır değerleri

DGA'da NP adet D boyutlu kromozomdan meydana gelen başlangıç popülasyonu, rastgele meydana getirilir. Burada D kromozoma ait gen sayısını belirtmektedir. NP kullanıcı tarafından belirlenen kromozom sayısıdır ve her zaman üçten büyük olmalıdır.

Bunun nedeni, yeni kromozomların üretilmesi için mevcut kromozomlar dışında üç adet kromozoma ihtiyaç duyulmasıdır.

DGA, rastgele seçilmiş vektörlerin farkına dayalı bir mutasyon işlemi kullanır. Popülasyondaki en kaliteli birey ya da rastgele belirlenmiş olan birey bir fark vektörü eklenerek değişikliğe uğratılır. Bu fark vektörü ise, popülasyonda yer alan farklı iki birey arasındaki farkın bir ölçekleme değeri ile çarpılmasından elde edilir. Ölçekleme değeri [0, 1] aralığında değişen bir parametredir [75].

Bu çalışmada, mutasyon işlemi için algoritma tarafından kullanılan fark vektörüne ait ifade Eşitlik 2.8'de verilmiştir. Bu ifadede yer alan bm, son iterasyona kadarki en iyi popülasyonu, F ölçekleme faktörünü, pm_1 ve pm_2 eski popülasyon kullanılarak elde edilen birbirinden farklı NPxD boyutlu popülasyonları ve Pop_new, NPxD boyutlu yeni popülasyonu göstermektedir.

$$Pop_new = bm + F \times (pm_1 - pm_2) \tag{2.8}$$

Tez çalışmasında binomial tip çaprazlamadan yararlanılmış, bunun için öncelikle NPxD boyutlu ve elemanları 0 ve 1'lerden oluşan bir çaprazlama kriteri matrisi oluşturulmuştur. cross = rand(NP,D) < CR ifadesi ile oluşturulan matristeki elemanın 1 olması durumunda yeni birey mutasyona uğramış popülasyondan, 0 olması durumunda ise yeni birey eski popülasyondan alınmıştır.

DGA popülasyon tabanlıdır ve aynı anda birçok noktada araştırma yapmaktadır. DGA'da GA'dan farklı olarak her bir operatör tüm popülasyona sırayla uygulanmamakta, kromozomlar tek tek ele alınıp, rastgele seçilen diğer üç kromozomdan yeni birey elde edilmektedir. Daha sonra mevcut kromozomla yeni kromozomun uygunlukları karşılaştırılıp uygunluğu fazla olan birey bir sonraki popülasyona aktarılmakta, böylece seçim operatörü de kullanılmış olmaktadır. Üretilen çözümlerin kalitesi, ürettikleri uygunluk değeri ile ölçülmektedir. İstenilen kalitede bir çözüm bulunduğunda ya da iterasyon sayısı tamamlandığında algoritmanın işleyişi sona erer [50, 73, 75, 78, 79].

DGA ile ilgili ayrıntılı bilgiye [75] nolu referanstan ulaşılabilir.

2.2.3. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

Hesaplama alanında kullanılan ve sürülerden esinlenilerek ortaya konulan iki popüler yöntem vardır. Bunlar "Karınca Koloni Optimizasyonu" (KKO) ve "Parçacık Sürü Optimizasyonu" (PSO) dur. KKO, karıncaların davranışlarından esinlenilerek ortaya konulmuş, ayrık optimizasyon problemlerinde başarılı bir tekniktir [75]. İlk kez Eberhart ve Kennedy tarafından önerilen Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), zor ve karmaşık problemleri çözümünde etkili bir teknik olarak kullanılmaktadır [80]. Bu teknik, özellikle doğrusal olmayan problemlerin çözümü için tasarlanmıştır. Çok parametreli ve çok değişkenli optimizasyon problemlerine çözüm üretmek için kullanılmaktadır. PSO'ya ait temel tanımlamalar aşağıda verilmiştir [73, 81].

- v_i: i. parçacığın hızı
- x_i: i. parçacığın konumu
- pb_i: önceki en iyi uygunluk değerini veren i. parçacığın pozisyonu
- gb: herhangi bir parçacık tarafından, o ana kadar elde edilmiş en iyi uygunluk değerine sahip çözüm
- w: eylemsizlik faktörü
- c1 ve c2: öğrenme faktörleri

Parçacık sürü algoritması hayvanlar arasındaki sosyal etkileşimden esinlenilen bir optimizasyon tekniğidir. PSO bir grup rastgele üretilmiş çözümle (parçacıkla) başlatılır ve jenerasyonlar güncellenerek en uygun değer araştırılır. Her iterasyonda, her bir parçacık iki en iyi değere göre güncellenir. Bunlardan birincisi bir parçacığın o ana kadar bulduğu en iyi uygunluk (pb) değeridir. Diğer en iyi değer ise popülasyondaki herhangi bir parçacık tarafından o ana kadar elde edilmiş en iyi uygunluk değerine sahip çözümdür (gb). Parçacıkların hızı, bir sonraki adımda kullanılacak parçacıkları belirlemek amacıyla Eşitlik 2.9'a göre güncellenir [73, 81-84].

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 rand_1^k\left(pb_i^k - x_i^k\right) + c_2 rand_2^k\left(gb^k - x_i^k\right) \tag{2.9}$$

Konum, hız vektörü kullanılarak Eşitlik 2.10'a göre güncellenir.

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \tag{2.10}$$

Eşitlik 2.9'da, c_1 ve c_2, her parçacığı pb ve gb pozisyonlarına doğru çeken öğrenme faktörleridir. c_1, parçacığın kendi tecrübelerine göre hareket etmesini, c_2 ise sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine göre hareket etmesini sağlar. Düşük değerler seçilmesi, hedefe ulaşma süresini artırabilir. Yüksek değerler seçilmesi ise, hedef bölgeye ulaşmayı hızlandırırken, hedef bölgenin gözden kaçırılmasına da sebep olabilir. Denklemdeki k, iterasyon sayısını belirtmektedir. Aşağıda PSO algoritması için gerekli prosedür gösterilmiştir [81-84].

For her parçacık için başlangıç koşullamaları

End

Do **For** her parçacık için uygunluk değerini hesapla

eğer uygunluk değeri, pb'den daha iyi ise;

şimdiki değeri yeni pb olarak ayarla

End

Tüm parçacıkların bulduğu pb değerlerinin en iyisini, tüm parçacıkların gb'si olarak ayarla

For her parçacık için

Eşitlik (2.9)'a göre parçacık hızını hesapla

Eşitlik (2.10)'a göre parçacık konumunu güncelle

End

Maksimum iterasyon sayısına ya da minimum hata koşulu sağlanana kadar devam et.

Algoritmanın temel işlem adımlarından anlaşılacağı üzere, algoritma başlangıç parçacık popülasyonunun oluşturulması ile başlar. Her bir parçacığın belirlediği çözüm için aday parametrelerle sistem çözümü yapılır ve elde edilen çözümden, önceden belirlenen bir sınırlamaya göre parçacığın uygunluğu belirlenir. Maksimum iterasyon sayısına ulaşıldığında ya da değer fonksiyonu istenilen seviyeye ulaştığında algoritma durdurulabilir [82, 83, 85, 86].

3. BÖLÜM

DOĞRUSAL OLMAYAN SİSTEMLERİN BULANIK MANTIĞA DAYALI OLARAK MODELLENMESİ

Sistem modelleme kavramı ilk kez 1962'de Lütfi Zadeh tarafından kullanılmıştır. Zadeh bu kavramı "Bir sistemi giriş ve çıkış ölçümlerinden belirlemek" şeklinde tanımlamıştır [7]. Modelleme, kontrol açısından önemli bir terimdir ve insan zekâsı ne kadar gelişmiş olursa olsun bazı kavramları anlamak için modellemeye ihtiyaç duyar.

Giriş-çıkış ilişkisinin, doğrusal olmayan matematiksel ifadelerle sağlanabildiği modeller, doğrusal olmayan sistemler olarak adlandırılır [87]. Endüstriyel uygulamaların büyük çoğunluğunun doğrusal olmayan bir yapıya sahip olması nedeniyle, bu sistemlerin modellenmesi fazla karmaşık olmaktadır [5]. Birçok analiz tekniği doğrusal matematik model yaklaşımını kullansa da çoğu durumda bu yaklaşımın iyi sonuç vermediği gözlenmiştir [88]. Literatürde, doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesi işleminde klasik, modern ya da yapay zekâya dayalı teknikler kullanılmaktadır.

Bu kısımda, BM ve yapay zeka optimizasyon algoritmalarından faydalanılarak doğrusal olmayan niteliğe sahip farklı problemler için sistem modelleme gerçekleştirilmiştir. Modelleme işleminde farklı bulanık sonuç çıkarım yaklaşımları kullanılarak, bu yöntemlerin modellemedeki etkilerinin ortaya konulması amaçlanmıştır. Bu amaçla, literatürde yer alan doğrusal olmayan üç farklı problem (Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi, Kimyasal Süreç Problemi ve Anten Problemi) dikkate alınmıştır. Bu problemler için, farklı kural sayılarından oluşan bulanık kural yapıları önerilmiş, bu yapılarda farklı bulanık çıkarım mekanizmaları uygulanarak, sonuçları birbirleri ve literatürle karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur. Bu çalışmada kullanılan veriler eğitim verileri olup, elde edilen en düşük hata değerleri dikkate alınmıştır. Önerilen bulanık

modellere ait parametreler, üç farklı algoritma (GA, PSO, DGA) yardımıyla elde edilmeye çalışılmıştır. Benzetim çalışmalarına ait sonuçlar tablolar halinde verilmiştir.

3.1. Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi

Box-Jenkins'in gaz fırını problemi, doğrusal olmayan sistem modelleme için popüler olarak kullanılan bir örnektir [89-94]. Bu problem, gaz akış oranını ifade eden u(t) gibi bir girişe ve CO_2 konsantrasyonunu ifade eden y(t) gibi bir çıkışa sahiptir. Sistem 296 adet giriş çıkış veri çiftinden oluşur. Modelin giriş değişkenleri olarak u(t-4) ve y(t-1) verileri, çıkış değişkeni olarak y(t) veri kümesi kullanılmıştır. Literatürde yapılan çalışmalarda genel olarak u(t-4), y(t-1) girişleri ve y(t) çıkışları kullanıldığı için, bu çalışmada da bu girişler ve çıkışlar kullanılmıştır (Ek-1). Verilere ait normalizasyon aralıkları u(t-4), y(t-1) ve y(t) için sırasıyla [-3, 3], [44, 62], [44, 62] olarak belirlenmiştir. GA, PSO ve DGA'nın kullanılmasıyla elde edilen modelleme hataları Eşitlik 3.1'de verilen ortalama kare hatası (Mean Square Error-MSE) ile hesaplanmıştır. Bu performans kriteri, GA, PSO ve DGA kullanılarak modellenen yapının kalitesinin belirlenmesini sağlar. Böylece her jenerasyondaki en iyi çözüm Eşitlik 3.1 ile elde edilir. [34, 89-94].

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}(O_k^d - O_k)^2 \qquad (3.1)$$

Burada N giriş çıkış veri çiftini, O_k^d gerçek ya da istenen çıkış değerlerini ve O_k modelin çıkışlarını ifade etmektedir.

Şekil 2.7, Şekil 2.8, Şekil 2.9 ve Şekil 2.10'da belirtildiği gibi bulanık bir kuralın ifade edilmesinde 9 ayrı parametreye ihtiyaç duyulur. Bu parametreler, ileride yeri geldikçe tablolar halinde verilmiş olup bu tablolarda 1. girişin parametreleri a_{i1}, a_{i2} ve a_{i3}, 2. girişin parametreleri b_{i1}, b_{i2} ve b_{i3}, 3. girişin parametreleri c_{i1}, c_{i2} ve c_{i3} ve çıkışın parametreleri de k, l, m ve n ile gösterilmiştir. Kural sayısı 2, 3 ya da 5 olduğunda, parametre sayısı sırasıyla 18, 27 ve 45'e ulaşır. Herbir parametre GA'da 8 bit ile tanımlıdır. Bu durumda, bir kuralın tanımlanması için 9x8=72 bit değerine ihtiyaç duyulur.

Bu problemde GA, PSO ve DGA için seçilen kontrol parametre değerleri sırasıyla Tablo 3.1, Tablo 3.2 ve Tablo 3.3'te gösterilmiştir.

Tablo 3.1. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için GA kontrol parametreleri.

GA	Popülasyon Büyüklüğü	Kural Sayısı x 18
	Gen Sayısı	Kural Sayısı x 72
	Çaprazlama Oranı	0.8
	Mutasyon Oranı	0.1
	Seçim Operatörü	Rulet Tekerleği

Tablo 3.2. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için PSO kontrol parametreleri.

PSO	Herbir Kural için Parametre Sayısı	9
	Popülasyon Büyüklüğü	Kural Sayısı x 18
	Öğrenme Katsayıları	2

Tablo 3.3. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için DGA kontrol parametreleri.

DGA	Herbir Kural için Parametre Sayısı	9
	Popülasyon Büyüklüğü (NP)	Kural Sayısı x 18
	Ölçekleme Faktörü (F)	0.8
	Çaprazlama Oranı (CR)	0.6
	Fark Eşitliği	$Pn = bm + F \times (pm_1 - pm_2)$

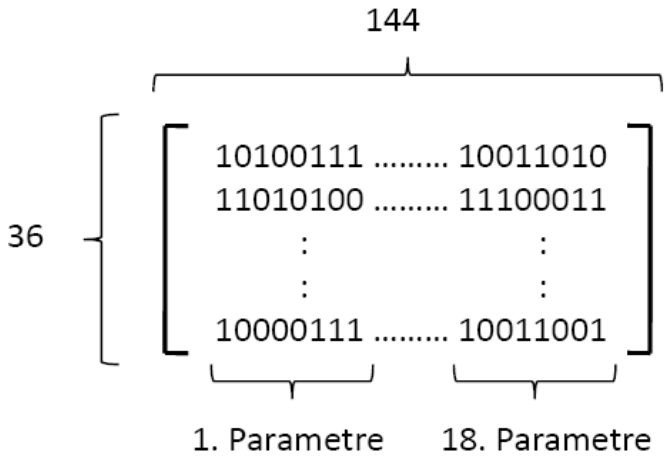
Yapılan herbir çalışmada, farklı iterasyon ya da jenerasyon değerleri kullanıldığından Tablo 3.1, Tablo 3.2 ve Tablo 3.3'te bu değerler gösterilmemiştir. İleride yeri geldikçe bu değerler bilgi olarak verilmiştir.

Tablo 3.1'deki tanıma göre 2 kuraldan oluşan bir yapı, GA çalışmasında Şekil 3.1'deki parametre matrisi ile ortaya konulur.

Algoritmalara dayalı olarak yapılan çok sayıdaki çalışma arasından, elde edilen en iyi değerlere sahip çalışmalara ait değerler burada verilmiştir.

Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için, Mamdani bulanık çıkarım metodu kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük hata (MSE) değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 600 iterasyon

boyunca yürütülmüş ve sonuçlar Tablo 3.4'te verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi GA'da 3 kural için MSE değeri 1.8561, PSO'da 2 kural için MSE değeri 1.5078 ve DGA'da 2 kural için MSE değeri 0.2226 olarak elde edilmiştir.

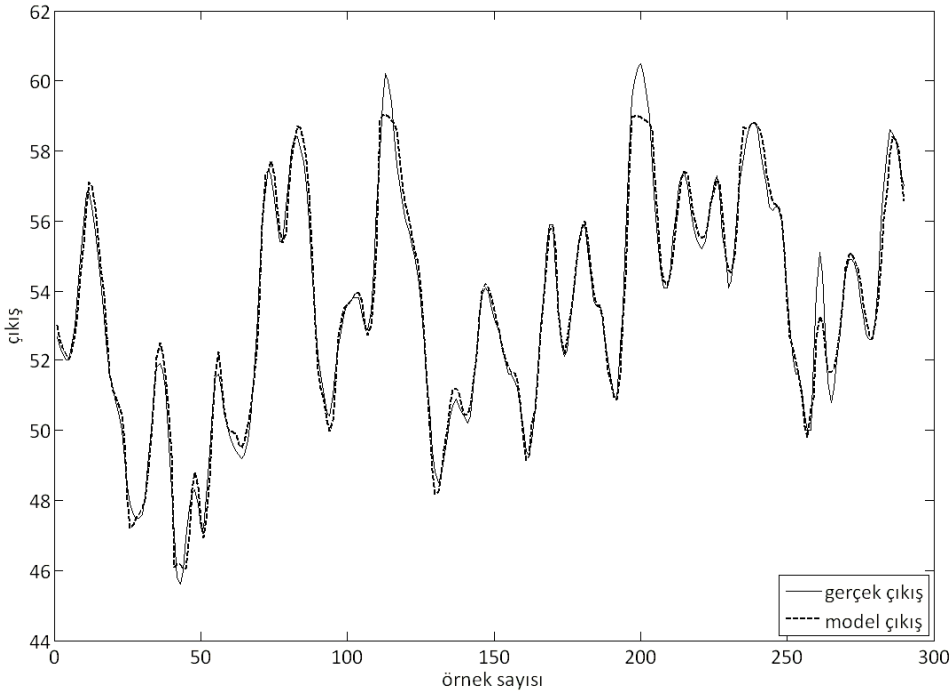


Şekil 3.1. GA için parametre matrisi.

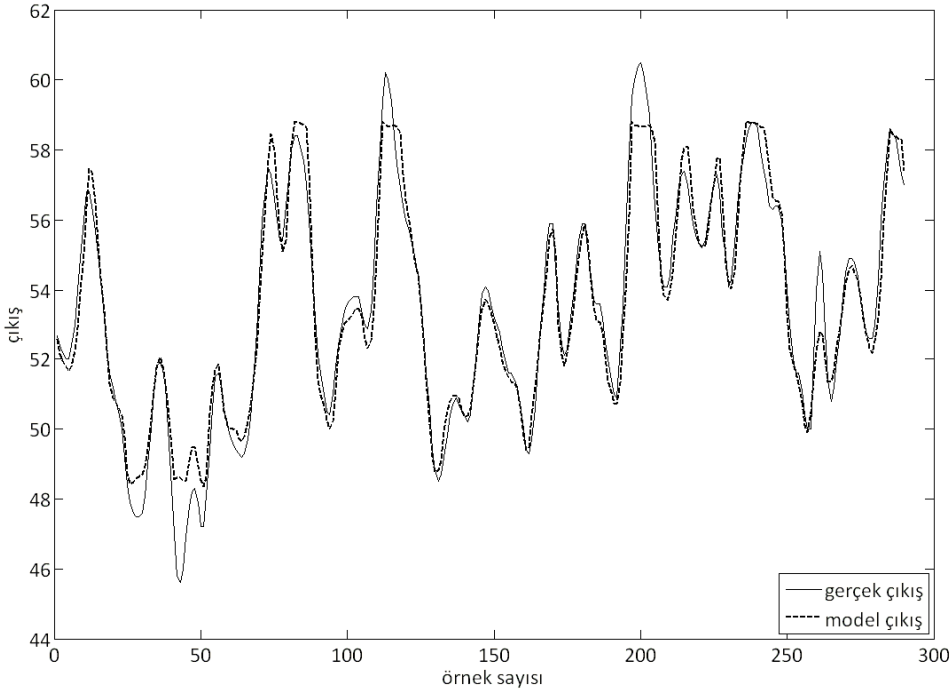
Tablo 3.4. Box-Jenkins problemi için Mamdani bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Mamdani	2	1.9734	600
2			3	1.8561	
3			5	1.8846	
4	PSO		2	1.5078	
5			3	1.9728	
6			5	2.3879	
7	**DGA**		**2**	**0.2226**	
8			3	0.5385	
9			5	0.8749	

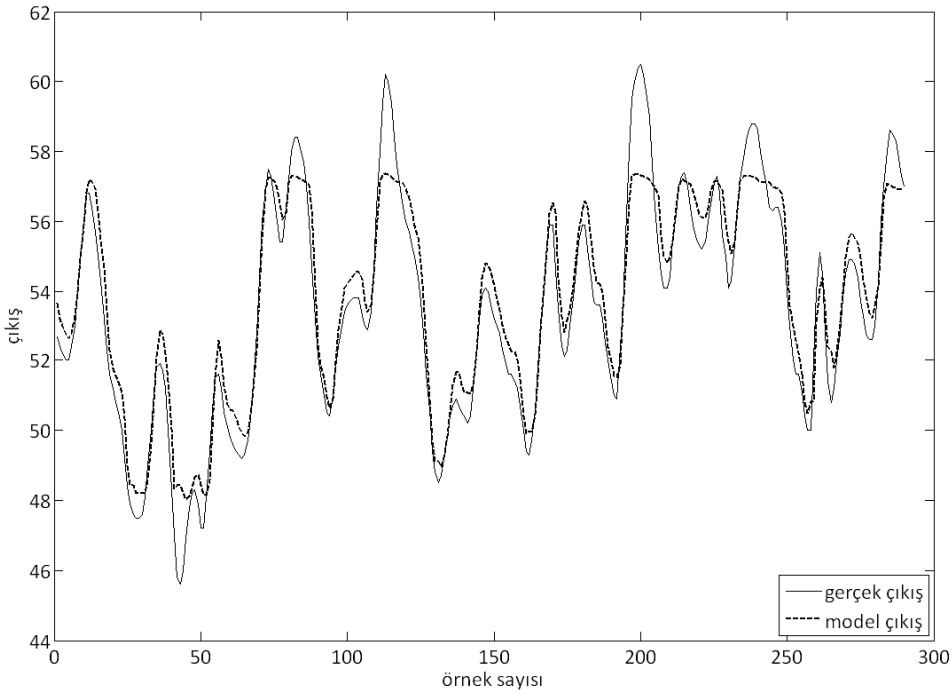
Tablo 3.4'te görüldüğü gibi, Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde, Mamdani bulanık çıkarım yöntemi kullanıldığında en düşük MSE değerine DGA ile ulaşılmıştır. DGA ile en iyi sonucu veren 7, 8 ve 9 sıra numaralı modellerin, gerçek modeli nasıl temsil ettiği sırasıyla Şekil 3.2, Şekil 3.3 ve Şekil 3.4'te gösterilmiş, bu üç modele ait kural parametreleri de Tablo 3.5'te verilmiştir. Bu değerler ve ileride yeri geldikçe verilecek olan tablolardaki değerler, belirtilen sınırlar içinde normalize edilmiş değerlerdir.



Şekil 3.2. Box-Jenkins problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.2226).



Şekil 3.3. Box-Jenkins problemi için 8 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.5385).



Şekil 3.4. Box-Jenkins problemi için 9 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.8749).

Tablo 3.5. Box-Jenkins problemi için Mamdani bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), u(t-4)			Giriş 2 (x_b), y(t-1)			Çıkış (y), y(t)		
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	k_i	l_i	m_i
7	2	0.1558	0.8708	1.0119	-0.9702	-0.6622	0.8078	-0.6038	0.1676	0.2733
		-1.2235	-1.1739	0.8753	0.1281	1.6999	1.7466	0.5363	1.1838	1.8604
8	3	-0.7247	0.5704	1.9026	0.2302	0.7258	1.0468	-1.6847	-0.4429	0.0132
		-1.9966	-0.7340	0.8297	-0.5126	-0.3981	1.5282	0.5477	1.0650	1.1889
		-0.2398	0.3915	1.0491	-0.8109	-0.3819	0.7579	-0.5343	0.1897	0.5551
9	5	-1.7865	-0.6964	0.8341	0.2160	1.3231	1.3268	0.3778	0.7745	1.1568
		-1.3301	0.3766	1.2556	-1.6345	-0.5765	0.6934	-0.6735	-0.6594	0.6994
		-1.9611	-0.5473	-0.2971	-1.6566	0.2824	1.0634	-0.3011	0.2248	0.9724
		-1.3367	-1.1352	-1.1091	-0.2646	0.2083	1.0300	0.1330	0.6010	1.0283
		-0.8017	0.6023	0.9252	-1.1936	-0.5992	-0.4052	-1.7562	-1.3202	0.4125

Şekil 3.2'de görüldüğü gibi, Mamdani bulanık çıkarım yöntemini kullanan DGA tarafından gerçekleştirilen model yapısı, bazı uç noktalarda tam olarak modelleme işlemini gerçekleştiremese de, genel olarak başarılı bir performans sergilemektedir.

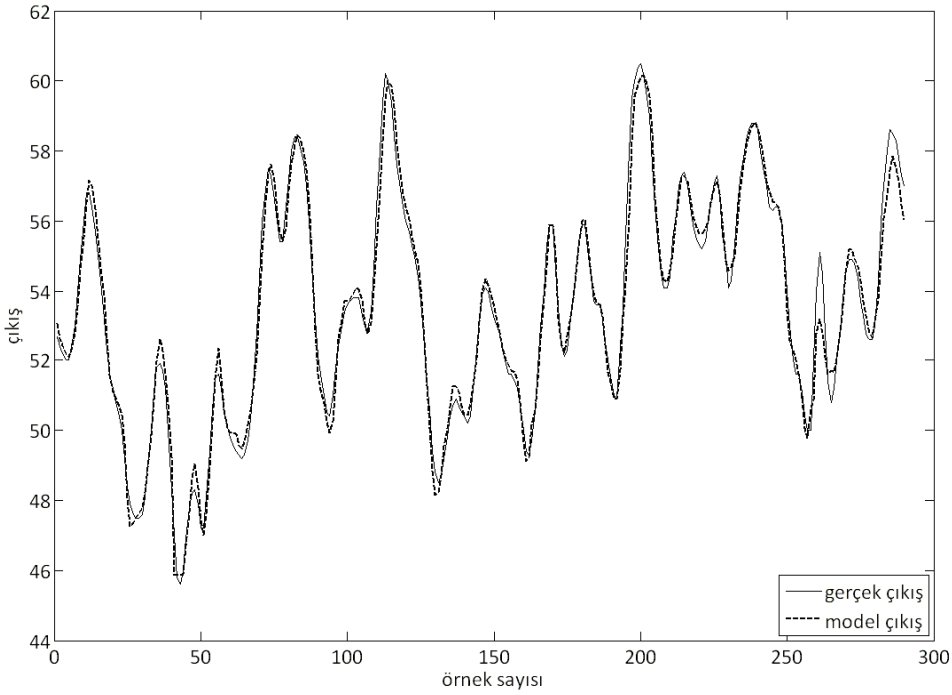
Kural sayısının artması MSE değerini artırıyor gibi görünse de iterasyon sayısında gerekli artış yapılarak MSE değeri daha aşağılara çekilebilir.

Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için, Larsen bulanık çıkarım metodu kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük hata (MSE) değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 600 iterasyon boyunca yürütülmüş ve sonuçlar Tablo 3.6'da verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi GA'da 5 kural için MSE değeri 1.4244, PSO'da 2 kural için MSE değeri 1.4988 ve DGA'da 2 kural için MSE değeri 0.2169 olarak elde edilmiştir.

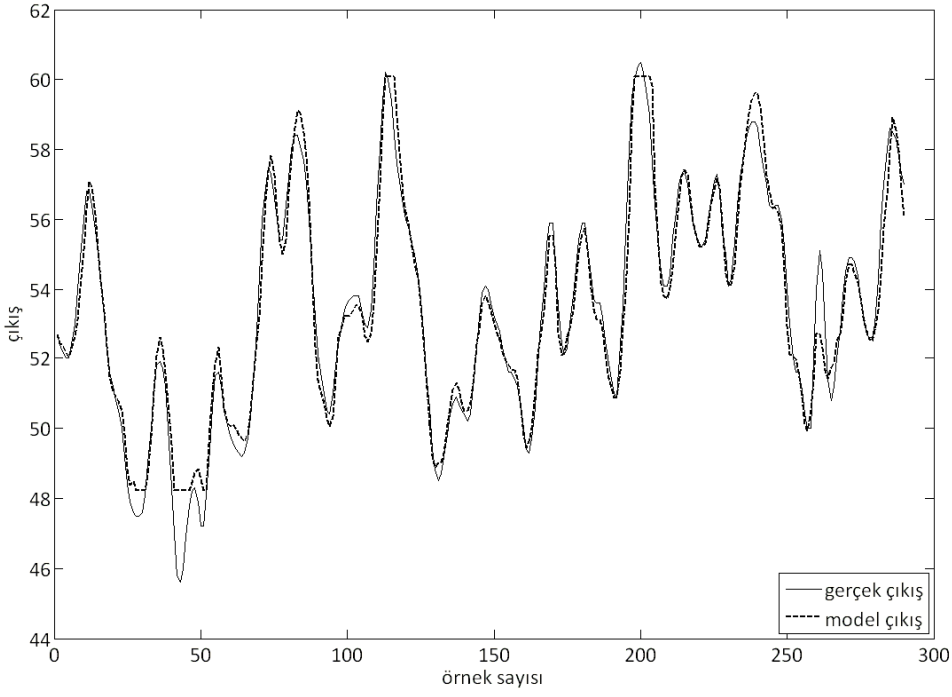
Tablo 3.6. Box-Jenkins problemi için Larsen bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Larsen	2	1.8146	600
2			3	1.8578	
3			5	1.4244	
4	PSO		2	1.4988	
5			3	1.8225	
6			5	1.5257	
7	**DGA**		**2**	**0.2169**	
8			3	0.4048	
9			5	0.9047	

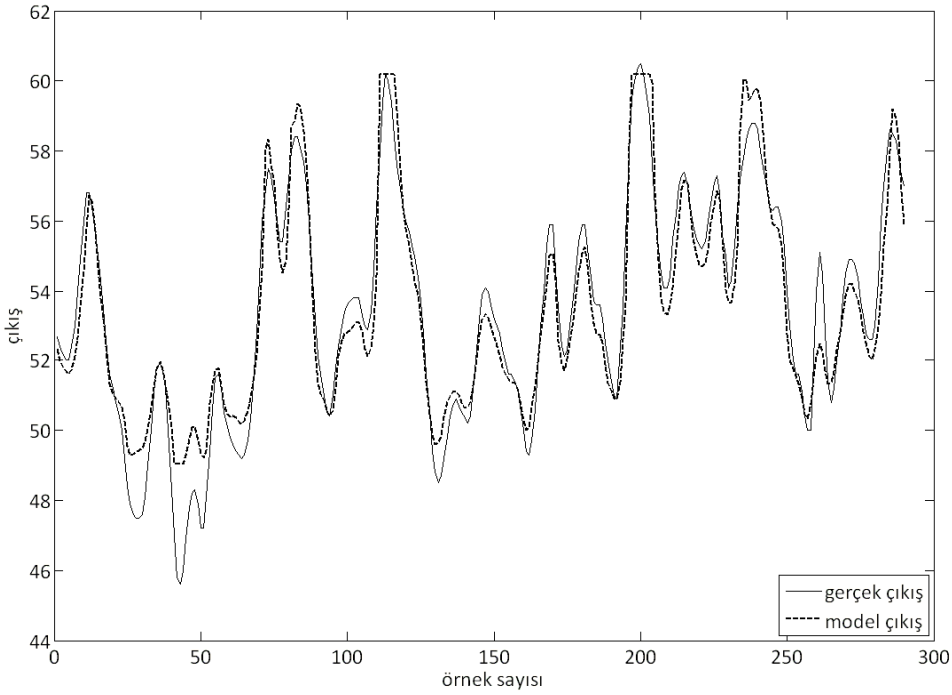
Tablo 3.6'da görüldüğü gibi, Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde, Larsen bulanık çıkarım yöntemi kullanıldığında 2, 3 ve 5 kural için en düşük MSE değerlerine DGA ile ulaşılmıştır. DGA ile en iyi sonucu veren 7, 8 ve 9 sıra numaralı modellerin, gerçek modeli nasıl temsil ettiği sırasıyla Şekil 3.5, Şekil 3.6 ve Şekil 3.7'de gösterilmiş, bu üç modele ait kural parametreleri de Tablo 3.7'de verilmiştir.



Şekil 3.5. Box-Jenkins problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.2169).



Şekil 3.6. Box-Jenkins problemi için 8 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.4048).



Şekil 3.7. Box-Jenkins problemi için 9 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.9047).

Tablo 3.7. Box-Jenkins problemi için Larsen bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), u(t-4)			Giriş 2 (x_b), y(t-1)			Çıkış (y), y(t)		
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	k_i	l_i	m_i
7	2	-0.6376	-0.1377	0.8948	0.0675	1.0567	1.9325	0.7655	0.8888	1.0543
		-0.4503	1.7228	1.8143	-1.0939	-0.6241	0.9045	-1.3211	-0.0104	0.3470
8	3	-1.5697	-0.0118	1.5217	-1.3206	-0.1548	0.8348	-0.1893	0.2479	0.5660
		-1.6214	-0.0923	0.8356	0.2086	0.8726	1.1535	0.6408	0.9951	1.6057
		-1.5452	-0.2863	0.7013	-0.3616	-0.0829	0.5568	-0.4555	0.8037	1.4112
9	5	-0.8589	0.6451	0.8250	-1.3078	-1.1482	0.2846	-1.7986	-1.2356	-0.0420
		0.1938	0.3898	1.3135	-1.2341	-1.0267	0.8212	-0.8603	0.3569	0.6940
		0.8885	1.3447	1.5756	-1.9972	-1.1056	0.2406	-0.2722	-0.2375	0.5098
		-1.7294	-1.2918	-0.5205	-0.5023	1.1943	1.4387	-0.8494	0.3993	0.6278
		-1.6713	0.0881	0.8609	-1.4398	1.0779	1.1313	0.6578	1.4636	1.5937

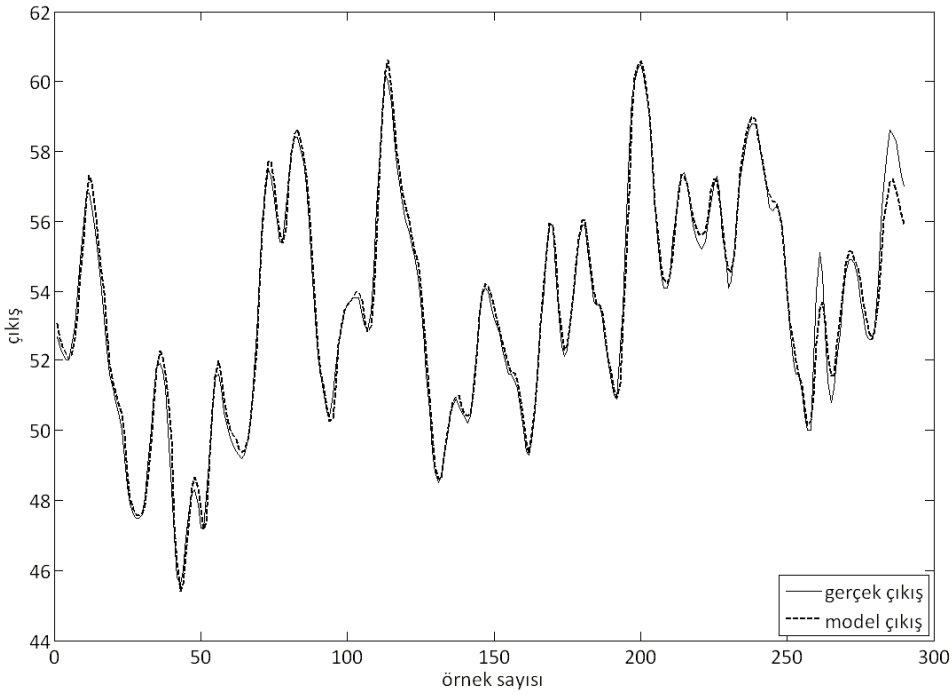
Şekil 3.5'te görüldüğü gibi, Larsen bulanık çıkarım yöntemini kullanan DGA tarafından gerçekleştirilen, en düşük MSE değerine sahip olan model yapısı, genel olarak başarılı bir performans sergilemektedir.

Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için Sugeno bulanık çıkarım metodu kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük hata (MSE) değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. İterasyon sayısı Mamdani ve Larsen yöntemlerine göre daha düşük tutulmuş, böylece iterasyon sayısı ile bulanık model performansının incelenmesi amaçlanmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 300 iterasyon boyunca yürütülmüş ve sonuçlar Tablo 3.8'de verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi iterasyonun daha düşük olmasına rağmen GA'da 2 kural için MSE değeri 0.1822, PSO'da 5 kural için MSE değeri 0.1741 ve DGA'da 2 kural için MSE değeri 0.1767 olarak elde edilmiştir.

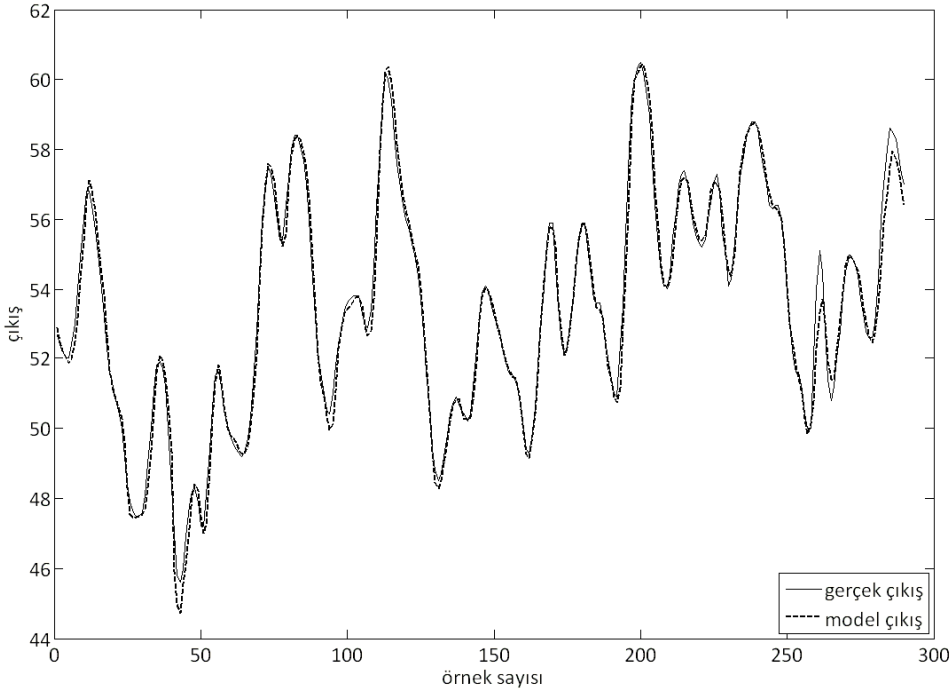
Tablo 3.8. Box-Jenkins problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Sugeno	2	0.1822	300
2			3	0.1867	
3			5	0.1865	
4	**PSO**		2	0.2505	
5			3	0.2110	
6			**5**	**0.1741**	
7	DGA		2	0.1767	
8			3	0.1768	
9			5	0.1774	

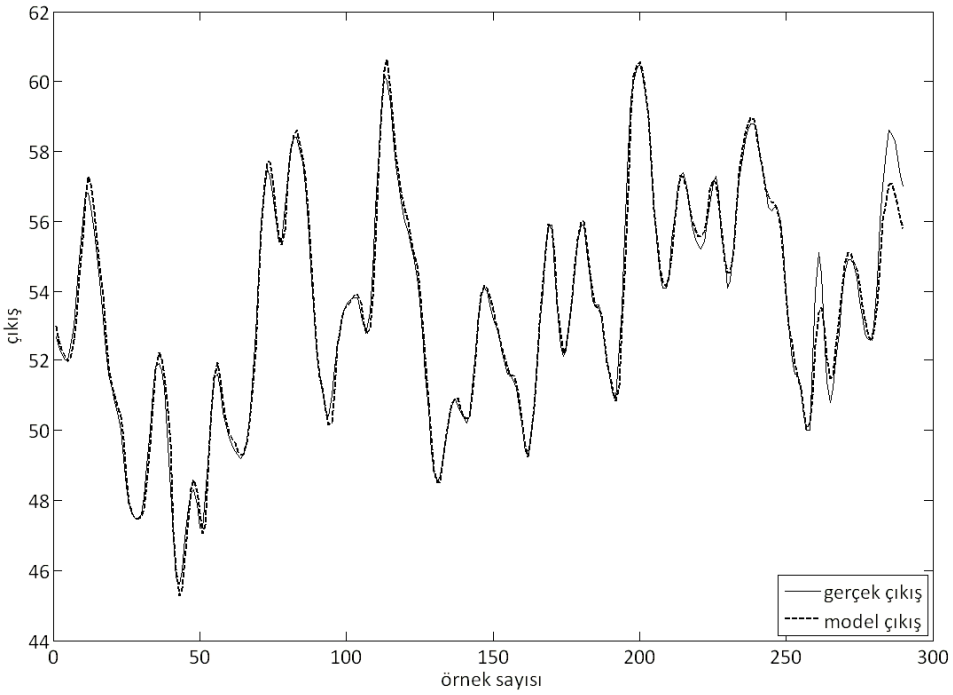
Tablo 3.8'de görüldüğü gibi Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde, Sugeno bulanık çıkarım yöntemi kullanıldığında en düşük MSE değerine PSO ile ulaşılmıştır. Fakat GA ve DGA da neredeyse PSO kadar iyi sonuç vermişlerdir. Sugeno bulanık çıkarım yönteminin, Mamdani ve Larsen bulanık çıkarım yöntemlerine nazaran hem daha hızlı olduğu, hem de daha düşük MSE değerine ulaşarak iyi bir sonuç verdiği gözlenmiştir. Sugeno bulanık çıkarım yöntemi kullanıldığında her bir algoritma için en düşük MSE değerlerini veren 1, 6 ve 7 sıra numaralı modellerin, gerçek modeli nasıl temsil ettiği sırasıyla Şekil 3.8, Şekil 3.9 ve Şekil 3.10'da gösterilmiştir. Bu üç modele ait kural parametreleri Tablo 3.9'da verilmiştir.



Şekil 3.8. Box-Jenkins problemi için 1 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1822).



Şekil 3.9. Box-Jenkins problemi için 6 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1741).



Şekil 3.10. Box-Jenkins problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1767).

Tablo 3.9. Box-Jenkins problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile [-2, 2] arama aralığında en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), u(t-4)			Giriş 2 (x_b), y(t-1)			Çıkış (y), y(t) $y= k_i.x_a+l_i.x_b+m_i$		
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	k_i	l_i	m_i
1	2	-0.0392	0.8549	1.2627	-0.0392	0.7922	1.6078	-0.3373	0.6824	0.3373
		-0.7294	-0.1647	0.1804	-1.7490	-0.5726	0.5569	1.4667	-0.9490	1.1059
6	5	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000
		0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000
		-1.5413	0.0000	1.7116	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	1.0000	0.0000
		1.0000	1.0000	1.0000	-0.9580	0.1448	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000
		0.9861	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	1.7196	0.0000
7	2	-1.6321	-0.7171	1.2346	-1.2307	1.3863	1.6780	-0.3575	0.6702	0.3501
		-1.3183	-0.6856	1.3474	-1.1178	-1.0039	-0.8917	1.8059	-0.6380	1.0979

Çalışmanın bu kısmında, Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için Tek Değerli (Singleton) üyelik fonksiyonundan faydalanılan bir bulanık çıkarım yöntemi denenmiştir. Bu yöntemde, girişler üçgen biçimli, çıkış ise tek değerli (Singleton) üyelik fonksiyonu alınmıştır. Dolayısıyla bir kuralın tanımlanması için 7 parametreye gerek

duyulur. Bu çalışmada Singleton Yöntemi olarak adlandırılan bulanık çıkarım yöntemi Eşitlik 3.2'de verilmiştir.

$$Z = \frac{\sum_{j=1}^{n} c_j w_j}{\sum_{j=1}^{n} w_j} \tag{3.2}$$

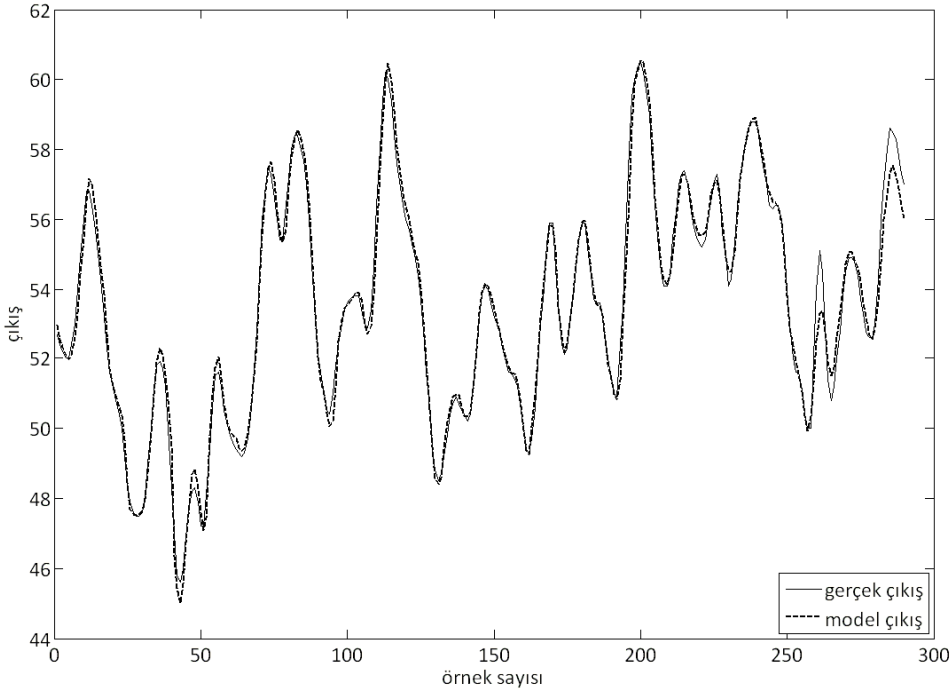
Eşitlik 3.2'de verilen c_j çıkışa ait Singleton değeri, w_j girişlere ait üyelik değerlerinin minimumu olan ağırlık değerini ve n ise kural sayısını ifade etmektedir. Eşitlik 3.2'de görüldüğü gibi, ağırlıklar ve çıkışa ait Singleton değerlerinin çarpımlarının toplamı, ağırlıkların toplamına bölünmüştür.

Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için Singleton yöntemi kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük hata (MSE) değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 600 iterasyon boyunca yürütülmüş ve sonuçlar Tablo 3.10'da verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi GA'da 5 kural için MSE değeri 0.4337, PSO'da 3 kural için MSE değeri 0.5187 ve DGA'da 3 kural için MSE değeri 0.1681 olarak elde edilmiştir.

Tablo 3.10. Box-Jenkins problemi için Singleton yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Singleton	2	0.6445	600
2			3	0.6592	
3			5	0.4337	
4	PSO		2	0.5754	
5			3	0.5187	
6			5	0.7459	
7	DGA		2	0.1699	
8			**3**	**0.1681**	
9			5	0.1845	

Tablo 3.10'da görüldüğü gibi Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde, Singleton yöntemi kullanıldığında en düşük MSE değerine DGA ile ulaşılmıştır. DGA, Singleton yöntemini kullanarak GA ve PSO'ya göre daha iyi sonuç vermiştir. En düşük MSE değerini veren 8 sıra numaralı modelin, gerçek modeli nasıl temsil ettiği Şekil 3.11'de gösterilmiş, DGA'ya ait kural parametreleri de Tablo 3.11'de verilmiştir.



Şekil 3.11. Box-Jenkins problemi için 8 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1681).

Tablo 3.11. Box-Jenkins problemi için Singleton yöntemi ile en düşük MSE değerlerini veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), u(t-4)			Giriş 2 (x_b), y(t-1)			Çıkış (y), y(t)
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	y_i
7	2	-0.7377 -0.7162	-0.2860 1.2436	1.5214 1.9138	-1.9074 -1.4841	1.0469 -0.6561	1.2013 1.1466	1.1598 -0.5277
8	3	-1.2948 -1.0652 -1.6362	-0.3916 -0.8372 0.8891	-0.0050 1.5821 1.7752	-0.2918 -0.2449 -1.6097	1.4705 0.8549 -1.2651	1.7854 1.7773 1.1815	0.8743 1.1952 -0.5978
9	5	-1.6157 -1.1706 0.2619 -1.1612 -0.9868	-0.1517 -0.5022 0.3737 -0.4261 0.1093	0.2520 1.4178 0.5745 -0.0626 1.8091	-1.3357 -1.0069 -0.4930 -1.6531 -1.9100	-0.4566 1.4019 -0.3645 -1.0288 -0.9898	0.4710 1.8770 -0.1944 0.7544 1.1105	-1.4939 1.1254 1.0379 -0.1060 -0.4992

Şekil 3.11'de görüldüğü gibi, Singleton yöntemi modelleme işlemini son kısımlarda tam olarak gerçekleştiremese de başarılı bir performans sergilemiştir.

Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde ortaya konulmaya çalışılan model, Tablo 3.12'de gösterildiği gibi literatürde yer alan bazı modellerle karşılaştırılmıştır. Örneğin, kullanılan model, Evsukoff, Farag, Bagis ve Kim'in çalışmalarında elde edilen

modellere göre daha yüksek MSE değeri verirken, Tong, Sugeno ve Tanaka'nın çalışmalarında kullandıkları modellere göre daha düşük MSE değeri vermiştir.

Tablo 3.12. Elde edilen model yapılarının Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için literatürle karşılaştırılması.

YÖNTEM	KURAL SAYISI	MSE
Tong [91]	19	0.469
Pedrycz [95]	81	0.320
Takagi ve Sugeno [24]	6	0.190
Sugeno ve Tanaka [90]	2	0.359
Xu ve Lu [96]	25	0.328
Kim ve arkadaşları [89]	2	0.055
Evsukoff ve arkadaşları [97]	36	0.153
Farag ve arkadaşları [21]	37	0.111
Kang ve arkadaşları [39]	5	0.161
Bagis [34]	4	0.148
Kullanılan Model (Sugeno)	5	0.174
Kullanılan Model (Singleton)	3	0.168

Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde kullanılan algoritmalar ve bulanık çıkarım yöntemleri için performans açısından genel bir değerlendirme yapıldığında, Singleton yöntemini kullanan DGA ve Sugeno bulanık çıkarım yöntemini kullanan PSO'nun birbirlerine yakın sonuçlar verdiği ve kullanılan diğer yöntemlerden bir adım önde olduğu görülmektedir.

İterasyon sayısı ve kural sayısının artırılması, farklı üyelik fonksiyonlarının kullanılması, farklı algoritma ve bulanık çıkarım yöntemlerinin denenmesi ile daha iyi sonuçlara ulaşabilmek mümkündür.

3.2. Kimyasal Süreç Problemi

Kimyasal bir süreçte insan etkisinin kontrolü, bu problemin konusunu oluşturmaktadır. Süreç, monomerlerin polimerleşmesi ile polimer üretimine dayanmaktadır. Sürecin karmaşık olması nedeniyle, sistemi kontrol etmek için insan etkisine başvurulmuştur. İnsan etkisinin yapısı Sugeno ve Yasukawa tarafından ortaya koyulmuştur [22]. Yapı beş adet giriş ve bir adet çıkıştan oluşmaktadır. Girişler, u1: monomer konsantrasyonu, u2: monomer konsantrasyonundaki değişim, u3: monomer akış oranı, u4 ve u5: sürece

ait yerel ısıdır. Çıkış, y: monomer akış oranının ayar noktasını ifade eder. Girişler ve çıkış 70'er adet veriden oluşmaktadır [22, 34].

Bulanık model yapısını oluşturmak için, modelin giriş değişkenleri olarak u1 ve u3 verileri, çıkış değişkeni olarak da y veri kümesi alınmıştır (Ek-2). Verilere ait normalizasyon aralıkları u1, u3 ve y için sırasıyla [4, 7], [0, 8000] ve [0, 8000] olarak belirlenmiştir. Model parametreleri [-2, 2] çözüm aralığında aranmıştır. Model performansı Eşitlik 3.3 ile verilen PI hatası ile ölçülmüştür [19, 22, 34].

$$PI = \frac{\sqrt{\Sigma_{k=1}^{N}(o_k^d - o_k)^2}}{\Sigma_{k=1}^{N}|o_k^d|} \tag{3.3}$$

Şekil 2.7, Şekil 2.8, Şekil 2.9 ve Şekil 2.10'da belirtildiği gibi bulanık bir kuralın ifade edilmesinde 9 ayrı parametreye ihtiyaç duyulur. Herbir parametre GA'da 8 bit ile tanımlıdır. Bu durumda, bir kuralın tanımlanması için 9x8=72 bit değerine ihtiyaç duyulur. Bu problem için popülasyon büyüklüğü 50 seçilmiştir.

Bu problemde GA, PSO ve DGA için seçilen kontrol parametre değerleri sırasıyla Tablo 3.13, Tablo 3.14 ve Tablo 3.15'te gösterilmiştir.

Tablo 3.13. Kimyasal Süreç Problemi için GA kontrol parametreleri.

GA	Popülasyon Büyüklüğü	50
	Gen Sayısı	Kural Sayısı x 72
	Çaprazlama Oranı	0.8
	Mutasyon Oranı	0.1
	Seçim Operatörü	Rulet Tekerleği

Tablo 3.14. Kimyasal Süreç Problemi için PSO kontrol parametreleri.

PSO	Herbir Kural için Parametre Sayısı	9
	Popülasyon Büyüklüğü	50
	Öğrenme Katsayıları	2

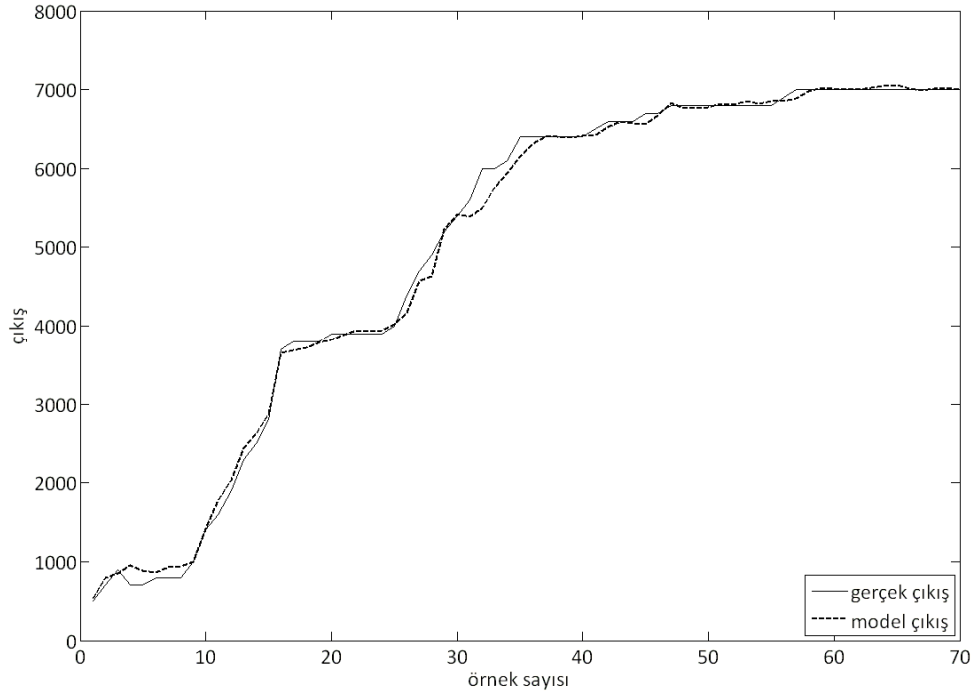
Tablo 3.15. Kimyasal Süreç Problemi için DGA kontrol parametreleri.

DGA	Herbir Kural için Parametre Sayısı	9
	Popülasyon Büyüklüğü (NP)	50
	Ölçekleme Faktörü (F)	0.8
	Çaprazlama Oranı (CR)	0.6
	Fark Eşitliği	$Pn = bm + F \times (pm_1 - pm_2)$

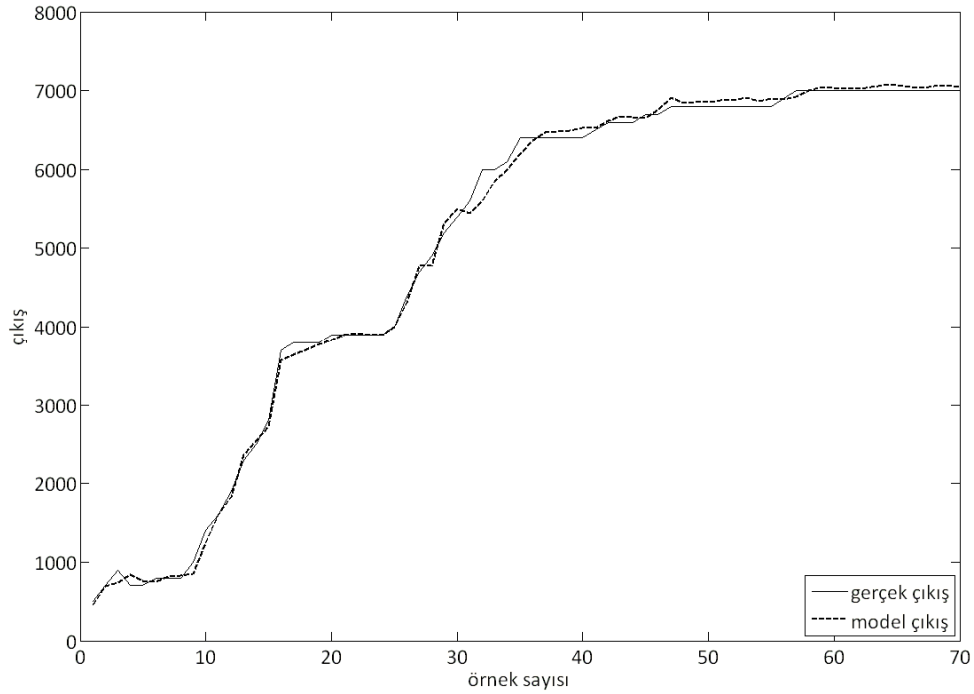
Kimyasal süreç problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi kullanılarak, GA, PSO ve DGA sırasıyla 600, 1000 ve 2000 iterasyon boyunca yürütülmüş ve elde edilen en düşük PI değerleri Tablo 3.16'da verilmiştir. PSO, GA ve DGA'ya göre daha iyi sonuç vermiş olsa da bu üç algoritmanın performansları birbirine yakındır. GA, PSO ve DGA için en düşük PI değerlerine ulaşılan 2, 6 ve 15 sıra numaralı modellerin gerçek modeli nasıl temsil ettiği sırasıyla Şekil 3.12, Şekil 3.13 ve Şekil 3.14'te gösterilmiştir. En düşük PI değerine sahip modellerin kural parametreleri Tablo 3.17'de verilmiştir.

Tablo 3.16. Kimyasal süreç problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen PI değerleri.

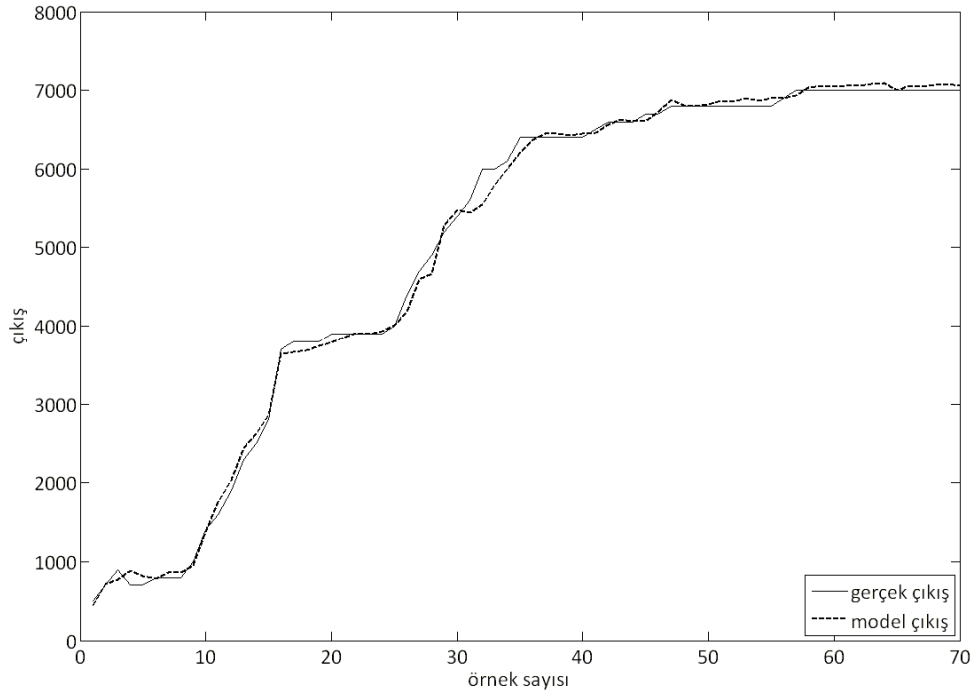
Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	PI Hata	İterasyon Sayısı
1	GA	Sugeno	2	0.0028552	600
2			3	0.0027478	
3			5	0.0035961	
4	**PSO**		2	0.0024547	
5			3	0.0024268	
6			**5**	**0.0022558**	
7	DGA		2	0.0025167	
8			3	0.0025197	
9			5	0.0025357	
10	GA		3	0.0029204	1000
11	PSO		3	0.0027193	
12	DGA		3	0.0025170	
13	GA		3	0.0037607	2000
14	PSO		3	0.0026431	
15	DGA		3	0.0025094	



Şekil 3.12. Kimyasal süreç problemi için 2 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.0027478).



Şekil 3.13. Kimyasal süreç problemi için 6 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.0022558).



Şekil 3.14. Kimyasal süreç problemi için 15 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.0025094).

Tablo 3.17. Kimyasal süreç problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), $u_1(t)$			Giriş 2 (x_b), $u_3(t)$			Çıkış (y), y(t) $y= k_i.x_a+l_i.x_b+m_i$		
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	k_i	l_i	m_i
2	3	-1.9373	0.9490	1.4039	-1.9216	-1.1216	1.5137	-0.0706	0.9177	0.0863
		-1.7490	1.4510	1.8275	-1.1843	-0.5882	-0.3686	0.5882	0.0235	-0.6667
		-1.2627	-0.7765	-0.2902	-1.9686	-0.1490	0.1333	0.7294	-0.2118	0.9333
6	5	1.0000	1.0185	1.5070	-0.0090	0.9787	0.9819	0.9581	0.0092	1.8016
		-1.4048	0.1820	0.5080	-0.8205	-0.0230	1.0000	0.0966	0.8768	0. 1663
		0.0000	1.0000	1.3131	0.0339	0.4087	1.0000	-0.0024	1.0000	-0.0012
		0.0000	0.0000	1.0000	-0.4026	0.9799	1.0000	0.0004	0.9785	0.0157
		0.0000	0.0024	0.1207	-0.7033	0.0000	1.3306	1.0988	1.1210	-0.5745
15	3	0.1566	1.9998	1.9999	-1.9994	-1.9988	0.8790	-0.0965	0.9153	0.0994
		-0.5490	0.3626	1.1860	-0.8628	0.1848	0.5334	1.6663	1.7791	1.1474
		-1.0081	0.3567	1.4412	-1.6765	-0.0750	1.5355	-0.3471	1.4808	0.9622

Şekil 3.13'ten görüldüğü gibi, Sugeno bulanık çıkarım yöntemini kullanan ve PSO tarafından gerçekleştirilen, en düşük PI değerine sahip olan model yapısı, bazı kısımlarda tam olarak modelleme işlemini gerçekleştiremese de, başarılı bir performans sergilemektedir.

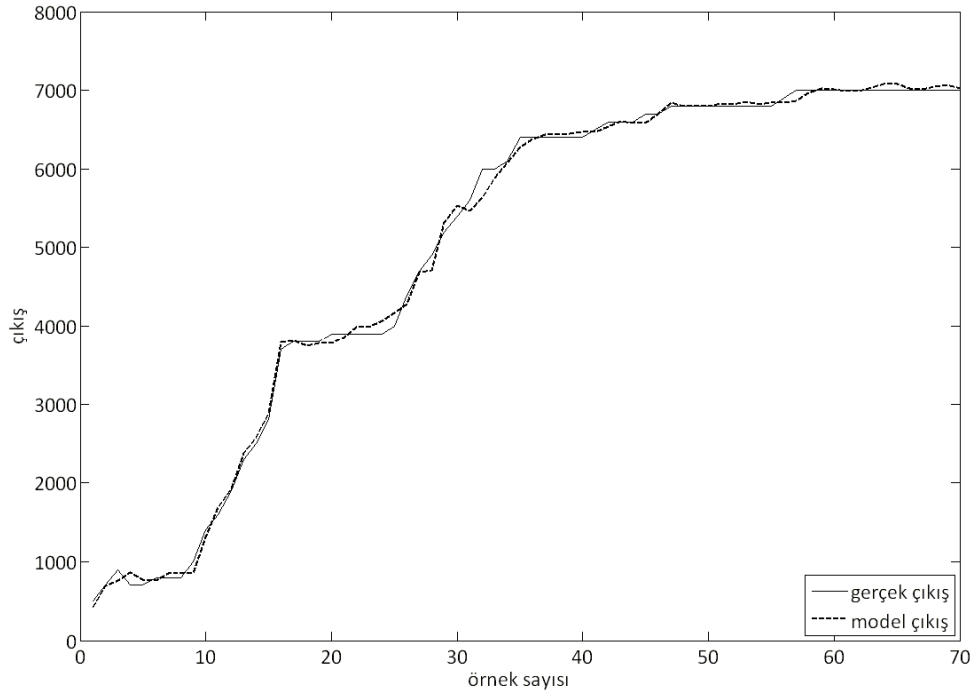
Kimyasal süreç problemi için Singleton yöntemi kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük PI değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 600 iterasyon boyunca yürütülmüş, GA'da 2 kural için PI değeri 0.007307, PSO'da 3 kural için PI değeri 0.004746 ve DGA'da 2 kural için PI değeri 0.002137 olarak elde edilmiştir. Elde edilen değerler Tablo 3.18'de verilmiştir.

Singleton yöntemi, GA ve PSO ile kullanıldığında Sugeno kadar iyi sonuç veremese de DGA ile kullanıldığında iyi bir performans sergilemiştir. En düşük PI değerine ulaşılan 7 sıra numaralı modelin, gerçek modeli nasıl temsil ettiği Şekil 3.15'te gösterilmiştir. Her bir kural sayısı için en düşük PI değerlerine sahip 7, 8 ve 9 sıra numaralı modellerin kural parametreleri Tablo 3.19'da verilmiştir.

Tablo 3.18. Kimyasal süreç problemi için Singleton yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen PI değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	PI Hata	İterasyon Sayısı
1	GA	Singleton	2	0.007307	600
2			3	0.008626	
3			5	0.007907	
4	PSO		2	0.005824	
5			3	0.004746	
6			5	0.005840	
7	**DGA**		**2**	**0.002137**	
8			3	0.002184	
9			5	0.003100	

Tablo 3.18'de görüldüğü gibi, kimyasal süreç probleminde Singleton yöntemi kullanıldığında en düşük PI değerine DGA ile ulaşılmıştır. DGA, Singleton yöntemini kullanarak GA ve PSO'ya göre daha iyi sonuç vermiştir.



Şekil 3.15. Kimyasal süreç problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (PI= 0.002137).

Tablo 3.19. Kimyasal süreç problemi için Singleton yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), $u_1(t)$			Giriş 2 (x_b), $u_3(t)$			Çıkış (y), y(t)
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	y_i
7	2	-0.4365	1.2330	1.8485	-1.7419	-0.3622	0.8613	-0.3998
		-1.7167	0.1357	1.7034	-0.3489	0.7584	0.9271	0.8876
8	3	-1.4519	-1.0805	0.4773	-0.7011	0.7848	1.8949	0.8667
		-0.3706	-0.1382	1.4933	0.0000	1.4516	1.8565	1.0396
		-0.8823	0.0079	1.7413	-0.7304	-0.5444	1.0563	-0.0096
9	5	-0.7785	0.3249	0.3668	-1.4253	-0.0056	0.5208	1.3005
		-0.2494	-0.2043	1.8698	-0.0351	1.4216	1.9503	1.0903
		-1.0975	-1.0295	-0.0304	-0.5513	0.0302	0.1350	-0.0818
		0.5360	0.8247	1.1984	-1.1040	-0.5531	-0.0226	-0.1888
		-0.4699	1.3262	1.5458	-0.8420	-0.5463	1.1292	-0.0228

Kimyasal süreç probleminde ortaya konulmaya çalışılan model yapılarına ait hata değerleri, literatürle karşılaştırmalı olarak Tablo 3.20'de sunulmuştur.

Tablo 3.20. Elde edilen model yapılarının kimyasal süreç problemi için literatürle karşılaştırılması.

YÖNTEM	MODEL GİRİŞLERİ	KURAL SAYISI	PI HATA
Lin ve Cunningham [19]	u1, u2, u3	7	0.002245
Sugeno ve Yasukawa [22]	u1, u2, u3	6	verilmemiş
Wu ve Yu [98]	u3, u4	4	0.002000
Bagis [34]	u1, u3	3	0.001700
Kullanılan Model (Sugeno)	u1, u3	5	0.002256
Kullanılan Model (Singleton)	u1, u3	2	0.002137

Kimyasal süreç problemi için elde edilen sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, Sugeno ve Singleton yaklaşımlarının başarılı olduğu görülebilmektedir. Bulunan değerler, GA'nın diğer algoritmalara göre biraz daha geride kaldığını ve geliştirilmesi gerektiğini göstermiştir. Sugeno model yapısında PSO ve Singleton yaklaşımında ise DGA ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

3.3. Anten Problemi

Anten problemindeki sistem için gerekli değerler Güney ve Sarıkaya'nın çalışmasından alınmıştır [99]. Bu problemde amaç, dikdörtgen şeklindeki bir mikro şerit antenin bant genişliğinin hesaplanmasıdır. Modellenen sistem üç giriş ve bir çıkışa sahiptir ve bu nedenle bulanık bir kuralın ifade edilmesinde 13 ayrı parametreye ihtiyaç duyulur. Her bir parametre GA'da 8 bit ile tanımlıdır. Bu durumda, bir kuralın tanımlanması için 13x8=104 bit değerine ihtiyaç duyulur. Bulanık model yapısını oluşturmak için girişler, mikroşerit anten kalınlığının dielektrik tabandaki dalgaboyuna oranı (h/λ_d), mikroşerit anten genişliği (W) ve dielektrik kayıp ($\tan\delta$), çıkış ise bant genişliği (BW) olarak alınmıştır (Ek-3). Giriş ve çıkış verilerine ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [0, 0.3], [5, 22], [0, 0.05] ve [0, 25] olarak belirlenmiştir. Model performansı hem MSE hem de PI değerleri cinsinden ölçülmüştür. Problem için daha detaylı bilgiye [99] numaralı kaynaktan ulaşılabilir.

Bu problemde GA, PSO ve DGA için seçilen kontrol parametre değerleri sırasıyla Tablo 3.21, Tablo 3.22 ve Tablo 3.23'te gösterilmiştir.

Tablo 3.21. Anten problemi için GA kontrol parametreleri.

GA	Popülasyon Büyüklüğü	50
	Gen Sayısı	Kural Sayısı x 104
	Çaprazlama Oranı	0.8
	Mutasyon Oranı	0.1
	Seçim Operatörü	Rulet Tekerleği

Tablo 3.22. Anten problemi için PSO kontrol parametreleri.

PSO	Herbir Kural için Parametre Sayısı	13
	Popülasyon Büyüklüğü	Kural Sayısı x 13
	Öğrenme Katsayıları	2

Tablo 3.23. Anten problemi için DGA kontrol parametreleri.

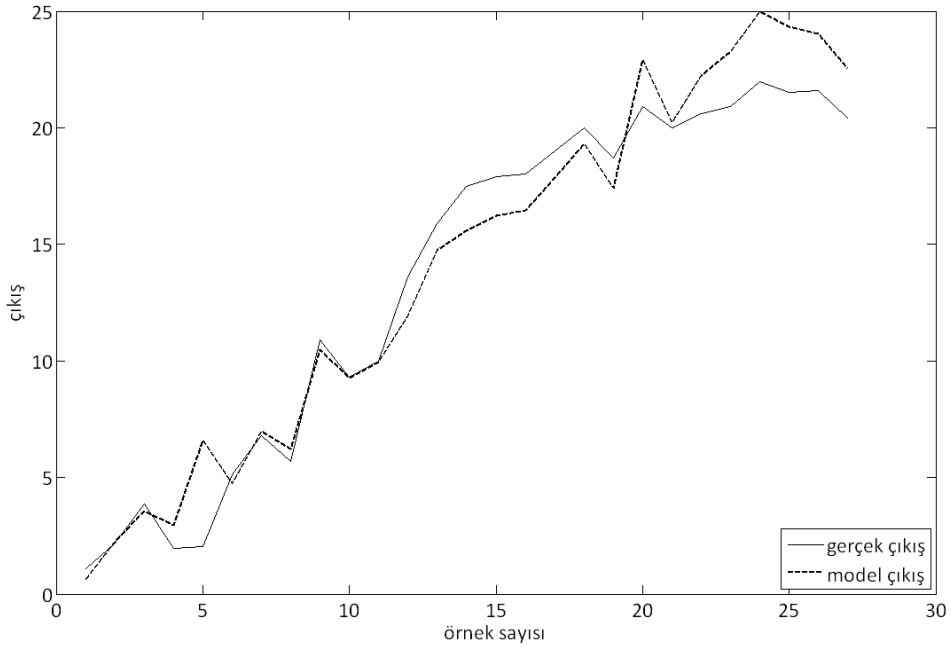
DGA	Herbir Kural için Parametre Sayısı	13
	Popülasyon Büyüklüğü (NP)	50
	Ölçekleme Faktörü (F)	0.8
	Çaprazlama Oranı (CR)	0.6
	Fark Eşitliği	$Pn = bm + F \times (pm_1 - pm_2)$

Anten problemi için Sugeno bulanık çıkarım metodu kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük hata (MSE) değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 600 iterasyon boyunca yürütülmüş ve sonuçlar Tablo 3.24'te verilmiştir. Tablodan görüldüğü gibi GA'da 2 kural için MSE değeri 1.074444, PSO'da 2 kural için MSE değeri 0.95075 ve DGA'da 2 kural için MSE değeri 2.06789 olarak elde edilmiştir.

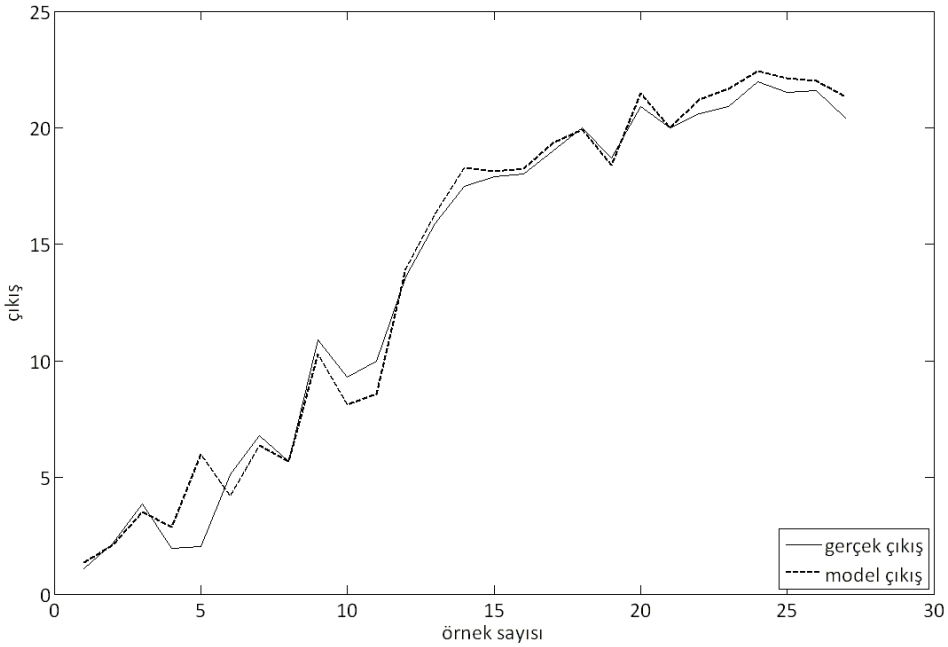
Tablo 3.24. Anten problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve 600 iterasyonda bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Sugeno	2	1.07444	600
2			3	1.17760	
3			5	1.37084	
4	**PSO**		**2**	**0.95075**	
5			3	0.99367	
6			5	1.06400	
7	DGA		2	2.06789	
8			3	2.28555	
9			5	2.29932	

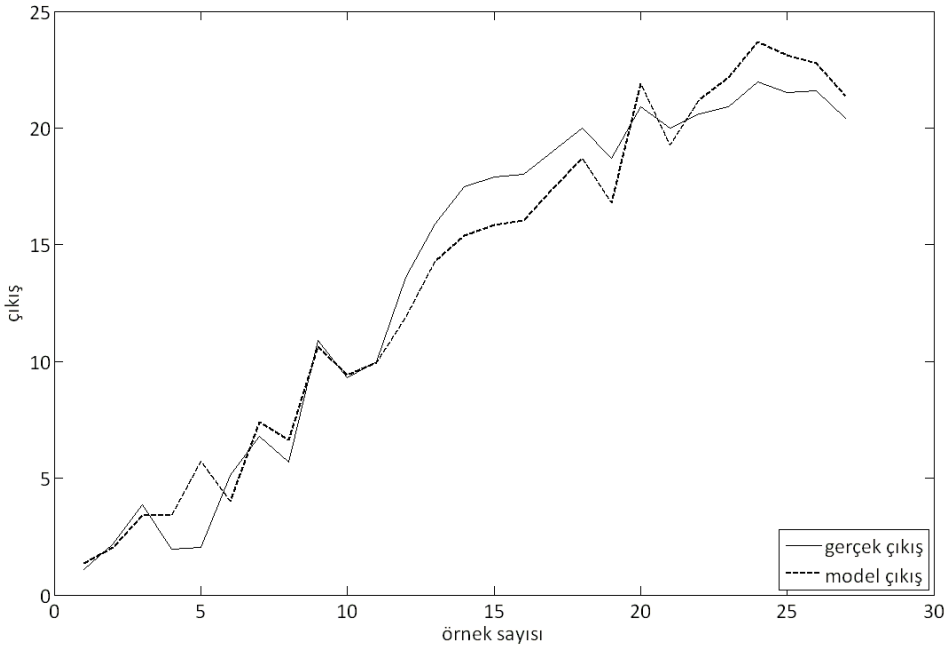
Tablo 3.24'te görüldüğü gibi Anten probleminde, Sugeno bulanık çıkarım yöntemi kullanıldığında en düşük MSE değerine PSO ile ulaşılmıştır. PSO, GA ve DGA'ya göre daha iyi bir performans gösterse de, elde edilen MSE değeri yüksek bir değerdir. GA, PSO ve DGA ile en iyi sonucu veren 1, 4 ve 7 sıra numaralı modellerin gerçek modeli nasıl temsil ettiği sırasıyla Şekil 3.16, Şekil 3.17 ve Şekil 3.18'de gösterilmiştir. Bu üç modele ait kural parametreleri de Tablo 3.25'te verilmiştir.



Şekil 3.16. Anten problemi için 1 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 1.07444).



Şekil 3.17. Anten problemi için 4 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.95075).



Şekil 3.18. Anten problemi için 7 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 2.06789).

Şekil 3.17'den anlaşılacağı üzere, PSO tarafından gerçekleştirilen, en düşük MSE değerine sahip olan model yapısı, modelleme işlemini tam olarak gerçekleştirememiştir.

Kural sayısının artması MSE değerini artırıyor gibi görünse de iterasyon sayısında gerekli artış yapılarak MSE değeri daha aşağılara çekilebilir.

Tablo 3.25. Anten problemi için 600 iterasyonda Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.

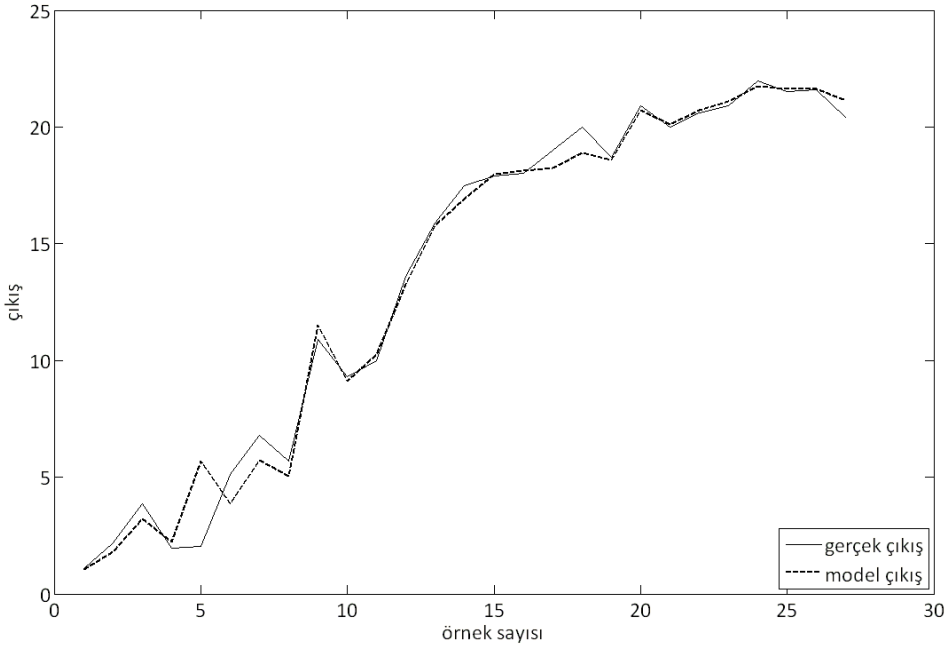
Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), h/λ_d			Giriş 2 (x_b), W			Giriş 3 (x_c), tan δ			Çıkış (y), BW_{me} $y= k_i.x_a+l_i.x_b+m_i.x_c+n_i$			
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	c_{i1}	c_{i2}	c_{i3}	k_i	l_i	m_i	n_i
1	2	-1.6235	0.7765	1.4824	-0.2902	0.6667	1.2000	-0.3686	0.0235	0.8706	1.2784	0.0392	1.4510	-0.0392
		0.2275	0.8863	1.9373	-1.0745	0.7451	1.6392	-0.4471	0.4784	1.0902	-0.1490	-0.5098	1.5137	0.9177
4	2	0.2912	0.4421	1.0000	-0.0642	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.3428	0.0589	1.0000	0.6786
		-0.6515	0.0000	1.7684	-1.4928	1.0000	1.2045	-1.0295	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	1.6418	0.0000
7	2	-1.9986	-1.3136	0.7614	-1.9755	0.5971	1.5967	0.0200	1.5583	1.7915	1.1427	0.0000	1.9993	0.0000
		-0.9361	0.7296	1.9735	0.5569	0.6655	1.9091	-0.4910	0.7210	0.8021	-0.6837	0.9818	0.9026	0.4723

Bu kısımda, aynı çalışma iterasyon sayısı artırılarak tekrar edilmiştir. Böylece iterasyon sayısı ile bulanık model performansının incelenmesi amaçlanmıştır. Anten problemi için Sugeno bulanık çıkarım metodu kullanılarak, üç farklı algoritma ve üç farklı kural sayısı için, [-2, 2] arama aralığında en düşük hata (MSE) değerine ulaşılmaya çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 1000 ve 2000 iterasyon boyunca yürütülmüş ve sonuçlar Tablo 3.26'da verilmiştir. 1000 iterasyona göre yapılan çalışmada, GA'da 3 kural için MSE değeri 1.49560, PSO'da 2 kural için MSE değeri 0.75373 ve DGA'da 2 kural için MSE değeri 1.84380 olarak elde edilmiştir. 2000 iterasyona göre yapılan çalışmada, GA'da 2 kural için MSE değeri 1.14180, PSO'da 2 kural için MSE değeri 0.84706 ve DGA'da 2 kural için MSE değeri 1.63550 olarak elde edilmiştir.

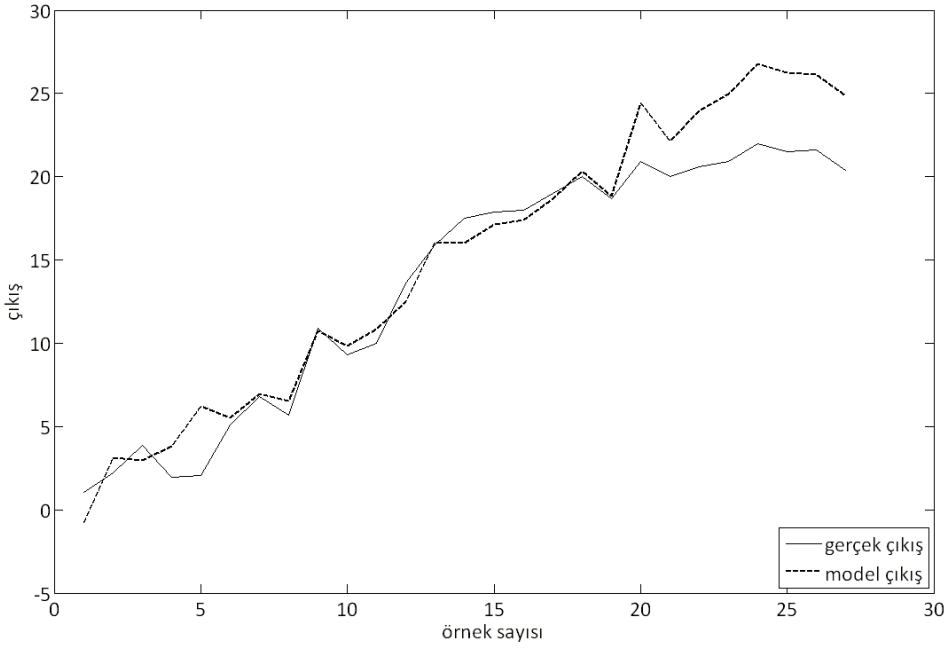
Tablo 3.26. Anten problemi için Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve 1000-2000 iterasyonda bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Sugeno	2	1.69770	1000
2			3	1.49560	
3			5	1.77100	
4	**PSO**		**2**	**0.75373**	
5			3	0.96339	
6			5	1.12350	
7	DGA		2	1.84380	
8			3	1.97400	
9			5	1.94370	
10	GA		2	1.14180	2000
11			3	1.45990	
12			5	1.39120	
13	PSO		2	0.84706	
14			3	1.11570	
15			5	0.92002	
16	DGA		2	1.63550	
17			3	1.72840	
18			5	1.75770	

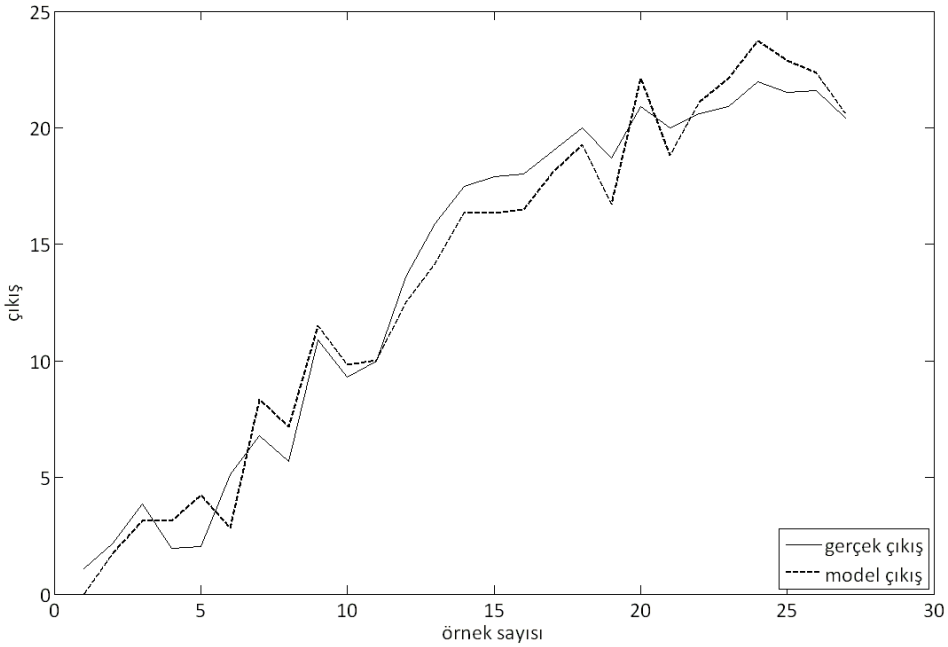
Tablo 3.26'dan görüldüğü gibi iterasyon sayısındaki artışla GA ve DGA ile elde edilen değerlerde azalma görülmektedir. PSO ile elde edilen değerler ise birbirine yakındır. GA, PSO ve DGA yardımıyla elde edilen bulanık modellere ait en düşük MSE hataları sırasıyla 1.14180, 0.75373 ve 1.63550'dir. Bu sonuçlara göre PSO ile elde edilen modelin diğerlerine göre daha başarılı olduğu ortadadır. En düşük hata değerlerinin sadece 2 kuraldan oluşan modellerle elde edilmiş olması dikkat çekici bir unsurdur. Bu hata değerlerini veren bulanık model çıkışlarının gerçek sistem çıkışını nasıl temsil ettiği sırasıyla Şekil 3.19, Şekil 3.20 ve Şekil 3.21'de verilmiştir. Bu modellere ait kural parametreleri Tablo 3.27'de sunulmuştur.



Şekil 3.19. Anten problemi için 4 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.75373).



Şekil 3.20. Anten problemi için 10 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 1.14180).



Şekil 3.21. Anten problemi için 16 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 1.63550).

Tablo 3.27. Anten problemi için 1000 ve 2000 iterasyonda Sugeno bulanık çıkarım yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), h/λ_d			Giriş 2 (x_b), W			Giriş 3 (x_c), tan δ			Çıkış (y), BW_{me} $y= k_i.x_a+l_i.x_b+m_i.x_c+n_i$			
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	c_{i1}	c_{i2}	c_{i3}	k_i	l_i	m_i	n_i
4	2	0.2307	1.0000	1.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	1.0000
		0.0000	0.7079	1.0000	-0.2149	1.0000	1.0000	0.0000	0.0000	1.0000	1.0000	0.0000	1.0000	0.0000
10	2	-1.5765	-0.2275	1.5922	-0.5255	0.1804	1.9529	-0.5098	-0.3529	1.8902	1.4667	0.1647	1.1059	-0.1177
		0.3372	0.9176	1.8745	-1.0118	-0.2902	1.8431	-0.4157	1.7020	1.9843	-1.1373	-0.3373	0.7922	1.3569
16	2	0.0489	0.2468	1.1185	-1.7865	0.8530	0.9933	0.0200	1.3479	1.8087	1.0041	-0.1429	-1.9707	0.2873
		-1.3101	0.0993	0.8077	0.0692	0.8544	1.0174	-0.4220	-0.2043	0.0514	-1.8131	1.1538	-1.0706	-1.2481

Bu kısımda, aynı problemin çözümünde Singleton yöntemi kullanılarak, MSE hata değeri esas alınarak çalışma tekrar edilmiştir. Böylece daha iyi sonuçlara ulaşılması amaçlanmıştır. 600 iterasyon için [-2, 2] aralığında yapılan çalışmalara ait en düşük MSE değerleri Tablo 3.28'de verilmiştir.

Tablo 3.28. Anten problemi için Singleton yöntemi ile kullanılan algoritmalar ve bunlara karşılık gelen MSE değerleri.

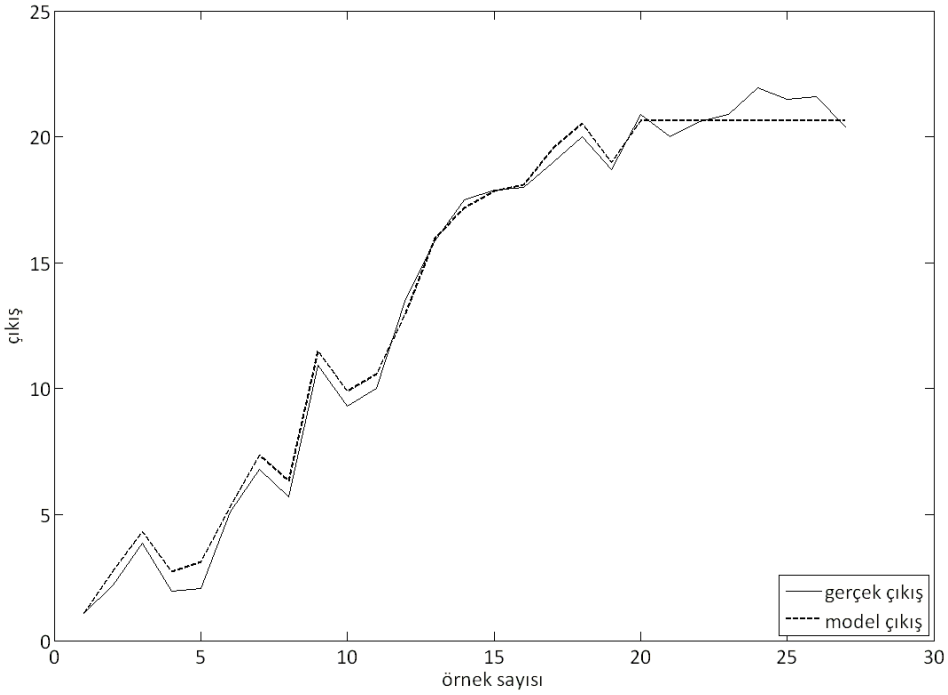
Sıra No	Algoritma	Yöntem	Kural Sayısı	MSE	İterasyon Sayısı
1	GA	Singleton	2	3.9540	600
2			3	2.2399	
3			5	1.3255	
4	PSO		2	4.7028	
5			3	3.4584	
6			5	3.9019	
7	**DGA**		2	0.6239	
8			3	0.3934	
9			**5**	**0.3366**	

Tablo 3.28'de verilen değerlere göre, DGA ile elde edilen en düşük MSE değerleri, daha önce elde edilen sonuçlara göre oldukça düşüktür. Özellikle DGA ile bulunan 5 kurallı modele ait 0.3366 değeri oldukça dikkat çekicidir. Tabloda verilen sonuçlardan, kural sayısı artırıldığında hata değerlerinin düşürülebildiği de gözlenmektedir. Böylece Singleton yönteminin, DGA ile birlikte uygulandığında anten problemi için oldukça iyi sonuçlar verebildiği görülmüştür.

DGA kullanılarak elde edilen bulanık modellere ait parametreler Tablo 3.29'da verilmiştir. En düşük hata değerinin sağlandığı 9 numaralı modele ait çıkış değerleri ise gerçek çıkışla karşılaştırmalı olarak Şekil 3.22'de gösterilmiştir.

Tablo 3.29. Anten problemi için Singleton yöntemi ile en iyi sonucu veren kural parametreleri.

Sıra No	Kural Sayısı	Giriş 1 (x_a), h/λ_d			Giriş 2 (x_b), W			Giriş 3 (x_c), tan δ			Çıkış (y), BW_{me}
		a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	c_{i1}	c_{i2}	c_{i3}	y_i
7	2	-0.1836	1.4169	1.6282	-0.4277	0.9340	1.2464	0.0000	0.1238	1.0913	0.8415
		-1.1529	-0.9131	0.5481	-1.2094	-0.9539	1.8413	-0.3210	1.1318	1.6216	-0.3283
8	3	-1.4319	-0.6506	0.5522	-1.2142	1.0396	1.4447	-0.7316	-0.5270	1.5919	0.0000
		0.1499	0.7176	1.1211	-0.0780	0.2713	1.2670	-0.8854	-0.0190	0.0311	-0.7188
		0.0000	1.4439	1.5386	-1.5563	0.0613	1.6998	-0.3555	0.5981	0.6415	0.8417
9	5	-0.2907	0.7704	0.9955	-1.6778	-1.3842	0.0626	-0.4813	1.0720	1.1683	0.3945
		-0.4988	0.2352	0.4115	-0.8223	-0.7153	-0.3446	-0.3941	0.7322	1.1092	0.3504
		0.0624	0.7308	1.0563	-0.7426	0.8031	1.6188	-0.8989	-0.1091	1.3682	0.8256
		-0.6695	-0.1441	0.5666	-1.5906	0.7257	1.5603	-1.6929	-0.1690	0.9541	0.1029
		-0.0003	0.1547	0.3556	-0.0013	0.1308	0.3010	-0.2080	0.0136	1.6662	-0.2780



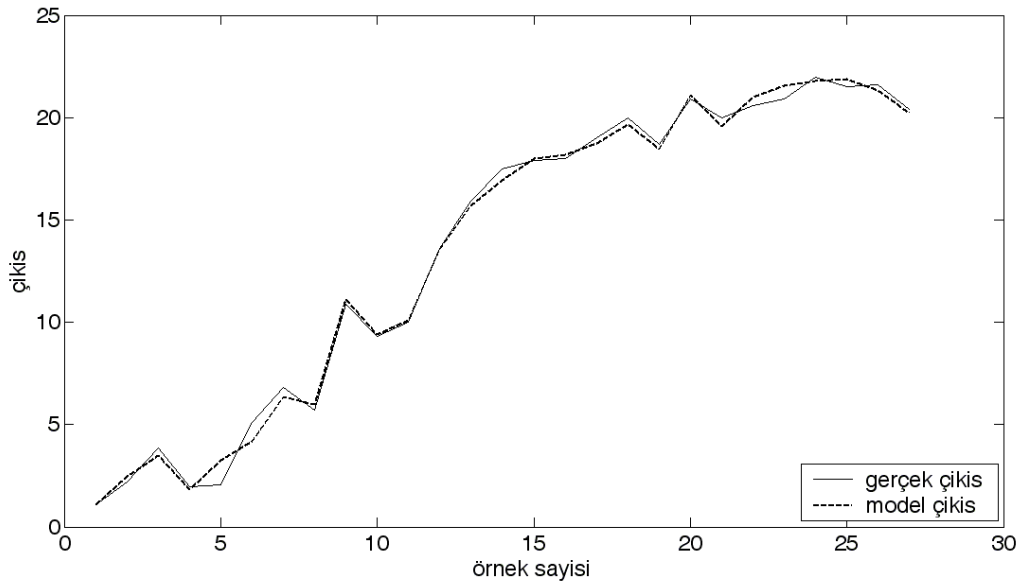
Şekil 3.22. Anten problemi için 9 sıra numaralı model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.3366).

Şekil 3.22'deki model çıkışının son kısımlar dışında gerçek çıkışla oldukça uyumlu olduğu gözlenmektedir. Hatanın daha da azaltılabilmesi ve uygunluğun artırılabilmesi amacıyla kural sayısında bir artış yapılmasının yararlı olabileceği düşünülmüştür.

Hata değerinin daha da azaltılabilmesi amacıyla, yaygın yöntem olan Sugeno yaklaşımını esas alan ve 10 kuraldan oluşan bir model elde edilmeye çalışılmıştır. Bu amaçla GA, PSO ve DGA 600 iterasyon boyunca çalıştırılmış ve sırasıyla 1.3256, 0.1693 ve 2.1484 MSE değerlerine sahip model yapıları elde edilmiştir. Bu değerler, kural sayısının artması ile MSE hatasının azaltılabileceğini göstermiştir. En düşük hata değeri olan 0.1693 değerini veren bulanık model parametreleri Tablo 3.30'da verilmiştir. Bulanık model çıkışı, gerçek çıkışla karşılaştırmalı olarak Şekil 3.23'te gösterilmiştir.

Tablo 3.30. Anten problemi için 10 kuraldan oluşan model yapısına ait kural parametreleri.

Giriş 1 (x_a), h/λ_d			Giriş 2 (x_b), W			Giriş 3 (x_c), tan δ			Çıkış (y), BW_{me} $y= k_i.x_a+l_i.x_b+m_i.x_c+n_i$			
a_{i1}	a_{i2}	a_{i3}	b_{i1}	b_{i2}	b_{i3}	c_{i1}	c_{i2}	c_{i3}	k_i	l_i	m_i	n_i
-0.4061	-0.0745	1.0151	-1.0806	0.0653	1.0056	-1.4658	-0.2311	1.3611	1.3331	-0.0131	-0.1711	-0.2153
-0.0126	0.6458	0.9524	-0.0256	0.7087	0.8817	-0.8165	-0.5133	-0.0530	1.2251	0.9383	0.9997	-0.3286
-1.2091	-0.0023	0.3486	-0.0844	0.6484	0.9962	-1.0801	0.0006	1.5074	-0.0714	-0.0062	0.2236	-0.0002
0.2447	0.8735	0.9700	-0.0187	0.9270	0.9301	-0.3407	0.0378	0.4843	-0.1752	1.0354	1.0004	0.8737
0.2119	0.6073	0.8205	0.2289	0.8012	0.9856	-0.3256	0.0238	0.3319	0.3183	0.0992	0.9985	0.1844
-0.0244	0.0142	1.7334	-1.2734	-0.0001	0.9879	-0.6474	-0.4662	-0.3990	-0.1032	-0.2206	-0.3012	0.9825
0.1039	0.4100	0.9909	-0.1752	0.7652	0.9946	-0.0510	0.0153	0.0307	-0.1954	0.9245	1.0586	-0.7883
-0.4040	0.8993	0.9995	-0.3957	0.0834	1.2052	-0.9381	1.0003	1.7910	-0.1400	0.0304	0.8345	0.1604
0.8364	0.8901	1.0059	0.0016	1.0004	1.4483	-0.3027	0.9919	1.5824	0.0420	-0.0122	-0.6647	0.0031
-0.1677	0.9230	1.0168	-0.7537	-0.0270	0.9231	-0.2295	0.1600	0.6784	0.5573	0.0104	0.4979	1.0007



Şekil 3.23. Anten problemi için 10 kuraldan oluşan model çıkışı ile gerçek çıkışın karşılaştırılması (MSE= 0.1693).

Şekil 3.23'ten görüldüğü gibi, Sugeno yaklaşımını kullanan ve 10 kuraldan oluşan bulanık model çıkışı, gerçek çıkışla oldukça uyumludur. Buna karşılık, özellikle ilk kısımlarda yüksek hataların elde edildiği de bir gerçektir.

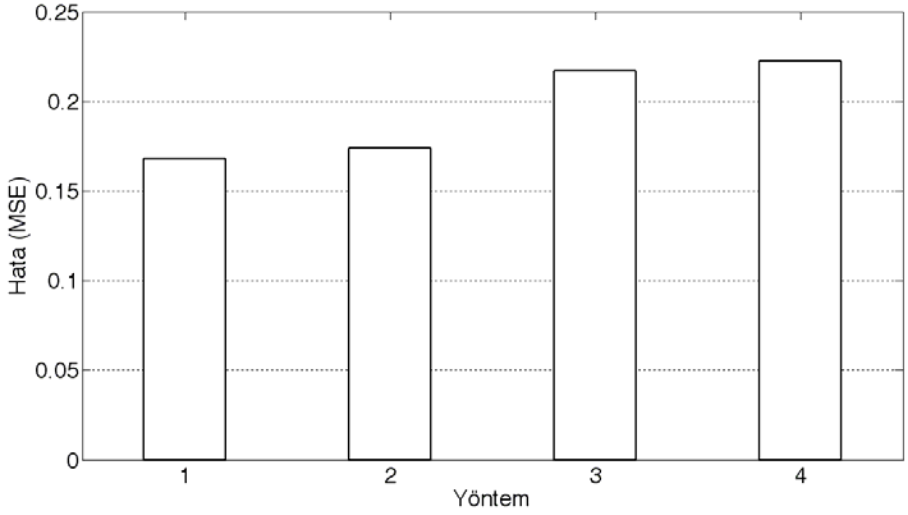
4. BÖLÜM

SONUÇLAR

Bu tez çalışmasında, bulanık mantık ve yapay zeka optimizasyon algoritmalarından faydalanılarak, doğrusal olmayan niteliğe sahip farklı problemler için sistem modelleme gerçekleştirilmiştir. Modelleme işleminde farklı bulanık sonuç çıkarım yöntemleri kullanılarak, bu yöntemlerin modellemedeki etkileri ortaya konulmuştur. Bu amaçla, literatürde yer alan doğrusal olmayan niteliğe sahip üç farklı problem dikkate alınmış ve bu problemler için, farklı kural sayılarından oluşan bulanık kural yapıları önerilmiştir. Bu yapılarda farklı bulanık çıkarım mekanizmaları uygulanarak, sonuçları birbirleri ve literatürle karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur. Önerilen bulanık modellere ait parametreler, üç farklı algoritma (GA, PSO, DGA) yardımıyla elde edilmeye çalışılmıştır. Benzetim çalışmalarına ait sonuçlar tablolar halinde verilmiş, ortaya konulan model yapılarının gerçek sistemleri nasıl temsil ettiği şekillerle gösterilmiştir.

Box-Jenkins'in gaz fırını problemi, doğrusal olmayan sistem modelleme için popüler olarak kullanılan bir örnektir [89-93]. Bu problem, gaz akış oranını ifade eden u(t) gibi bir girişe ve CO_2 konsantrasyonunu ifade eden y(t) gibi bir çıkışa sahiptir. Modelin giriş değişkenleri olarak u(t-4) ve y(t-1) verileri, çıkış değişkeni olarak y(t) veri kümesi kullanılmıştır. Literatürde yapılan çalışmalarda genel olarak u(t-4), y(t-1) girişleri ve y(t) çıkışları kullanıldığı için, bu çalışmada da bu girişler ve çıkışlar kullanılmıştır.

Box-Jenkins'in gaz fırını probleminde kullanılan algoritmalar ve bulanık çıkarım yöntemleri ile elde edilen en düşük hataların (MSE) grafiksel karşılaştırması Şekil 4.1'de gösterilmiştir. Singleton yöntemini kullanan DGA ve Sugeno bulanık çıkarım yöntemini kullanan PSO'nun birbirlerine yakın sonuçlar verdiği ve sergiledikleri performans ile, kullanılan diğer yöntemlerden bir adım önde oldukları görülmektedir.

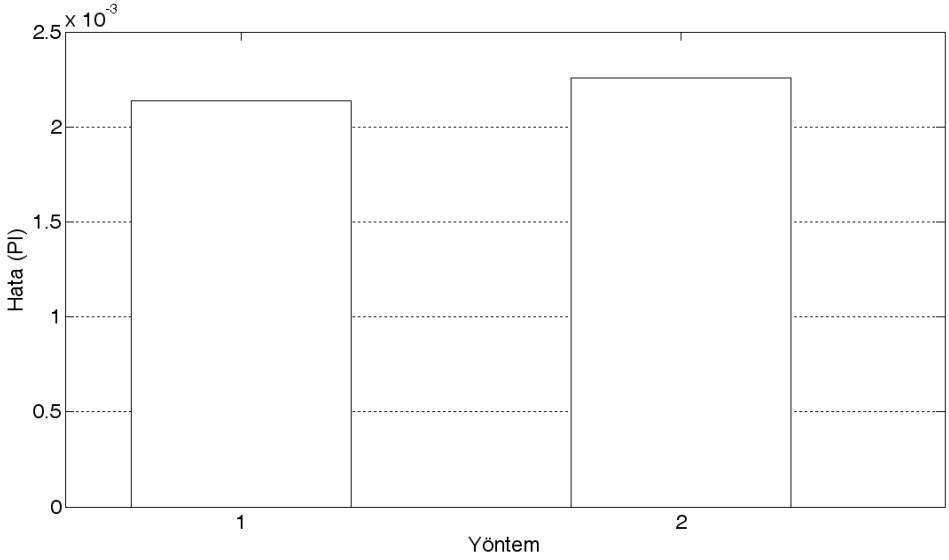


1) Singleton	(DGA- 3 kural)	MSE= 0.1681
2) Sugeno	(PSO- 5 kural)	MSE= 0.1741
3) Larsen	(DGA- 2 kural)	MSE= 0.2169
4) Mamdani	(DGA- 2 kural)	MSE= 0.2226

Şekil 4.1. Box-Jenkins'in gaz fırını problemi için farklı model yapılarına ait hatanın (MSE) grafiksel gösterimi

İncelenen diğer problem, 5 giriş ve 1 çıkıştan oluşan kimyasal süreç problemidir. Monomerlerin polimerleşmesi ile polimer üretimine dayalı olan bu sistemin modellenmesi amacıyla, farklı bulanık model yapıları önerilmiş ve bu modellerin parametreleri farklı algoritmalarla belirlenmeye çalışılmıştır. Kimyasal süreç probleminde kullanılan algoritmalar ve bulanık çıkarım yöntemleri ile elde edilen en düşük hataların (PI) grafiksel karşılaştırması Şekil 4.2'de gösterilmiştir.

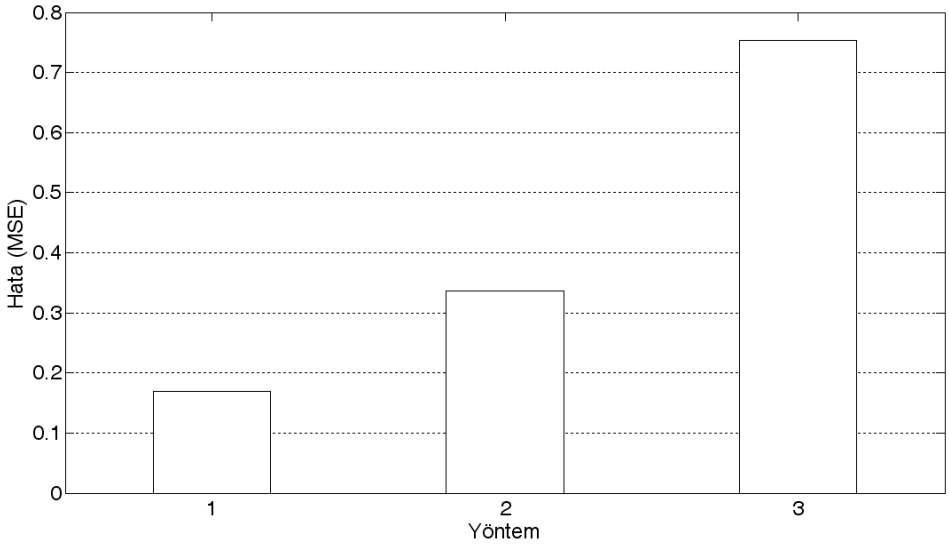
Bu problem için elde edilen sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, Sugeno ve Singleton yaklaşımlarının birbirlerine yakın bir başarı sağladıkları görülmektedir.



Şekil 4.2. Kimyasal süreç problemi için farklı model yapılarına ait hatanın (PI) grafiksel gösterimi

Sugeno yönteminde, üç algoritmanın performansını birbirine yakın olarak değerlendirmek mümkündür. Elde edilen değerler açısından PSO algoritması, biraz daha iyi bir model yapısı elde edilmesini sağlamıştır. Singleton yaklaşımında ise DGA ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir.

Tez çalışmasında incelenen son problem, dikdörtgen şeklindeki bir mikroşerit antenin bant genişliğinin hesaplanmasıdır. Modellenen sistem üç girişe ve bir çıkışa sahiptir. Bulanık model yapısını oluşturmak için girişler, mikroşerit anten kalınlığının dielektrik tabandaki dalgaboyuna oranı (h/λ_d), mikroşerit anten genişliği (W) ve dielektrik kayıp ($\tan\delta$), çıkış ise bant genişliği (BW) olarak alınmıştır. Anten probleminde kullanılan algoritmalar ve bulanık çıkarım yöntemleri ile elde edilen en düşük hataların (MSE) grafiksel karşılaştırması Şekil 4.3'te gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Anten problemi için farklı model yapılarına ait hatanın (MSE) grafiksel gösterimi

Anten problemi için elde edilen sonuçlar, bu problemin modellenmesi için Sugeno ve Singleton yaklaşımlarını esas alan bulanık modellerin başarı ile kullanılabileceğini göstermektedir. Model parametrelerinin elde edilmesinde, PSO ve DGA'dan yararlanmak, hatanın azaltılmasında önemli katkılar sağlamaktadır. Yapılan bu çalışma, bulanık modele ait kural sayısının artırılması ile hataların daha da azaltılabileceğini ortaya koymuştur.

Elde edilen bütün bu sonuçlar dikkate alındığında, Sugeno bulanık çıkarım yönteminin GA, PSO ve DGA ile doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde iyi bir performans sergilediği görülmüştür. Buna karşılık kural ve/veya iterasyon sayısındaki değişimin model performansını önemli ölçüde etkileyebildiği de bir gerçektir. Bu nedenle, özellikle doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde, uygun modelin seçilmesinin yanında, iterasyon sayısı ve kural sayısının artırılması, farklı üyelik fonksiyonlarının kullanılması, farklı algoritma ve bulanık çıkarım yöntemlerinin denenmesi ile daha iyi sonuçlara ulaşabilmek mümkündür.

KAYNAKLAR

1. Bolton, W., Instrumentation and Control Systems, Elsevier Science & Technology Books, 2004.
2. Wei, X., Lipo, W., A Fuzzy Neural Network for System Modeling, Proceedings of the 2003 Joint Conference of the Fourth International Conference on Information, Communications and Signal Processing, 2:1187–1191, 2003.
3. Kuo, B.C., Otomatik Kontrol Sistemleri, s. 2, Illionis Üniversitesi, ABD.
4. Larminat, P., Analysis and Control of Linear Systems, ISTE, USA, 2007.
5. Hangos, K.M., Bokor, J., Szederkenyi, G., Analysis and Control of Nonlinear Control Systems, Springer, 2004.
6. Lyung, L., System Identification: Theory for the User, Englewood Cliffs, NJ., Prentice Hall, 1987.
7. Zadeh, L.A., From Circuit Theory to System Theory, Proc, IRE, 50:856–865, 1962.
8. Passino, K.M., Yurkovich, S., Fuzzy Control, Addison-Wesley, California,1997.
9. Perrot, M.H., and Cohen, R.J., An Efficiant Approach to ARMA Modelling of Biolagical Systems with Multiple Inputs and Delays. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 43(1):1–14, 1996.
10. Durmuş, A., Yapay ve Bulanık Sinir Ağları ile Sistemlerin Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, 2005.
11. Jınglu, H., Fuzzy Modelling and Identification, Katholieke Universiteit Leuven, 1999.
12. Dağdelen. U., Bulanık Mantık ile Adım Motor Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, 1996.
13. Jario, J., A Fuzzy Identification Methot For Nonlinear System, Turk J Elec, 8, 2000.

14. Xiaohua, L., Dongming, J., A Takagi-Sugeno Fuzzy Controller with Reinforcement Learning Part, IEEE lnt. Conf. Neural Networks and Signal Processing, Nanjing, China, 14–17, 2003.

15. Ho, W., Chou, J., Design of Optimal Controllers for Takagi–Sugeno Fuzzy-Model-Based Systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 37(3), 2007.

16. Zhang, X., Li, D., Yang, D., Impulsive Control of T-S Fuzzy Systems, Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery, 1:321–325, 2007.

17. Yongyi, C., Hanzhong, F., A Kernel Method for Fuzzy Systems Modeling and Approximate Reasoning, IEEE International Conference of the North American Fuzzy Information Processing Society, 307–310, 2003.

18. Celikyilmaz, A., Turksen, B., Enhanced Fuzzy System Models With Improved Fuzzy Clustering Algorithm, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 16(3):779–794, 2008.

19. Lin, Y., Cunningham G.A., **A** New Approach to Fuzzy-Neural System Modeling, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 3:190–198, 1995.

20. Wang, L., Langari, R., Complex Systems Modeling via Fuzzy Logic, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 26:100–106, 1996.

21. Farag, W.A., Quintana, V.H., Lambert-Torres, G., A Genetic-Based Neuro-Fuzzy Approach for Modeling and Control of Dynamical Systems, IEEE Transactions on Neural Networks, 9:756–767, 1998.

22. Sugeno, M., Yasukawa, T., A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1(1), 1993.

23. Schetzen, M., Nonlinear System Modeling Based on the Wiener Theory, Proceedings of the IEEE, 69(12):1557–1573, 1981.

24. Takagi, T., Sugeno M., Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control, lEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15, 1985.

25. Ayday, C.T., Eksin, I., Fuzzy identification of nonlinear systems, International Conference on Industrial Electronics, Control, and Instrumentation, 1:289–292, 1993.

26. Chen, J., Xi, Y., Nonlinear System Modeling by Competitive Learning and Adaptive Fuzzy Inference System, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 28, No. 2, 1998.

27. Huaguang, Z., Yongbing, Q., Modeling, Identification, and Control of a Class of Nonlinear Systems, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 9, No. 2, 2001.

28. Chen, Z.Y., et al., Fuzzy Control for Nonllinear Systems Modeled via Neural-Network, IEEE International Conference on Industrial Technology, 1:66–71, 2002.

29. Kim, D.W., Park, J.H., Park, G.T., Combination of Fuzzy Rule Based Model and Self-organizing Approximator Technique: A new Approach to Nonlinear System Modeling, IEEE International Conference on Fuzzy Systems, 2:1363–1367, 2003.

30. Liu, B., Jiang, Z., Fang, K., A Fuzzy Predictive Control Algorithm Based on Discrete Optimization and Its Application to Nonlinear Systems, IEEE International Conference on Machine Learning and Cybernetics, 4:2506 – 2511, 2003.

31. Hatanaka, T., Kawaguchi, Y., Uosaki, K., Nonlinear System Identification Based on Evolutionary Fuzzy Modeling, Congress on Evolutionary Computation, 1:646–651, 2004.

32. Panchariya, P.C., Palit, A.K., Popovic, D., Sharrna, A.L., Nonlinear System Identification using Takagi-Sugeno Type Neuro-Fuzzy Model, 2nd International IEEE Conference of Intelligent Systems, 1:76–81, 2004.

33. Fernandez, J.C.R., Morales, V.L., Ortega, O.L., Modelling of Nonlinear Systems Based on Fuzzy Clustering and Cubic Splines, Electronics, Robotics and Automotive Mechanics Conference, 1:111–116, 2006.

34. Bagis, A., Fuzzy Rule Base Design Using Tabu Search Algorithm for Nonlinear System Modeling, ISA Transactions, 47:32–44, 2008.

35. Jang, J-S.R., ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 23:665–685, 1993.

36. Kim, S.S., et al., Adaptive Nonlinear System Modeling Using Independent Component Analysis and Neuro-Fuzzy Method, IEEE Conference Record of the Thirty-Fourth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2:828–831, 2000.

37. Abdelrahim, E.M., Yahagi, T., A New Transformed Input-Domain ANFIS for Highly Nonlinear System Modeling and Prediction, Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering, 1:655–660, 2001.

38. Nabiyev, V., Yapay Zeka: Problemler-Yöntemler-Algoritmalar, Ankara, 2005.

39. Kang, S., Woo, C., Hwang, H., Woo, K., Evolutionary Design of Fuzzy Rule Base for Nonlinear System Modeling and Control, 8:37–45, 2000.

40. Leung, H., Varadan, V., System Modeling and Design using Genetic Programming, Proceedings of the First IEEE International Conference on Cognitive Informatics (ICCI'02), 2002.

41. Bağış, A., Özçelik, Y., Gerçek Kodlu Genetik Algoritma Kullanılarak Sistem Kimliklendirme, 12. Elektrik, Elektronik, Bilgisayar, Biyomedikal Mühendisliği Ulusal Kongresi, Eskişehir, 2007.

42. Celikyilmaz, A., Turksen, B., Evolutionary Fuzzy System Models with Improved Fuzzy Functions and Its Application to Industrial Process, IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 541–546, 2007.

43. Bağış, A., Savaşçıhabeş, A., PID Denetleyici Parametrelerinin İkili ve Gerçek Kodlu Genetik Algoritma Kullanılarak Belirlenmesi, ASYU 2008 Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu, 2008.

44. Price, K., Storn, R., A Simple Evolution Strategy for Fast Optimization. Dr. Dobb's Journal, 264, 18–24, 1997.

45. Price, K., Storn, R., http://www.ICSI.Berkeley.edu/~storn/code.html.

46. Babu, B.V. and Angira, R., Optimization of Non-Linear Functions Using Evolutionary Computation. Proceedings of 12th ISME Conference on Mechanical Engineering, Crescent Engineering College, Chennai, January 10–12, Paper No. CT07, 153–157, 2001.

47. Karaboga, D. and Okdem, S., A simple and global optimization algorithm for engineering problems: Differential evolution algorithm, Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 12:53–60, 2004.

48. Mayer, D.G., Kinghorn, B.P., Archer A.A., Differential Evolution – An Easy and Efficient Evolutionary Algorithm for Model Optimisation, Agricultural Systems, 83:315–328, 2005.

49. Zielinski, K., Peters, D., Laur, R., Run Time Analysis Regarding Stopping Criteria for Differential Evolution and Particle Swarm Optimization, Proceedings of the 1st International Conference on Experiments/ Process/ System Modelling/ Simulation/ Optimization, Athens, 2005.

50. Bağış, A., Özçelik, Y., Farksal Evrim Algoritması Kullanarak Sistem Kimliklendirme, TOK'07 Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı, Eylül, 2007.

51. Bodur, M., Acan, A., Akyol, T., Fuzzy System Modeling with the Genetic and Differential Evolutionary Optimization, International Conference on Computational Intelligence for Modelling, Control and Automation, 1:432–438, 2005.

52. Kang, D., Lee, B., Won, S., Nonlinear System Identification using ARX and SVM with Advanced PSO, 33rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, 598–603, 2007.

53. Zadeh, L.A., Fuzzy Sets, Inform, Contr., 8:338–353, 1965.

54. Şen, Z., Bulanık Mantık ve Modelleme İlkeleri, Bilge Yayıncılık, İstanbul, 2001.

55. Kaynak, O., Armağan, G., Bulanık Denetim ve Endüstriyel Uygulamaları, Tübitak MAM, 1993.

56. Mamdani, E.H., Assilian, S., An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller, Int. J. Man. Mach, Studies, 7:1–13, 1975.

57. Ostergaard, J.J., Fuzzy Logic Control of Heat Exchange Process, Fuzzy Automata and Decision Processes, Amsterdam, 285–320, 1977.

58. Tanevo, A., Neuro Fuzzy Model: Used for Identification and Predictive Controller Design in Matlab, Technical University of Sofia, 2000.

59. Sinecen, M., Klima Sistem Kontrolünün Bulanık Mantık ile Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Pamukkale Üniversitesi, 2002.

60. Kıray, V., Oda İçi Sıcaklık ve Hava Kalitesinin Mikro Denetleyici ve Bulanık Mantıkla Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, 1997.

61. Lin, C.T., Lee, C.S.G., Reinforcement Structure/Parameter Learning for Neural-Network-Based Fuzzy Logic Control Systems, IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 46–63, 1994.

62. Gülbağ, A., Yapay Sinir Ağı ve Bulanık Mantık Tabanlı Algoritmalar ile Uçucu Organik Bileşiklerin Miktarsal Tayini, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, 2006.

63. Ross, T.J., Fuzzy Logic with Engineering Applications, McGraw-Hill, Inc. ISBN 0-07-053917-0, 1995.

64. Lee, C.C., Fuzzy Logic in Control Systems: Fuzzy Logic Controller-Part II, IEEE Trans. On Systems, Man. and Cybernetics, 20:419–435, 1990.

65. Bağış, A., Tabu Araştırma Algoritması Destekli Bulanık Mantık Denetleyicisi ile Baraj İşletiminin Eniyilenmesi, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, 2001.

66. Temurtaş, F., Kimyasal Sensör Dizilerinde Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Uygulamaları: Gazların Sınıflandırılması ve Gaz Konsantrasyonlarının Belirlenmesi, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, 2000.

67. Sivanandam, S.N., et al., Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB, Springer–Verlag, 2007.

68. Yurkovich, S., Passino, K.M., A Laboratuary Course on Fuzzy Control, IEEE Trans. Edu., 42:15–21, 1999.

69. Akar, M., Bulanık Mantık Yöntemiyle Bir Servo Motorun Kontrolü ve Geleneksel Yöntemlerle Karşılaştırılması, Yüksek Lisans Tezi, Marmara Üniversitesi, 2005.

70. Pham, D.T., Karaboğa, D., Intelligent Optimization Techniques: Genetic Algorithms. Tabu Search, Simulated Annealing and Neural Networks, Springer–Verlag, 2000.

71. Goldberg, D.E., Genetic Algorithms in Search, Optimisation and Machine Learning, Addison-wesley Publishing Co, inc. USA, 1989.

72. Goldberg, D.E., Lingle, R., Alleles, Loci and the Travelling Salesman Problem in Grefenstette J. J., (ed) Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms and their Applications, Carneige-Mellon University, Pittsburgh, Lawrence Erlbaum Assoc, Publishers, 1985.

73. Savaşçıhabeş, A., Yapay Zeka Yöntemleri Kullanılarak PID Denetleyici Parametrelerinin Belirlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, 2008.

74. Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, Papatya Yayıncılık, 2006.

75. Karaboğa, D., Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, Atlas Yayınları, 2004.

76. Sharda, R., Neural Networks for the MS/OR analyst: An application bibliography, Interfaces, 24:116–130, 1994.

77. Storn, R., Price, K., Differential Evolution- a Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces, Tech. Rep. TR-95-012, International Computer Science Institue (ICSI), Berkeley, Calif., USA, 1995.

78. Karaboga, N., Digital IIR Filter Design Using Differential Evolution Algorithm, EURASIP Journal on Applied Signal Processing 8, 1269–1276, 2005.

79. Cheong, F., Lai, R., Designing a Hierarchical Fuzzy Logic Controller Using the Differential Evolution Approach, Applied soft Computing 7, 481–491, 2007.

80. Kennedy, J., Eberhart, R.C., Particle Swarm Optimization, Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks IV, 1942–9148, 1995.

81. Tamer, S., Karakuzu, C., Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması ve Benzetim Örnekleri, ELECO 2006 Elektrik-Elektronik-Bilgisayar Sempozyumu, Elektronik Bildirileri Kitabı, 2006.

82. Kennedy, J., Eberhart, R.C., Swarm Intelligence, Morgan Kaufmann Publishers, USA, 2001.

83. Mansouri, R., et al., Vector Fitting Fractional System Identification Using Particle Swarm Optimization, Applied Mathematics and Computation, 206:510–520, 2008.

84. Ge, H.W., et al., Identification and Control of Nonlinear Systems by a Dissimilation Particle Swarm Optimization-Based Elman Neural Network, Nonlinear Analysis: Real World Applications, 9:1345 – 1360, 2008.

85. Liu, Y., Zhang, J., Wang, S., Optimization Design Based on PSO Algorithm for PID Controllers, Proceedings of the 5th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2004.

86. Kennedy, J., Eberhart, R.C., Particle Swarm Optimization, Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks IV, 1942–1948, 1995.

87. Ljung, L., Glad, T., Modeling of Dynamic Systems, Prentice Hall, Englewood Cliffs, 1994.

88. Widrow, B., Stearns, D., Adaptive Signal Processing, Prentice Hall, 1985.

89. Kim E., et. al., A New Approach to Fuzzy Modeling, IEEE Trans. on Fuzzy Systems, 5(3): 328–337, 1997.

90. Sugeno M., Tanaka K., Successive Identification of a Fuzzy Model and Its Application to Prediction of a Complex Systems, Fuzzy Sets and Systems, 42:315–334, 1991.

91. Tong R.M., Synthesis of Fuzzy Models For Industrial Processes-Some Recent Results, Int. Journal of General Systems, 4:143–162, 1978.

92. Bağış A., Doğrusal Olmayan Sistemlerin Modellenmesi ve Kontrolü İçin Bulanık Kural Yapısı Tasarımı, Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU'2006), 199–203, 31 Mayıs-02 Haziran 2006, İstanbul.

93. Özçelik, Y., Farksal Evrim Algoritması Kullanarak Sistem Kimliklendirme, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, 2007.

94. Box, G.E.P., Jenkins, G.M., Time Series Analysis, Forecasting and Control, San Francisco (CA): Holden Day, 1970.

95. Pedryzc, W., An Identification Algorithm in Fuzzy Relational Systems. Fuzzy Sets and Systems, 13:153–167, 1984.

96. Xu, C.W., Lu, Y.Z., Fuzzy Model Identification and Self-Learning for Dynamic Systems, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 17:683–689, 1987.

97. Evsukoff, A., Branco, A.C.S., Galichet, S., Structure Identification and Parameter Optimization for Non-Linear Fuzzy Modeling, Fuzzy Sets and Systems, 132:173–188, 2002.

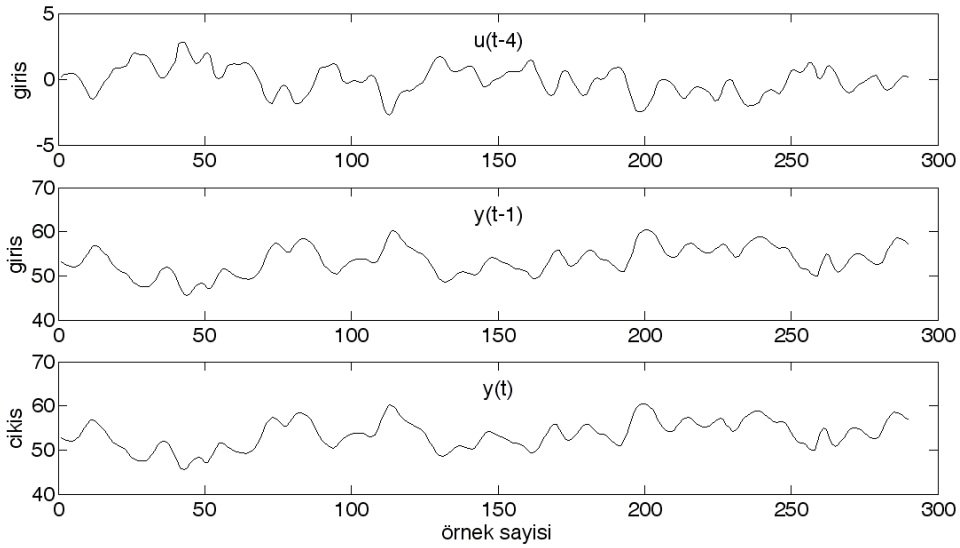
98. Wu, B., Yu, X., Fuzzy Modeling and Identification with Genetic Algorithm Based Learning, Fuzzy Sets and Systems, 113:351–365, 2000.

99. Guney, K., Sarikaya, N., Comparison of Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems for Bandwidth Calculation of Rectangular Microstrip Antennas, Expert Systems with Applications, 36:3522–3535, 2008.

EKLER

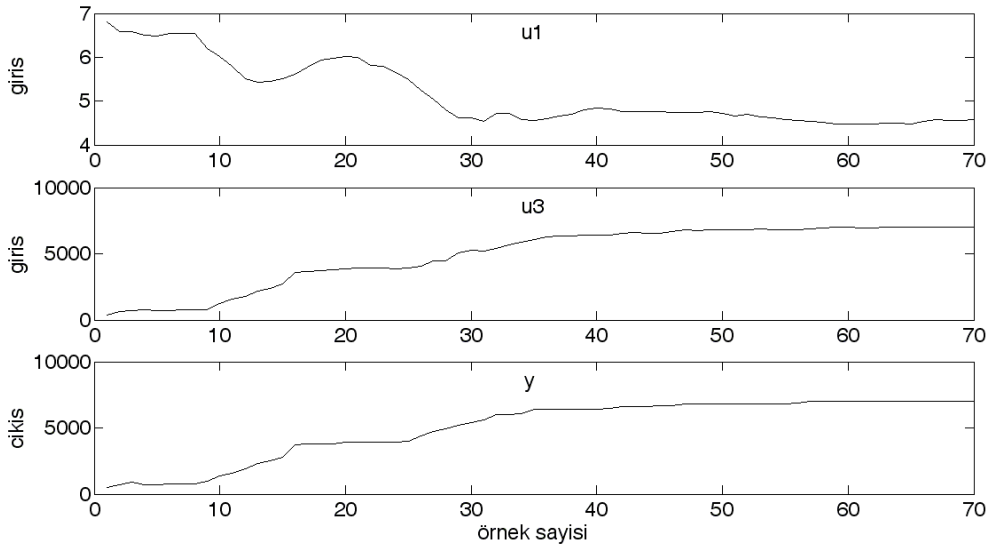
EK-1

Box-Jenkins'in Gaz Fırını Problemi için Kullanılan Giriş ve Çıkış Verileri



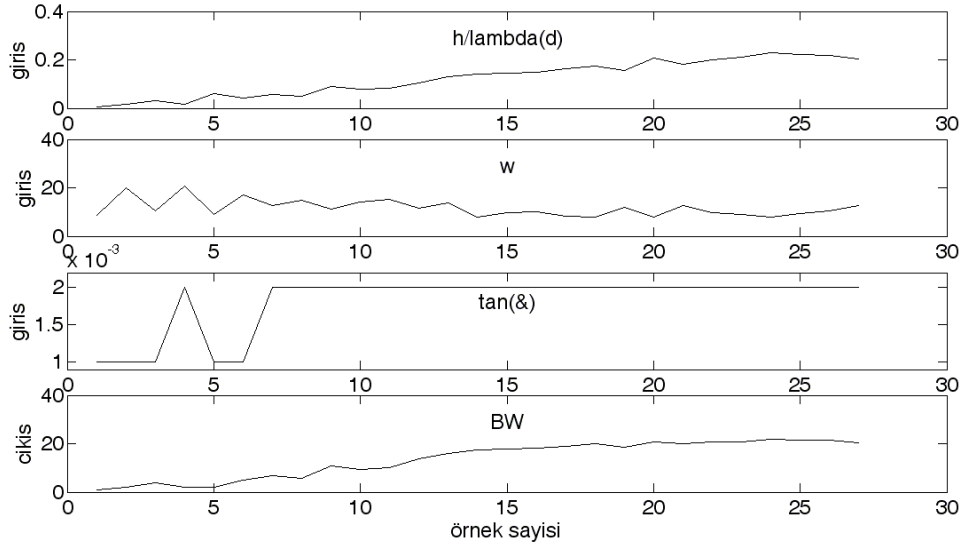
EK-2

Kimyasal Süreç Problemi için Kullanılan Giriş ve Çıkış Verileri



EK-3

Anten Problemi için Kullanılan Giriş ve Çıkış Verileri



ÖZGEÇMİŞ

06.06.1982 tarihinde Kayseri'de doğdu. Orta öğretimini Kayseri Nuh Mehmet Küçükçalık Anadolu Lisesi'nde tamamladı. 2006 yılında Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektronik Mühendisliği Bölümü'nden mezun oldu. Aynı yıl Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü'nde Yüksek Lisans eğitimine ve Bozok Üniversitesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü'nde Araştırma Görevlisi olarak meslek hayatına başladı.

Adres: Bozok Üniversitesi
Mühendislik-Mimarlık Fakültesi
Elektrik-Elektronik Müh.Bölümü
YOZGAT

Tel: 0505 347 22 14

E-mail: onursal.cetin@bozok.edu.tr