T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN BELİRLENMESİNDE YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASININ PERFORMANSININ İNCELENMESİ

Hazırlayan
Mehmet KONAR

Danışman
Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

Doktora Tezi

Mayıs 2017
KAYSERİ

T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ELEKTRİK-ELEKTRONİK MÜHENDİSLİĞİ
ANABİLİM DALI

BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN BELİRLENMESİNDE YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASININ PERFORMANSININ İNCELENMESİ

(Doktora Tezi)

Hazırlayan
Mehmet KONAR

Danışman
Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

Bu çalışma; Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi tarafından FDK-2014-5032 kodlu proje ile desteklenmiştir.

Mayıs 2017
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu çalışmadaki tüm bilgilerin, akademik ve etik kurallara uygun bir şekilde elde edildiğini beyan ederim. Aynı zamanda bu kural ve davranışların gerektirdiği gibi, bu çalışmanın özünde olmayan tüm materyal ve sonuçları tam olarak aktardığımı ve referans gösterdiğimi belirtirim.

Mehmet KONAR



YÖNERGEYE UYGUNLUK

"Bulanık Model Parametrelerinin Belirlenmesinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performansının İncelenmesi" adlı Doktora tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi'ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Mehmet KONAR

Danışman

Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

Elektrik-Elektronik Mühendisliği ABD Başkanı

Prof. Dr. Necmi TAŞPINAR

Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ danışmanlığında **Mehmet KONAR** tarafından hazırlanan **"Bulanık Model Parametrelerinin Belirlenmesinde Yapay Arı Kolonisi Algoritmasının Performansının İncelenmesi"** adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Elektrik-Elektronik Mühendisliği** Anabilim Dalında **Doktora** tezi olarak kabul edilmiştir.

23.05.2017

JÜRİ:

Başkan: Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA

Üye : Doç. Dr. Murat BARUT

Üye : Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

Üye : Doç. Dr. İlke TÜRKMEN

Üye : Yrd. Doç. Dr. Asuman SAVAŞÇIHABEŞ

ONAY:

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulunun 30/05/2017 tarih ve 2017/24-29 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

30/05/2017

Enstitü Müdürü
Prof. Dr. Mehmet AKKURT

TEŞEKKÜR

Doktora eğitimimin başlangıcından bitimine kadar tez konumun belirlenmesi, araştırma aşaması, yön tayini gibi konularla bu çalışmanın gerçekleştirilmesinde değerli bilgilerini benimle paylaşan, bana her konuda destek olan ve yol gösteren değerli danışmanım Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ'a en içten kalbi duygularımla teşekkür ederim.

Tez çalışmamın başlangıcından bitimine kadar takip edilmesi ve değerlendirilmesinde bana zaman ayırarak beni dinleyen ve değerli fikirleriyle beni yönlendiren değerli hocalarım Prof. Dr. Nurhan KARABOĞA'ya ve Doç. Dr. İlke TÜRKMEN'e teşekkürü bir borç bilirim. Ayrıca tez çalışmamda önemli bir yeri olan Yapay Arı Koloni Algoritması'nı anlatan ve bana emeklerini esirgemeyen hocam Prof. Dr. Derviş KARABOĞA'ya da teşekkür ederim.

Bu tez çalışmasına maddi destek veren Erciyes Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: FDK-2014-5032) teşekkür ederim.

Ayrıca; tüm eğitim hayatım süresince yanımda olan, hem maddi hem de manevi olarak beni daima destekleyen değerli aileme ve çalışmalarımı sürdürürken göstermiş olduğu sabır, destek ve sevgi için değerli eşim Fatma BIYIK KONAR'a en içten kalbi duygularımla teşekkür ederim.

Mehmet KONAR

Kayseri, Mayıs 2017

BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN BELİRLENMESİNDE YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASININ PERFORMANSININ İNCELENMESİ

Mehmet KONAR

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Doktora Tezi, Mayıs 2017

Danışman: Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ÖZET

Farklı özellikteki birçok sistem için uygun denetim yapısının tasarlanması ve/veya tasarlanan denetim yapısına ait en uygun sistem parametrelerinin belirlenmesi her zaman önemini ve karmaşıklığını koruyan kontrol problemleri arasında yer almıştır. Bulanık kural yapılarına dayalı modellerin kullanımı, klasik modellerle ve denetim yaklaşımlarıyla çözümü zor olan sistemler için çoğu zaman etkili sonuçlar sunabilmektedir. Sistem performansı açısından daha etkili sonuçlar elde etmek için bulanık model yapısına ait parametrelerin yapay zekaya dayalı çeşitli algoritmalarla belirlenmesi de sıklıkla başvurulan yöntemler arasındadır.

Bu tez çalışmasında, Sugeno, Mamdani ve tek değer çıkışa sahip farklı bulanık model yapılarına ait parametre değerleri yapay arı kolonisi algoritması (YAK) (Artificial Bee Colony, ABC) kullanılarak elde edilmiştir. Oluşturulan bulanık model yapılarının performansının değerlendirilmesinde; antenin band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins'in gaz fırın problemi, doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi, glikoz konsantrasyon problemi ve uçuş kontrol sistemine ait hız ve yakıt tahmin problemi kullanılmıştır. Önerilen YAK algoritması tabanlı bulanık model yapısı, parçacık sürüsü optimizasyonu (Particle Swarm Optimization, PSO) ve diferansiyel gelişim (DG) (Differential Evolution, DE) algoritmalarıyla karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmalarda model başarısını ortaya koyabilmek için değerlendirme ölçütü olarak ortalama karesel hata (Mean Squared Error, MSE) değeri kullanılmıştır. Ortalama MSE, en iyi MSE, en kötü MSE ve standart sapma değerlerine bakılarak YAK algoritmasının, DG ve PSO algoritmalarına kıyasla benzer ya da daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Bulanık modelleme; Yapay arı kolonisi algoritması; Doğrusal olmayan sistem modelleme; Sugeno model; Mamdani model.

INVESTIGATION OF ARTIFICIAL BEE COLONY ALGORITHM PERFORMANCE IN DETERMINATION OF FUZZY MODEL PARAMETERS

Mehmet KONAR

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Ph. D. Thesis, May 2017

Supervisor: Assoc.Prof. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ABSTRACT

The design of appropriate control structure for many systems with different features and/or the determination of the most appropriate system parameters associated with the designed control structure have been among the control problems that always maintain their importance and complexity. The use of models based on fuzzy rule structures can often provide effective results for systems that are difficult to solve with classical modeling and control approaches. In order to obtain more effective results in terms of system performance, determining the parameters of the fuzzy model structure by using various algorithms based on artificial intelligence are also among the most used methods.

In this thesis study, the parameter values of different fuzzy model structures that are Sugeno, Mamdani or single value output are obtained by using artificial bee colony (ABC) algorithm. In evaluating the performance of the proposed fuzzy model structures; the problem of determining the antenna's bandwidth, Box Jenkins gas furnace problem, nonlinear differential equation problem, glucose concentration problem, and the velocity and fuel estimation problem of the flight control system are used. The proposed fuzzy model structure based on ABC algorithm is compared with Particle Swarm Optimization (PSO) and Differential Evolution (DE) algorithms. In these comparisons, the mean squared error (MSE) value is used as the evaluation criterion in order to demonstrate the modeling performance. The ABC algorithm has showed similar or better results than the DG and PSO algorithms considering average MSE, best MSE, worst MSE, and standard deviation values.

Keywords: Fuzzy modeling, Artificial bee colony algorithm, Nonlinear system modeling, Sugeno model, Mamdani model.

İÇİNDEKİLER

BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN BELİRLENMESİNDE YAPAY ARI KOLONİSİ ALGORİTMASININ PERFORMANSININ İNCELENMESİ

Sayfa

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK SAYFASI i
YÖNERGEYE UYGUNLUK SAYFASI ii
KABUL VE ONAY SAYFASI iii
TEŞEKKÜR iv
ÖZET v
ABSTRACT vi
İÇİNDEKİLER vii
KISALTMALAR VE SİMGELER x
TABLOLAR LİSTESİ xii
ŞEKİLLER LİSTESİ xvi

GİRİŞ 1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR İNCELEMESİ

1.1. Genel Bilgiler ve Literatür İncelemesi 4

2. BÖLÜM

KULLANILAN BULANIK MODEL YAPILARI VE ALGORİTMALAR

2.1. Mamdani Tip Bulanık Model Yapısı 13
2.2. Sugeno Tip Bulanık Model Yapısı 15
2.3. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısı 16
2.4. Yapay Arı Kolonisi (YAK) Algoritması 18

2.5. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) Algoritması.....22
2.6. Diferansiyel Gelişim (DG) Algoritması.....25

3. BÖLÜM

SUGENO VE MAMDANİ TİP BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN YAK ALGORİTMASI KULLANILARAK BELİRLENMESİ

3.1. Sugeno ve Mamdani Tip Bulanık Model Yapısının Anten Problemine Uygulanması.....29
3.2. Sugeno ve Mamdani Tip Bulanık Model Yapısının Box-Jenkins Gaz Fırını Problemine Uygulanması.....36
3.3. Sugeno ve Mamdani Bulanık Model Yapısının Doğrusal Olmayan Diferansiyel Eşitlik Problemine Uygulanması.....41

4. BÖLÜM

TEK DEĞER ÇIKIŞLI BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN YAK ALGORİTMASI KULLANILARAK BELİRLENMESİ

4.1. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Anten Problemine Uygulanması 47
4.2. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Box-Jenkins Gaz Fırını Problemine Uygulanması.....56
4.3. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Doğrusal Olmayan Diferansiyel Eşitlik Problemine Uygulanması.....62
4.4. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Glikoz Konsantrasyon Problemine Uygulanması.....69

5. BÖLÜM

İKİ ÇIKIŞLI BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN YAK ALGORİTMASI KULLANILARAK BELİRLENMESİ

5.1. İki Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Uçuş Kontrol Sistemine Ait Hız ve Yakıt Tahmini Problemine Uygulanması.....78

6. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ ve ÖNERİLER

6.1. Tartışma 95
6.2. Sonuç ve Öneriler 98

KAYNAKLAR 100
ÖZGEÇMİŞ 108

KISALTMALAR VE SİMGELER

Sembol	Anlamı	Birimi
YAK	Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony)	
PSO	Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (Particle Swarm Optimization)	
DG	Diferansiyel Gelişim (Differential Evolution)	
DGA	Diferansiyel Gelişim Algoritması (Differential Evolution Algorithm)	
MSE	Ortalama Karesel Hata (Mean Square Error)	
GA	Genetik Algoritma (Genetic Algorithm)	
TA	Tabu Araştırma (Tabu Search)	
DGA	Diferansiyel Gelişim Algoritması (Diffential Evolution Algorithm)	
BT	Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing)	
ANFIS	Adaptif Ağ Yapılı Bulanık Sonuç Çıkarım Yöntemi (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)	
OSACA	On-line Self-aligning Clustering Algorithm	
PBEG	Powell-Beale Eşlenik Gradyenti (Conjugate Gradient of Powell-Beale)	
GDBD	Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (Extended Delta-Bar-Delta)	
y	Yükseklik	feet
a	Ağırlık	pound
h	Hız	deniz mili
f	Yakıt	pound

W	Anten genişliği	mm
tanδ	Dielektrik kayıp	
h/λ_d	Mikroşerit antenin kalınlığının dielektrik tabandaki dalga boyuna oranı	
BW	Band genişiği	
w	Atalet ağırlık faktörü	
r	Motor girişindeki havanın türbin çıkışındaki havaya oranı (Engine Pressure Ratio, EPR)	
RGB	Kırmızı-Yeşil-Mavi (Red-Green-Blue)	
sn	Saniye	
PI	Başarım ölçütü (Performance Index)	
FAM	Fuzzy Associative Memories	

TABLOLAR LİSTESİ

Tablo 2.1. Mamdani tip model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi. 15
Tablo 2.2. Sugeno tip model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi. 16
Tablo 2.3. Tek değer çıkışlı model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi. 18
Tablo 3.1. Anten problemi için YAK tabanlı farklı kural sayılarına sahip Sugeno ve Mamdani modellerine ait MSE değerleri. 31
Tablo 3.2. Anten probleminde YAK tabanlı bulanık model ile literatürdeki diğer model sonuçlarının karşılaştırılması. 33
Tablo 3.3. Anten probleminde elde edilen en iyi model için normalize parametre değerleri (MSE:0.0207). 35
Tablo 3.4. Box-Jenkins problemi için YAK algoritmasına dayalı farklı kural sayılarına sahip Sugeno ve Mamdani modellerine ait MSE değerleri. 37
Tablo 3.5. Box-Jenkins problemi için elde edilen en iyi modelin normalize parametre değerleri (MSE:0.1164). 39
Tablo 3.6. Box-Jenkins problemi için elde edilen YAK tabanlı bulanık modeller ile literatürdeki diğer model sonuçlarının karşılaştırması. 40
Tablo 3.7. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde YAK tabanlı Sugeno ve Mamdani modellerine ait MSE değerleri 42
Tablo 3.8. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için YAK tabanlı Mamdani bulanık modelin normalize parametre değerleri (MSE (eğitim): 0.0662). 44
Tablo 3.9. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde önerilen YAK tabanlı modeller ile diğer modellerin karşılaştırılması. 44
Tablo 4.1. Problemlerde kullanılan algoritmalarla ilgili kontrol parametreleri. 47
Tablo 4.2. Anten problemi için 30 koloni büyüklüğüne sahip farklı bulanık kural tabanlı modeller için elde edilen en iyi MSE değerleri. 48
Tablo 4.3. Anten problemi için 40 koloni büyüklüğüne sahip farklı bulanık kural tabanlı modeller için elde edilen en iyi MSE değerleri. 48
Tablo 4.4. Anten probleminde 30 koloni büyüklüğüne sahip modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri. 49

Tablo 4.5. Anten probleminde 40 koloni büyüklüğüne sahip modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.....50
Tablo 4.6. Anten probleminde kullanılan bulanık modellerde elde edilen sonuçların karşılaştırması.....52
Tablo 4.7. Anten probleminde önerilen tek değerli bulanık modeller ile literatürdeki yaklaşımların karşılaştırılması.....54
Tablo 4.8. Anten problemi için YAK tabanlı bulanık model parametreleri (MSE:0.0185).....55
Tablo 4.9. Box-Jenkins problemi için farklı kural sayısına sahip modeller kullanılarak 30 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.....56
Tablo 4.10. Box-Jenkins problemi için farklı kural sayısına sahip modeller kullanılarak 40 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.....57
Tablo 4.11. Box-Jenkins probleminde 30 koloni büyüklüğüne sahip bulanık modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.....57
Tablo 4.12. Box-Jenkins probleminde 40 koloni büyüklüğüne sahip bulanık modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.....58
Tablo 4.13. Box-Jenkins problemi için elde edilen YAK tabanlı bulanık model normalize parametre değerleri.....59
Tablo 4.14. Box-Jenkins probleminde önerilen tek değerli bulanık modeller ile literatürün karşılaştırılması.....62
Tablo 4.15. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için farklı kural sayısında sahip modeller kullanılarak 30 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.....65
Tablo 4.16. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için farklı kural sayısında sahip modeller kullanılarak 30 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.....65
Tablo 4.17. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 30 koloni büyüklüğüne sahip farklı modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri......66
Tablo 4.18. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 40 koloni büyüklüğüne sahip farklı modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri......66

Tablo 4.19. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için elde edilen YAK tabanlı normalize bulanık model parametreleri (MSE: 0.0438) (10 kurallı durum). 68
Tablo 4.20. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde önerilen tek değerli bulanık modeller ile literatürdeki sonuçların karşılaştırılması. 69
Tablo 4.21. Farklı glikoz konsantrasyonları için ölçülen gerilim değerleri 70
Tablo 4.22. Glikoz konsantrasyon problemi için Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının karşılaştırması (koloni büyüklüğü 30)..... 71
Tablo 4.23. Glikoz konsantrasyon probleminde tek değer çıkışlı modelleri için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri (3 kural, 2000 iterasyon) 72
Tablo 4.24. Glikoz konsantrasyon problemi için Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının karşılaştırması (koloni büyüklüğü 40)..... 74
Tablo 4.25. Glikoz konsantrasyon probleminde tek değer çıkışlı modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri (5 kural, 2000 iterasyon). 75
Tablo 4.26. Glikoz konsantrasyon probleminde elde edilen bazı bulanık modellerin sağladığı sonuçların karşılaştırması..... 76
Tablo 4.27. Glikoz konsantrasyon probleminin 0.0016 MSE değerine sahip YAK tabanlı 5 kurallı normalize bulanık model parametre değerleri..... 77
Tablo 5.1.YAK tabanlı tek değer çıkışlı farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 30). 81
Tablo 5.2. YAK tabanlı tek değer çıkışlı farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 40). 81
Tablo 5.3. DGA tabanlı tek değer çıkışlı tip farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 30). 82
Tablo 5.4. DGA tabanlı tek değer çıkışlı tip farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 40)..... 82
Tablo 5.5. YAK ve DG tabanlı 16 kurallı modellerin karşılaştırması. 83
Tablo 5.6. 16 kurala sahip YAK tabanlı tek değer çıkışlı bulanık modele ait normalize parametre değerleri..... 85
Tablo 5.7.16 kurala sahip DGA tabanlı tek değer çıkışlı bulanık modele ait normalize parametre değerleri..... 86
Tablo 5.8. DG ve YAK tabanlı bulanık modelde elde edilen minimum, ortalama ve maksimum yüzde hata değerleri..... 90

Tablo 5. 9. En iyi YAK ve DG tabanlı tek değer çıkışlı bulanık model çıkış değeriyle gerçek çıkış değerlerinin karşılaştırması. 93

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Klasik ve bulanık mantığın şekilsel gösterimi 6
Şekil 1.2. Bulanık mantığa dayalı bir sistemin genel blok gösterimi 6
Şekil 2.1. Mamdani tip bulanık model yapısı 14
Şekil 2.2. Sugeno tip bulanık model yapısı 16
Şekil 2.3. Tek değer çıkışlı bulanık kural taban temel yapısı 17
Şekil 2.4. YAK algoritması akış diyagramı. 21
Şekil 2.5. PSO algoritması akış diyagramı..... 25
Şekil 2.6. DG algoritması akış diyagramı. 26
Şekil 3.1. Anten probleminde kullanılan model yapısı. 30
Şekil 3.2. Anten probleminde model çıkışları ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması 32
Şekil 3.3. Anten probleminde model çıkışlarının mutlak hata değerleri..... 32
Şekil 3.4. Anten probleminde bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 33
Şekil 3.5. Box-Jenkins probleminde kullanılan model yapısı..... 36
Şekil 3.6. Box-Jenkins probleminde Sugeno model çıkışları ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması..... 38
Şekil 3.7. Box-Jenkins probleminde model çıkışlarının mutlak hata değerleri. 38
Şekil 3.8. Box-Jenkins probleminde bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 39
Şekil 3.9. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde kullanılan model yapısı. 41
Şekil 3.10. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde YAK tabanlı Sugeno model çıkışları ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması. 43
Şekil 3.11. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde YAK tabanlı bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 44
Şekil 4.1. Anten probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (10 kurallı durum). 51
Şekil 4.2. Anten probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (5 kurallı durum). 51
Şekil 4.3. Anten probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi (10 kurallı durum)..... 52
Şekil 4.4. Anten probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi (5 kurallı durum)..... 52

Şekil 4.5. Box-Jenkins probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 59
Şekil 4.6. Box-Jenkins probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 59
Şekil 4.7. Box-Jenkins probleminde 30 koloni büyüklüğü için bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması. 60
Şekil 4.8. Box-Jenkins probleminde 40 koloni büyüklüğü için bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması. 60
Şekil 4.9. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (5 kurallı durum). 64
Şekil 4.10. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (10 kurallı durum). 64
Şekil 4.11. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen modellerin iterasyon-MSE değişimi (5 kurallı durum). 67
Şekil 4.12. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen modellerin iterasyon-MSE değişimi (10 kurallı durum). 67
Şekil 4.13. Glikoz konsantrasyon problemi için kullanılan bulanık model yapısı..... 70
Şekil 4.14. YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkış modellerin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırması (koloni büyüklüğü 30). 72
Şekil 4.15.Glikoz konsantrasyon probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değer değişimi. 73
Şekil 4.16. YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkış modellerin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırması (koloni büyüklüğü 40). 73
Şekil 4.17. Glikoz konsantrasyon probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 74
Şekil 5.1. Hız ve yakıt miktarı hesaplaması için kullanılan model yapısı. 80
Şekil 5.2. Gerçek hız çıkışı ile YAK tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması. 84
Şekil 5.3. Gerçek yakıt çıkışı ile YAK tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması. 87

Şekil 5.4. Gerçek hız çıkışı ile DGA tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması.....87
Şekil 5.5. Gerçek yakıt çıkışı ile DGA tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması.....88
Şekil 5.6. Gerçek hız çıkışı ile YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin test çıkış sonuçlarının karşılaştırması.....88
Şekil 5.7. Gerçek yakıt çıkışı ile YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin test çıkış sonuçlarının karşılaştırılması.....89
Şekil 5.8. YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi. 90
Şekil 5.9. YAK tabanlı modelin hız çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri. .91
Şekil 5.10. YAK tabanlı modelin yakıt çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri. 91
Şekil 5.11. DGA tabanlı modelin hız çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri.92
Şekil 5.12. DGA tabanlı modelin yakıt çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri. 92

GİRİŞ

Doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde ve kontrolünde oluşturulacak model yapısının ortaya konulmasında, modele ait en uygun sistem parametrelerinin belirlenmesi her zaman önemini ve karmaşıklığını koruyan kontrol problemleri arasında yer almıştır. Klasik modellerle ve denetim yaklaşımlarıyla çözüm getirilmesinde güçlük çekilen sistemlerde, bulanık kural yapılarına dayalı modellerin kullanımı çoğu zaman etkili sonuçlar sunabilmektedir [1-7].

İyi bir model performansının sağlanabilmesinde en önemli konulardan biri, model parametrelerinin hızlı ve doğru biçimde elde edilmesidir. Bu amaç için genetik algoritma (Genetic Algorithm, GA), tabu araştırma (Tabu Search, TA) algoritması, diferansiyel gelişim algoritması (Differential Evolution Algorithm) (DGA), parçacık sürüsü optimizasyonu (Particle Swarm Optimization) (PSO) algoritması, yapay arı kolonisi (Artificial Bee Colony) (YAK) algoritması gibi yapay zeka teknikleri hızlı ve etkili çözümler üretebilir. Bulanık model parametrelerinin belirlenmesinde de optimizasyon algoritmalarının kullanımı, model performansı açısından önemli bir rol oynamaktadır [3, 7, 8].

Özellikle nümerik optimizasyon problemleri için etkileyici sonuçlar sunabilen YAK algoritmasının başarımının önemli bir kontrol problemi olan sistem modelleme alanında incelenmesi hususu, üzerinde durulması gereken ilgi çekici konulardan birisidir. Bu tez çalışmasının temel çıkış noktasını da bu ana fikir oluşturur. Böylece, şu açıkça dile getirilebilir ki; giriş ve çıkış verileri arasında doğrusal olmayan nitelik taşıyan ve belirli bir fonksiyona bağlı olarak ortaya konulmasında güçlük yaşanan karmaşık sistemlerin bulanık modellere dayalı olarak ifade edilmesi, ilgili model yapılarında yer alan parametrelerin farklı kural sayıları için elde edilmesinde YAK algoritmasının kullanılması ve detaylı biçimde yapılan çalışmalardan sağlanan bulguların karşılaştırmalı olarak sunulması amacı, bu tez çalışmasının temel özelliğini ve katkısını

ifade etmektedir. Literatürde bu denli detaylı bir incelemeye rastlanılmamış olması da çalışmanın temel farklılığını ortaya koymaktadır.

Böylece, farklı bulanık model parametrelerinin belirlenmesinde YAK algoritmasının başarımının incelenmesi temel amacına yönelik olarak, öncelikle literatürde yer alan yaygın modelleme problemleri incelenerek öne çıkan bazılarının çalışmada yer alması uygun görülmüştür. Tez çalışmasının ilk aşamasında, bu sistemlerin modellenmesinde iki temel bulanık model yapısının (Sugeno ve Mamdani) başarımı araştırılmış ve YAK algoritmasının bu başarıma olan katkıları incelenmiştir. Farklı veri sayılarına sahip sistemleri tanımlamak üzere ortaya konulan farklı sayıda kuraldan oluşan bulanık modeller, algoritmanın farklı popülasyon büyüklüklerinde ve farklı iterasyon değerleri için denenmiştir. Oluşturulan modellerin başarısının ortaya koyulmasında değerlendirme ölçütü olarak MSE kullanılmış ve elde edilen sonuçlar gerçek sonuçlarla kıyaslanmıştır. Tez çalışmasının ikinci aşamasında, YAK algoritmasının etkinliğini ortaya koymak ve daha objektif değerlendirmeler yapabilmek amacıyla popülasyona dayalı iki farklı optimizasyon algoritması olan DG ve PSO yaklaşımları da çalışmalara dahil edilerek modellemeler yapılmıştır. Tüm algoritmaları birbiriyle kıyaslamaya yönelik bulgular elde edilmiş ve sunulmuştur. Bu arada, literatürde yer bulmuş üçüncü bir bulanık model yapısı da çalışmalarda ele alınarak incelenmiştir. Tez çalışmasının son aşamasında, genel olarak çok girişli-tek çıkışlı sistemlerin modellenmesine yönelik olarak yürütülen çalışmalar, üç girişli-iki çıkışlı bir modelleme probleminin ele alınmasıyla çeşitlendirilmiş ve detaylandırılmıştır.

Altı bölümden oluşan bu tez çalışmanın birinci bölümünde, bulanık modelleme ile ilgili kısa bilgiler verilerek, bu konuda yapılan çalışmalarla ilgili genel bir literatür incelemesi yapılmıştır.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, kullanılan bulanık model yapıları ile bu modellerin parametrelerinin elde edilmesinde kullanılan YAK, DG ve PSO algoritmaları anlatılmıştır.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde, Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapılarına ait parametre değerlerinin YAK algoritması kullanılarak bulunması ele alınmıştır. Örnek problemler olarak literatürde yer alan anten band genişliğinin hesaplanması problemi [1, 9-11], Box-Jenkins gaz fırın problemi [3, 12-16], doğrusal olmayan diferansiyel

eşitlik problemi [3, 15, 17-19] kullanılmış ve bu problemlere ait verilerden yararlanılmıştır. Modelleri tanımlamak için temel Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapıları oluşturulmuş ve bu modellere ait parametreler YAK algoritması yardımıyla optimize edilmiştir. YAK algoritmasının performansını daha iyi görebilmek için farklı kural sayılarına sahip bulanık modellere ait parametreler, farklı iterasyon sayılarında ve koloni büyüklüklerinde elde edilmeye çalışılmıştır. Elde edilen sonuçlar, birbirleriyle ve literatürdeki diğer yöntemlerle karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur.

Tez çalışmasının dördüncü bölümünde, ağırlıklandırılmış üyelik fonksiyonlarına dayalı tek değer çıkışlı bir bulanık model yapısı ele alınarak model parametreleri YAK, DG ve PSO algoritmaları kullanılarak elde edilmiştir. Benzetim çalışmalarında farklı kural sayılarına sahip modeller, iterasyon sayıları ve koloni büyüklükleri kullanılmıştır. Örnek problemler olarak üçüncü bölümde kullanılan problemlere ek olarak glikoz konsantrasyonu problemi ele alınmıştır. Üçüncü bölümde kullanılan problemlerin seçilmesiyle, Sugeno ve Mamdani tip modellerle tek değer çıkışlı bulanık modelin karşılaştırılmasına da olanak sağlanmıştır. Glikoz konsantrasyon probleminde, Tabaru vd. tarafından RGB (Red-Green-Blue) tabanlı bir spektrofotometre yardımıyla laboratuvar ortamında elde edilmiş, sulu çözeltideki glikozun optik soğurmasının ölçümüne ait veriler kullanılmıştır [20]. Glikozun optik soğurması probleminin çözümü için YAK tabanlı farklı kurallara sahip Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapıları oluşturulmuştur. Farklı kural sayılarındaki model yaklaşımları farklı iterasyon ve popülasyon büyüklükleri için denenmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. İncelemede YAK, DG ve PSO algoritmaları ile optimum model parametrelerinin elde edilmesi için MSE performans kriterine bakılmıştır.

Tez çalışmasının beşinci bölümünde, iki çıkışa sahip olan uçuş kontrol sistemine ait bazı parametrelerin tahmin edilmesi problemi ele alınmıştır. Uçuş kontrol sistemine ait hız ve yakıt tahmini probleminde tek değer çıkışlı bulanık model yapısı iki çıkış elde edilecek şekilde yeniden düzenlenmiş ve farklı kural sayısına sahip modellerin parametreleri YAK ve DG algoritmaları kullanılarak elde edilmiştir. Bu amaçla, B-767-200 tipi uçakların uçuş kontrol sistemlerine ait verilerden yararlanılmıştır [21-23]. Son olarak altıncı bölümde tartışma, sonuç ve önerilere yer verilmiştir.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER ve LİTERATÜR İNCELEMESİ

1.1. Genel Bilgiler ve Literatür İncelemesi

Sistem modellemede temel amaç, sisteme ait giriş ve çıkış verileri arasındaki ilişkinin tam olarak sağlanabilmesi için uygun yapının ortaya konulmasıdır. Özellikle, matematiksel bir ifadeyle tanımlanmasında güçlük çekilen, karmaşık yapıda olan, birden fazla değişkenden oluşmuş, doğrusal olmayan niteliğe sahip sistemlerin doğru biçimde tanımlanmasında bu yapının uygun şekilde belirlenmesi büyük önem taşır. Böylece, farklı koşullar altında sistemlerin tepkilerinin elde edilmesi, farklı girişlere karşılık çıkışların kısa sürede ve en uygun doğrulukta bulunabilmesi de mümkün olabilir [7].

Uygun model yapılarının ortaya konulmasının yanı sıra model parametrelerinin en doğru biçimde belirlenmesi de modelin başarımını doğrudan etkiler. Önerilen modele ait parametre değerlerinin kısa sürede ve en uygun doğrulukta belirlenmesi ise kullanılan optimizasyon yaklaşımına bağlıdır. Kullanılan optimizasyon yaklaşımı, uygun bir programlama dili yardımıyla ele alınan problemin doğasına en uyumlu biçimde elde edilerek en kısa sürede optimum çözümler üretebilmelidir.

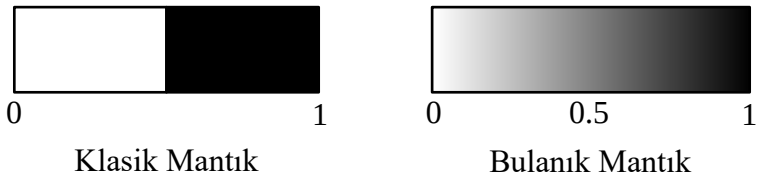
Bulanık mantığa dayalı modelleme yaklaşımı, yukarıda açıklanan nedenlerle tanımlanmasında zorluk çekilen sistemlerin ifade edilmesinde önemli sonuçlar sunabilen dikkate değer bir yöntemdir [1-7, 10, 13-18, 24-26]. Bulanık modellerin ortaya konulmasında kural yapılarının sayısının belirlenmesi, üyelik fonksiyonlarının tipinin seçilmesi ve uygun sonuç çıkarım mekanizmasının belirlenmesi gibi temel zorluklar ortaya çıkmaktadır. Bu zorlukların aşılmasında ve model parametrelerinin belirlenmesinde yararlanılacak optimizasyon yaklaşımının rolü ve önemi büyüktür.

Bulanık sistemler genellikle uzman bilgi tabanına göre çalışır. Bulanık uzman bilgi tabanı bulanık kurallar ve bulanık üyelik fonksiyonları yoluyla insan bilgisini içermektedir [2, 25, 26].

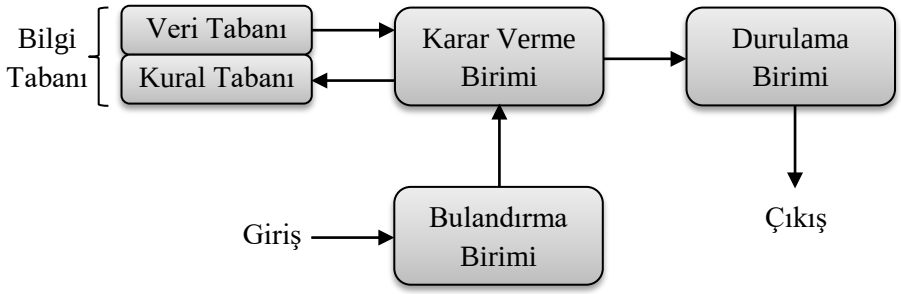
Genel olarak belirsizliklerin anlatımı ve belirsizliklerle çalışılabilmesi için kurulmuş olan matematiksel düzene bulanık mantık denilmektedir. Bulanık mantığın temel amacı, insanların tam ve kesin olmayan bilgiler ışığında, tutarlı ve doğru kararlar vermelerini sağlayan, düşünme ve karar verme mekanizmalarının modellenmesidir. Bulanık mantık, Aristo mantığına dayanan ikili mantık sistemine karşı geliştirilen ve üzerinde durulan olaylara üyelik dereceleri atayarak olayların hangi oranlarla gerçekleştiğini belirlemeye çalışan bir çoklu mantık sistemidir [21].

Bulanıklık kavramı ilk kez 1960'lı yılların başlarında Lütfi A. Zadeh tarafından ortaya atılmıştır. Zadeh 1961 yılında yayınladığı bir makalesinde olasılık dağılımıyla tanımlanamayan bulanık ya da belirsiz nicelikler için farklı bir matematiğe ihtiyaç duyulduğuna dikkat çekmiştir. Zadeh'in makalesi klasik mantıktan vazgeçmeyen bilim çevreleri tarafından kabul görmemiştir. Tüm olumsuzluklara rağmen çalışmalarını sürdüren Zadeh 1965 yılında konuyla ilgili ilk çalışma olan 'Fuzzy sets' başlıklı makalesini yayınlamıştır [24].

Temelde olasılık kuramı ve yapay zeka teorileri üzerine oturtulmuş olan bulanık mantık, matematiksel modellemenin gerçek olaylara uyarlanması şeklinde yorumlanabilir. Çünkü bulanık mantık; açık-kapalı, soğuk-sıcak gibi ikili denetim değişkenlerinden oluşan keskin mantık dünyasını, az açık/az kapalı, serin/ılık, biraz hızlı/biraz yavaş gibi gerçek niteleyicilere belli üyelik dereceleri atayarak, olayları gerçeğe yakın tanımlamayı ve gerçek dünyayı daha yaklaşık temsil eden sistemler oluşturmayı başarmıştır. Zadeh bulanık kümeyi [0,1] aralığında değişen üyelik derecelerine sahip nesneler kümesi olarak tanımlamıştır. Buna göre bir elemanın bulanık kümelerdeki üyelik derecesinin bir mutlak değer olmadığı ve [0,1] arasında bir aralık değer olduğu ifade edilmektedir. Bilinen klasik küme teorisine göre ise bir elemanın alabileceği üyelik dereceleri 0 ve 1'dir. Şekil 1.1'deki gibi bulanık kümeler siyah-beyaz arasındaki tüm gri tonları kabul ederken, klasik küme teorisinde siyah ve beyaz olmak üzere iki renk bulunmaktadır [27].



Şekil 1.1. Klasik ve bulanık mantığın şekilsel gösterimi [27].



Şekil 1.2. Bulanık mantığa dayalı bir sistemin genel blok gösterimi [28].

Bulanık mantığa dayalı bir sistemin genel blok gösterimi Şekil 1.2'de verilmiştir. Bu şekle göre, bulanık mantığa dayalı bir sistem; bulandırma birimi, bilgi tabanı, karar verme ve durulama birimleri olmak üzere dört temel bileşenden oluşur. Bu sistemin değişkenleri, denetlenen sistemden ölçülen giriş değişkeni ve sistem denetiminde kullanılan bulanık mantık denetleyici tarafından elde edilen çıkış değişkeninden oluşmaktadır. Bulanık mantığa dayalı bir sistemin ilk bileşeni olan bulandırma birimi, giriş değişkeninin uygun dilsel değere dönüştürülmesini sağlamaktadır.

Bulanık bilgi tabanı, karar verme biriminin kural tabanında kullandığı bilgileri aldığı veri tabanı ve denetim amaçlarına uygun dilsel denetim kurallarının bulunduğu kural tabanından oluşmaktadır.

Karar verme birimi bulanık mantık denetleyicinin çekirdeğini oluşturur. İnsanın karar verme ve çıkarım yapma yeteneğinin benzeri bir yolla bulanık kavramları işler ve çıkarım yaparak gerekli denetimi sağlar. Son bileşen durulama birimi ise karar verme biriminden gelen bulanık bilgileri bulanık olmayan gerçek değerlere dönüştürür [10].

Bulanık mantığın başlangıcından günümüze kadar literatürde oldukça fazla çalışma yürütülmüştür. Klir ve Folger bulanık kümeler ve bu kümelerle ilgi teorik işlemler üzerinde durmuşlardır. Klasik küme teorisini de inceleyen araştırmacılar klasik küme teorisi ile bulanık küme teorisini karşılaştırmışlardır [29].

Eklund et al. tarafından yapılan çalışmada, bulanık mantık, bulanık sistemler ve bulanık sınıflandırma üzerinde durulmuştur. Çalışmada üçgen, yamuk, gauss ve sigmoidal üyelik fonksiyonları incelenmiştir [30].

Shimoda tarafından yapılan çalışmada, bulanık kümeler, bulanık alt kümeler, bulanık kümelere ait üyelik fonksiyonları üzerinde durulmuş, bulanık kümeler ve bulanık ilişkilerdeki temel notasyonlar ve işlemleri kendi geliştirmiş olduğu yeni ve doğal bir yöntemle yorumlamıştır [31]. Özellikle doğrusal bulanık ilişkilerin kendi geliştirmiş olduğu model ile yorumlanmasının sıradan yöntemlere nazaran daha iyi sonuç verdiğini ifade etmiştir.

Bulanık kural tabanlı modellerin tasarımındaki en önemli problem, göz önüne alınacak sistemlerin giriş çıkış bilgileri için kural sayısının ve her bir kuraldaki üyelik fonksiyonunun şeklinin ve tipinin optimal bir şekilde belirlenmesi gerekliliğidir [32]. Bu zorluğu aşmanın muhtemel bir yolu, pek çok mühendislik problemlerine etkili çözümler sağlayabilecek yapay zekaya dayalı optimizasyon algoritmaları kullanmaktır. Literatürde sunulan çalışmalar doğrusal olmayan veya kompleks sistemlerin modellenmesini başarmak için algoritmaların önemli bir rol oynadığını göstermektedir. Genetik algoritma, tabu araştırması algoritması, diferansiyel gelişim algoritması, parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO), yapay arı kolonisi (YAK) algoritması gibi popülasyon tabanlı sezgisel algoritmaların kullanılmasıyla oldukça etkili ve doğru model performanslarının elde edildiği gözlenmiştir. Karaboğa tarafından sunulan YAK sezgisel algoritması, bu optimizasyon metotları içinde en umut verici olanlardan birisidir [33-35].

Son yıllarda yapılan literatür çalışmaları incelendiğinde, bulanık model tasarımında sezgisel optimizasyon algoritmalarının sıkça kullanılmaya başlandığı ve hesaplama yükünü ve maliyetini azaltan çalışmaların artış gösterdiği görülebilir [1, 12, 16, 34-61].

Siarry ve Guely 1998 yılında bir Takagi-Sugeno tip bulanık kural tabanının üyelik fonksiyonunu ve çıkış parametrelerini ayarlamak için standart bir GA kullanmışlardır [36]. Bu çalışmada önerilen metod ile tek giriş analitik fonksiyon yaklaşımı sistematik olarak test edilmiştir. Sonuç olarak, standart GA'nın verimliliği basit bir problem için kanıtlanmış ve bulanık kural tabanını optimize etmek için genel yöntemlere aday olarak sunulmuştur.

Farag et al., 1998 yılında bulanık mantık teorisi, sinir ağları ve GA'yı birleştiren bir yaklaşım sunmuşlardır. Bulanık-sinir ağı formunda sundukları modelin üyelik fonksiyonlarını ayarlamak için çok çözünürlüklü bir dinamik GA kullanmışlardır. Önerdikleri modelin performansını test etmek için iki benchmark problemi kullanmışlar ve modelin iyi performans sergilediğini sunmuşlardır [17].

Guely et al. 1999 yılında Takagi-Sugeno tip kuralların üyelik fonksiyonlarını optimize etmek için benzetilmiş tavlama (Simulated Annealing) (BT) algoritmasını kullanmışlardır [37]. Tek girişli zor bir fonksiyon için bu yaklaşımı test etmişler ve umut verici sonuçlar elde ettiklerini belirtmişlerdir.

Wu ve Yu, 2000 yılında karmaşık doğrusal olmayan sistemler için çok girişli tek çıkışlı Takagi-Sugeno-Kang (TSK) tip bulanık model önermişlerdir [38]. Burada uygun TSK modelinin yapısını belirlemek için GA'dan yararlanmışlardır. Sundukları sayısal örneklerle GA algoritmasının karmaşık doğrusal olmayan sistemler için iyi bir TSK modeli oluşturulmasında etkili olduğunu göstermişlerdir.

Kang et al. 2000 yılında doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü için, herhangi bir varsayılan kural tabanı yapısı olmadan bulanık kuralların evrimsel tasarımı hakkında önemli bir yaklaşım sunmuşlardır [13]. Bu yaklaşımın performansı, kontrol problemi ve sayısal örneklerle değerlendirilmiştir.

Bağış ve Saraçoğlu tarafından 2001 yılında yürütülen bir çalışmada, fiber optik sensör uygulamalarında bulanık üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi için TA algoritması kullanılmıştır [39].

Cordon et al. tarafından 2001 yılında yapılan çalışmada, bulanık yapıların elde edilmesinde ve ayarlanmasında evrimsel yaklaşımla incelenmiştir [40].

Papadakis ve Theocharis, 2002 yılında basit ve iyi tanımlanmış TSK modeli oluşturmak için genetik tabanlı bulanık model yaklaşımı kullanmışlardır. Bu yaklaşımın performansını değerlendirmek için benchmark problemlerinden ve statik örneklerden faydalanmışlardır. Benzetim sonuçlarında, önerdikleri modelin diğer yöntemlere kıyasla basitlik, model yapısı ve doğruluk bakımından daha iyi performans sergilediğini vurgulamışlardır [41].

Bağış, 2003 yılında baraj rezervuarı tahliye kapaklarının yönetimini sağlayan bulanık kontrol kurallarına ait üyelik fonksiyonlarının optimum olarak belirlenmesi için TA algoritmasının kullanımına dayanan bir çalışma sunmuştur [42]. Optimum bulanık kural tabanı ile optimum üyelik fonksiyonlarının elde edilmesinde önerilen optimizasyon yönteminin verimli kullanılabileceğini göstermiştir.

Hatanaka et al. 2004 yılında GA kullanarak doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesinde üyelik fonksiyonlarının seçimi ve model performansı üzerine çalışmışlardır [43]. Bazı sayısal örnekler kullanarak önerilen yöntemin kullanılabilirliğini ve doğruluğunu incelemişlerdir.

Belarbi et al. 2005 yılında Mamdani bulanık mantık kontrolörleri için GA'yı kullanarak kural tabanını minimize eden bir çalışma sunmuşlardır. Yapılan çalışmada nispeten iyi bir tasarım modeli ortaya çıkarmışlardır [44].

Chen tarafından 2006 yılında yapılan çalışmada bulanık kuralı sayılarını ve üyelik fonksiyonlarını otomatik olarak belirlemek için kullanabilecek PSO tabanlı bir metod ortaya konulmuştur [45]. Bu çalışmada, iki doğrusal olmayan sistem için model performansı incelenmiştir.

Erdinç vd. tarafından 2008 yılında yapılan çalışmada, yakıt hücresi ve ultra kapasitör kullanılarak oluşturulan hibrit bir araç sistemi için geliştirilen genetik algoritma ve bulanık mantık tabanlı bir kontrol stratejisi önerilmiştir [46].

Du ve Zhang, 2008 yılında yaptıkları çalışmada, Takagi–Sugeno tip bulanık modelin kural yapısı, üyelik fonksiyonu ve giriş yapısını eş zamanlı olarak belirleyen yeni bir kodlama sistemi sunmuşlardır [47]. Bu kodlama sisteminde GA'yı kullanmışlardır.

Bağış tarafından 2008 yılında yapılan diğer bir çalışmada, doğrusal olmayan bazı örnek sistemlerin modellenmesinde bir bulanık kural yapısı ortaya konulmuştur [3]. Bulanık kurallara ait parametre değerlerinin elde edilmesinde TA algoritmasından yararlanılmış ve oldukça etkileyici sonuçlara ulaşılmıştır.

Juang ve Lo, 2008 yılında iki aşamalı sürü zekası (swarm intelligence) algoritması kullanarak, sıfır dereceli TSK tip bulanık sistem modeli oluşturmuşlardır. Oluşturulan modelin ilk aşamasında bulanık sistem yapısı ve parametreleri, eş zamanlı olarak

karınca kolonisi algoritmasıyla öğretilmiş, ikinci aşamada ise PSO kullanılarak modeldeki tüm parametreler optimize edilmiştir. Sundukları çalışmayı, diğer çalışmalarla karşılaştırarak performansını değerlendirmişlerdir [48].

Juang ve Wang, 2009 yılında bir bulanık sistemin yapısı ve parametre tasarımı için, on-line self-aligning clustering algorithm (OSACA) ile karınca ve parçacık sürüsü algoritmalarının işbirliğine dayalı optimizasyon kullanmışlardır [49]. Oluşturdukları modeli farklı bulanık kontrolör tasarımı problemlerine uygulamışlardır.

Güney ve Sarıkaya 2009 yılında mikro antenlerin referans frekans hesabında Mamdani ve Sugeno bulanık yapılı modelleri için bir karşılaştırma sunmuşlardır [50]. Bu çalışmada, bulanık model parametrelerini belirlemek için least squares, nelder-mead, GA, DG, PSO ve BT algoritmaları kullanılmıştır. Kullanılan algoritmaların performansları, değerlendirme kriterleriyle karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Shill et al. 2010 yılında doğrusal olmayan sistem modelleme ve kontrolü için bulanık kural yapısının optimizasyonunda evrimsel algoritmanın uygulamaları üzerine bir çalışma sunmuştur [51].

Zhao et al. 2010 yılında PSO ile giriş-çıkış verileri kullanarak otomatik TS bulanık modeli oluşturan bir yöntemi önermişlerdir. Sunulan model farklı benchmark problemlerine uygulanarak, GA ve DGA tabanlı modellerle kıyaslanmıştır [52].

Takagi-Sugeno bulanık model parametrelerini elde etmek için, Su ve Yang 2011 yılında DG algoritma tabanlı modelleme yaklaşımını önermişlerdir [53].

Vaneshani ve Jazayeri-Rad 2011 yılında, PSO algoritma yaklaşımının kullanımını, bulanık sistemin optimum üyelik fonksiyonlarını bulmak için etkili bir yöntem olarak önermişlerdir [54]. Bu çalışmada PSO ve bulanık mantığın kombinasyonundan oluşan bir yaklaşım, sürekli karıştırılan bir tank reaktörünün konsantrasyonunun denetiminde kullanılmıştır. Böylece PSO destekli bulanık sistemin performansının aynı amaca yönelik bir bulanık sisteminkine göre daha iyi olduğu ortaya konulmuştur.

Zade et al. 2011 yılındaki çalışmalarında, 13 ve 40 termal jeneratörden oluşan iki test sisteminde ekonomik yük dağıtımı problemini çözmek için DGA'ya dayalı bulanık mantık kontrol yöntemi kullanmışlardır [55]. Zade et al. 2012 yılındaki diğer bir

çalışmada ise, Takagi-Sugeno bulanık modelini tanımlamak için bulanık mantık kontrollü DG algoritması önermişlerdir [32].

Chen et al. tarafından 2012 yılında önerilen yöntemde, farklı uzunluktaki parçacıklara sahip PSO algoritması ile bulanık kural tabanı yapısı ve parametreleri otomatik olarak üretilmiştir [56]. Önerilen metodun bulanık kural sayısı ve yaklaşım hatası, diğer yöntemlere göre her zaman daha iyi sonuçlar vermemesine rağmen, yeni bir metod olarak sunulmuştur.

Precup et al. tarafından 2012 yılında öne sürülen bir çalışmada, bulanık kontrol sistem tasarımında BT algoritması kullanılmıştır [57]. Önerilen yeni kontrolör tasarımı, bir doğru akım servo sistemin açısal konum kontrolü problemine uygulanarak test edilmiştir.

Habbi et al. 2015 yılında YAK ile sayısal veriler kullanarak otomatik TS bulanık modeli oluşturmuşlardır [58]. Tasarım sürecinde TS bulanık sistem yapısının ve parametrelerinin eş zamanlı bulunması amaçlanmıştır. Çalışmada önerilen yöntemi, diğer var olan yöntemlerle kıyaslayarak performansının daha iyi olduğunu vurgulamışlardır.

Literatür gözden geçirildiği takdirde iyi bir model performansı için bulanık model parametrelerinin belirlenmesinde algoritmanın optimizasyon kısmının önemli bir rol oynadığı açık bir şekilde görülmektedir.

Bu tez çalışmasının literatüre katkılarından ilki 2016 yılında sunulmuştur. Bu çalışmada Bağış ve Konar, ilk defa YAK algoritmasını kullanarak temel bulanık model yöntemlerinden Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapılarına ait parametre değerlerini hesaplamışlardır [59].

Konar ve Bağış tarafından 2016 yılında yapılan bir diğer çalışmada, doğrusal olmayan bazı örnek sistemlerin modellenmesinde, yeni yöntemlerden olan tek değer çıkışlı bulanık model yapısı önerilmiştir [60]. Bunun için YAK, DGA ve PSO tabanlı bulanık modeller oluşturulmuş, modeller için farklı kural yapıları denenmiştir. YAK algoritmasının başarımını, diğer algoritmalarla ve literatürle kıyaslamışlardır.

Tez kapsamında yapılan diğer bir çalışma Saraçoğlu et al. tarafından 2016 yılında sunulmuştur. Burada, laboratuvar ortamında deneysel olarak elde edilen gerçek verilerden oluşan glikoz konsantrasyon problemi için YAK, DGA ve PSO tabanlı Sugeno tip ve tek değer çıkışlı bulanık modeller oluşturulmuş, modeller için farklı kural yapıları ele alınmıştır [61]. Önerilen metodun kullanılabilirliğini ve esnekliğini göstermek için laboratuvar ortamında elde edilen doğrusal olmayan glikoz konsantrasyon ölçüm verileri kullanılmıştır.

Literatürde yapılan çalışmalar dikkate alınarak bu tez çalışmasında, doğrusal olmayan nitelik taşıyan karmaşık yapılı örnek sistemlere ait giriş-çıkış veriler kullanılarak farklı kural sayılarına sahip bulanık bulanık modeller ortaya konulmuş ve modellere ait parametreler YAK, DG ve PSO algoritmalarıyla elde edilmiştir. Algoritmaların modelleme işlemine olan katkılarıyla modellerin performansları birbirleriyle ve literatürle karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur. Böylece konuya ilişkin elde edilen değerli bilgi ve bulguların literatüre kazandırılması amaçlanmıştır.

2. BÖLÜM

KULLANILAN BULANIK MODEL YAPILARI VE ALGORİTMALAR

Bu tez çalışmasında literatürde yaygın olarak kullanılan Mamdani ve Sugeno tip bulanık model yapılarıyla birlikte tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının parametrelerinin hesaplanması dikkate alınmıştır [3, 26, 47]. Model parametrelerinin optimizasyonu için YAK, PSO ve DG algoritmaları olarak adlandırılan sezgisel algoritmalar kullanılmıştır.

2.1. Mamdani Tip Bulanık Model Yapısı

Diğer bulanık mantık modellerinin temelini oluşturan Mamdani tip bulanık model yapısı, kolay oluşturulmasından ve insan davranışlarına uygun olmasından dolayı yaygın bir kullanıma sahiptir [2].

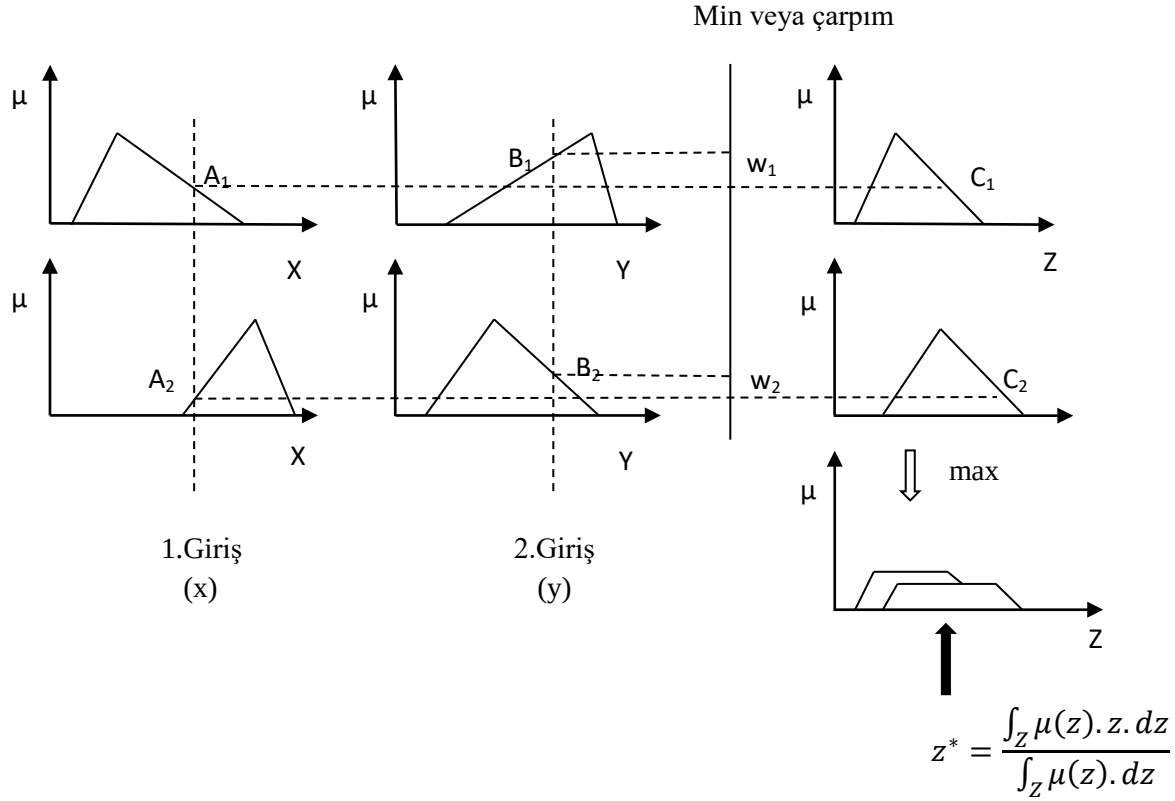
Mamdani tip bulanık modelin temel yapısı, girdilerin bulanıklaştırılması, bulanık mantık işlemlerini kullanarak kural ağırlıklarının belirlenmesi, bulanık kümelere ait mantıksal işlemlerin uygulanması, sonuçların toplanması ve durulaştırma olarak beş temel aşamadan oluşmaktadır [2, 28, 62].

Burada, Şekil 2.1'de iki giriş ve bir çıkışa sahip örnek bir sistem için iki kural içeren bulanık kural tabanının gösterimi verilmiştir. x ve y gibi sayısal iki değişkeni içeren iki kurallı bir Mamdani tip bulanık modelde z çıkış değerinin C_i bulanık küme fonksiyonlarından nasıl hesaplandığı gösterilmektedir. İki kurala sahip iki girişli tek çıkışlı bulanık model yapısına ait ifade Eşitlik 2.1 ve Eşitlik 2.2'de verilmiştir.

Kural 1: Eğer $x = A_1$ ve $y = B_1$ ise $z = C_1$ (2.1)

Kural 2: Eğer $x = A_2$ ve $y = B_2$ ise $z = C_2$ (2.2)

Giriş ve çıkışları üçgen biçimli üyelik fonksiyonları tarafından karakterize edilen bu model yapısında, her bir üyelik fonksiyonu genellikle 3 adet parametre tarafından tanımlanır.



Şekil 2.1. Mamdani tip bulanık model yapısı [2].

2 kuraldan oluşan Mamdani tip bir bulanık model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden bu parametrelere ilişkin matris Tablo 2.1'de verilmiştir. Tabloda verildiği gibi a ve b matris değerleri giriş üyelik fonksiyonlarının parametrelerini temsil ederken, c matris değerleri ise çıkış üyelik fonksiyonlarının parametrelerini temsil etmektedir. Böylece 2 giriş ve 1 çıkıştan oluşturulan model yapısındaki her bir kural için hesaplanması gereken parametre sayısı 9 olacaktır. Sonuç çıkarım mekanizmasından z^* değerinin elde edilmesinde Eşitlik 2.3 yaygın olarak kullanılır.

$$z^* = \frac{\int_z \mu(z).z.dz}{\int_z \mu(z).dz} \tag{2.3}$$

Tablo 2.1. Mamdani tip model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi.

Kural Sayısı	1.Giriş	2. Giriş	Çıkış
1. Kural	$a_{11}\ a_{12}\ a_{13}$	$b_{11}\ b_{12}\ b_{13}$	$c_{11}\ c_{12}\ c_{13}$
2. Kural	$a_{21}\ a_{22}\ a_{23}$	$b_{21}\ b_{22}\ b_{23}$	$c_{21}\ c_{22}\ c_{23}$

2.2. Sugeno Tip Bulanık Model Yapısı

Takagi, Sugeno ve Kang tarafından önerilen Sugeno tip bulanık model yapısı, giriş-çıkış veri kümesi şeklinde verilen bir sistemin tanımlanabilmesi için sistematik bir yaklaşım ortaya koyar [26]. Takagi – Sugeno bulanık mantık ya da Sugeno bulanık mantık ilk kez 1985 yılında kullanılmaya başlanmıştır [25]. Sugeno tip bulanık modelde, girdi değişkenlerinin bulanıklaştırılması ve bulanık mantık işlemleri Mamdani bulanık modelleme ile tamamen aynı iken, çıktı üyelik fonksiyonları lineer denklem şeklindedir.

İki girişli ve bir çıkışlı bir Sugeno modeli, Eşitlik 2.4'de verilen tipik bir kural yapısına formuna sahiptir [28, 62].

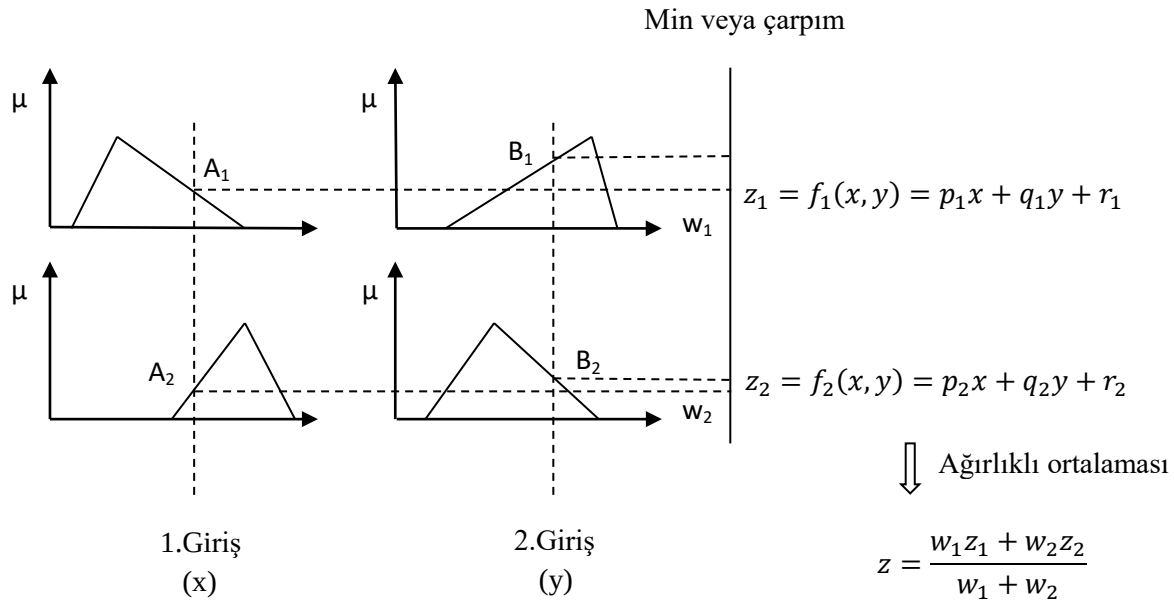
$$\text{Eğer } x = A_1 \text{ ve } y = B_1 \text{ ise } z = f(x, y) = px + qy + r \tag{2.4}$$

Burada, x ve y sistemin giriş değerleri olarak tanımlanır. Çıkış değeri olan z, x ve y değerlerine bağlı bir fonksiyon olarak genellikle birinci dereceden bir polinomdur.

Şekil 2.2'de 2 giriş ve 1 çıkışa sahip, örnek bir sistem için iki kurala sahip Sugeno tip bulanık kural tabanı gösterilmiştir.

İki kurala sahip Sugeno tip bulanık model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi Tablo 2.2'de verilmiştir. Tabloda verildiği gibi a ve b matris değerleri giriş üyelik fonksiyonlarının parametrelerini temsil ederken p, q ve r matris değerleri ise $f(x, y)$ fonksiyonlarının parametrelerini temsil etmektedir. Eşiklik 2.4'de verilen kural formunda iki giriş ve tek çıkış şeklinde oluşturulan Sugeno tip bulanık modelde her bir kuralda, 1. giriş için üç, 2. giriş için üç ve çıkış için üç olmak üzere toplam dokuz adet parametre kullanılarak yapılan tanımlama Tablo 2.2'de

gösterilmiştir. Dolayısıyla 3 giriş - 1 çıkışlı bir sistem için Sugeno modelde her bir kural için hesaplanması gereken parametre sayısı 13 olacaktır.



Şekil 2.2. Sugeno tip bulanık model yapısı [1, 2].

Sonuç çıkarım mekanizmasından z sonuç değeri elde edilirken kullanılan ağırlık ortalaması yöntemi Eşitlik 2.5'de verilmiştir.

$$z = \frac{w_1z_1 + w_2z_2}{w_1 + w_2} = \frac{\sum_{i=1}^{\text{Kural sayısı}} w_iz_i}{\sum_{i=1}^{\text{Kural sayısı}} w_i} \tag{2.5}$$

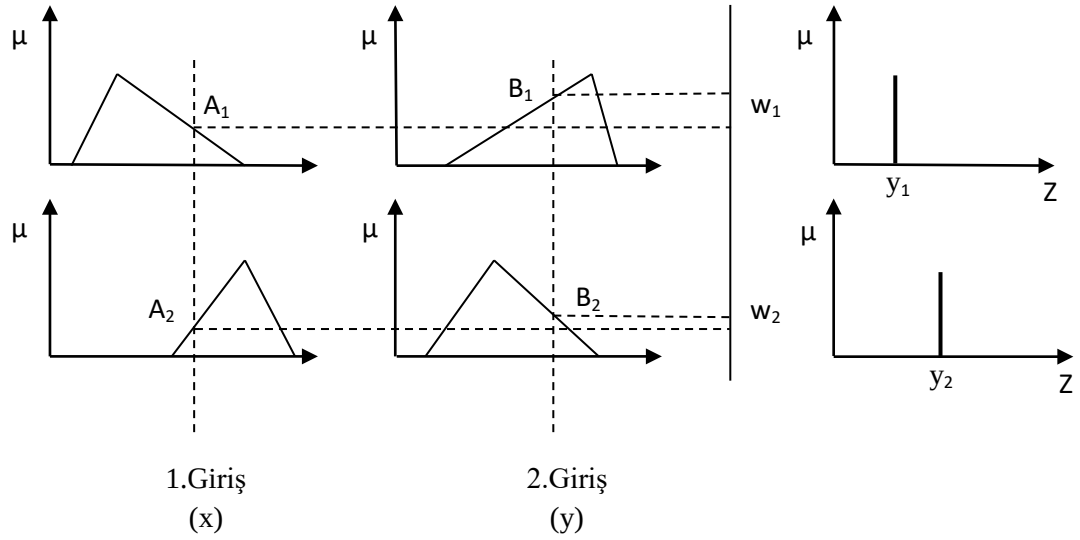
Tablo 2.2. Sugeno tip model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi.

Kural Sayısı	1.Giriş	2. Giriş	Çıkış
1. Kural	$a_{11}\ a_{12}\ a_{13}$	$b_{11}\ b_{12}\ b_{13}$	$p_{11}\ q_{12}\ r_{13}$
2. Kural	$a_{21}\ a_{22}\ a_{23}$	$b_{21}\ b_{22}\ b_{23}$	$p_{21}\ q_{22}\ r_{23}$

2.3. Tek Değer (Singleton) Çıkışlı Bulanık Model Yapısı

Bağış tarafından kullanılan tek değer (singleton) çıkışlı bulanık kural tabanı yapısı, giriş kısmının ağırlıklandırılmış üyelik fonksiyonlarından oluştuğu ve çıkış kısmının tek

değer (singleton) aldığı bir bulanık mantık yaklaşımıdır [3, 13]. Bu model yapısının genel gösterimi Şekil 2.3'de verilmiştir. Şekilde iki giriş ve tek çıkışa sahip, örnek bir sistem için iki kuraldan oluşan bulanık kural tabanı gösterilmektedir.



Şekil 2.3. Tek değer çıkışlı bulanık kural taban temel yapısı [3].

Şekil 2.3'de verilen bulanık model yapısında, giriş değişkenlerinin üçgen tip üyelik fonksiyonlarını karakterize etmek amacıyla, bulanık çıkarım mekanizması tarafından üç sayısal değer kullanılmaktadır. Çıkış ise tekil bir değer ile belirlenir. Ayrıca bu model yapısında, girişe ait her bir üyelik fonksiyonu için ağırlıklandırma amaçlı bir ayar parametresi de kullanılır.

Şekil 2.3'de gösterilen 2 kurala sahip bulanık model yapısındaki üyelik fonksiyonlarını temsil eden parametre matrisi Tablo 2.3'de verilmiştir. Tabloda gösterildiği gibi a ve b matris değerleri giriş üyelik fonksiyonlarının parametrelerini temsil ederken, y matris değerleri ise çıkış üyelik fonksiyonlarının parametrelerini temsil etmektedir. Bununla birlikte giriş için kullanılan her bir üyelik fonksiyonu için p ayarlama (ağırlıklandırma) parametreleri bulunmaktadır. Böylece 2 giriş ve 1 çıkıştan oluşturulan model yapısındaki her bir kural, 9 adet parametreyle tanımlanmıştır.

Tablo 2.3. Tek değer çıkışlı model için üyelik fonksiyonları ve kuralları temsil eden parametre matrisi.

Kural Sayısı	**1.Giriş**	**2. Giriş**	**Çıkış**	**Ayarlama parametresi**
1. Kural	$a_{11}\ a_{12}\ a_{13}$	$b_{11}\ b_{12}\ b_{13}$	y_1	$p_{11}\ p_{12}$
2. Kural	$a_{21}\ a_{22}\ a_{23}$	$b_{21}\ b_{22}\ b_{23}$	y_2	$p_{21}\ p_{22}$

Sonuç çıkarım mekanizmasından nihai y^* değerini elde ederken Eşitlik 2.6'daki hesaplama kullanılmaktadır. Eşitlik 2.6'da r bulanık kural sayısını, ω_i ise Eşitlik 2.7 vasıtasıyla elde edilen $i.$ kural için hesaplanan ağırlık değerini ifade etmektedir.

$$y^* = \frac{\sum_{i=1}^{r} \omega_i . y_i}{\sum_{i=1}^{r} \omega_i} \tag{2.6}$$

$$\omega_i = \mu_1^i(x_{1k}).p_{i1} + \mu_2^i(x_{2k}).p_{i2} \tag{2.7}$$

Eşitlik 2.7'de, k giriş veri sayısı, $\mu_1^i(x_{1k})$ ve $\mu_2^i(x_{2k})$ x_{1k} ve x_{2k} girişleri için üyelik fonksiyon değerleridir. p_{i1} ve p_{i2} ise $i.$ kuralda kullanılan ayarlama parametresini temsil eder.

2.4. Yapay Arı Kolonisi (YAK) Algoritması

YAK algoritması, Karaboğa'nın bal arılarının yiyecek arama davranışlarını modellemesiyle 2005 yılında geliştirilmiştir. Bu algoritma, özellikle çok değişkenli nümerik optimizasyon problemlerinin çözümünde kolaylık ve etkinlik sağlayan, sürü zekasına dayalı bir optimizasyon algoritmasıdır [33-35, 63, 64].

YAK algoritmasında arılar yaptıkları görev bakımından 3 temel gruba ayrılmıştır. Bunların birinci grubu olan işçi (employed) arılar, kolonide arılar arasındaki bilgi paylaşımını sağlar. İşçi arılar, keşfedilmiş yiyecek kaynaklarındaki nektarları toplayıp geldikten sonra faydalandıkları yiyecek kaynağı ile ilgili bilgiyi yuvadaki diğer arılar ile paylaşır. İşçi arıların danslarından verilen bilgi gözcü (onlooker) arılar tarafından alınır.

Algoritmada gözcü arılar, yiyecek kaynaklarının kalite değerlerini ortaya koyan bir olasılık fonksiyonuna uygun biçimde yiyecek kaynaklarını seçerler. Son grup olan kaşif (scout) arılar ise, işçi arıların danslarına bakmaksızın rasgele kaynak arayışına koyulurlar ve kaynakları bulduktan sonra işçi arı olarak çalışmaya devam ederler. Bu sayede, bir yandan nektar toplanıp tüketilirken bir yandan da koloniye yeni nektar kaynaklarının bulunması sağlanır.

Karaboğa'nın YAK algoritması uyarlanırken bazı kabuller yapılmaktadır. Bu kabullerden ilki, işçi arı sayısının toplam yiyecek kaynağı sayısına eşit alınmasıdır. Böylece bir kaynağın nektarı sadece bir işçi arı tarafından alınır. İşçi arıların sayısının da gözcü arıların sayısına eşit olduğu kabul edilir.

Yiyecek kaynaklarının pozisyonları çözülmesi istenen optimizasyon problemine ait olası çözümlere ve kaynakların nektar miktarları ise o kaynaklarla ilgili çözümlerin kalitesine karşılık gelmektedir. YAK algoritması, çözülmesi istenen optimizasyon probleminin minimumunu veya maksimumunu veren çözümü elde ederken en fazla nektara sahip kaynağın yerini bulmaya çalışır. Şekil 2.4'de akış gösterimi verilen YAK algoritmasının temel adımları aşağıda verilmiştir:

1. Adım: Başlangıç popülasyonunu oluştur.

2. Adım: Durdurma kriteri sağlanana kadar aşağıdaki adımları tekrarla.

3. Adım: İşçi arıları yiyecek kaynaklarına gönder.

4. Adım: Gözcü arıları nektar miktarına göre yiyecek kaynaklarına gönder (Uygunluk değerini hesapla).

5. Adım: Kaşif arıları yeni kaynaklar bulması için gönder (limit değerleri belirle).

6. Adım: Şimdiye kadarki en iyi yiyecek kaynağını hafızaya al.

7. Adım: Durdurma kriteri sağlanmıyor ise 3. adıma git.

YAK algoritmasının ilk adımında, işçi arılar için başlangıç yiyecek kaynağı (başlangıç popülasyonu) rasgele olarak Eşitlik 2.8 kullanılarak üretilir.

$$x_{ij} = x_{\min}^{j} + rand[0,1](x_{\max}^{j} - x_{\min}^{j}) \tag{2.8}$$

Eşitlik 2.8'de, x_{ij} popülasyonda bir çözümü göstermektedir. SN popülasyon boyutu ve D optimize edilecek parametre sayısı olmak üzere $i = \{1,2,.....,SN\}$, $j = \{1,2,....,D\}$ şeklinde tanımlanır. $x_{\min}^{j}$ ve $x_{\max}^{j}$ parametreleri karar değişkeni için alt ve üst sınırları ifade etmektedir.

YAK algoritmasının başlangıç aşamasından sonra işçi arı, gözcü arı ve kaşif arı çalışmaları sağladıktan sonra çözümler iyileştirilmeye çalışılır. İşçi arılar, önceden hafızalarına aldıkları yiyecek kaynağından daha iyisini bulmak için popülasyonda bulunan başka bir yiyecek kaynağından da faydalanırlar. Yeni kaynağın mevcut olan kaynağa komşuluğun belirlenmesi Eşitlik 2.9 ile sağlanır.

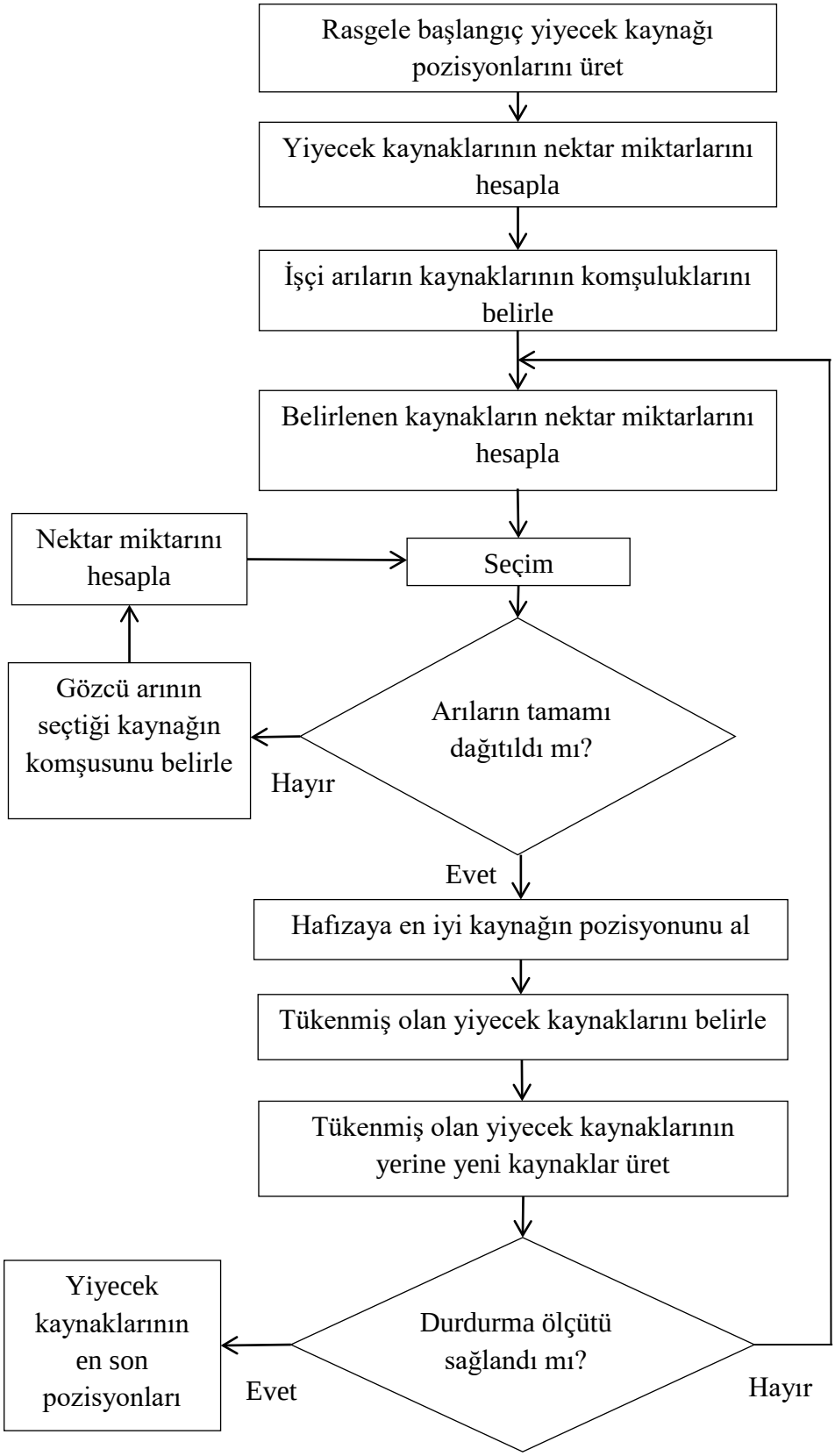
$$v_{ij} = x_{ij} + \phi_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \tag{2.9}$$

Burada, popülasyondan rastgele seçilmiş olan yeni yiyecek kaynağı x_{kj} ile ifade edilmektedir. İfadede j, [1,D] aralığında rasgele üretilen bir tamsayı, ϕ_{ij}, [-1,1]arasında rasgele değer alan bir parametredir. v_i ise x_i komşuluk araştırmasında elde edilen aday çözümü ifade eder. Eşitlik 2.9'daki, x_{ij} ile x_{kj} farkının azalmasıyla birlikte, x_{ij} pozisyonundaki değişim azalacak ve çözüme yaklaşılmasıyla daha hassas bir ayarlama yapılacaktır.

İşçi arıların Eşitlik 2.9'da elde etmiş oldukları v_{ij} değerlerinin, belirlenen sınırları aşması durumunda j. parametreye ait olan alt ve üst sınır değerlerine yeniden ayarlama yapmak için Eşitlik 2.10 kullanılır.

$$v_{ij} = \begin{cases} x_j^{\min}, v_{ij} < x_j^{\min} \\ v_{ij}, x_j^{\min} < v_{ij} < x_j^{\max} \\ x_j^{\max}, v_{ij} > x_j^{\max} \end{cases} \tag{2.10}$$

Aday çözüm belirlendikten sonra, mevcut çözüm ile aralarında Greedy seçim işlemi uygulanır ve uygunluk değeri iyi olan çözüm korunur. Her bir i. olası çözüm için uygunluk değerleri Eşitlik 2.11 ile hesaplanır.



Şekil 2.4. YAK algoritması akış diyagramı.

$$fit_i = \begin{cases} 1/(1+f_i), & f_i \geq 0 \\ 1+abs(f_i), & f_i < 0 \end{cases} \tag{2.11}$$

İşçi arılar bir çevrim sonunda yuvaya döndüklerinde yiyecek kaynağı ile ilgili bilgileri kovanda bekleyen gözcü arılarla paylaşmaktadır. İşçi arıların dansları ile kaynak kalitesi arasındaki ilişkiyi izleyen gözcü arılar kaynak kalite değerine bağlı olarak Eşitlik 2.12 aracılığıyla hesaplanan olasılık değerlerine göre bu kaynaklardan birini seçmektedirler.

$$p_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{SN} fit_n} \tag{2.12}$$

Burada, fit_i ve SN ifadeleri, sırasıyla i. kaynağın uygunluk değerini ve yiyecek kaynağı sayısını gösterir. Olasılık hesaplama işleminde, kaynağın uygunluk değeriyle kaynak bölgesini seçecek gözcü arı sayısında doğru bir orantı vardır. Bu da YAK algoritmasının pozitif geri besleme özelliğini ortaya koyar.

YAK algoritmasında yiyecek kaynakları içinde daha iyisinin bulunmasında yani kaynağın tükenip tükenmediğinin belirlenmesinde limit değerine bakılır. En iyi değerde olan yiyecek kaynağı limit değerini aşmışsa, bu yiyecek kaynağı tükenmiş olarak kabul edilir. Bu kaynakta bulunan işçi arı kaşif arıya dönüşerek Eşitlik 2.8 ile tanımlanan yeni bir çözümle çalışmasına devam eder.

YAK algoritmasında, koloni büyüklüğü (colony size), limit değeri ve maksimum çevrim (maximum cycle) olarak 3 temel kontrol parametresi kullanılır. Optimizasyon problemine göre bu kontrol parametrelerinin araştırılması ve uygun değerlerin seçilmesi, çözüm kalitesinin artırılmasında büyük fayda sağlamaktadır.

2.5. Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) Algoritması

1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından sunulan PSO kuş sürülerinin davranışlarından esinlenilerek geliştirilmiş popülasyon temelli sezgisel bir optimizasyon tekniğidir [65-68]. Türev bilgisine ihtiyaç duymayan PSO bu özelliğiyle klasik optimizasyon tekniklerinden ayrılır. PSO'da algoritma rasgele çözümler içeren bir popülasyonla başlatılır ve parçacık denilen muhtemel çözümler o andaki optimum parçacığı izleyerek problem uzayında dolaşırlar. Her bir parçacık için koordinatlar ve

hız, parçacığın kendi tecrübesi (yerel) ve sürünün tecrübesine (küresel) göre ayarlanır. Böylece popülasyon güncellenerek en optimum çözüm aranır. PSO algoritmasında ayarlanması gereken parametre sayısının az olması nedeniyle fonksiyon optimizasyonu, bulanık sistem kontrolü gibi birçok alanda uygulanmaktadır [52, 56].

PSO algoritması rasgele bir popülasyon oluşturulması ile başlar. Popülasyondaki her biri bir çözüm adayı olan parçacıklar için aday parametrelerle sistem çözümlenir. Problemin mantığına uygun olarak belirlenen bir ölçüt ile elde edilen çözümler için ayrı ayrı uygunluk değeri hesaplanır ve en iyi uygunluk değerine sahip parçacık küresel en iyi olarak belirlenir. Sonraki iterasyonda yeni parçacık değerleri belirlenir ve önceki iterasyonlarda en iyi uygunluk değerini alan aynı indisli parçacık olarak yerel en iyi parçacık belirlenir. Küresel en iyi parçacık ise o iterasyona kadarki tüm parçacıklar içinden en iyi uygunluk derecesine sahip olan parçacık olarak belirlenir. Yiyecek kaynaklarını bulabilme, avcılardan kaçabilme ve çevreye adapte olabilme gibi özellikler PSO'nun iki boyutlu davranışlarını oluşturur. Bu bilgi paylaşımı ile popülasyonu oluşturan parçacıklar yiyecek ararken ya da avcıdan kaçarken hedefe en yakın olan popülasyon elemanını takip ederler ve en başarılı elemana göre konumlarını ayarlarlar.

S boyutlu arama uzayında N adet parçacığın her biri Eşitlik 2.13'deki gibi S-boyutlu birer diziyle ifade edilir [67]:

$$x_i = (x_{i1}, x_{i2}, ...x_{iN}),\ i = 1,2,....., N \tag{2.13}$$

Parçacıkların konum güncellerken ivmelenmelerini ifade eden hız ise arama uzayında Eşitlik 2.14'deki gibi S-boyutlu birer diziyle gösterilir.

$$v_i = (v_{i1}, v_{i2}, ...v_{iN}),\ i = 1,2,....., N \tag{2.14}$$

Parçacıklar yiyecek arama esnasında o ana kadar elde ettikleri en iyi konuma doğru giden bir yolu izleme eğilimindedir. Her parçacığın en iyi konum bilgisi yerel en iyi (L_{eniyi}) konum olarak isimlendirilir ve Eşitlik 2.15'deki gibi ifade edilir.

$$L_{eniyi} = (L_{i1}, L_{i2}, ...L_{iN}),\ i = 1,2,....., N \tag{2.15}$$

Her bir parçacığın en iyi konum bilgilerine bakılarak küresel en iyi (K_{eniyi}) konum belirlenir ve Eşitlik 2.16'daki gibi gösterilir.

$$K_{eniyi} = (L_1, L_2, ...L_N),\ i = 1,2,....., N \tag{2.16}$$

İki en iyi değerin bulunmasından sonra parçacık hız ve konumları Eşitlik 2.18'de verilen denklemlere göre güncellenir.

$$v_{iS}^{t+1} = v_{iS}^{t} + c_1 r_1 (K_{eniyiiS}^{\ t} - x_{iS}^{t}) + c_2 r_2 (L_{eniyiiS}^{\ t} - x_{iS}^{t}) \tag{2.17}$$

$$x_{iS}^{t+1} = x_{iS}^{t} + v_{iS}^{t+1} \tag{2.18}$$

Burada i parçacık numarasını, t ise tekrarlama sayısını ifade etmektedir. c_1 ve c_2 sırasıyla parçacığı yerel en iyi konuma ve küresel en iyi konuma götüren (0-4) aralığında seçilen sabitlerdir. r_1 ve r_2 [0,1] aralığında olan ve her iterasyon da rasgele atanan sayılardır. 2.17 ile ifade edilen eşitlik orijinal PSO adını alırken, bu algoritmaya ilk revizyon 1998 yılında Shi ve Eberhart tarafından w atalet (eylemsizlik) faktörünün eklenmesiyle Eşitlik 2.19'daki gibi düzenlenmiştir [69].

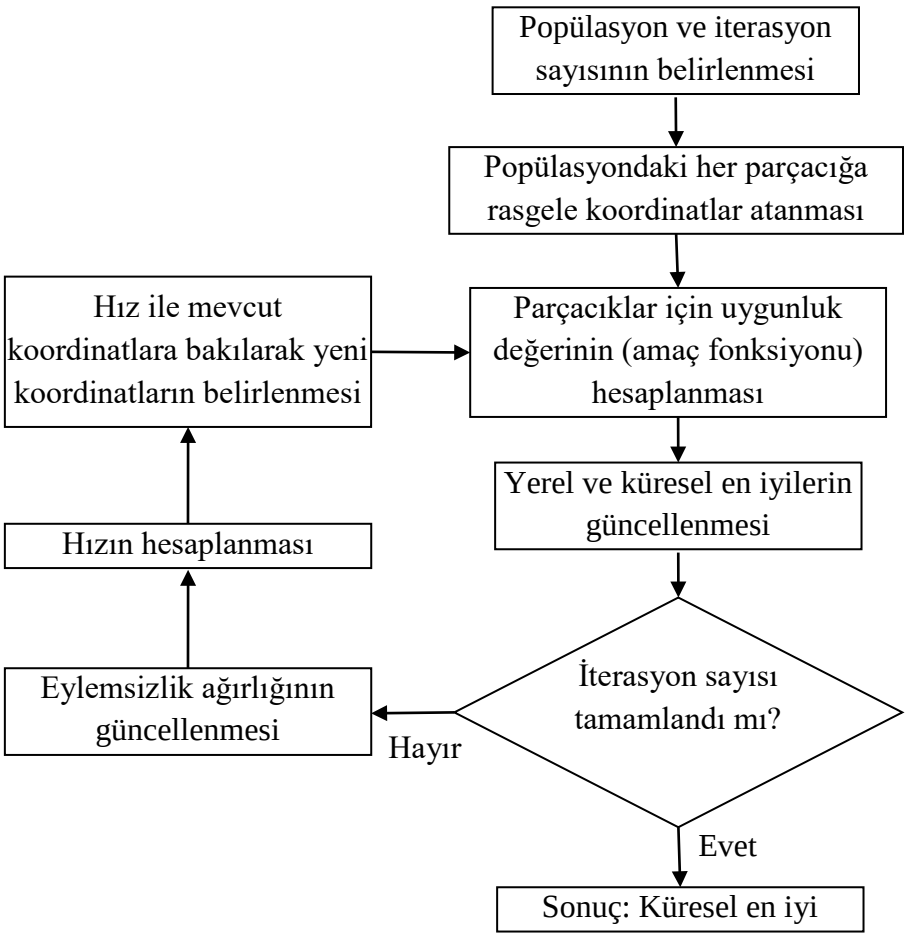
$$v_{iS}^{t+1} = w v_{iS}^{t} + c_1 r_1 (K_{eniyiiS}^{t} - x_{iS}^{t}) + c_2 r_2 (L_{eniyiiS}^{t} - x_{iS}^{t}) \tag{2.19}$$

w atalet faktörü ise Eşitlik 2.20'deki gibi hesaplanabilir:

$$w = w_{\max} - \frac{w_{\max} - w_{\min}}{t_{\max}}.t \tag{2.20}$$

Burada $w_{\max}$ ve $w_{\min}$ sırasıyla bir parçacıkta meydana gelen maksimum ve minimum hız değişikliğini ifade eder. $t_{\max}$ durum koşulu ise maksimum yineleme sayısını ifade etmektedir. Yakınsamayı azaltmak için genellikle 1'den küçük olarak seçilen w atalet faktörü, yerel ve küresel araştırma arasındaki dengeyi sağlayarak optimum sonuca daha az iterasyonda ulaşılmasını sağlar. Şekil 2.5'de PSO algoritmasının akış diyagramı verilmiştir.

PSO algoritmasının temel kontrol parametreleri koloni büyüklüğü, w atalet (eylemsizlik) ağırlık faktörü, c_1 ve c_2 bilişsel ve sosyal bileşenler ve iterasyon sayısı veya belirlenen bir durdurma kriteri olarak tanımlanmaktadır. Uygulanacak probleme göre PSO algoritması kontrol parametrelerinin optimum seçilmesi modelleme başarısını arttıracaktır.



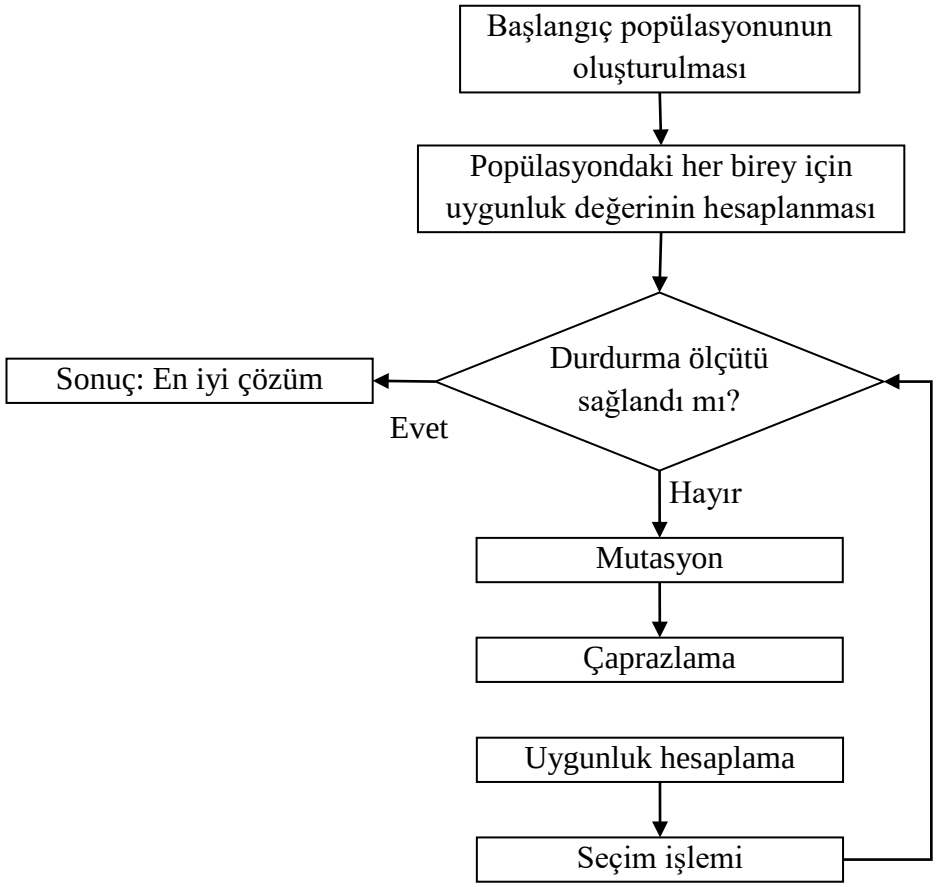
Şekil 2.5. PSO algoritması akış diyagramı.

2.6. Diferansiyel Gelişim (DG) Algoritması

Price ve Storn tarafından 1995 yılında literatüre sunulan diferansiyel gelişim algoritması (DGA) işleyiş ve parametreler göz önüne alındığında temeli genetik algoritmaya dayanan popülasyon tabanlı sezgisel bir optimizasyon tekniğidir. Süreklilik parametrelerinin yer aldığı problemlerin çözümünde kullanılan popülasyon tabanlı DGA kolay kodlanabilir yapısı ile hızlı çalışır ve yüksek performansa sahiptir [70-72].

DGA'da her bir bireye gen, genlerden oluşturulan kümelere ise kromozom ismi verilir. DGA'da amaç her bir iterasyonda gerçekleştirilen mutasyon, çaprazlama ve seçim işlemleri ile en iyinin hayatta kalma ilkesine dayanan en iyi çözümü bulmaktır. Yani DGA'da öncelikle başlangıç popülasyonundaki en iyi kromozom seçilir ve sonrasında tüm popülasyon iterasyon sayısı veya belli bir hata değeri olarak belirlenen durdurma

kriteri sağlanıncaya kadar mutasyon, çaprazlama ve seçim işlemlerine tabi tutulur [73]. Şekil 2.6'da DGA'nın akış diyagramı verilmiştir.



.

Şekil 2.6. DG algoritması akış diyagramı.

2.6.1. Başlangıç Popülasyonu

Başlangıç popülasyonu belirlenirken öncelikle probleme ait değişken sayısı yani her bir kromozoma ait D gen sayısı belirlenir. Kullanıcı tarafından belirlenen NP kromozom sayısı her zaman üçten büyük olmalıdır. Çünkü yeni kromozomların üretilmesi için mevcut kromozom dışında üç adet kromozoma $(r_{1,2,3})$ ihtiyaç duyulur. Buna göre $x_{j,i,G}$ başlangıç popülasyonu (vektörü) Eşitlik 2.21'deki gibi NP adet D boyutlu kromozomdan üretilir.

$$\begin{aligned} &\forall i \le NP \cap \forall j \le D : x_{j,i,G=0} = x_j^1 + rand_j()(x_j^u . x_j^1) \\ &i = 1,2,.....,NP \;\; j = 1,2,.....,D \;\; G = 0 \quad rand_j() \in [0,1] \end{aligned} \tag{2.21}$$

Burada $x_{j,i,G}$ G jenerasyonunda *i.* vektörün j parametresini, x_j^1 ve x_j^u sırasıyla alt ve üst değerleri, $rand_j()$ ise vektörün j parametresi için [0,1] aralığında üretilen rasgele değişkeni ifade eder.

Başlangıç popülasyonu üretildikten sonra, mutasyon, çaprazlama ve seçim işlemleri birey sayısınca uygulanarak algoritma durdurma kriterine bağlı olarak tamamlanır. Son jenerasyondaki en iyi birey en iyi çözümü oluşturur.

2.6.2. Mutasyon

Mutasyon, mevcut kromozomda rasgele belirlenen miktarda değişiklikler yapmayı ifade eder. Bu değişiklikler ile birlikte kromozomun temsil ettiği çözüm kümesi, çözüm uzayında hareket eder. DGA'da mevcut kromozom dışında birbirinden farklı üç kromozom $(r_{1,2,3})$ daha belirlenir. Seçilen kromozomlardan ilk ikisinin farkı alınır ve bu fark kromozomu [0,2] aralığında değişen bir F ağırlık vektörü ile çarpılır. Çarpım sonucu, seçilen üçüncü bir kromozom ile toplanır. Böylece mutasyon sonucu seçme işleminde kullanılacak olan $n_{j,i,G+1}$ vektörü Eşitlik 2.22'deki gibi elde edilir.

$$\begin{gathered} \forall j \le D : n_{j,i,G+1} = x_{j,r_3,G} + F.(x_{j,r_1,G} - x_{j,r_2,G}) \\ r_1, r_2, r_3 \in \{1,2,....,NP\} \qquad r_1 \neq r_2 \neq r_3 \neq i \end{gathered} \tag{2.22}$$

2.6.3. Çaprazlama

Çaprazlama ile araştırmanın başarısına katkıda bulunmak için yeni vektörler oluşturulur ve bu vektörlerin çözüm uzayında farklı yerlerden seçilebilmesi sağlanır. Çaprazlama esnasında, fark kromozomu ve $x_{i,G}$ kromozomu kullanılarak yeni jenerasyon için $u_{i,G+1}$ aday kromozomu üretilir. Bu aday kromozom için her bir gen CR olasılıkla fark kromozomundan, $1-CR$ olasılıkla mevcut kromozomdan seçilir. Genin seçimi; 0 ile 1 arasında üretilen rasgele sayı CR'den küçükse $n_{j,i,G+1}$'den, değilse mevcut kromozomdan yapılır. Buradaki amaç belli sayıdaki genin yeni fark kromozomundan seçilmesidir. Bu seçimi sağlamak amacıyla başlangıçta CR'ye bakılmaksızın $n_{j,i,G+1}$ 'den gen seçimi $(j = j_{rand})$ yapılır. Çaprazlamayı ifade eden denklem Eşitlik 2.23'teki gibidir:

$$\forall j \le D,\ u_{j,i,G+1} = \begin{cases} n_{j,i,G} & eger\,(rand_j() < CR \cup j = j_{rand}) \\ x_{j,i,G} & diger\ durumlarda \end{cases} \tag{2.23}$$

2.6.4. *Seçim İşlemleri*

Seçim işlemi ile yeni üretilen vektörlerin popülasyona hangi şartlar altında girebileceği belirlenir. DGA'da yeni üretilen vektör ebeveynine göre daha gelişmiş veya eşit düzeyde gelişmiş değil ise ebeveyn vektör en az bir jenerasyon daha popülasyonda kalarak başka bir vektörle yer değiştirmez. Bu durum Eşitlik 2.24'te ifade edilmiştir.

$$\overline{x}_{i,G+1} = \begin{cases} \overline{u}_{i,G+1} & eger\ f(\overline{u}_{i,G+1}) \le f(\overline{u}_{i,G}) \\ \overline{x}_{i,G} & diger\,durumlarda \end{cases} \tag{2.24}$$

3. BÖLÜM

SUGENO VE MAMDANİ TİP BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN YAK ALGORİTMASI KULLANILARAK BELİRLENMESİ

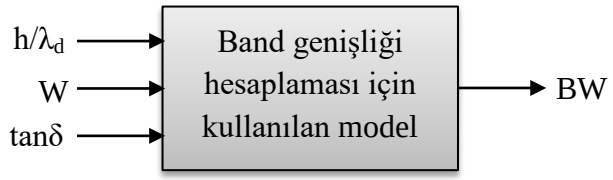
Bu bölümde, iki temel bulanık modelleme yöntemi olan Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapılarına ait parametre değerlerinin YAK algoritması kullanılarak elde edilmesi incelenmiştir. Bu amaçla, örnek problemler olarak literatürde yaygın olarak kullanılan ve farklı sayıda giriş-çıkış veri çiftinden oluşan, antenin band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins gaz fırın problemi ve doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemlerine ait verilerden yararlanılmıştır. Bunlardan, literatürdeki kullanımına uygun olarak 3 giriş-1 çıkışlı bir bulanık model olarak düşünülen anten probleminde 27 adet eğitim verisi kullanılırken, yine literatürdeki yaygın kullanıma uygun biçimde 2 giriş-1 çıkışlı bir model olarak ele alınan Box-Jenkins probleminde 296 adet veriden yararlanılmıştır. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde ise 3 giriş-1 çıkışlı bir modelle 500 adet veri çiftinin modellemesi üzerinde durulmuştur. YAK algoritmasına dayalı Sugeno ve Mamdani modellerle farklı kural sayılarında elde edilen model sonuçları birbiriyle ve literatürle karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur [1, 21].

3.1. Sugeno ve Mamdani Tip Bulanık Model Yapısının Anten Problemine Uygulanması

Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapısının parametreleri belirlenirken, ilk örnek olarak literatürde yer alan ve dikdörtgen şeklindeki bir mikroşerit antenin band genişliği değerinin hesaplanmasına ait veriler kullanılmıştır [1, 9, 11, 59, 74, 75]. Çalışmada dikdörtgen şeklindeki bir mikroşerit antenin kalınlığının dielektrik tabandaki dalga boyuna oranı (h/λ_d), anten genişliği (W, mm) ve dielektrik kayıp ($\tan\delta$) değerleri giriş bilgileri olarak dikkate alınmış ve bu bilgiler yardımıyla çıkış bilgisi olan band

genişliğinin (BW,%) hesaplanmasına çalışılmıştır. Böylece hesaplama için 3 giriş ve 1 çıkışa sahip olan bir model yapısı oluşturulmuştur. Oluşturulan model yapısı Şekil 3.1'de sunulmuştur.

Oluşturulan sistem modelinde kullanılan giriş ve çıkış verilerinin minimum ve maksimum değerleri dikkate alınarak, verilere ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [0.005, 0.25], [5, 25], [0.0005, 0.0025] ve [0.5, 25] olarak belirlenmiştir. Bu değerler çerçevesinde gerçek değerler [0,1] aralığında normalize edilerek modellemede daha başarılı sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır.



Şekil 3.1. Anten probleminde kullanılan model yapısı.

Model başarısını ortaya koyabilmek için değerlendirme kriteri olarak ortalama karesel hata (mean squared error, MSE) değeri kullanılmıştır [3, 7]. Bu kriter Eşitlik 3.1'de verilmiştir.

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

Eşitlik 3.1'de O_k^d, istenilen veya gerçek değerler; O_k, modele ait çıkış değerleri ve N ise bu çalışmada 27 olarak alınan örnek sayısıdır.

3 giriş ve 1 çıkıştan oluşturulan modellemede kullanılan Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapısındaki her bir kural sırasıyla 13 ve 12 adet parametreyle tanımlanmış ve YAK algoritmasından bu parametreleri minimum MSE'yi elde edecek şekilde belirlenmesi hedeflenmiştir.

Yapılan çalışmada bulanık modeli tanımlamak üzere 2, 3, 4, 5 ve 10 farklı kural sayılarıyla kural yapıları oluşturulmuş ve bunlar 30'ar kez YAK algoritması yardımıyla optimize edilerek denenmiştir. Her bir optimizasyon çalışması, YAK algoritmasına ait

farklı koloni büyüklükleri ve maksimum iterasyon sayıları için tekrarlanarak en iyi sonuç değerleri elde edilmiştir.

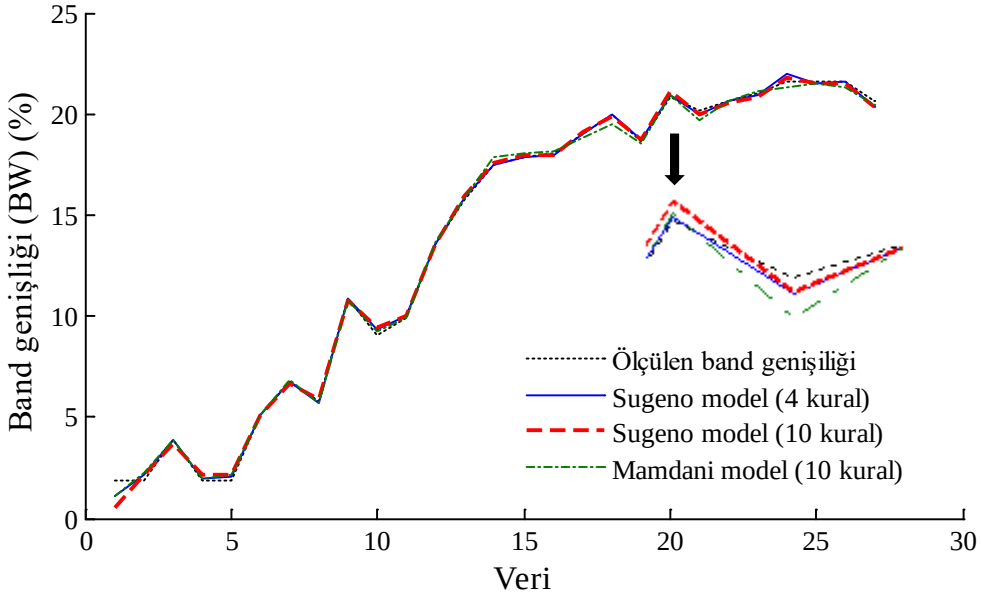
YAK algoritmasına dayalı olan bu çalışmada, maksimum iterasyon sayısı en son 1500 olarak denenmiş ve çözüm kalitesinde dikkate değer bir iyileşme görülmediğinden daha büyük iterasyonlarda çalışılmamıştır. YAK algoritması kontrol parametresinden olan limit değeri, koloni sayısıyla optimize edilecek parametre sayısının çarpımının yarısına eşit olacak şekilde alınmıştır. Koloni büyüklüğü ise sırasıyla 20, 30, 40 ve 50 olarak ayrı ayrı denenmiştir. Farklı koloni büyüklüğüne ve farklı kural yapılarına sahip en iyi YAK tabanlı Sugeno ve Mamdani tip bulanık modellerin elde edildiği MSE değerleri Tablo 3.1'de verilmiştir.

Tablo 3.1. Anten problemi için YAK tabanlı farklı kural sayılarına sahip Sugeno ve Mamdani modellerine ait MSE değerleri.

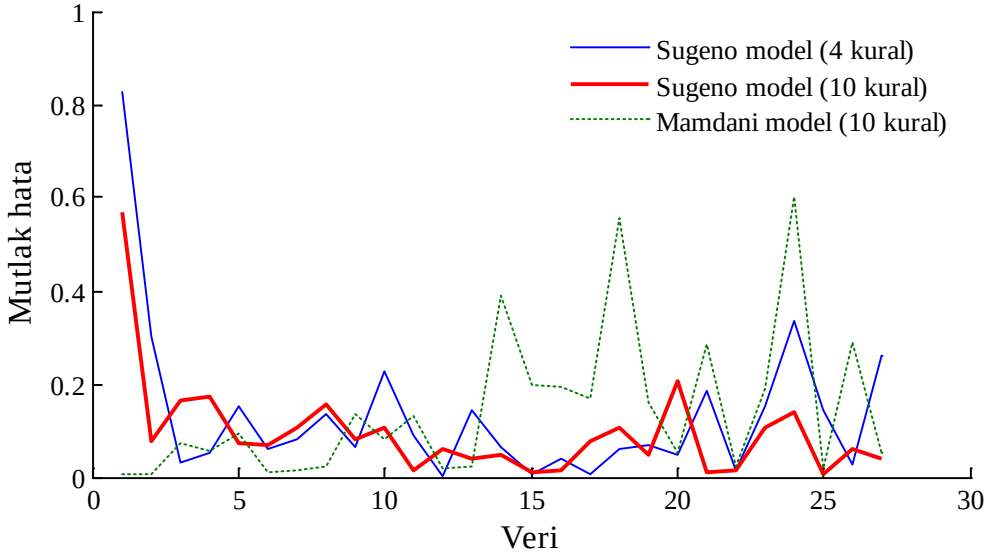
Kural sayısı	**MSE (Sugeno model)**		**Koloni büyüklüğü**	**MSE (Mamdani model)**		**Koloni büyüklüğü**
	İterasyon sayısı			**İterasyon sayısı**		
	1000	**1500**		**1000**	**1500**	
2	0.5485	0.3548	30	1.2020	1.3382	40
3	0.1618	0.3966	40	0.2498	0.2256	50
4	0.3436	**0.0442**	30	0.2223	0.1125	50
5	0.1976	0.0778	40	0.1345	0.0579	40
10	0.0540	**0.0207**	20	0.2126	**0.0452**	40

Tabloda verildiği gibi, 30'ar deneme sonucunda elde edilen en iyi MSE değeri 10 kural, 20 koloni büyüklüğüne sahip Sugeno modelinde 0.0207 olarak elde edilmiştir. 40 koloni büyüklüğü ve 10 kural yapısına sahip Mamdani modelinde ise en iyi MSE değeri 0.0452 bulunmuştur. Bulunan bu sonuçlarla birlikte, 4 kurallı Sugeno modelinde 0.0442 MSE ile öne çıktığı gözlenmiştir. Tablodan bir karşılaştırma yapıldığında 0.0442, 0.0207 ve 0.0452 MSE değerlerine sahip bu modellerin diğer modellere göre daha üstün olduğu görülmektedir. Bu nedenle kıyaslamada bu üç model seçilerek ölçüm ve model sonuçları karşılaştırmalı olarak Şekil 3.2'de verilmiştir. Her bir veri başına modellemede yapılan mutlak hata değerleri ise Şekil 3.3'de sunulmuştur. Mutlak hata değerlerine bakıldığında Sugeno modeli ilk verilerde çok iyi olmamasına rağmen, diğer verilerde Mamdani modeline göre üstünlüğü gözlenmiştir.

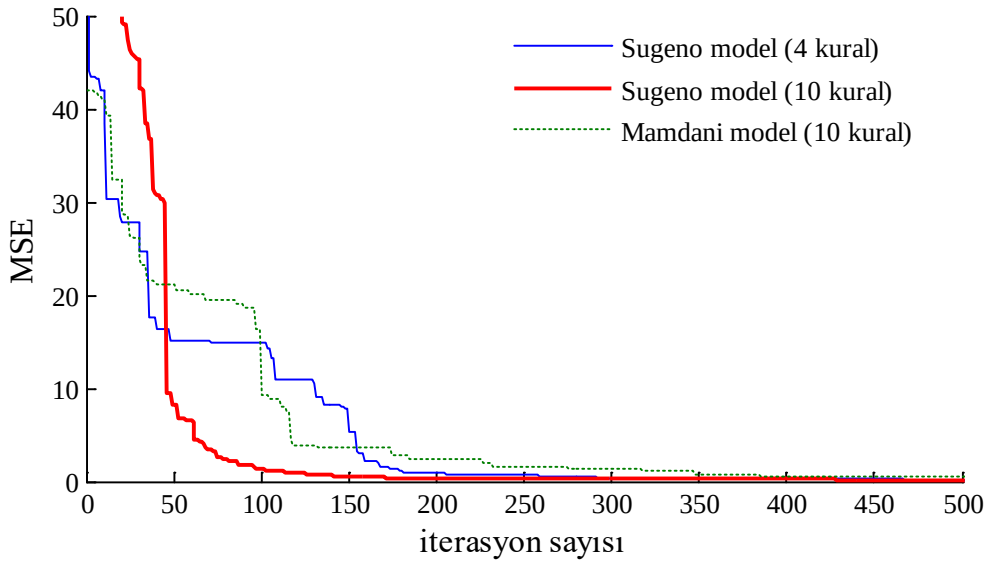
Karşılaştırmada kullanılan 3 modelin iterasyon sayısına karşılık MSE değişim grafiği Şekil 3.4'de gösterilmiştir. Modeller 1500 iterasyon büyüklüğüne sahip olmasına rağmen, karşılaştırmanın anlaşılırlığı açısından ilk 500 iterasyon sayısı şekilde sunulmuştur.



Şekil 3.2. Anten probleminde model çıkışları ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması.



Şekil 3.3. Anten probleminde model çıkışlarının mutlak hata değerleri.



Şekil 3.4. Anten probleminde bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.

Literatürde yapılan çalışmalardaki kural sayıları dikkate alınarak tez çalışmasından seçilen modellerin kıyaslaması Tablo 3.2'de verilmiştir.

Tablo 3.2. Anten probleminde YAK tabanlı bulanık model ile literatürdeki diğer model sonuçlarının karşılaştırılması.

Yöntem	**Kural sayısı**	**Öğrenme algoritması**	**Eğitim mutlak hatası**	**MSE**
Kaplan et al. [74]	18	TA	0.384	5.7481e-004
Gultekin et al. [11]	--	PBEG	0.136	1.0474e-004
Sagıroğlu et al. [75]	--	GDBD	1.43	0.0055
Güney ve Sarıkaya [9]	24	GA	0.002	1.4815e-007
Çetin [10]	2	PSO	13.94	0.7537
	2	GA	--	1.0744
	2	DG	--	1.6355
	10	PSO	--	0.1693
Önerilen Sugeno model	2	YAK	11.6841	0.3548
	4		3.5849	0.0442
	10		2.5786	0.0207
Önerilen Mamdani model	2		22.2377	1.2020
	4		6.6801	0.1125
	10		3.8498	0.0452

En iyi MSE (0.0207) değerine sahip Sugeno modelin parametreleri de Tablo 3.3'de sunulmuştur. Her bir kuralda 13 parametre olmak üzere 10 kuraldan oluşan modelde, 10 satır 13 sütundan oluşan bir parametre matrisi elde edilmiştir.

Güney ve Sarıkaya tarafından yapılan çalışmada [9], problemin çözümü için GA tabanlı adaptif ağ yapılı bulanık sonuç çıkarım yöntemi (adaptive network based fuzzy inference system, ANFIS) önerilmiştir. Çalışmada, 24 kuraldan oluşan bir bulanık model kural yapısını dikkate alarak model yapısına ait parametreleri çeşitli algoritmalar yardımıyla optimizasyon işlemine tabi tutmuşlardır.

Çetin tarafından yapılan ayrıntılı çalışmada Sugeno tip bulanık model yapısı farklı kurallar ile oluşturulmuş ve modele ait parametreler GA, PSO ve DG algoritması ile elde edilmeye çalışılmıştır [10]. 1000 ve 2000 iterasyon için 2, 3 ve 5 kuralla oluşturulan bulanık tabanlı model yaklaşımları incelendiğinde PSO yaklaşımının GA ve DG algoritmalarına kıyasla daha iyi sonuçlar verdiği vurgulanmıştır. Çalışmada, 1000 iterasyon için PSO tabanlı 2, 3 ve 5 kurallı modellerde elde edilen en iyi MSE değerlerinin sırasıyla 0.75373, 0.96339 ve 1.12350 olduğu belirtilmiştir. Aynı çalışmada, 2000 iterasyon ve aynı kural sayıları için sırasıyla 0.84706, 1.11570 ve 0.92002 MSE değerlerine ulaşıldığı rapor edilmiştir.

Bulanık mantık ve bulanık küme teorisine dayalı olarak kural tabanlı bir yapı kullanılarak Kaplan et al. tarafından diğer bir çalışmada, problemin çözümü için TA algoritması kullanılmış ve 18 kuraldan oluşturulan model sonucunda elde edilen MSE değeri 5.7481e-004 olarak belirtilmiştir [74].

Gültekin et al. tarafından yapılan çalışmada Powell-Beale eşlenik gradyenti (Conjugate Gradient of Powell-Beale) (PBEG) yöntemi kullanılmış [11], Sağıroğlu et al. tarafından yapılan çalışmada ise Genişletilmiş Delta-Bar-Delta (Extended Delta-Bar-Delta) (GDBD) yöntemi kullanılmıştır [75]. Bu iki çalışma sonucunda elde edilen MSE değerleri ise sırasıyla 1.0474e-004 ve 0.0055 olarak rapor edilmiştir.

Kaplan et al. [74] tarafından yapılan çalışma bulanık mantığın farklı bir türü dikkate alınarak ve Gultekin et al. [11], Sagıroğlu et al. [75] ile Güney ve Sarıkaya [9] tarafından yapılan çalışmalar ise yapay sinir ağlarına dayalı biçimde ortaya konulan yaklaşımlardır. Buna karşılık, aynı veri kümesi kullanılarak elde edilen modelleme

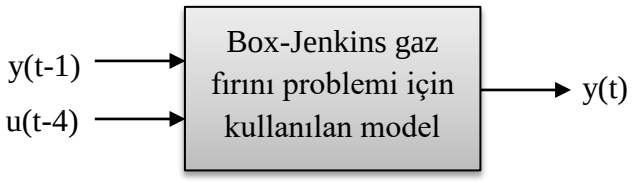
Tablo 3.3. Anten probleminde elde edilen en iyi model için normalize parametre değerleri (MSE:0.0207).

Kural	**1.Giriş (h/λ_d)**			**2.Giriş (W)**			**3.Giriş (tanδ)**			**Çıkış (BW)**			
1.	0.0017	0.1780	0.1800	0.0822	0.2502	0.7464	0.3866	0.6585	0.7041	0.1950	0.4064	0.4666	0.5714
2.	0.3552	0.4770	1.0000	0.1324	0.2064	0.4479	0.4139	0.7382	0.7541	0	0.2207	0.2346	0.3790
3.	0.0222	0.1814	0.6340	0.2445	0.5645	0.6975	0	0.6072	0.8553	0.0600	0.0638	0.1208	0.1581
4.	0.0067	0.1177	0.6576	0	0.8097	0.8894	0.2069	0.4937	0.8150	0	0	0	0.0663
5.	0.2534	1.0000	1.0000	0.3386	0.6075	0.9550	0.7314	0.8759	0.9746	0.0134	0.0197	0.0288	0.4417
6.	0.2701	0.7579	0.9221	0.5248	0.7673	0.8018	0.3456	0.6411	0.9819	0.3138	0.4517	0.6570	0.8646
7.	0.1880	0.6371	1.0000	0	0.1980	0.6888	0.6571	0.7159	1.0000	0.0087	0.0594	0.2496	0.4860
8.	0.0519	0.1864	0.5818	0.0291	0.1949	0.3014	0.5259	0.5814	0.6450	0.0501	0.0938	0.4842	0.6918
9.	0.3746	0.8108	0.8759	0.0676	0.1236	0.1324	0.3513	0.4197	0.6472	0.1262	0.1902	0.2434	0.8753
10.	0.3761	0.6807	0.9706	0.0213	0.4319	0.6111	0.3256	0.4159	0.9010	0.2126	0.3689	0.3819	0.6716

sonuçlarını sunduklarından ve farklı türdeki yöntemlerle genel bir karşılaştırma imkanı vermelerinden dolayı Tablo 3.2'de bunlara da yer verilmiştir. Bu tez çalışmasında önerilen bulanık mantık modeller ile Çetin tarafından önerilen bulanık mantık modellerin kural sayıları dikkate alınarak yapılan değerlendirme sonucunda, YAK algoritma tabanlı modellerin diğer algoritma tabanlı modellere göre daha iyi MSE değerlerine sahip olduğu söylenebilir.

3.2. Sugeno ve Mamdani Tip Bulanık Model Yapısının Box-Jenkins Gaz Fırını Problemine Uygulanması

Box-Jenkins gaz fırını problemi, doğrusal olmayan sistem modelleme için popüler olarak kullanılan bir örnektir [3, 12-17, 76-80]. 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. Bu çalışmada 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 (Şekil 3. 5). Verilere ait normalizasyon aralıkları *u(t-4), y(t-1)* ve *y(t)* için sırasıyla [-3, 3], [44, 62], [44, 62] olarak belirlenmiştir. Oluşturulan 2 giriş ve 1 çıkışa sahip modellemede kullanılan Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapısındaki her bir kural 9 adet parametreyle tanımlanmış ve YAK algoritması ile bu parametrelerin değerleri optimum yapılarak minimum MSE değerlerini veren model yapısını elde etmesi beklenmiştir.



Şekil 3.5. Box-Jenkins probleminde kullanılan model yapısı.

YAK algoritmasına dayalı olan bu çalışmada, maksimum iterasyon sayısı 1000 ve 1500, kural sayısı 2, 3, 4, 5 ve 10, koloni büyüklüğü ise 20, 30, 40 ve 50 olarak ayrı ayrı denenmiştir. Bu kontrol parametreleri için yapılan optimizasyon çalışmalarında, YAK

tabanlı Sugeno ve Mamdani tip bulanık modellere ait elde edilen en iyi MSE değerleri Tablo 3.4'de verilmiştir.

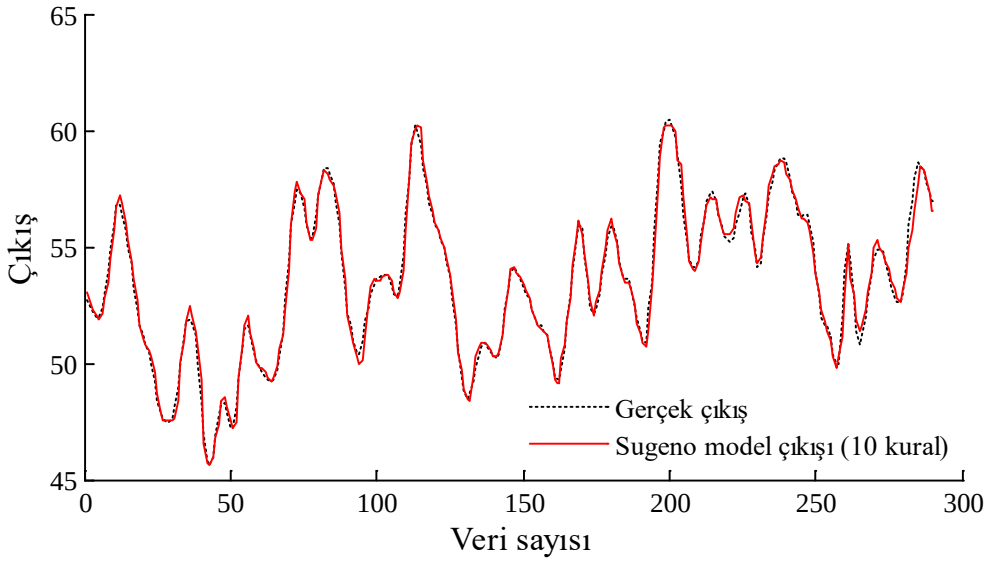
Tabloda 3.4'de verildiği gibi, 30'ar deneme sonucunda en iyi MSE değeri 10 kural, 40 koloni büyüklüğüne sahip Sugeno modelinde 0.1164 değeriyle elde edilmiştir. Mamdani modelinde en iyi MSE değeri ise 10 kural 50 koloni büyüklüğüne sahip olan modelde 0.1202 olarak bulunmuştur. 1000 ve 1500 iterasyon sayısına sahip modeller kıyaslandığında, hem Sugeno modelinde hem de Mamdani modelinde 10 kurallı yapılarda daha iyi sonuç elde edilmiştir. 10 kurallı Sugeno ve Mamdani bulanık model yapılarının 1500 iterasyonda optimizasyon süreçleri için hesaplama süreleri yaklaşık sırasıyla 1900 sn ve 5134 sn olarak not edilmiştir. Böylece en iyi modellerin hesaplanması için gecen sürede kıyaslanmıştır. Tablodan da görüldüğü gibi, farklı koloni büyüklükleri ve maksimum iterasyon sayıları için Sugeno modellerinde Mamdani modellere göre her zaman daha iyi MSE değeri elde edilmiştir.

Tablo 3.4. Box-Jenkins problemi için YAK algoritmasına dayalı farklı kural sayılarına sahip Sugeno ve Mamdani modellerine ait MSE değerleri.

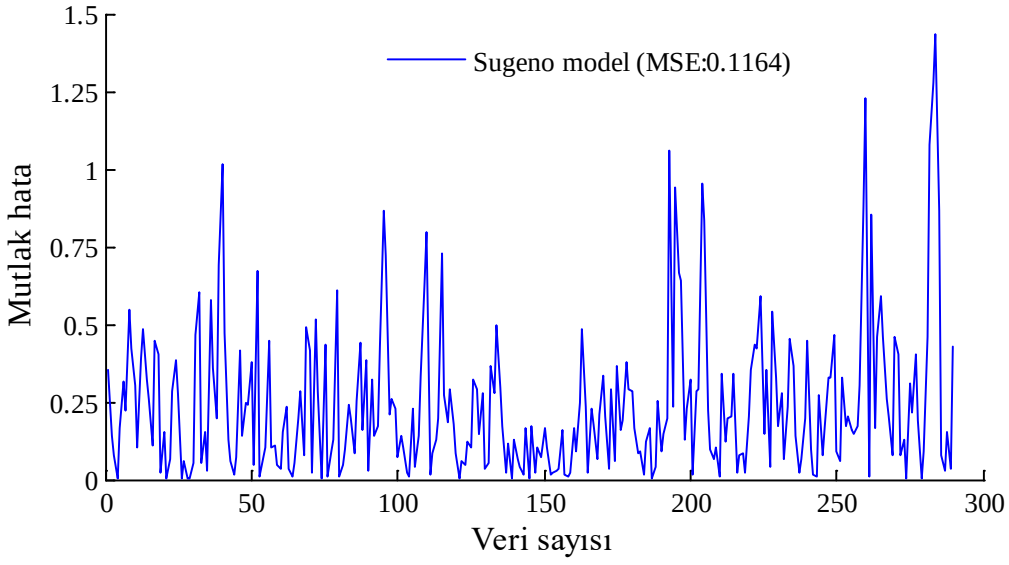
Kural sayısı	**MSE (Sugeno model)**		**Koloni büyüklüğü**	**MSE (Mamdani model)**		**Koloni büyüklüğü**
	İterasyon sayısı			**İterasyon sayısı**		
	1000	**1500**		**1000**	**1500**	
2	0.1706	0.1577	30	0.3532	0.3460	40
3	0.1412	0.1541	30	0.2814	0.2275	50
4	0.1360	0.1442	40	0.1697	0.1582	30
5	0.1390	**0.1325**	40	0.1605	0.1565	50
10	0.1188	**0.1164**	40	0.1272	**0.1202**	50

0.1164 ile en iyi MSE değerine sahip 10 kurallı Sugeno modelinin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırma grafiği Şekil 3.6'da verilmiştir. Bu model ait model çıkışlarının mutlak hata değerleri Şekil 3.7'de verilmiştir. Bununla birlikte 10 kurallı Sugeno ve Mamdani modellerinin iterasyon-MSE değişim grafiği Şekil 3.8'de sunulmuştur. Daha önce olduğu gibi, grafiğin daha iyi anlaşılması açısından 1500 iterasyonun sadece ilk 100 değeri verilmiştir. Çalışma sonucunda, YAK tabanlı 10 kurala sahip Sugeno modelinde bulunan en iyi MSE değeri 0.1164 olarak elde edilmiş ve bu MSE değerine sahip Sugeno modelin parametreleri de Tablo 3.5'de sunulmuştur. Modelde her bir

kuralda 9 parametre bulunması ve modelin 10 kuraldan oluşmasından dolayı, 10 satır 9 sütundan oluşan bir parametre matrisi elde edilmiştir.



Şekil 3.6. Box-Jenkins probleminde Sugeno model çıkışları ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması.

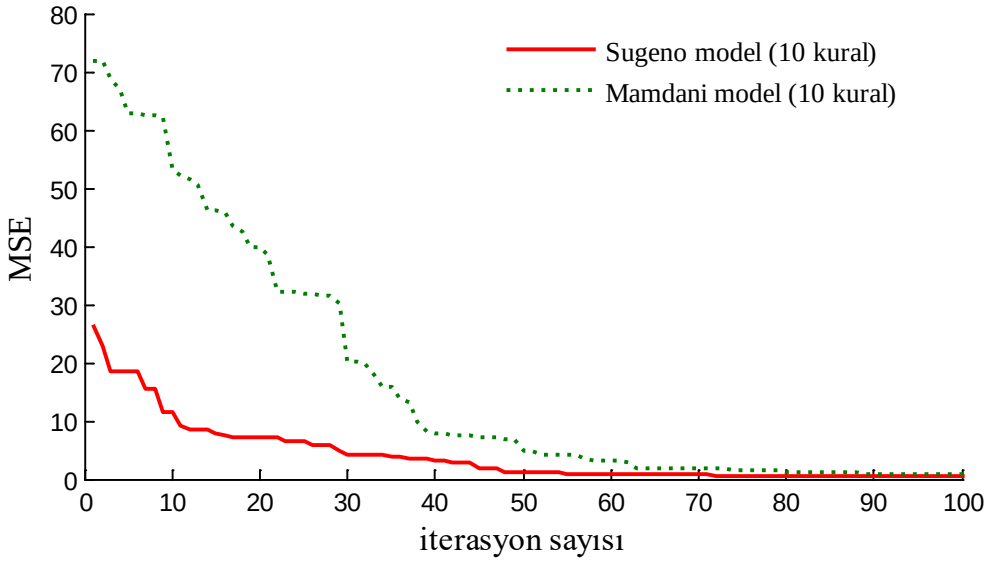


Şekil 3. 7. Box-Jenkins probleminde model çıkışlarının mutlak hata değerleri.

Tablo 3.5. Box-Jenkins problemi için elde edilen en iyi modelin normalize parametre değerleri (MSE:0.1164).

Kural	**1.Giriş (u(t-4))**			**2.Giriş (y(t-1))**			**Çıkış (y(t))**		
1.	0.0270	0.1300	0.5783	0.4136	0.6302	1.0000	0	0.1546	0.7791
2.	0.0645	0.1175	0.4346	0.4125	0.6084	0.8432	0.0135	0.3149	0.4070
3.	0	0.4793	1.0000	0.2111	0.7417	1.0000	0.1127	0.2563	0.6311
4.	0.2041	0.6411	1.0000	0	0.3927	1.0000	0	0.0967	0.2867
5.	0.2167	0.8294	1.0000	0.6714	1.0000	1.0000	0	0.3436	0.7867
6.	0.2778	0.3965	0.4367	0.1270	0.1276	0.2854	0.2616	0.4627	0.7165
7.	0.2481	0.4941	0.7315	0.1350	0.4584	0.6806	0	0.1430	0.6642
8.	0.5248	0.5782	0.5857	0.5385	0.6170	0.6283	0.5657	0.9723	1.0000
9.	0.1350	0.9396	1.0000	0	0	0.8873	0	0	0.0577
10.	0.0011	0.6728	0.9208	0	0.3518	0.6363	0.0199	0.0734	0.2757

Literatürde yapılan çalışmalardaki kural sayıları dikkate alınarak tez çalışmasından seçilen modellerin kıyaslaması Tablo 3.6'da sunulmuştur. Tablo 3.6'da elde edilen değerler incelendiğinde YAK tabanlı Sugeno ve Mamdani modellerin dikkate değer sonuçlar ortaya koyduğu söylenebilir. Farklı kural yapılarının ve farklı koloni büyüklerinin denenmesiyle daha da iyi sonuçların elde edilme olasılığı yüksektir.



Şekil 3.8. Box-Jenkins probleminde bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.

Tablo 3.6. Box-Jenkins problemi için elde edilen YAK tabanlı bulanık modeller ile literatürdeki diğer model sonuçlarının karşılaştırması.

Yöntem	**Kural Sayısı**	**MSE**
Box and Jenkins [12]	----	0.202
Tong [76]	19	0.469
Pedrycz [77]	81	0.320
Xu and Lu [78]	25	0.328
Sugeno and Tanaka [19]	2	0.068
Sugeno and Yasukawa [15]	6	0.190
Wang and Langari [16]	5	0.158
Kim et al. [14]	2	0.055
Farag et al. [17]	37	0.111
Kang et al. [13]	5	0.161
Evsukoff et al. [79]	36	0.153
	90	0.090
Bağış [3]	4	0.148
Çetin [10]	5	0.174
Zhao et al. [52]	3	0.1275
Su et al. [80]	4	0.1256
Habbi et al. [58]	5	0.0789
Önerilen Sugeno Model	3	0.1412
	4	0.1360
	5	0.1325
	10	0.1164
Önerilen Mamdani Model	3	0.2275
	4	0.1697
	5	0.1565
	10	0.1202

Tablo 3.6'da verilen sonuçlardan görülmektedir ki, Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapıları dışında farklı bulanık modeller kullanılarak yapılan çalışmalarda, genel beklentiye uygun olarak, modele ait kural sayısı arttırıldığında elde edilen hata değerleri düşmektedir. Buna rağmen, modelleme çalışmalarında istenilen en önemli hususlardan

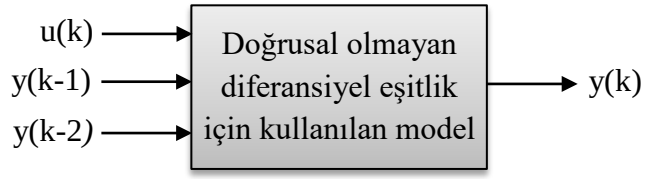
birisi, düşük kural sayısına sahip modellerle olabildiğince başarılı sonuçlar sağlayabilmektir. Bu noktada en önemli görevlerden biri de, model parametrelerini belirleme görevini üstlenen algoritmalara düşer. Bu bakımdan, kural sayısı-hata değeri ilişkisi dikkate alınarak yapılan değerlendirme, Habbi at al. [58] tarafından yapılan çalışmanın öne çıktığını ortaya koymaktadır. Tablodaki sonuçlardan şu da görülebilir ki, YAK algoritmasına dayalı Sugeno ve Mamdani modeller ile elde edilen değerler en başarılı sonuçlar olmasa da, bu modellerin diğer yöntemlerle karşılaştırılabilir ve kural sayısı arttırıldığında ise diğer yaklaşımlara alternatif sunmaya aday olduklarını göstermektedir.

3.3. Sugeno ve Mamdani Bulanık Model Yapısının Doğrusal Olmayan Diferansiyel Eşitlik Problemine Uygulanması

Bu çalışmada, literatürde yer alan ve Eşitlik 3.2'de verilen ikinci dereceden bir diferansiyel denklem ile tanımlanan yüksek dereceli bir doğrusal olmayan eşitlik ele alınmıştır [3, 15, 18, 19].

$$y(k) = \frac{y(k-1).y(k-2).(y(k-1)+2.5)}{1+y^2(k-1)+y^2(k-2)} + u(k) \tag{3.2}$$

Modelleme sürecinde, verilen bağlantıda 500 eğitim verisi elde edilmiştir. Rastgele üretilen bir giriş sinyali $u(k)$, [-2,2] aralığında düzgün dağıtıldığı varsayılarak modele uygulanmıştır. Bulanık modelin performansını test etmek için farklı tipte sinüzoidal bir giriş $u(k) = \sin(2\pi k / 25)$, $y(k)$ değişkenine eklenmiştir. Sonra, bu yeni $y(k)$ verisi test sürecinde YAK algoritması ile optimize edilen bulanık modele uygulanmıştır. Bulanık model için $u(k)$, $y(k-1)$, $y(k-2)$ olmak üzere üç giriş ve bir *y(k)* çıkışı seçilmiştir. Böylece hesaplama için 3 giriş ve 1 çıkışa sahip olan bir model yapısı oluşturulmuştur. Oluşturulan model yapısı Şekil 3.9'da sunulmuştur.



Şekil 3.9. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde kullanılan model yapısı.

Oluşturulan modelde kullanılan giriş ve çıkış verilerinin minimum ve maksimum değerleri dikkate alınarak, verilere ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [-2,2], [-5,5], [-5,5], ve [-5,5] olarak belirlenmiştir. Bu değerler çerçevesinde gerçek değerler [0,1] aralığına normalize edilerek modellemede daha başarılı sonuçların elde edilmesi amaçlanmıştır.

YAK algoritmasına dayalı olan bu çalışmada, maksimum iterasyon sayısı 1000 ve 1500, kural sayısı 2, 3, 4, 5 ve 10, koloni büyüklüğü ise 20, 30, 40 ve 50 olarak ayrı ayrı denenmiştir. Böylece, YAK tabanlı farklı Sugeno ve Mamdani bulanık modellerde elde edilen en iyi MSE değerleri Tablo 3.7'de verilmiştir.

Tablo 3.7'de verildiği gibi, eğitim işleminde 30'ar deneme sonucunda en iyi MSE değeri 10 kural, 40 koloni büyüklüğüne sahip Mamdani modelinde 0.0662 olarak elde edilmiştir. Yine 4 kurallı Mamdani modelinde 0.0764 MSE ile yakın bir sonuç elde edilmiştir. Mamdani modelinin aksine, Sugeno modelinde elde edilen en iyi MSE değerleri aynı kural için 0.2169 ve 0.2205 olarak bulunmuştur. Eğitim işleminde Mamdani modelinin Sugeno modeline göre daha iyi sonuç vermesiyle birlikte test işleminde de Mamdani modelinin nispeten daha iyi olduğu görülmektedir. En iyi eğitim değerleri arasından seçilen 10 kurallı Sugeno ve Mamdani modellerin, test işleminde elde edilen en iyi MSE değeri ise 0.0484 ve 0.0436 olarak bulunmuştur.

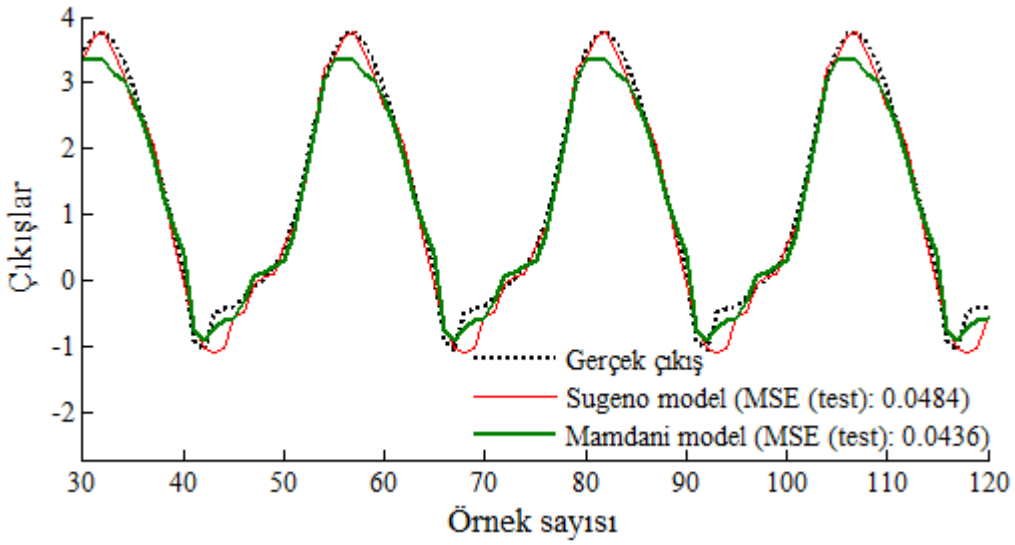
Tablo 3. 7. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde YAK tabanlı Sugeno ve Mamdani modellerine ait MSE değerleri

Kural sayısı	**MSE (Sugeno model)**				**Koloni büyük-lüğü**	**MSE (Mamdani model)**				**Koloni büyük-lüğü**
	Eğitim		**Test**			**Eğitim**		**Test**		
	İterasyon sayısı					**İterasyon sayısı**				
	1000	**1500**	**1000**	**1500**		**1000**	**1500**	**1000**	**1500**	
2	0.2406	0.2344	0.0806	0.0702	50	0.0986	0.0962	0.1765	0.1173	50
3	0.2284	0.2271	0.0704	0.0615	50	0.0886	0.0845	0.0965	0.0384	50
4	0.2258	**0.2205**	0.0626	0.0810	40	0.0843	0.0764	0.0659	0.0811	40
5	0.2294	0.2219	0.0698	0.0284	40	0.0831	0.0788	0.0469	0.0288	30
10	0.2253	**0.2169**	0.1184	0.0484	30	0.0758	**0.0662**	0.0321	0.0436	40

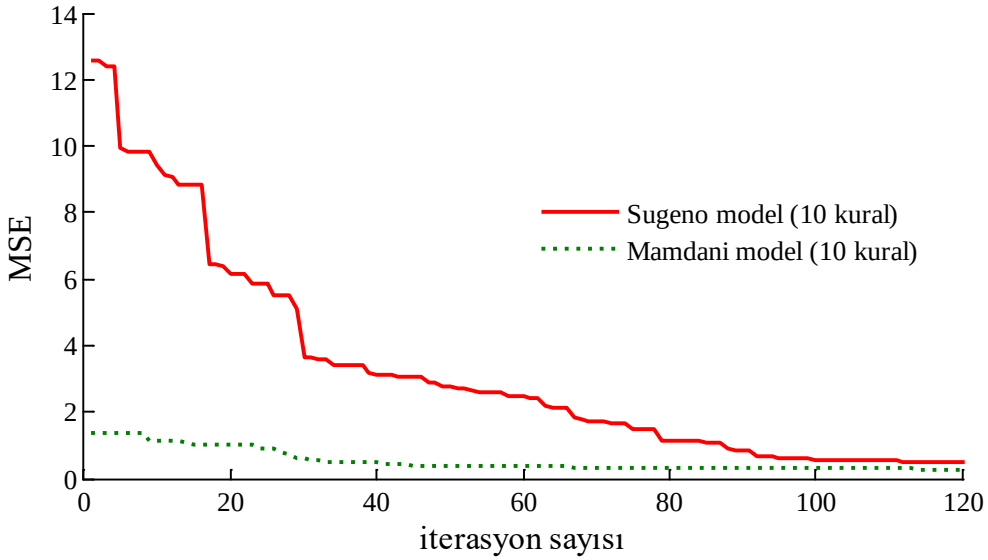
10 kurallı en iyi modelli Sugeno ve Mamdani bulanık model yapılarının 1500 iterasyonda optimizasyon süreçleri için hesaplama süreleri yaklaşık sırasıyla 2102 sn ve

12626 sn olarak not edilmiştir. Böylece en iyi modellerin hesaplanması için gecen sürede kıyaslanmıştır.

Eğitim işleminde en iyi MSE değerine sahip 10 kurallı Mamdani (MSE:0.0662) ve Sugeno (MSE:0.2169) modellerinin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırma grafiği Şekil 3.10'da verilmiştir. Bununla birlikte, seçilen 10 kurallı Sugeno ve Mamdani modellerinin iterasyon-MSE değişim grafiği Şekil 3.11'de verilmiştir. İterasyon sayısına karşılık, MSE değişimi ilk 100 iterasyonda hızlı bir şekilde düşmesinden ve kalan iterasyonlarda durağan bir değer izlemesinden dolayı Şekil 3.11'de ilk 120 iterasyon verilmiştir. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için en iyi MSE değerini sunan Mamdani tip bulanık modelin parametreleri Tablo 3.8'de verilmiştir. Ayrıca çalışma sonucunda seçilen Sugeno ve Mamdani modelleri ile diğer araştırmacılar tarafından önerilen modellerin karşılaştırılması Tablo 3.9'da verilmiştir. Tablodan da görüldüğü gibi elde edilen modellerin literatürdeki modellere göre nispeten yakın sonuçlar sunduğu gözlenmiştir.



Şekil 3.10. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde YAK tabanlı Sugeno model çıkışları ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması.



Şekil 3.11. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde YAK tabanlı bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.

Tablo 3.8. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için YAK tabanlı Mamdani bulanık modelin normalize parametre değerleri (MSE (eğitim): 0.0662).

Kural	**1.Giriş**			**2.Giriş**			**3.Giriş**			**Çıkış**		
1.	0.2239	0.3633	0.9254	0.4970	0.5433	0.9414	0.1378	0.4320	0.5624	0.0521	0.2444	0.7022
2.	0.5165	0.8410	1.0000	0.4388	0.6685	1.0000	0.4812	0.6177	1.0000	0.7407	1.0000	1.0000
3.	0.0464	0.3995	0.8391	0.0206	0.3839	0.6533	0.0909	0.8872	1.0000	0	0.3909	0.5250
4.	0	0.3653	0.6037	0	0.2243	0.7464	0.5850	0.8056	0.9979	0.1943	0.2399	0.9838
5.	0.1985	0.6220	0.6758	0.6353	0.9318	0.9873	0.6596	0.7182	1.0000	0.6374	0.8232	1.0000
6.	0.1494	0.8887	0.9433	0.3676	0.3845	0.7988	0	0.4950	1.0000	0.4764	0.5474	1.0000
7.	0.0691	0.2129	0.5643	0.1307	0.3782	0.9717	0.4938	0.7196	1.0000	0.3486	0.5428	0.9034
8.	0.0843	0.7019	0.8168	0.3508	0.5077	1.0000	0.1211	0.6349	1.0000	0.5821	0.7126	0.9025
9.	0	0.1490	0.3029	0.2511	0.5622	0.7329	0.3235	0.4646	0.9578	0.1812	0.4011	0.6837
10.	0.1825	0.4411	0.9040	0.0219	0.8195	1.0000	0.4622	0.4748	0.6443	0.1088	0.2826	0.3738

Tablo 3.9. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde önerilen YAK tabanlı modeller ile diğer modellerin karşılaştırılması.

Yöntem	**Kural Sayısı**	**Eğitim MSE**	**Test MSE**
Sugeno [15, 17, 19]	12	0.5072	0.2447
Farag et al. [17]	75	0.0374	0.0403
Wang [16, 17]	8	0.6184	0.2037
Evsukoff et al.[79]	100	0.1577	0.0185
Bağış [3]	4	0.0341	0.0378
Önerilen Sugeno model	4	0.2205	0.0810
	10	0.2169	0.0484
Önerilen Mamdani model	5	0.0788	0.0288
	10	0.0662	0.0436

Tablo 3.9'da verilen ve Sugeno [15, 17, 19], Farag et al. [17] ile Evsukoff et al.[79] tarafından yapılan çalışmalarda kural sayısı yüksek olduğu için eğitim ve test MSE–değerleri düşük bulunmuştur. Önerilen modellerin kural sayılarının da dikkate alınmasıyla, Wang [16, 17] ve Bağış [3] tarafından yapılan çalışmalara nispeten yakın değerler bulunduğu gözlenmiştir.

Genel bir değerlendirme yapıldığında; bu bölümdeki çalışmalar, iki temel bulanık model yapısı olan Sugeno ve Mamdani tipindeki model yapılarının YAK algoritması kullanılarak elde edilen başarımlarının incelenmesi üzerine yoğunlaştırılmıştır. Bu amaçla, farklı sayılarda verilerden oluşan ve literatürde yer bulan üç modelleme probleminden yararlanılmıştır. Bunlar; anten band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins gaz fırını problemi ve doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemidir. Çalışmada önerilen modellerin tamamı, literatüre uygun olarak ve karşılaştırma yapmaya imkan vermesi bakımından, çok girişli-tek çıkışlı modeller biçiminde ortaya konularak başarımları incelenmiştir.

Bu amaçla, sırasıyla 1000 ve 1500 iterasyon sayısı; 20, 30, 40 ve 50 koloni büyüklükleri YAK algoritmasının kontrol parametreleri olarak her bir probleme ayrı ayrı uygulanmıştır. YAK tabanlı Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yaklaşımları için kural sayısı ise 2, 3, 4, 5 ve 10 olarak ayrı ayrı denenmiştir.

Elde edilen sonuçlardan ve literatür karşılaştırmalarından, YAK tabanlı Sugeno model yapısının diğer yöntem ve yaklaşımlarla mukayese edilebilir düşük hata değerlerine sahip iyi sonuçlar verdiği ve modele ait değerlerin gerçek verilerle arasındaki uyumun oldukça başarılı olduğu görülmüştür.

4. BÖLÜM

TEK DEĞER ÇIKIŞLI BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN YAK ALGORİTMASI KULLANILARAK BELİRLENMESİ

Bir önceki bölümde temel bulanık model yapılarından olan Mamdani ve Sugeno tip bulanık model parametrelerinin belirlenmesi üzerine çalışılmıştır. Bu bölümde, daha iyi sonuçlar elde edebilmek amacıyla, daha önce literatürde yer bulan ve Bölüm 2.3'de verilmiş olan tek değer (singleton) çıkışlı bulanık model yapısı da çalışmalara dahil edilmiştir. YAK algoritmasının başarımının daha iyi ortaya konulabilmesi için yine popülasyon tabanlı iki etkili optimizasyon algoritması da çalışmalarda kullanılmıştır. Bunlar, DG ve PSO algoritmalarıdır. Farklı kural sayıları için ortaya konulan (önerilen) YAK, DG algoritması (DGA) ve PSO algoritması tabanlı bulanık modeller, önceki bölümde ele alınan üç modelleme problemine ilave olarak gerçek ölçüm verilerinden oluşan glikoz konsantrasyon problemi için de denenmiş ve sonuçlar karşılaştırmalı biçimde sunulmuştur.

Daha önce Bölüm 2.3'de sunulmuş olan tek değer (singleton) çıkışlı bulanık model yapısında, modele ait çıkışlar üçgen veya gauss biçimli üyelik fonksiyonları yerine tek bir değerden oluşturulmuştur. Ayrıca, kurallara ait üyelik değerleri de, bir takım ayarlama parametreleri tarafından ağırlıklandırılmıştır. Böylelikle daha hızlı ve daha düşük hataya sahip model sonuçlarına ulaşılması hedeflenmiştir.

Tek değer çıkışlı bulanık model yapısında parametrelerin optimizasyonu için YAK, PSO ve DG algoritmaları kullanılmıştır. Antenin band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins gaz fırın problemi, doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi ve glikoz konsantrasyon problemleri kullanılarak bulanık model yapılarının performansları incelenmiştir. İncelemede YAK, PSO ve DG algoritmalarından MSE değerini minimuma indirgeyecek en uygun model parametrelerini elde etmesi

hedeflenmiştir. Bu bölümdeki bütün problemlerde kullanılan, YAK, DG ve PSO algoritmaları için en uygun kontrol parametrelerinin seçimi literatürdeki çalışmalar incelenerek yapılmış ve ilgili kontrol parametreleri Tablo 4.1'de verilmiştir [71]. Tabloda verilen YAK limit değeri, (koloni büyüklüğü x parametre sayısı)/2 ifadesine uygun olarak alınmıştır. Atalet ağırlık faktörü (w) ise maksimum iterasyon sayısının, iterasyon sayısından farkı alınarak maksimum iterasyon sayısına bölümüyle [(maxit itr)/maxit] elde edilmektedir. Her bir optimizasyon aşaması, kullanılan algoritmalara ait farklı koloni büyüklükleri ve maksimum iterasyon sayıları için tekrarlanmıştır ve en iyi sonuçların elde edilmesi hedeflenmiştir.

Tablo 4.1. Problemlerde kullanılan algoritmalarla ilgili kontrol parametreleri.

Kontrol parametresi	**PSO**	**DG**	**YAK**
Popülasyon büyüklüğü, koloni sayısı	30 ve 40		
Bilişsel ve sosyal bileşen	c1,c2=2	-	-
Çaprazlama oranı	-	0.9	-
Ölçekleme faktörü	-	0.8	-
İterasyon sayısı	1500 ve 2000		
Limit	-	-	YAK limit
Atalet ağırlık faktörü	w	-	-

4.1. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Anten Problemine Uygulanması

Çalışmanın bu kısmında, literatürde yer alan ve band genişliği değerinin belirlenmesi amacına yönelik olan bir anten probleminin modellenmesi üzerinde durulmuştur. 3 giriş ve 1 çıkıştan oluşturulan modellemede kullanılan tek değer çıkışlı bulanık model yapısındaki her bir kural 13 adet parametreyle tanımlanmıştır.

Matlab programı kullanılarak yapılan çalışmada bulanık modeli tanımlamak üzere 2, 3, 4, 5 ve 10 farklı kural sayılarıyla model yapıları oluşturulmuş [81, 82] ve bunlar 30'ar kez algoritmalar yardımıyla optimize edilerek denenmiştir. İterasyon sayıları da 1000 ve 1500 olarak alınmıştır.

Oluşturulan sistem modelinde kullanılan giriş ve çıkış verilerine ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [0.005, 0.25], [5, 25], [0.0005, 0.0025] ve [0.5, 25] olarak belirlenmiştir. Bu değerler çerçevesinde gerçek değerler [0,1] aralığına normalize edilerek modellemede daha başarılı sonuçların elde edilmesi amaçlanmıştır. Bu çalışma için farklı kurallardan oluşturulan YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık model sonuçlarının en iyi MSE değerleri 30 koloni büyüklüğü için Tablo 4.2'de, 40 koloni büyüklüğü için Tablo 4.3'de verilmiştir.

Tablo 4.2. Anten problemi için 30 koloni büyüklüğüne sahip farklı bulanık kural tabanlı modeller için elde edilen en iyi MSE değerleri.

Kural sayısı	**Veri Seti**	**YAK**		**DG**		**PSO**	
		İterasyon sayısı		**İterasyon sayısı**		**İterasyon sayısı**	
		1000	**1500**	**1000**	**1500**	**1000**	**1500**
2	Eğitim	0.2173	0.2040	0.2003	0.2443	1.0981	0.6270
	Test	1.5582	0.2998	0.8684	0.4530	2.8340	0.7517
3	Eğitim	0.0744	0.0561	0.1170	0.0484	0.6700	0.4917
	Test	0.0726	0.6040	0.0885	0.2989	1.1581	1.0742
4	Eğitim	0.0314	0.0313	0.0255	0.0060	0.5849	**0.4572**
	Test	0.0114	0.0992	0.2201	0.0377	0.5208	1.0353
5	Eğitim	0.0562	0.0300	0.0145	0.0092	0.5591	0.5053
	Test	0.2053	0.3637	0.4965	0.0273	0.4913	0.7076
10	Eğitim	**0.0201**	0.0204	**0.0044**	0.0102	**0.7604**	1.1331
	Test	0.6785	0.1139	1.1610	0.9833	0.9030	0.8608

Tablo 4.2'de görüldüğü gibi, 10 kural ve 1000 iterasyon sayısına sahip DGA tabanlı bulanık modelde 0.0044 ile en iyi MSE değeri elde edilmiştir. Diğer yandan aynı koşullar altında YAK ve PSO tabanlı bulanık modellerde elde edilen en iyi MSE değerleri sırasıyla 0.0201 ve 0.7604 olarak bulunmuştur. YAK, DG ve PSO tabanlı bu model yapılarının test değerleri ise sırasıyla 0.6785, 1.1610 ve 0.9030 şeklindedir. Bununla birlikte Tablo 4.3'e bakıldığında, 5 kural ve 1500 iterasyona sahip DGA tabanlı bulanık modelde 0.0054 ile en iyi MSE değeri elde edilmiştir. Aynı koşullar altında YAK ve PSO tabanlı bulanık modellerde elde edilen en iyi MSE değerleri ise sırasıyla 0.0250 ve 0.5625 bulunmuştur. Modellerin test değerlerine bakıldığında YAK tabanlı bulanık modelde 0.3526, DGA tabanlı bulanık modelde 0.2107 ve PSO tabanlı

bulanık modelde ise 0.6665 olarak elde edilmiştir. Tablo 4.2 ile Tablo 4.3 kıyaslandığında, en iyi MSE değeri türünden DGA tabanlı bulanık modellerin diğer modellere göre biraz daha üstün olduğu gözlenmiştir.

Tablo 4.3. Anten problemi için 40 koloni büyüklüğüne sahip farklı bulanık kural tabanlı modeller için elde edilen en iyi MSE değerleri.

Kural sayısı	**Veri seti**	**YAK**		**DG**		**PSO**	
		İterasyon sayısı		**İterasyon sayısı**		**İterasyon sayısı**	
		1000	**1500**	**1000**	**1500**	**1000**	**1500**
2	Eğitim	0.2151	0.2015	0.2185	0.2038	0.5916	0.6270
	Test	1.2439	0.8883	1.3998	1.2625	0.5654	0.7517
3	Eğitim	0.0604	0.0548	0.0725	0.0412	0.6182	0.5688
	Test	0.3671	0.3764	0.0672	1.5370	0.9003	0.8274
4	Eğitim	0.0388	0.0433	0.0493	0.0163	**0.5053**	0.5711
	Test	1.1864	1.8611	0.4217	0.2950	0.7076	0.8148
5	Eğitim	**0.0185**	**0.0250**	0.0186	**0.0054**	0.5629	**0.5625**
	Test	0.1995	0.3526	0.0949	0.2107	0.3960	0.6665
10	Eğitim	0.0331	0.0325	0.0151	0.0127	1.0447	0.5400
	Test	0.1941	0.1851	0.1712	0.2622	1.5642	0.5323

30 koloni büyüklüğü, 10 kural sayısı ve 1000 iterasyon sayısına sahip YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modellerin en iyi, ortalama ve en kötü MSE değerleri ile bunlara ait standart sapma MSE değerleri Tablo 4.4'de sunulmuştur. Belirtilen şartlar altında YAK, DG ve PSO tabanlı modellerde optimizasyon süreçleri için hesaplama süreleri yaklaşık sırasıyla 122 sn, 124 sn ve 101 sn olarak not edilmiştir.

Tablo 4.4. Anten probleminde 30 koloni büyüklüğüne sahip modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.

Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	0.0201	**0.0044**	0.7604
	Ortalama	**0.0675**	0.2253	7.3751
	En kötü	**0.1767**	1.8536	13.3409
Standart sapma		**0.0309**	0.3658	3.7544

YAK algoritması kullanılarak yapılan modellemede 30 koşma için hesaplanan ortalama, standart sapma ve en kötü MSE değerleri, PSO ve DGA ile elde edilen değerlerden daha iyi bulunmuştur. Bu sonuçlara bakıldığında, en iyi MSE değerinin DGA tabanlı bulanık modellerde elde edilmesine rağmen, daha iyi "ortalama, standart sapma ve en kötü" değerlerin YAK algoritması ile elde edilmiştir. Bu anlamda YAK algoritmasının diğer algoritmalara göre biraz daha başarılı olduğu söylenebilir.

40 koloni büyüklüğündeki en iyi MSE değerine (0.0054) sahip DGA dikkate alınarak aynı yapıya sahip YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modellerin en iyi, ortalama, en kötü MSE değerleri ve standart sapma verileri Tablo 4.5'de verilmiştir. 30 koloni büyüklüğündeki modellerdeki gibi bu modellerde de ortalama, standart sapma ve en kötü değerler türünden YAK algoritmasının performansı, PSO ve DG algoritmalarının performansından daha iyi bulunmuştur.

Tablo 4.5. Anten probleminde 40 koloni büyüklüğüne sahip modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.

Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	0.0250	**0.0054**	0.5625
	Ortalama	**0.0728**	0.1851	3.6592
	En kötü	**0.1377**	0.9834	10.5911
Standart sapma		**0.0309**	0.1928	2.5943

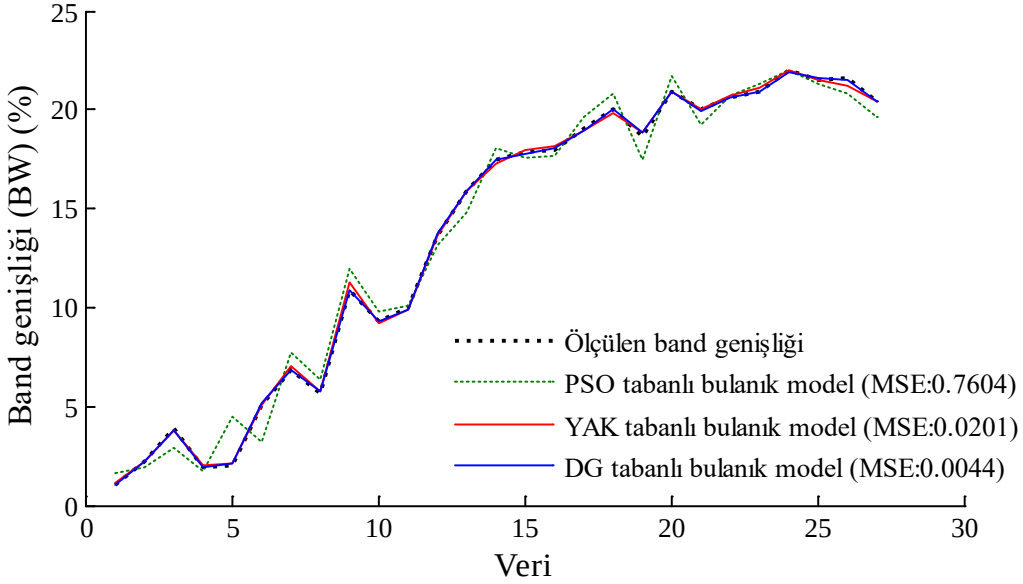
Hem 30 hem de 40 koloni büyüklüğüne sahip modellerin performans ölçü değerleri incelendiğinde en iyi MSE değerinin DGA ile elde edilmesine rağmen diğer bütün kriterlerde YAK algoritmasının daha üstün olduğu gözlenmiştir.

30 ve 40 koloni büyüklüğüne sahip PSO, DG ve YAK tabanlı bulanık model değerleri ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılma grafikleri Şekil 4.1 ve 4.2'de sunulmuştur.

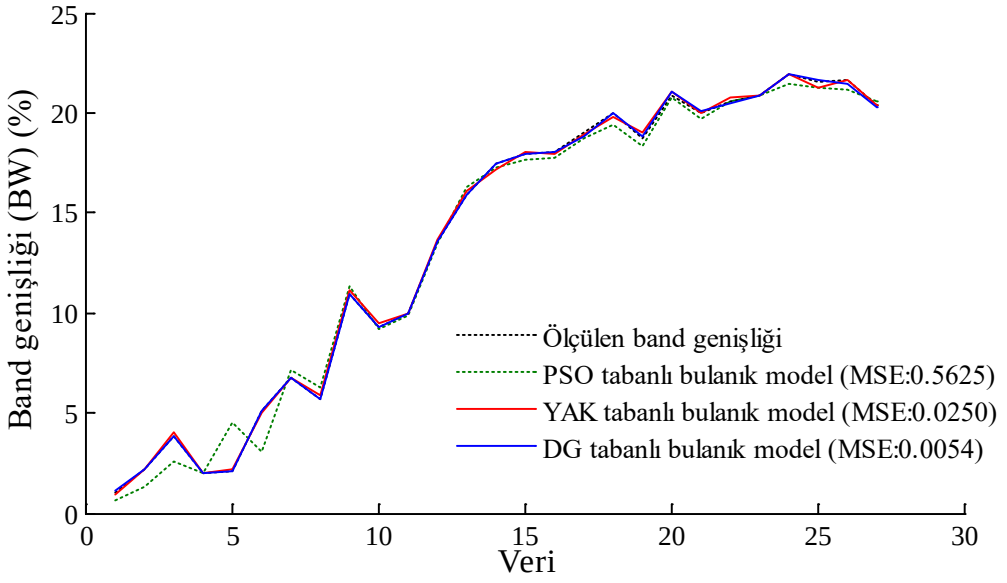
Şekil 4.3 ve 4.4'de, 30 ve 40 koloni büyüklüğüne sahip YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modellerde iterasyon sayısına karşılık MSE değerinin değişimi grafiği verilmiştir.

Şekil 4.3'de ilk 250 iterasyon sayısı, Şekil 4.4'de ise ilk 100 iterasyon sayısı dikkate alınmıştır. Grafiklerin her ikisinde de görüldüğü gibi PSO modellerinin MSE değişimi

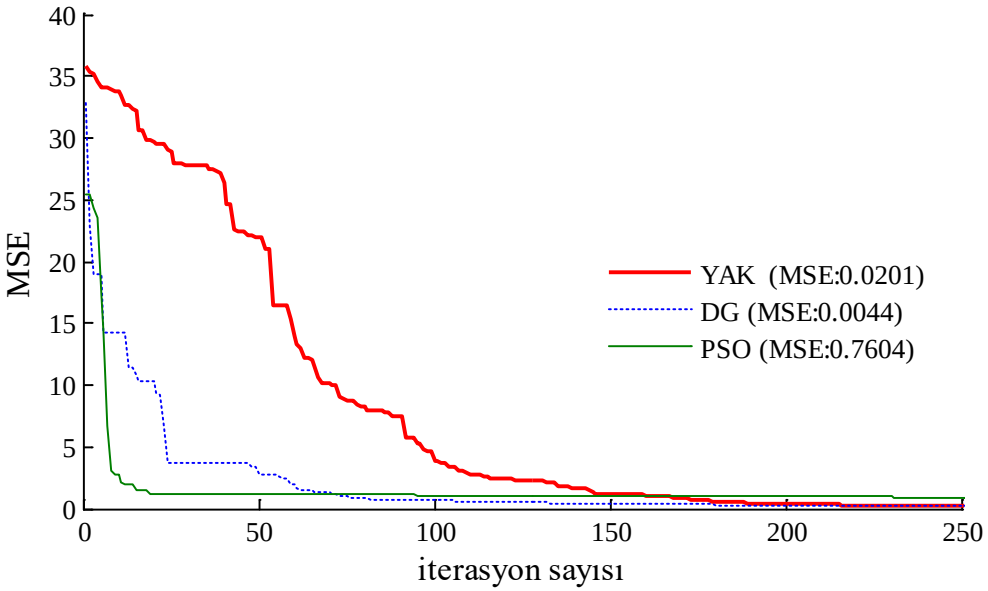
hızlı bir şekilde azalmasına rağmen devamında durağan bir yapı izlemektedir. YAK tabanlı modellerin DGA tabanlı modellere göre daha yavaş bir MSE değer düşümü göstermesine rağmen, kısa bir iterasyon sayısından sonra DGA tabanlı modeli yakaladığı ve ona yakın bir değer elde ettiği belirlenmiştir.



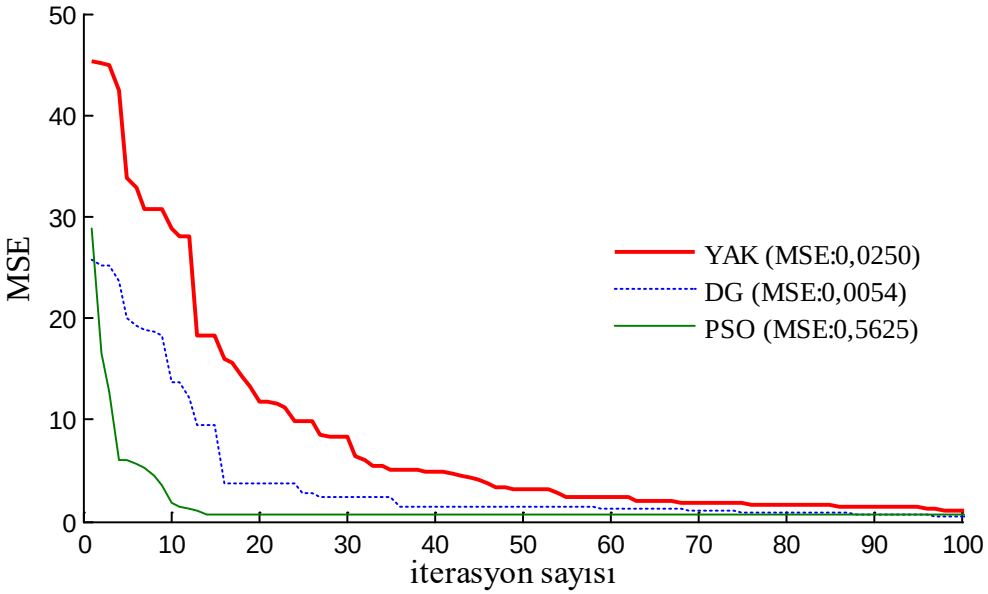
Şekil 4.1. Anten probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (10 kurallı durum).



Şekil 4.2. Anten probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (5 kurallı durum).



Şekil 4.3. Anten probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi (10 kurallı durum).



Şekil 4.4. Anten probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi (5 kurallı durum).

Tablo 4.2 ve 4.3'deki sonuçlarda en iyi MSE değerleri dikkate alındığında YAK algoritması 0.0201 ile 0.0185, DG algoritması 0.0044 ile 0.0054 ve PSO algoritması 0.4572 ile 0.5053 değerleriyle ön plana çıkmaktadır. Bu modellerin çıkış değerleri ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırmalı gösterimi Tablo 4.6'da verilmiştir. Tabloda '*' ile

belirtilen değerler test işleminde kullanılan verileri oluşturmaktadır. Diğer değerler ise eğitim verileridir.

Tablo 4.6. Anten probleminde kullanılan bulanık modellerde elde edilen sonuçların karşılaştırması.

Gerçek çıkış	**YAK**		**DG**		**PSO**	
	Koloni büyüklüğü		**Koloni büyüklüğü**		**Koloni büyüklüğü**	
	30	**40**	**30**	**40**	**30**	**40**
	MSE 0.0201 (10 kural)	**MSE 0.0185 (5 kural)**	**MSE 0.0044 (10 kural)**	**MSE 0.0054 (5 kural)**	**MSE 0.4572 (4 kural)**	**MSE 0.5053 (4 kural)**
1.0700	1.1131	0.9768	1.0578	1.0777	1.9383	0.6210
2.2000	2.1831	2.1603	2.1918	2.1785	3.1427	1.3223
3.8500	3.7786	3.7753	3.7647	3.8023	2.6609	2.5495
1.9500	2.0002	1.8342	1.9569	2.0184	3.5758	1.9773
2.0500	2.0924	2.0185	2.1157	2.0709	2.1520	4.3978
5.1000	5.1144	5.1200	5.1274	5.1072	4.3895	3.0680
6.8000	6.9902	6.9058	6.8163	6.7674	5.4906	6.6671
5.7000	5.7186	5.6894	5.7780	5.7290	6.2850	5.8981
10.9000	11.2470	11.0028	10.8434	10.9339	11.5569	11.4539
9.3000	9.1582	9.3517	9.3469	9.2788	8.3858	8.9737
10.0000	9.9199	9.8205	9.9080	9.9915	10.0994	10.1259
13.6000	13.6527	13.5489	13.7108	13.5893	13.9787	13.2815
15.9000	15.8816	16.1037	15.8978	15.8963	16.6314	16.0221
17.5000	17.2400	17.3782	17.4695	17.4970	18.0639	17.3705
17.9000	17.9793	17.9477	17.7572	17.9181	18.1498	17.8371
18.0000	18.1346	18.1305	18.0646	18.0593	18.2634	18.0200
19.0000	18.9061	18.8284	18.9446	18.8498	19.2221	19.0478
20.0000	19.8282	19.8457	20.0650	19.9865	19.8278	19.7882
18.7000	18.8968	18.7841	18.8024	18.8177	18.4903	18.6247
20.9000	20.9600	21.2032	20.8898	21.0602	20.8604	21.0093
20.0000	20.0725	19.9983	19.9017	20.0903	19.5565	20.0574
20.6000	20.6903	20.6295	20.6185	20.4792	20.4720	20.7928
20.9000	21.0649	21.2809	20.8895	20.8956	20.8245	21.0855
21.9600	21.9888	21.7955	21.9169	21.9196	21.2887	21.4814
21.5000	21.4712	21.5593	21.5815	21.6360	21.0074	21.3284
21.6000	21.2418	21.5651	21.4910	21.4817	20.8253	21.2467
20.4000	20.3831	20.3483	20.3824	20.2992	20.2278	20.8386
4.9000*	6.5483	4.9132	2.6336	4.1005	3.8141	2.9373
7.7000 *	6.5813	8.1159	8.0614	7.9355	5.7411	7.4420
16.0000*	16.0740	15.7847	14.7143	16.7214	16.8004	15.5955
18.2000*	18.0975	18.2376	18.2826	18.1734	18.7504	18.3745
20.3000*	20.5941	19.3598	20.4978	20.4461	20.3108	20.6625
21.2000*	21.1976	21.5039	21.2057	21.0350	20.6986	21.1614

.

Anten probleminde Tablo 4.2 ve 4.3 dikkate alınarak modeller arasında kıyaslama yapıldığında, 5 kurallı YAK tabanlı bulanık modelin 0.0185 MSE değerine, 10 kurallı

DGA tabanlı bulanık modelin 0.0044 MSE değerine, 4 kurallı PSO tabanlı bulanık modelin 0.4572 MSE değerine sahip olduğu görülmektedir.

Tablo 4.7'de anten problemi için önerilen tek değer çıkışlı bulanık model sonuçları literatürdeki çalışmalarla kıyaslanmıştır. Tablodan da görüldüğü gibi tek değer çıkışlı bulanık model, üçüncü bölümde ve literatürde önerilen Sugeno ve Mamdani tip bulanık modeller göre daha iyi sonuçlar vermiştir.

Tablo 4.7. Anten probleminde önerilen tek değerli bulanık modeller ile literatürdeki yaklaşımların karşılaştırılması.

Yöntem	**Kural Sayısı**	**Öğrenme Algoritması**	**MSE**
Sugeno [10]	2	PSO	0.7537
	2	GA	1.0744
	2	DG	1.6355
	10	PSO	0.1693
Önerilen Sugeno [59]	4	YAK	0.0442
	10		0.0207
Önerilen Mamdani [59]	10		0.0452
Önerilen Model	2	YAK	0.2015
	4		0.0313
	5		0.0185
	10		0.0201
	2	DG	0.2003
	4		0.0060
	10		0.0044
	2	PSO	0.5916
	4		0.4572
	10		0.5400

Elde edilen bulgular sonucunda YAK algoritmasının diğer algoritmalardan daha öne çıktığı gözlenmiştir. YAK algoritmasının 0.0185 MSE değerine sahip model parametreleri Tablo 4.8'de verilmiştir. Tabloda 5 kural sayısına sahip bu modelin her bir değişkenine ait normalize edilmiş parametreleri bulunmaktadır.

Yapılan çalışma sonucunda önerilen model literatüre önceden sunulan modellerle kıyaslandığında YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerden etkileyici sonuçlar elde edildiği söylenebilir.

Tablo 4.8. Anten problemi için YAK tabanlı bulanık model parametreleri (MSE:0.0185).

Değişkenler	**Kural**	**Normalize parametre değerleri**
1.Giriş (h/λd)	**1.** 0.2246 0.5527 0.9907 **2.** 0.3512 0.5993 1.0000 **3.** 0.0806 0.1793 0.7582 **4.** 0.7443 0.7452 0.8112 **5.** 0.2583 0.8377 0.9118
2.Giriş (W)	**1.** 0.5100 0.5197 0.5197 **2.** 0.1591 0.5496 0.6693 **3.** 0.4458 0.4904 1.0000 **4.** 0.3363 0.9664 1.0000 **5.** 0.2415 0.7237 0.7563
3.Giriş (tanδ)	**1.** 0.2759 0.3454 0.7116 **2.** 0.2661 0.3113 0.6998 **3.** 0.2451 0.5479 0.6434 **4.** 0.1333 0.3614 0.5571 **5.** 0.2557 0.2805 0.7951
Ayarlama parametreleri	**1.** 0.8225 1.0000 1.0000 **2.** 0.2130 0.2236 0.8067 **3.** 1.0000 1.0000 1.0000 **4.** 0.3402 0.9379 0.9426 **5.** 0.5703 0.5721 0.5776
Çıkış (BW)	**1.** 0.8435 **2.** 1.0000 **3.** 0.0488 **4.** 0 **5.** 0.8235

4.2. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Box-Jenkins Gaz Fırını Problemine Uygulanması

Box-Jenkins gaz fırını problemi, literatürde doğrusal olmayan sistem modelleme için popüler olarak kullanılan bir örnektir [3, 12-17, 76-80]. Bu problemde kullanılan model yapısı 2 giriş ve 1 çıkıştan oluşmaktadır. Kullanılan tek değer çıkışlı bulanık model yapısındaki her bir kural 9 adet parametreden oluşur.

İterasyon sayılarının 1000 ve 1500, kural sayılarının 2, 3, 4, 5 ve 10 alınmasıyla birlikte oluşturulan model parametrelerinin YAK, DG ve PSO algoritmalarıyla optimize edilerek MSE değerinin en küçük biçimde elde edilmesi hedeflenmiştir. Her optimizasyon çalışmasında algoritmalar 30'ar kez koşulmuştur.

Oluşturulan sistem modelinde kullanılan giriş ve çıkış verilerine ait normalizasyon aralıkları [-3, 3], [44, 62] ve [44, 62] olarak belirlenmiştir. Bu değerler çerçevesinde gerçek değerler [0,1] aralığına normalize edilmiştir.

Bu çalışma için 30 koloni büyüklüğüne sahip farklı kurallardan oluşturulan YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık model sonuçlarının en iyi MSE değerleri Tablo 4.9'da, 40 koloni büyüklüğüne sahip farklı kurallarda oluşturulan YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık model sonuçlarının en iyi MSE değerleri de Tablo 4.10'da verilmiştir.

Tablo 4.9. Box-Jenkins problemi için farklı kural sayısına sahip modeller kullanılarak 30 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.

Kural Sayısı	**YAK**		**DG**		**PSO**	
	İterasyon sayısı		**İterasyon sayısı**		**İterasyon sayısı**	
	1000	**1500**	**1000**	**1500**	**1000**	**1500**
2	0.1937	0.1837	0.1608	0.1614	0.1645	0.1692
3	0.1518	0.1647	0.1428	0.1438	0.1669	0.1659
4	0.1610	0.1504	0.1384	0.1331	0.1570	0.1692
5	0.1471	0.1471	0.1290	0.1352	0.1620	0.1594
10	0.1460	**0.1385**	0.1326	**0.1278**	0.1596	**0.1542**

Tablo 4.10. Box-Jenkins problemi için farklı kural sayısına sahip modeller kullanılarak 40 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.

Kural Sayısı	**YAK**		**DG**		**PSO**	
	İterasyon sayısı		**İterasyon sayısı**		**İterasyon sayısı**	
	1000	**1500**	**1000**	**1500**	**1000**	**1500**
2	0.1884	0.1825	0.1604	0.1608	0.1645	0.1665
3	0.1781	0.1544	0.1411	0.1407	0.1605	0.1639
4	0.1577	0.1513	0.1413	0.1373	0.1666	**0.1525**
5	0.1470	0.1497	0.1376	0.1399	0.1563	0.1615
10	0.1445	**0.1392**	0.1335	**0.1291**	0.1628	**0.1604**

Tablo 4.9'da gösterildiği gibi, 10 kural ve 1500 iterasyon sayısına sahip DGA tabanlı bulanık modelde 0.1278 ile en iyi MSE değeri elde edilmiştir. Diğer yandan aynı koşullar altında YAK ve PSO tabanlı bulanık modellerde elde edilen en iyi MSE değerleri sırasıyla 0.1385 ve 0.1542 bulunmuştur.

Bununla birlikte Tablo 4.10'a bakıldığında, 10 kural ve 1500 iterasyon sayısına sahip DGA tabanlı bulanık modelde 0.1291 ile en iyi MSE değerinin elde edildiği görülmektedir. Aynı koşullar altında YAK ve PSO tabanlı bulanık modellerde elde edilen en iyi MSE değerleri ise sırasıyla 0.1392 ve 0.1604 olarak bulunmuştur.

10 kural, 1500 iterasyon sayısı ve 30 koloni büyüklüğüne sahip YAK, DG ve PSO tabanlı modellerde optimizasyon süreçleri için hesaplama süreleri yaklaşık sırasıyla 1482 sn, 1484 sn ve 1339 sn olarak elde edilmiştir. 30 ve 40 koloni büyüklüğü, 10 kural sayısı ve 1500 iterasyon sayısına sahip YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modellerin çeşitli MSE ve standart sapma değerleri Tablo 4.11'de ve 4.12'de verilmiştir.

Tablo 4.11. Box-Jenkins probleminde 30 koloni büyüklüğüne sahip bulanık modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.

Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	0.1385	**0.1278**	0.1542
	Ortalama	0.1485	**0.1417**	0.1900
	En kötü	**0.1588**	0.1625	0.2802
Standart sapma		**0.0059**	0.0090	0.0295

Tablo 4.12. Box-Jenkins probleminde 40 koloni büyüklüğüne sahip bulanık modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.

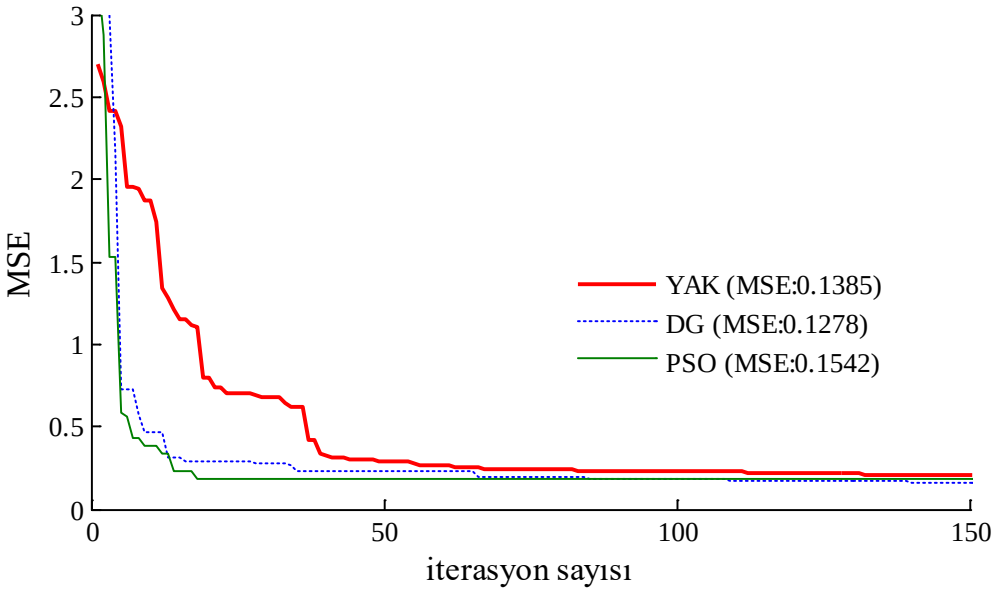
Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	0.1392	**0.1291**	0.1604
	Ortalama	0.1485	**0.1387**	0.2075
	En kötü	0.1540	**0.1534**	0.2929
Standart sapma		**0.0038**	0.0070	0.0382

YAK algoritması kullanılarak yapılan modellemede 30 koşma için hesaplanan ortalama, standart sapma ve en kötü değerleri, PSO ve DG algoritmaları ile ulaşılan değerlerden daha iyi elde edilmiştir. Bu sonuçlara bakıldığında, en iyi MSE değerinin DGA tabanlı bulanık modellerde elde edilmesine rağmen, daha düşük ortalama, standart sapma ve en kötü değerleri dikkate alınarak yapılan değerlendirmede YAK tabanlı bulanık model sonuçlarının DG ve PSO tabanlı bulanık model sonuçlarına göre nispeten daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

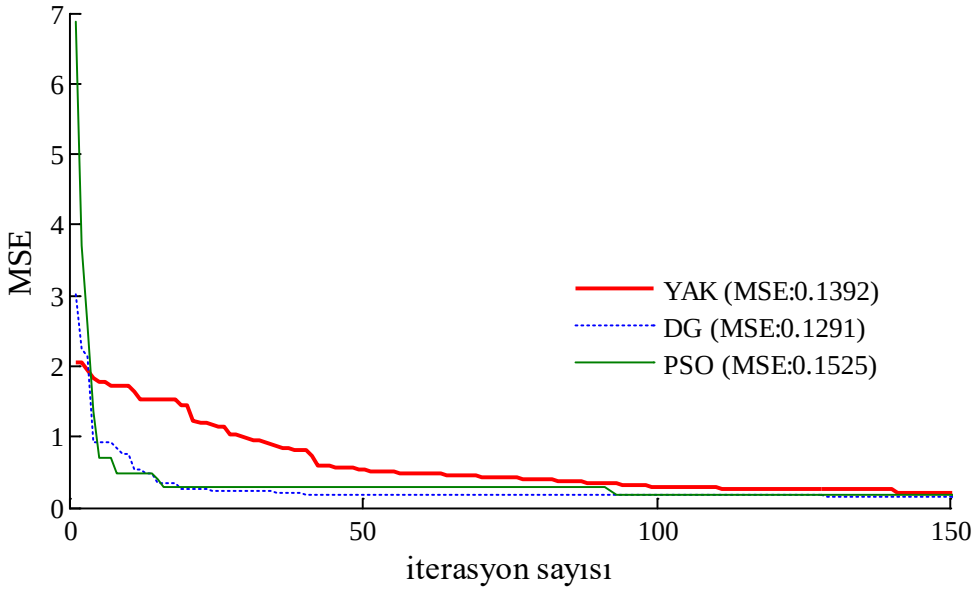
Şekil 4.5 ve 4.6'da, 30 ve 40 koloni büyüklüğüne sahip YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modeller için iterasyon sayısı-MSE değişimi grafiği verilmiştir. Şekil 4.5'de 1500 iterasyon sayısının ilk 150 adımı dikkate alınmıştır. Şekil 4.6'da ise ilk 200 iterasyon sayısı dikkate alınmıştır. Anten probleminde olduğu gibi burada da PSO ya dayalı modellerde MSE değeri değişiminde hızlı bir şekilde azalma ve sonra durağan bir seyir izlenmektedir. YAK tabanlı modellerde DGA tabanlı modellere göre daha yavaş bir MSE değer düşümü görülmesine rağmen, kısa bir iterasyon sayısından sonra (ilk 50-100 iterasyonda) DGA modelini yakaladığı ve ona yakın bir değer elde ettiği belirlenmiştir.

1500 iterasyon ve 30 koloni büyüklüğü için YAK, DG ve PSO tabanlı 10 kurallı modellerde optimizasyon süreçleri için hesaplama süreleri yaklaşık sırasıyla 3356 sn, 3363 sn ve 3048 sn olarak not edilmiştir.

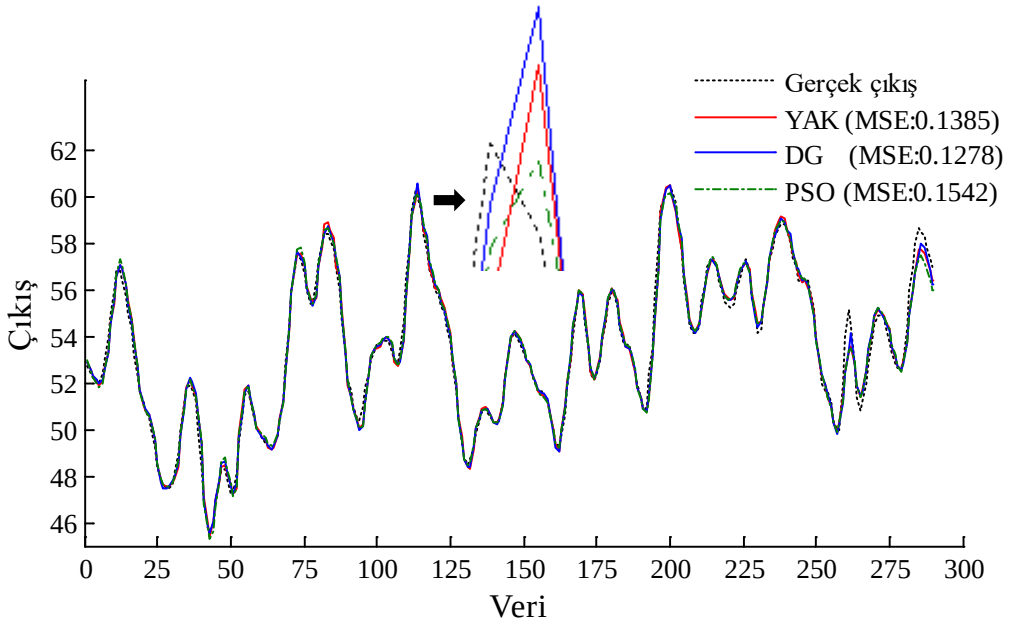
10 kurallı modellerin 30 ve 40 koloni büyüklükleri için gerçek çıkışla karşılaştırma grafikleri sırasıyla Şekil 4.7 ve 4.8'de sunulmuştur.



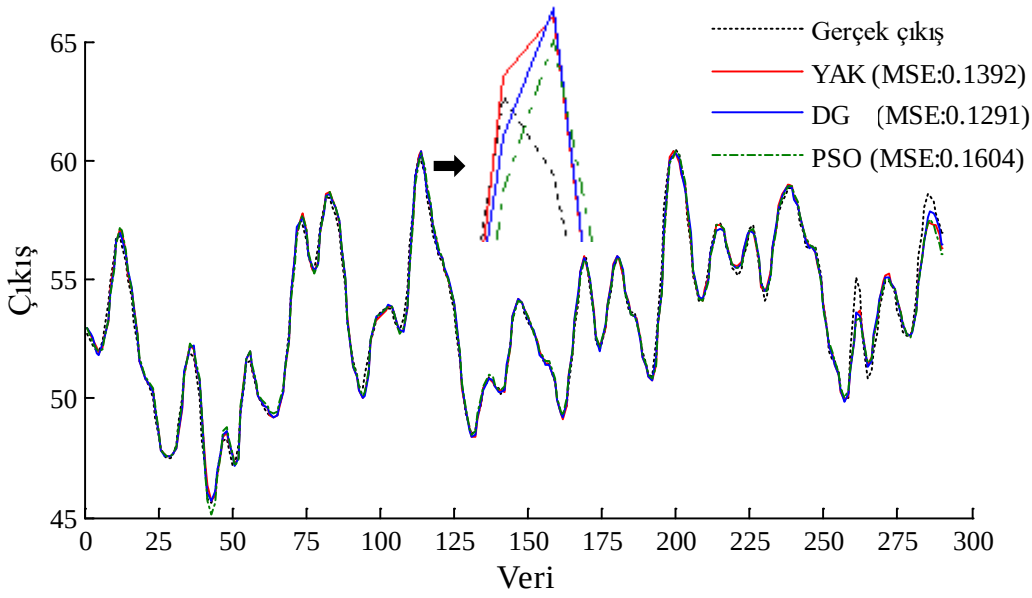
Şekil 4.5. Box-Jenkins probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.



Şekil 4.6. Box-Jenkins probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.



Şekil 4.7. Box-Jenkins probleminde 30 koloni büyüklüğü için bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması.



Şekil 4.8. Box-Jenkins probleminde 40 koloni büyüklüğü için bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması.

Box-Jenkins probleminde Tablo 4.9 ve Tablo 4.10 dikkate alındığında en iyi MSE değeri 10 kural sayısına sahip bulanık tabanlı modellerde elde edilmiştir. YAK, DG ve PSO tabanlı modellerde bu değerler sırasıyla, 0.1385, 0.1278 ve 0.1542 olarak bulunmuştur. Yapılan çalışma sonucunda genel olarak (standart sapma değerleri de dikkate alınarak) YAK tabanlı modelin biraz daha ön plana çıktığı gözlenmiştir. Bu nedenle 0.1385 MSE değerine sahip YAK tabanlı bulanık modelin parametreleri Tablo 4.13'de verilmiştir. Bu çalışmada önerilen modeller ile literatürdeki sonuçların karşılaştırılması Tablo 4.14'de sunulmuştur.

Tablo 4.13. Box-Jenkins problemi için elde edilen YAK tabanlı bulanık model normalize parametre değerleri.

Kural	**1.Giriş**			**2.Giriş**			**Ayarlama parametreleri**		**Çıkış**
1.	0.5553	0.7635	1.0000	0	0.2164	0.5246	0.5885	0.5973	0.1278
2.	0.1186	0.2189	0.9456	0.7372	0.7532	0.8275	0.3212	0.4955	0.6052
3.	0	0.3631	0.8122	0.7758	0.8139	0.8271	0.3146	1.0000	0.8199
4.	0.3991	0.4445	1.0000	0.3245	0.3681	0.5370	0.0061	0.3310	0.6127
5.	0	0.2062	0.5099	0.7105	0.7738	1.0000	0.4552	1.0000	1.0000
6.	0.1448	0.3043	1.0000	0	0	0.6408	0.0649	0.4180	0
7.	0.2571	0.7457	0.9314	0.4138	0.7774	1.0000	0	0.7954	0.9399
8.	0.0552	0.7756	0.9269	0.2380	0.2442	0.7068	0.2511	0.6709	0.3471
9.	0.2118	0.4557	0.9441	0.0769	0.7549	0.9290	0.3953	0.6862	0.4610
10.	0.7801	0.8143	0.9471	0.1942	0.4774	0.4864	0	0.2022	0.5853

Tablo 4.14'deki sonuçlardan görülmektedir ki, kural sayısı-hata değeri ilişkisi dikkate alındığında Bağış [3], Çetin [10], Zhao et al. [52], Su et al. [80] ve Habbi et al. [58] tarafından ortaya konulan yaklaşımlar diğerlerine göre öne çıkmaktadır. Çalışmanın bu kısmında yapılan ve en iyi başarım değerine sahip YAK tabanlı tek değer çıkışlı bulanık model sonuçları da tabloya eklenmiş ve diğer modellere yakın sonuçlar verdiği gözlenmiştir.

Tablo 4.14. Box-Jenkins probleminde önerilen tek değerli bulanık modeller ile literatürün karşılaştırılması.

Yöntem		**Kural sayısı**	**MSE**
Box and Jenkins [12]		----	0.202
Tong [76]		19	0.469
Pedrycz [77]		81	0.320
Xu and Lu [78]		25	0.328
Sugeno and Tanaka [19]		2	0.068
Sugeno and Yasukawa [15]		6	0.190
Wang and Langari [16]		5	0.158
Kim et al. [14]		2	0.055
Kang et al. [13]		5	0.161
Evsukoff et al.[79]		36	0.153
		90	0.090
Bağış [3]		4	0.148
Çetin [10]		5	0.174
Zhao et al. [52]		3	0.1275
Su et al. [80]		4	0.1256
Habbi et al. [58]		5	0.0789
Önerilen Model [59]	Sugeno	5	0.1325
		10	0.1164
	Mamdani	10	0.1202
Önerilen Model	YAK	10	0.1385
	DG		0.1278
	PSO		0.1542

4.3. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Doğrusal Olmayan Diferansiyel Eşitlik Problemine Uygulanması

Çalışmanın bu kısmında, ikinci dereceden bir diferansiyel denklem ile tanımlanan yüksek dereceli bir doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik ele alınmıştır [3, 15, 18, 19]. 3 giriş ve 1 çıkıştan oluşturulan modelde her bir kural 13 adet parametreyle tanımlanmıştır. Yapılan çalışmada bulanık modeli tanımlamak üzere 2, 3, 4, 5 ve 10

kuraldan oluşan farklı model yapıları oluşturulmuş ve bunlar 30'ar kez algoritmalar yardımıyla optimize edilerek denenmiştir.

Oluşturulan sistem modelinde kullanılan giriş ve çıkış verilerine ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [-2,2], [-5,5], [-5,5] ve [-5,5] olarak belirlenmiştir. Bu değerler çerçevesinde gerçek değerler [0,1] aralığına normalize edilerek modellemede daha başarılı sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır.

Her bir optimizasyon aşamasında, kullanılan algoritmalar 30 ve 40 koloni büyüklükleri için 1000 ve 1500 maksimum iterasyon sayılarında tekrarlanmıştır. Yapılan çalışmalarda sonucunda elde edilen en iyi değerler tablo ve şekiller vasıtasıyla bu kısımda sunulmuştur.

Algoritmalarla elde edilen bulanık modellere ait en iyi MSE değerleri 30 ve 40 koloni büyüklüğü için sırasıyla Tablo 4.15 ve Tablo 4.16'da sunulmuştur.

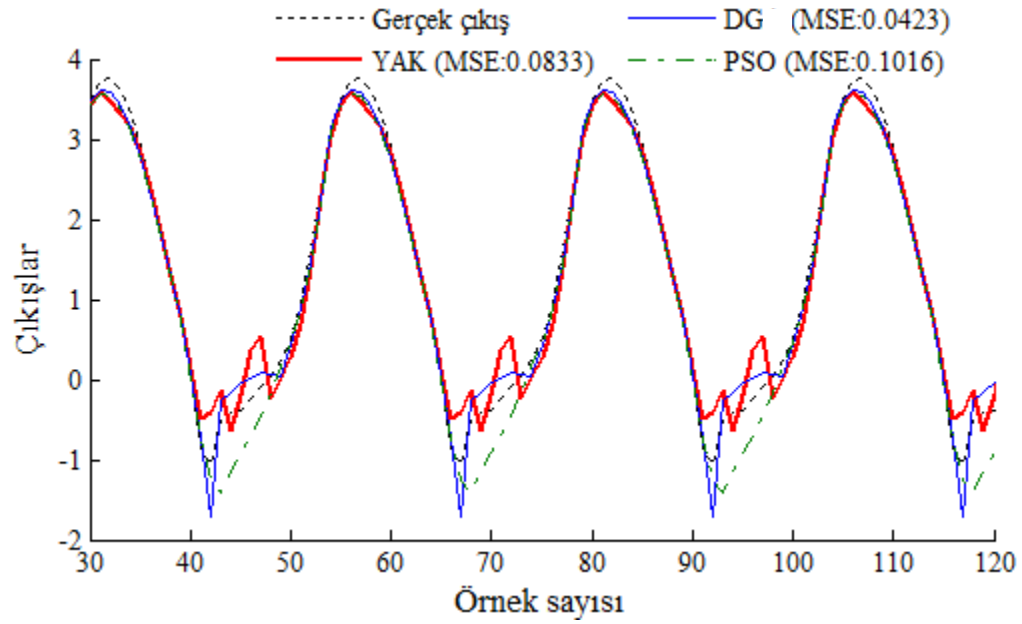
Tablo 4.15'de gösterildiği gibi 0.0257 MSE değeriyle en iyi sonuç DG algoritmasıyla elde edilmiştir. YAK ve PSO algoritmalarıyla aynı koşullar altında elde edilen MSE değerleri sırasıyla 0.0461 ve 0.0546 olarak not edilmiştir. YAK, PSO ve DG algoritmalarıyla elde edilen test sonuçları sırasıyla 0.0833, 0.0423 ve 0.1016 bulunmuştur.

Tablo 4.16'da YAK, PSO ve DG algoritmalarına dayalı modellerin eğitim sonuçları sırasıyla, 0.0438, 0.0257 ve 0.0591 iken test sonuçları sırasıyla, 0.0252, 0.628 ve 0.0778 olarak bulunmuştur.

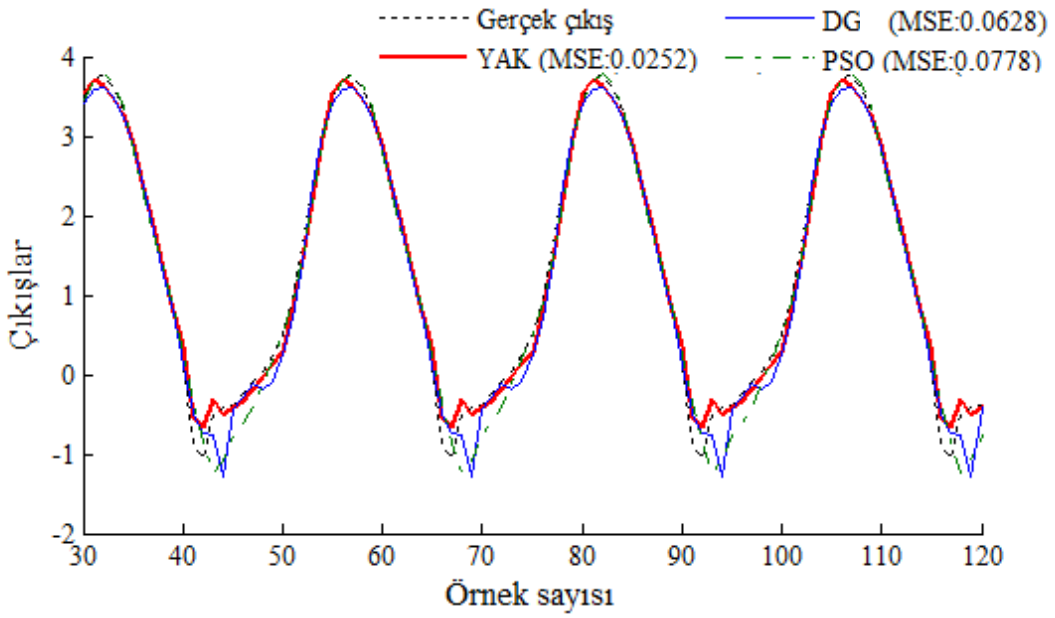
30 koloni büyüklüğü ve 1500 iterasyon sayısında en iyi MSE değerlerini sunan 5 kural sayısına sahip modeller ile gerçek çıkış değerinin gösterimi Şekil 4.9'da verilirken, 40 koloni büyüklüğü ve 1500 iterasyon sayısında en iyi MSE'yi veren 10 kural sayısına sahip modeller ile gerçek çıkış değerinin gösterimi ise Şekil 4.10'da verilmiştir. Şekillerde kullanılan örnek değerlerin 30 ile 120 arasındaki veri seti kullanılarak gösterim kolaylığı sağlanmıştır.

30 koloni büyüklüğü ve 1500 iterasyonda YAK, DG ve PSO tabanlı 5 kurallı bulanık modellerin en iyi, ortalama, en kötü MSE değerleri ile standart sapmaları Tablo 4.17'de verilmiştir. Benzer değerler 40 koloni büyüklüğünde 10 kurallı bulanık modeller için

Tablo 4.18'de sunulmuştur. Önceki problemlerde olduğu gibi bu problemde de en düşük standart sapma değeri YAK algoritmasıyla elde edilmiştir.



Şekil 4.9. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (5 kurallı durum).



Şekil 4.10. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modeller ile gerçek çıkış değerinin karşılaştırılması (10 kurallı durum).

Tablo 4.15. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için farklı kural sayısında sahip modeller kullanılarak 30 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.

Kural sayısı	YAK				DG				PSO			
	Eğitim		Test		Eğitim		Test		Eğitim		Test	
	İterasyon sayısı				İterasyon sayısı				İterasyon sayısı			
	1000	1500	1000	1500	1000	1500	1000	1500	1000	1500	1000	1500
2	0.0692	0.0576	0.0549	0.0383	0.0551	0.0484	0.1705	0.0401	0.3520	0.0570	0.3310	0.1577
3	0.0576	0.0538	0.0124	0.0774	0.0466	0.0440	0.0765	0.0788	0.0621	0.0538	0.0588	0.1095
4	0.0501	0.0487	0.0864	0.1945	0.0423	0.0402	0.0433	0.0838	0.0570	0.0516	0.1537	0.1089
5	0.0478	**0.0461**	0.0913	0.0833	0.0277	**0.0257**	0.0459	0.0423	0.0643	**0.0546**	0.0735	0.1016
10	0.0455	**0.0436**	0.0261	0.0560	0.0360	0.0321	0.0919	0.0585	**0.0486**	0.0643	0.0747	0.1195

Tablo 4.16. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için farklı kural sayısında sahip modeller kullanılarak 30 koloni büyüklüğünde elde edilen en iyi MSE değerleri.

Kural sayısı	YAK				DG				PSO			
	Eğitim		Test		Eğitim		Test		Eğitim		Test	
	İterasyon sayısı				İterasyon sayısı				İterasyon sayısı			
	1000	1500	1000	1500	1000	1500	1000	1500	1000	1500	1000	1500
2	0.0564	0.0614	0.0299	0.1207	0.0503	0.0492	0.0635	0.0866	0.0663	0.0642	0.1409	0.1462
3	0.0551	0.0545	0.0468	0.0276	0.0436	0.0445	0.0488	0.4122	0.0589	0.0591	0.1742	0.1115
4	0.0486	0.0478	0.0793	0.0370	0.0425	0.0385	1.5257	0.0417	0.0623	0.0544	0.0880	0.1602
5	0.0510	0.0480	0.0149	0.0393	0.0398	0.0391	0.0437	0.0479	0.0587	**0.0541**	0.0859	0.0475
10	0.0482	**0.0438**	0.0651	0.0252	0.0294	**0.0257**	0.0747	0.0628	0.0573	**0.0591**	0.0408	0.0778

Tablo 4.17. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 30 koloni büyüklüğüne sahip farklı modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.

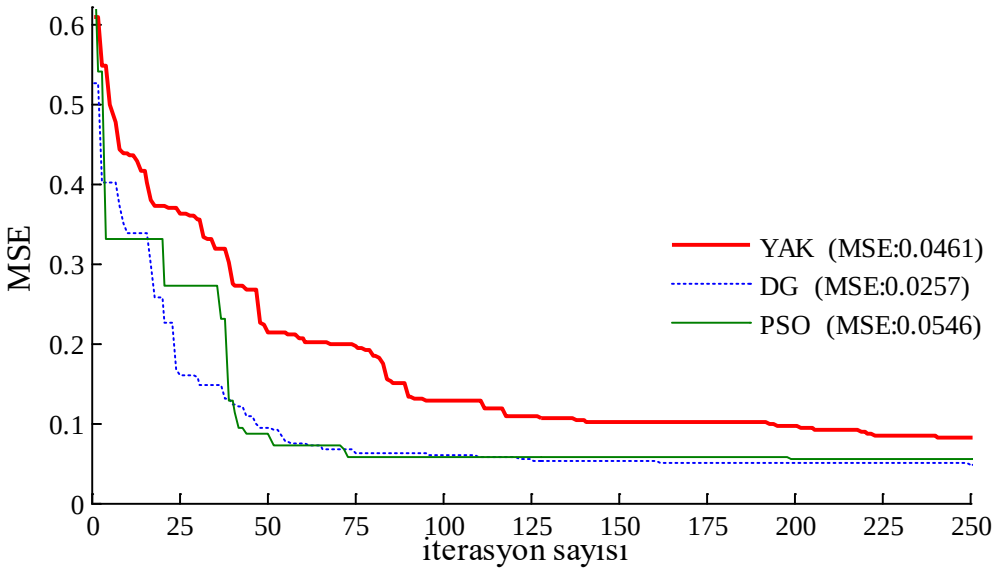
Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	0.0461	**0.0257**	0.0546
	Ortalama	**0.0545**	0.0990	0.0462
	En kötü	0.0641	**0.0547**	0.2500
Standart sapma		**0.0044**	0.0052	0.0418

Tablo 4.18. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 40 koloni büyüklüğüne sahip farklı modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri.

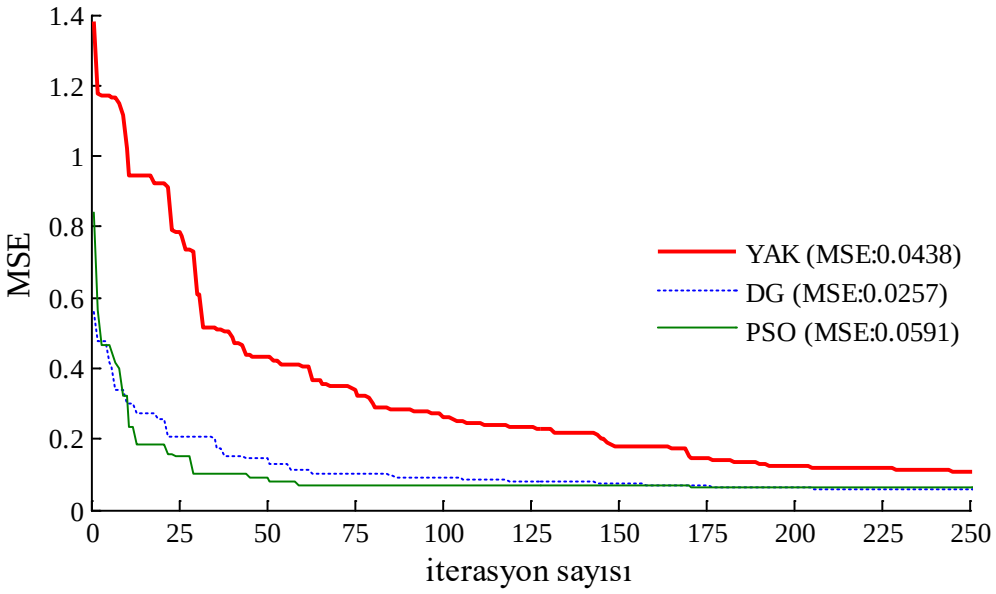
Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	0.0438	**0.0257**	0.0591
	Ortalama	0.0486	**0.0403**	0.0978
	En kötü	0.0546	**0.0502**	0.1629
Standart sapma		**0.0025**	0.0047	0.0309

Şekil 4.11 ve Şekil 4.12'de, 30 ve 40 koloni büyüklüğü için YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modellemelerde iterasyon sayısı-MSE değişimi verilmiştir. Şekillerde ilk 250 iterasyon sayısı gösterilmiştir.

Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde Tablo 4.15 ve Tablo 4.16 dikkate alındığında en iyi MSE değerine sahip modellerin 5 ve 10 kurala sahip olduğu görülmektedir. Bu çalışmaya ait en iyi MSE değerleri YAK, DG ve PSO tabanlı modellerde sırasıyla 0.0438, 0.0257 ve 0.0486 olarak elde edilmiştir. Tablo 4.17 ve Tablo 4.18'deki değerlerden bu problemin çözümünde genel olarak YAK tabanlı modelin biraz daha öne çıktığı gözlenmiştir. Bu nedenle 0.0438 MSE değerine sahip YAK tabanlı bulanık modelin parametreleri Tablo 4.19'da verilmiştir.



Şekil 4.11. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen modellerin iterasyon-MSE değişimi (5 kurallı durum).



Şekil 4.12. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen modellerin iterasyon-MSE değişimi (10 kurallı durum).

Tablo 4.19. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi için elde edilen YAK tabanlı normalize bulanık model parametreleri (MSE: 0.0438) (10 kurallı durum).

Değişkenler	Kural	Parametre Değerleri		
1.Giriş	**1.**	0	0	0.5419
	2.	1.0000	1.0000	1.0000
	3.	0.5001	1.0000	1.0000
	4.	0.0403	0.3252	0.4612
	5.	0	0	0.7238
	6.	0	0.0006	0.0999
	7.	0.0994	1.0000	1.0000
	8.	0.5125	0.8420	1.0000
	9.	0	0	0.7899
	10.	0	0	0.8220
2.Giriş	**1.**	0.1141	0.1228	0.9185
	2.	0.5502	0.7066	1.0000
	3.	0.5732	0.8776	0.8831
	4.	0	0.5014	0.9162
	5.	0.5878	0.8874	0.9202
	6.	0.9250	1.0000	1.0000
	7.	0.4651	0.5803	0.7128
	8.	0.5852	1.0000	1.0000
	9.	0.3156	0.5296	0.6897
	10.	0.2904	0.4495	0.5131
3.Giriş	**1.**	0	0.2419	0.6411
	2.	0.3231	0.4314	0.5135
	3.	0.0359	0.1864	0.3183
	4.	0.4043	0.4993	0.5392
	5.	0.5900	0.6351	0.7244
	6.	0	0	0.0139
	7.	0.4587	0.6795	1.0000
	8.	0.0623	0.3049	0.6710
	9.	0	0.4120	0.6498
	10.	0	0.4626	0.5221
Ayarlama parametreleri	**1.**	0.4815	0.5247	0.5256
	2.	0.5573	0.5713	1.0000
	3.	0.3439	0.3508	0.5257
	4.	0	0.0991	0.1238
	5.	0	0.2082	0.5363
	6.	0	0.2235	0.3139
	7.	0.3268	0.3294	0.3743
	8.	0.3491	0.7747	1.0000
	9.	0.4020	0.4214	1.0000
	10.	0.4607	1.0000	1.0000
Çıkış	**1.**		0.1725	
	2.		0.6327	
	3.		0.9899	
	4.		0	
	5.		0.6076	
	6.		1.0000	
	7.		1.0000	
	8.		1.0000	
	9.		0.2625	
	10.		0.5355	

Yapılan çalışmanın literatür yönünden önemini ortaya koymak amacıyla, farklı yaklaşımlar ile önerilen model yapıları karşılaştırmalı olarak Tablo 4.20'de sunulmuştur.

Tablo 4.20'deki diğer modellerle kıyaslamada, kural sayısı ile birlikte eğitim ve test işlemindeki MSE değerleri kullanılmıştır. Burada, önerilen model yapılarının özellikle kullanılan kural yapısına karşılık eğitim işlemi bakımından diğer yaklaşımlarla kolaylıkla karşılaştırılabilir bir performansa sahip olduğu ortaya koyulmaktadır. Test işlemi bakımından ise iyi bir sonuç elde edildiği görülmektedir.

Tablo 4.20. Doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik probleminde önerilen tek değerli bulanık modeller ile literatürdeki sonuçların karşılaştırılması.

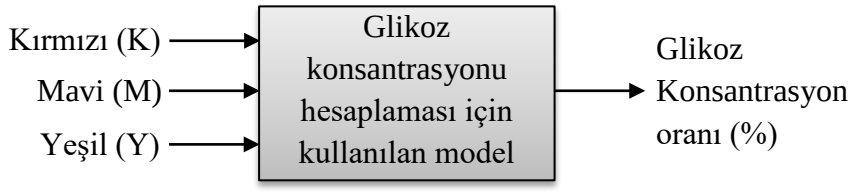
Yöntem		**Kural sayısı**	**Eğitim MSE**	**Test MSE**
Sugeno modeli [15, 17, 19]		12	0.5072	0.2447
Farag'ın modeli [17]		75	0.0374	0.0403
Wang'ın modeli [16, 17]		8	0.6184	0.2037
Evsukoff'ın modeli [79]		100	0.1577	0.0185
Bağış'ın modeli [3]		4	0.0341	0.0378
Önerilen modeller (Sugeno) [59]		4	0.2205	0.0810
		10	0.2169	0.0484
Önerilen modeller (Mamdani) [59]		5	0.0993	0.1293
		10	0.0936	0.1519
Önerilen modeller	YAK	10	0.0438	0.0252
	DG	5	0.0257	0.0423
	PSO	10	0.0486	0.0747

4.4. Tek Değer Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Glikoz Konsantrasyon Problemine Uygulanması

Bu kısımda ele alınan problemde, Tabaru vd. tarafından yapılan çalışmada sunulan sulu çözeltideki glikozun optik soğurmasının ölçümüne ait veriler kullanılmıştır [20, 61]. Tabaru vd. çalışmalarında arduino mikro denetleyici kart tabanlı ayrık dalgaboylu bir spektrofotometre tasarlamışlar ve gerçekleştirmişlerdir. Işık kaynağı olarak kırmızı-yeşil-mavi (Red-Green-Blue, RGB) led ve algılayıcı olarak da ışık duyarlı direnç kullanmışlardır. Ölçümlerin yapılabilmesi için değişik konsantrasyona sahip sulu

çözeltiler hazırlanmış çözeltilere Benedict ayırıcı eklenerek tepkimeye sokulmuştur. Karışıma kırmızı (K), mavi (M) ve yeşil (Y) dalga boylarında ışık örnekleri gönderilmiş ve LDR üzerine düşen voltaj değişimleri izlenmiştir.

Bu çalışmada kırmızı, mavi ve yeşil dalga boylarının LDR üzerinde oluşturdukları voltaj değerleri giriş bilgisi olarak dikkate alınırken, glikoz konsantrasyon oranı ise çıkış bilgisi olarak kullanılmıştır. Böylece, 3 giriş ve 1 çıkışa sahip olan bir model yapısı oluşturulmuştur. Oluşturulan model yapısı Şekil 4.13'de gösterilmiştir. Kullanılan verilerin listesi ise Tablo 4.21'de verilmiştir.



Şekil 4.13. Glikoz konsantrasyon problemi için kullanılan bulanık model yapısı.

Oluşturulan modelde kullanılan giriş ve çıkış verilerinin minimum ve maksimum değerleri dikkate alınarak, verilere ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [0.25, 0.85], [0.75, 2.45], [0.85, 3.25] ve [0.05, 5.5] olarak belirlenmiştir. Bu çalışmada da, daha önce olduğu gibi, gerçek değerler [0,1] aralığına normalize edilerek modellemede daha başarılı sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır.

Tablo 4.21. Farklı glikoz konsantrasyonları için ölçülen gerilim değerleri [20].

Glikoz konsantrasyonu oranı (%)	**Kırmızı (K) (Volt)**	**Yeşil (Y) (Volt)**	**Mavi (M) (Volt)**
0.10	0.39	0.89	1.01
0.20	0.48	1.13	1.47
0.30	0.46	1.23	1.49
0.50	0.54	1.53	2.08
0.65	0.55	1.60	2.23
0.80	0.54	1.58	2.12
0.90	0.63	1.92	2.59
1.00	0.57	1.69	2.26
1.25	0.64	2.02	2.72
1.50	0.65	1.92	2.57
1.75	0.61	1.85	2.56
2.00	0.61	1.95	2.70
2.25	0.61	1.89	2.59
2.50	0.60	1.78	2.45
5.00	0.75	2.31	3.03

3 giriş ve 1 çıkıştan oluşturulan Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapısındaki her bir kural 13 adet parametreyle tanımlanmış, YAK, DG ve PSO algoritmaları kullanılarak en iyi MSE değerine göre bu parametreler en uygun biçimde elde edilmiştir.

Yapılan çalışmada kullanılan veri sayısının az olması dikkate alınarak, bulanık modeli tanımlamak üzere 2, 3, 4 ve 5 farklı kural sayılarıyla kural yapıları oluşturulmuş ve bunlar 30'ar kez algoritmalar yardımıyla optimize edilerek denenmiştir. Her bir optimizasyon çalışması, 30 ve 40 koloni büyüklüğü ile 1000 ve 2000 maksimum iterasyon sayılarında tekrarlanarak en iyi sonuç değerleri elde edilmiştir. Tablo 4.22'de 30 koloni büyüklüğüne sahip Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının karşılaştırması verilmiştir.

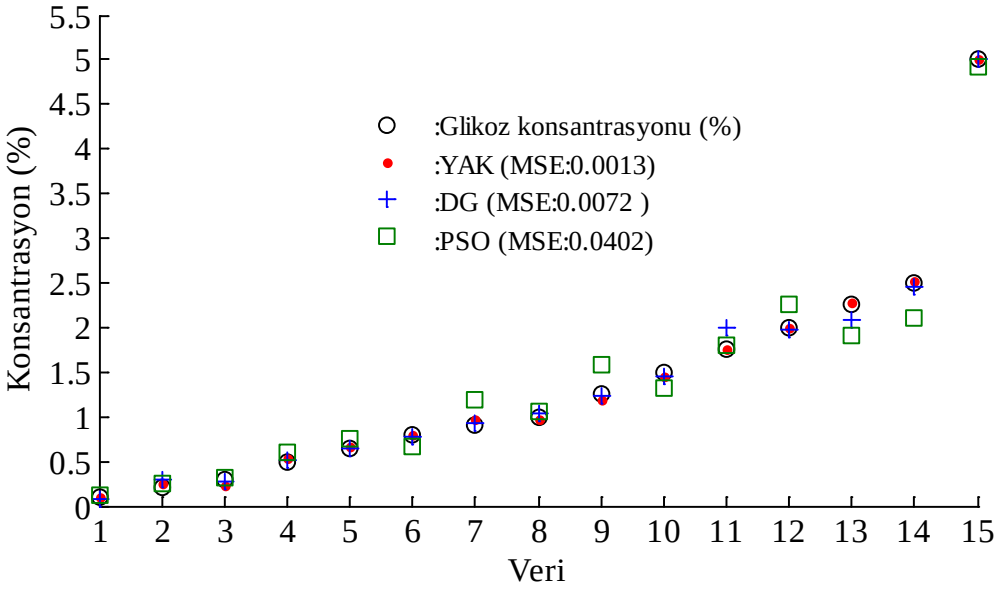
En iyi değeri sunduğu için 3 kural sayısı ve 2000 iterasyon sayısına sahip YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkışlı bulanık modellerin en iyi, ortalama, en kötü MSE ve standart sapma değerleri Tablo 4.23'de verilmiştir.

Tablo 4.22. Glikoz konsantrasyon problemi için Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının karşılaştırması (koloni büyüklüğü 30).

Kural sayısı	**Yöntem**	**YAK**		**DG**		**PSO**	
		İterasyon sayısı		**İterasyon sayısı**		**İterasyon sayısı**	
		1000	**2000**	**1000**	**2000**	**1000**	**2000**
2	Sugeno	0.0722	0.0672	0.1064	0.1162	**0.1223**	0.2081
	Tek değer	0.0079	0.0103	0.0040	0.0108	0.0581	**0.0365**
3	Sugeno	0.0365	0.0171	0.0396	0.0168	0.2081	0.1249
	Tek değer	0.0064	**0.0013**	0.0100	0.0072	0.0808	0.0402
4	Sugeno	0.0418	0.0311	0.0159	**0.0023**	0.1326	0.2081
	Tek değer	0.0026	0.0030	**0.0012**	0.0021	0.0677	0.0869
5	Sugeno	0.0261	**0.0110**	0.0085	0.0146	0.2081	0.1600
	Tek değer	0.0048	0.0015	0.0082	0.0046	0.0675	0.1318

Şekil 4.14'de 30 koloni büyüklüğüne sahip YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkış modellerinin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırma grafiği verilmiştir. Şekilde YAK

ve DG tabanlı modellerin PSO tabanlı modele göre gerçek çıkışlarla daha uyumlu olduğu görülmektedir. Şekil 4.15'de ise sözü edilen bulanık modellerde iterasyon sayısına karşılık en iyi MSE değişiminin grafiği verilmiştir.



Şekil 4.14. YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkış modellerin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırması (koloni büyüklüğü 30).

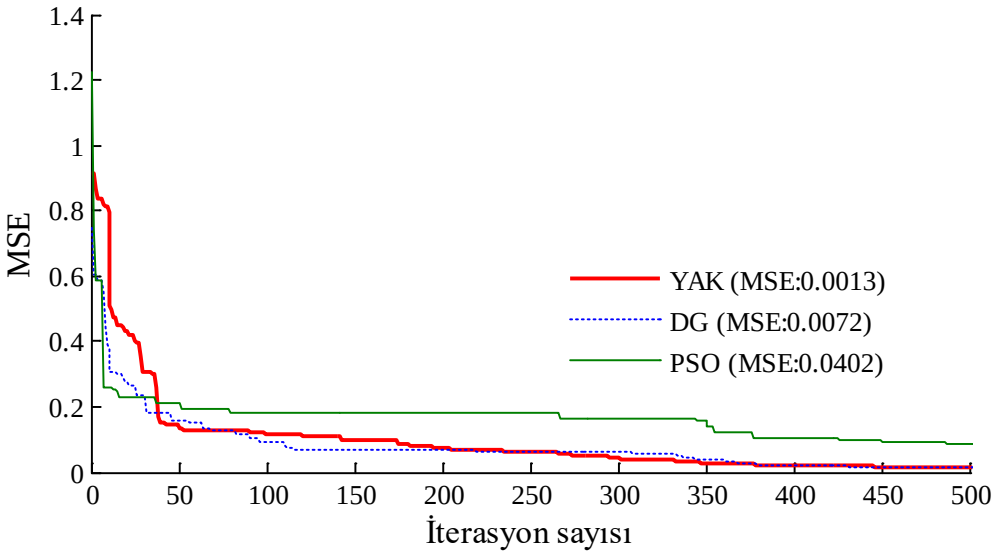
Tablo 4.23. Glikoz konsantrasyon probleminde tek değer çıkışlı modelleri için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri (3 kural, 2000 iterasyon)

Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	**0.0013**	0.0072	0.0402
	Ortalama	**0.0107**	0.0364	0.1680
	En kötü	**0.0190**	0.0891	0.2296
Standart sapma		**0.0045**	0.0217	0.0487

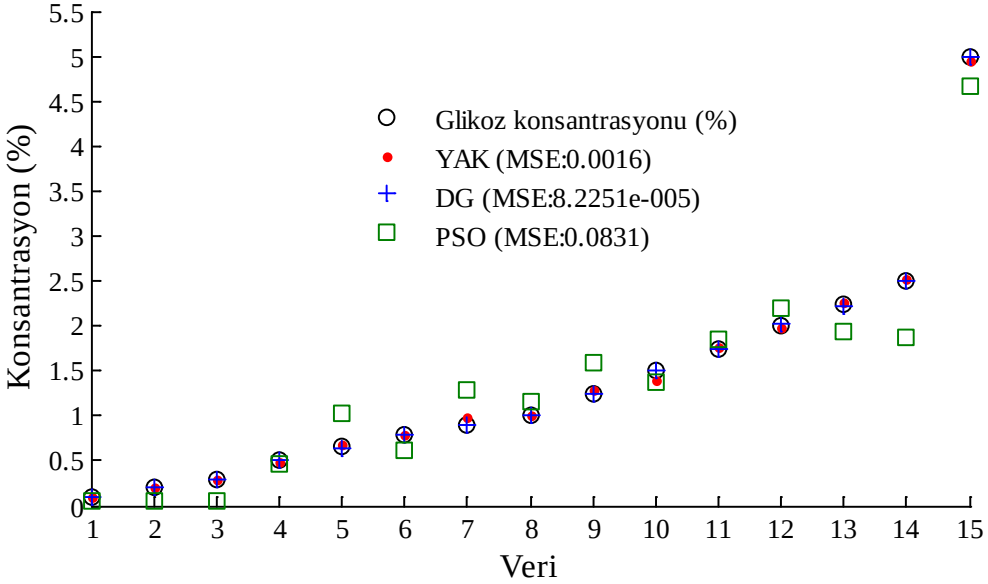
YAK algoritması kullanılarak yapılan modellemede 30 koşma için hesaplanan en iyi, ortalama, standart sapma ve en kötü MSE değerleri PSO ve DG algoritmalarıyla elde edilen değerlerden daha iyi bulunmuştur. Bu anlamda YAK algoritmasının başarımının diğer algoritmalara göre daha iyi olduğu görülmüştür.

40 koloni büyüklüğünde, YAK, DG ve PSO tabanlı Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık modellerin en iyi MSE hata değerleri Tablo 4.24'de verilmiştir. Tablo 4.24'de

gösterildiği gibi, 30'ar deneme sonucunda elde edilen en iyi MSE değeri DGA tabanlı 5 kurallı tek değer çıkışlı model ile 8.2251e-005 olarak elde edilmiştir. Bu nedenle, 5 kural yapılı tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının kıyaslaması incelenmiştir. Aynı koşullar altında YAK ve PSO tabanlı bulanık modellerde elde edilen en iyi MSE değerleri ise sırasıyla 0.0016 ve 0.0831 olarak bulunmuştur.



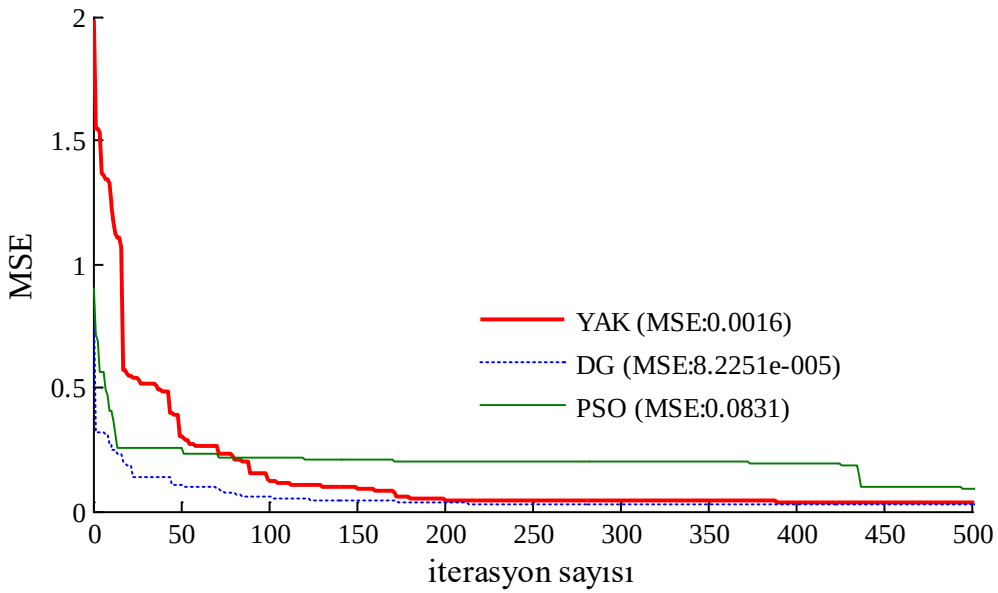
Şekil 4.15.Glikoz konsantrasyon probleminde 30 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değer değişimi.



Şekil 4.16. YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkış modellerin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırması (koloni büyüklüğü 40).

Tablo 4.24. Glikoz konsantrasyon problemi için Sugeno ve tek değer çıkışlı bulanık model yapılarının karşılaştırması (koloni büyüklüğü 40).

Kural sayısı	**Yöntem**	**YAK**		**DG**		**PSO**	
		İterasyon sayısı		**İterasyon sayısı**		**İterasyon Sayısı**	
		1000	**2000**	**1000**	**2000**	**1000**	**2000**
2	Sugeno	0.0740	0.0646	0.1228	0.0908	0.1893	0.1247
	Tek değer	0.0103	0.0084	0.0072	0.0099	0.0789	**0.0190**
3	Sugeno	0.0207	0.0157	0.0134	0.0134	0.1662	**0.0270**
	Tek değer	0.0054	0.0030	**0.0012**	4.8734e-004	0.0804	0.0825
4	Sugeno	0.0210	0.0211	**0.0040**	0.0079	0.1216	0.0767
	Tek değer	0.0037	0.0017	0.0021	6.3735e-004	0.0677	0.0541
5	Sugeno	0.0190	**0.0108**	0.0082	0.0046	0.0675	0.1318
	Tek değer	0.0039	**0.0016**	5.0891e-004	8.2251e-005	0.1088	0.0831



Şekil 4.17. Glikoz konsantrasyon probleminde 40 koloni büyüklüğü için elde edilen bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.

Tablo 4.25'de ise, 5 kural sayısı ve 2000 iterasyon sayısına sahip YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkışlı bulanık modellerin en iyi, ortalama, en kötü MSE ve standart sapma değerleri sunulmuştur. 5 kural ve 2000 iterasyon sayınına sahip YAK, DG ve PSO tabanlı tek değer çıkış modellerinin çıkışlarıyla gerçek çıkışın karşılaştırma grafiği Şekil 4.16'da verilmiştir. Yine bu modellerin iterasyon sayısına karşılık MSE değer değişimi Şekil 4.17'de sunulmuştur.

Tablo 4.22 ve 4.24 ile sunulan değerler incelendiğinde tek değerli çıkış yönteminin Sugeno yöntemine göre daha iyi sonuçlar verdiği gözlenmiştir. Glikoz konsantrasyon probleminde 30 ve 40 koloni büyüklüğündeki en düşük MSE değerlerine sahip YAK, DG ve PSO tabanlı bulanık modellerde elde edilen model çıkış değerlerinin karşılaştırması Tablo 4.26'da verilmiştir.

Glikoz konsantrasyon probleminin çözümünde en iyi standart sapma 0.0016 MSE değerine sahip YAK tabanlı 5 kurallı bulanık modelin parametreleri Tablo 4.27'de verilmiştir.

Tablo 4.25. Glikoz konsantrasyon probleminde tek değer çıkışlı modeller için elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri (5 kural, 2000 iterasyon).

Performans ölçütü		**YAK**	**DG**	**PSO**
MSE	En iyi	1.6000e-003	**8.2251e-005**	8.3099e-002
	Ortalama	**6.0299e-003**	2.5874e-002	1.8035e-001
	En kötü	**1.1600e-002**	1.1599e-001	2.3860e-001
Standart sapma		**2.8540e-003**	2.7147e-002	4.4468e-002

Buraya kadar olan kısımda YAK, DG ve PSO algoritması tabanlı Sugeno ve tek değer çıkışlı model sonuçları tablo ve şekiller vasıtasıyla sunulmuştur. Tablolar ve şekillerde görüldüğü gibi yapılan modelleme sonuçlarında değerlendirme kriteri olarak MSE değeri dikkate alınmıştır. Algoritmaların performanslarını daha iyi karşılaştırmak için modellerin en iyi, ortalama, en kötü MSE değerleri ile standart sapma değerleri kıyaslamalı olarak sunulmuştur.

Tablo 4.26. Glikoz konsantrasyon probleminde elde edilen bazı bulanık modellerin sağladığı sonuçların karşılaştırması.

Gerçek Çıkış	YAK		DG		PSO	
	Koloni büyüklüğü		Koloni büyüklüğü		Koloni büyüklüğü	
	30	40	30	40	30	40
	MSE 0.0013 (3 kural)	MSE 0.0016 (5 kural)	MSE 0.0012 (4 kural)	MSE 8.2251e-005 (5 kural)	MSE 0.0402 (3 kural)	MSE 0.0190 (2 kural)
0.1000	0.0911	0.0958	0.0997	0.0969	0.1149	0.0500
0.2000	0.2580	0.2065	0.2037	0.2149	0.2528	0.1918
0.3000	0.2332	0.2990	0.2918	0.2998	0.3234	0.3497
0.5000	0.5345	0.4931	0.5012	0.5005	0.6069	0.6488
0.6500	0.6692	0.6806	0.6563	0.6478	0.7508	0.6969
0.8000	0.7874	0.7981	0.7950	0.7980	0.6687	0.7027
0.9000	0.9608	0.9893	0.8992	0.9089	1.1919	1.1116
1.0000	0.9806	0.9972	1.0000	0.9992	1.0593	1.0000
1.2500	1.1926	1.2899	1.2517	1.2513	1.5769	1.4083
1.5000	1.4554	1.4032	1.5020	1.4992	1.3238	1.4312
1.7500	1.7585	1.7729	1.8413	1.7498	1.7915	1.8680
2.0000	2.0014	1.9733	2.0194	2.0208	2.2577	2.1468
2.2500	2.2720	2.2562	2.1548	2.2284	1.9202	1.9777
2.5000	2.5161	2.5134	2.4934	2.4972	2.1124	2.2504
5.0000	5.0038	4.9493	5.0003	5.0007	4.9131	5.0000

Yapılan değerlendirmeler sonucunda en iyi MSE değerleri bakımından DGA tabanlı modellerin biraz daha öne çıktığı gözlenmiştir. Öte yandan en iyi MSE değeriyle birlikte, ortalama, en kötü MSE ve özellikle standart sapma değerleri birlikte değerlendirildiğinde YAK tabanlı modellerin diğer modellere göre biraz daha üstün olduğu görülmektedir. PSO tabanlı modeller ise bütün değerlendirme kriterlerinde diğer algoritmalara göre nispeten daha kötü performans sergilemiştir.

İterasyon-MSE değişim grafikleri incelendiğinde YAK tabanlı modellemede diğerlerine göre daha düşük hızlı bir MSE düşümü gerçekleşmesine rağmen, daha sonra PSO ve DGA yaklaşımlarını yakaladığı gözlenmiştir.

Bu bölümde, YAK algoritmasının tek değer çıkışlı bulanık modeller üzerindeki performansını değerlendirmek için bir önceki bölümde kullanılan anten band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins gaz fırın problemi ve doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemlerine ek olarak glikoz konsantrasyonu problemi de ele alınmıştır. Bir önceki bölümde elde edilen sonuçlar göz önüne alınarak 30 ve 40

koloni büyüklükleri YAK algoritmasının kontrol parametreleri olarak seçilmiştir. YAK algoritmasının performansı DG ve PSO algoritmalarıyla kıyaslanmıştır.

Genel bir değerlendirme yapıldığında bu bölümdeki çalışmaların sonuçlarına göre, en iyi MSE değerleri DGA tabanlı modellemede elde edilmiştir. Ancak tüm performans ölçütleri göz önüne alındığında YAK tabanlı modellerin diğer modellere göre biraz daha önce çıktığı görülmektedir. PSO tabanlı modeller ise bütün performans ölçütleri bakımından daha geride bir performans sergilemiştir

Tablo 4.27. Glikoz konsantrasyon probleminin 0.0016 MSE değerine sahip YAK tabanlı 5 kurallı normalize bulanık model parametre değerleri

Değişkenler	**Kural**	**Parametre Değerleri**
1.Giriş	**1.**	0.3594 0.5336 0.5439
	2.	0.6007 0.6327 0.6817
	3.	0 0.8065 1.0000
	4.	0.6888 0.7690 1.0000
	5.	0.5795 0.5834 0.6029
2.Giriş	**1.**	0.5911 0.7949 0.8345
	2.	0.4331 0.4612 0.8428
	3.	0.5299 0.6055 0.6116
	4.	0.2062 0.3086 0.4521
	5.	0.6478 0.6738 0.6743
3.Giriş	**1.**	0 0.0088 0.8629
	2.	0.1969 0.4896 0.6472
	3.	0.2322 1.0000 1.0000
	4.	0.5143 0.5403 0.5522
	5.	0.0664 0.0970 0.1260
Ayarlama parametreleri	**1.**	0 0.4612 0.5089
	2.	0 1.0000 1.0000
	3.	0.8990 0 0.4409
	4.	0.5715 0 0.0154
	5.	0.5145 0.2421 1.0000
Çıkış	**1.**	0.6175
	2.	1.0000
	3.	0.6409
	4.	0.4829
	5.	1.0000

.

5. BÖLÜM

İKİ ÇIKIŞLI BULANIK MODEL PARAMETRELERİNİN YAK ALGORİTMASI KULLANILARAK BELİRLENMESİ

Tez çalışmasının bu bölümünde, YAK algoritmasının bulanık modellemedeki başarımının daha iyi anlaşılabilmesi bakımından farklı özellikteki bir modelleme örneği dikkate alınarak uçuş kontrol sistemlerindeki hız ve yakıt parametrelerinin belirlenmesi problemi ele alınmıştır. Böylece, önceki bölümlerde çok girişli-tek çıkışlı model yapıları incelenirken bu bölümde çok girişli-çok çıkışlı bir sistem örneği üzerinde durulmuş ve 3 girişli-2 çıkışlı bir model yardımıyla uçuş kontrol sistemi ölçüm verileri modellenmiştir.

Uçuş kontrol sistemi parametrelerine dayanan hız ve yakıt problemi çözümünde tek değer çıkışlı bulanık model yapısı çift çıkış sağlayacak şekilde değişikliğe uğratılarak kullanılmıştır. Kullanılan model yapısına ait parametre değerlerinin hesaplanmasında, YAK ve DG algoritmalarından faydalanılmıştır. Modelleme işleminde, B-767-200 tipi uçakların uçuş kontrol sistemlerine ait verilerden yararlanılmıştır [21-23]. YAK tabanlı bulanık modellerin performansı, DGA tabanlı bulanık modellerle karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

5.1. İki Çıkışlı Bulanık Model Yapısının Uçuş Kontrol Sistemine Ait Hız ve Yakıt Tahmini Problemine Uygulanması

Günümüzde artan hava taşımacılığıyla birlikte, hava ulaşım araçlarının güvenli, kaliteli ve tasarruflu bir uçuş gerçekleştirebilmesi için uçuş kontrol sistemleri tarafından kullanılan parametrelerin önemi büyüktür.

Bir hava aracının seyrüseferi, kalkış, düz uçuş ve iniş olarak üç aşamadan oluşmaktadır. Uçuş güvenliği açısından her aşama ayrı bir kritik öneme ve hassasiyete sahiptir.

Hava araçlarının güvenli ve konforlu uçuşu için bulundukları ortam şartlarındaki birçok faktörün eşzamanlı dikkate alınarak çok sayıda kritik değerlendirme, hesaplama ve planlamanın yapılması gerekir [83-85].

Farklı irtifadaki seyrüsefer esnasında ortam hava şartları da değişiklik göstermektedir. Bu durum, uçuş yönetim sistemi komutlarında da değişikliklere ani cevap verebilecek hassasiyete sahip olmalıdır.

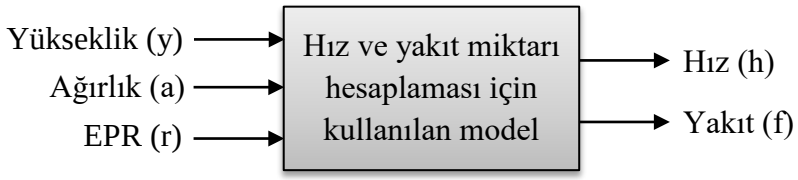
Uçuş süresinin belirlenmesinde uçuş esnasındaki irtifa, uçağın ağırlığı, motor girişindeki havanın türbin çıkışındaki havaya oranı, o anki hızı ve tüketilen yakıt miktarı önemli rol oynar. Uçuş süresini, güvenliğini ve konforunu etkileyen en önemli faktörlerin başında kullanılan yakıt ve hız parametresi gelmektedir. Zamanla değişen koşullara göre bir takım bilgilerin hızlı ve doğru biçimde değerlendirilerek hız ve yakıt bilgilerinin hesaplanması ve pilota olabildiğince kısa sürede iletilmesi gerekir. Bu nedenlerden dolayı, hava araçlarının hızını ve kullandıkları yakıt miktarını içeren uçuş kontrol sistem parametreleri, irdelenmesi gereken konuların başında gelmektedir [86-89].

Bu bölümde, YAK algoritması kullanılarak tek değer çıkışlı bulanık model yapılarına ait parametre değerlerinin hesaplanması ele alınmıştır. Bu amaçla, B-767-200 tipi uçakların uçuş kontrol sistemlerine ait verilerden yararlanılmıştır [21-23]. YAK tabanlı bulanık modellerin performansı, DGA tabanlı bulanık modellerin performansıyla karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Uçuş kontrol sistemindeki hesaplanması gereken parametrelerden olan, uçakların düz uçuşları esnasında ölçümlenen bazı giriş bilgilerine bağlı olarak elde edilmesi gereken en uygun hız ve yakıt harcaması değerleri problem çözümü için bu bölümde incelenmiştir. Bu amaçla, Boeing firmasına ait B-767-200 tipi uçaklara ait yükseklik (feet) (y), ağırlık (pound) (a) ve motor girişindeki havanın türbin çıkışındaki havaya oranı (engine pressure ratio, EPR) (r) giriş bilgilerine bağlı olarak elde edilmesi gereken en uygun hız (deniz mili) (h) ve yakıt harcaması değerleri (pound) (f) model çıkışı olarak seçilmiştir [23]. Dolayısıyla, modelleme için ele alınan sistem, 3 giriş ve 2 çıkıştan oluşmuştur.

Çalışmada oluşturulan YAK ve DG tabanlı çift değer çıkışlı bulanık model yapısı Şekil 5.1'de sunulmuştur. Şekilde verilen modelin girişleri olan y, a ve r değişkenleri sırasıyla uçuş yüksekliği, uçağın ağırlığı ve motor hava basınç oranı (EPR) değeri iken,

model çıkışlarını oluşturan h ve f ise sırasıyla uçuş hızı ve saat başına harcanan yakıt miktarı değerleridir.



Şekil 5.1. Hız ve yakıt miktarı hesaplaması için kullanılan model yapısı.

Oluşturulan modelde kullanılan y, a ve r giriş değişkenlerinin minimum ve maksimum değerleri dikkate alınarak, verilere ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [500, 50000], [200, 350], [0.8, 2] iken, h ve f çıkış değişkenlerine ait normalizasyon aralıkları sırasıyla [180, 250] ve [6000, 11000] olarak belirlenmiştir. Bu değerler çerçevesinde gerçek değerler [0,1] aralığına normalize edilerek modellemede daha başarılı sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır.

Modelin eğitim için kullanılan veri sayısı 73 iken, test amaçlı kullanılan veri sayısı 7'dir. Model başarısını ortaya koyabilmek için değerlendirme kriteri olarak MSE değeriyle birlikte başarım ölçütü (Performance Index, PI) kullanılmıştır. PI kriteri Eşitlik 5.1'de verilmiştir [3, 7].

$$PI = \frac{\sqrt{\sum_{k=1}^{N} (O_k^d - O_k)^2}}{\sum_{k=1}^{N} \left| O_k^d \right|} \tag{5.1}$$

Eşitlik 5.1'de O_k^d, istenilen veya gerçek değerler; O_k, modele ait çıkış değerleri ve N ise örnek sayısıdır.

Matlab programı kullanılarak yapılan çalışmada bulanık modeli tanımlamak üzere 2 ile 16 arasında farklı kural sayılarıyla, model yapıları oluşturulmuş [81, 82] ve bunlar 30'ar kez YAK ve DG algoritmaları yardımıyla optimize edilerek denenmiştir. Her bir optimizasyon çalışması, YAK ve DG algoritmasına ait 30 ve 40 koloni büyüklükleri ile 5000 maksimum iterasyon sayılarıyla da tekrarlanmıştır. Bu çalışma için 30 koloni büyüklüğüne sahip farklı kurallardan oluşturulan YAK tabanlı bulanık model sonuçlarının en iyi PI ve MSE değerleri Tablo 5.1'de, 40 koloni büyüklüğüne sahip

farklı kurallarda oluşturulan YAK tabanlı bulanık model sonuçlarının en iyi PI ve MSE değerleri Tablo 5.2'de verilmiştir.

Tablo 5.1.YAK tabanlı tek değer çıkışlı farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 30).

Kural sayısı	**Veri Seti**	**Hız Çıkışı (MSE)**	**Yakıt Çıkışı (MSE)**	**PI değeri**
2	Eğitim	9.0073	6425.2	0.0028
	Test	6.1290	12253.3	
3	Eğitim	0.6422	7039.6	0.0016
	Test	0.8480	4960.6	
4	Eğitim	0.5380	5029.3	0.0014
	Test	0.6002	5344.2	
5	Eğitim	0.3858	4445.1	0.0013
	Test	0.3280	4244.4	
7	Eğitim	0.5482	3117.5	0.0012
	Test	0.8548	4176.9	
8	Eğitim	0.8388	2480.4	0.0012
	Test	0.2872	287.2	
10	Eğitim	0.4740	3384.9	0.0012
	Test	0.4312	4086.1	
16	Eğitim	0.4395	2864.6	0.0011
	Test	0.3845	1299.3	

Tablo 5.2. YAK tabanlı tek değer çıkışlı farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 40).

Kural Sayısı	**Veri Seti**	**Hız Çıkışı (MSE)**	**Yakıt Çıkışı (MSE)**	**PI değeri**
2	Eğitim	9.2682	5879.3	0.0028
	Test	5.7533	3501.6	
3	Eğitim	0.5808	5077.6	0.0014
	Test	0.4695	4160.2	
4	Eğitim	0.8420	4257.6	0.0014
	Test	0.5056	2859.1	
5	Eğitim	0.5393	4096.1	0.0013
	Test	0.6454	3988.2	
7	Eğitim	0.4318	3673.9	0.0012
	Test	0.9282	6596.8	
8	Eğitim	0.5245	3396.7	0.0012
	Test	0.3949	1353.3	
10	Eğitim	0.4847	3366.5	0.0012
	Test	0.3661	3813.5	
16	Eğitim	0.4086	2615.4	0.0011
	Test	0.5826	3404.1	

Tablo 5.3. DGA tabanlı tek değer çıkışlı tip farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 30).

Kural sayısı	Veri Seti	Hız Çıkışı (MSE)	Yakıt Çıkışı (MSE)	PI değeri
2	Eğitim	8.9424	8282.6	0.0029
	Test	4.7931	6935.8	
3	Eğitim	1.0220	3087.5	0.0013
	Test	0.6774	2763.6	
4	Eğitim	0.7015	3074.1	0.0012
	Test	0.3446	2614.4	
5	Eğitim	0.6245	3645.5	0.0013
	Test	1.3180	1734.5	
7	Eğitim	0.4056	3804.7	0.0012
	Test	0.4411	3311.8	
8	Eğitim	0.5018	3492.6	0.0012
	Test	0.3519	2039.9	
10	Eğitim	0.4126	4056.6	0.0013
	Test	0.6229	928.5	
16	Eğitim	0.2884	3349.8	0.0011
	Test	0.7657	2499.9	

Tablo 5.4. DGA tabanlı tek değer çıkışlı tip farklı bulanık modellere ait PI ve MSE değerleri (koloni büyüklüğü 40).

Kural Sayısı	Veri Seti	Hız Çıkışı (MSE)	Yakıt Çıkışı (MSE)	PI değeri
2	Eğitim	8.9919	1358.4	0.0033
	Test	5.6804	6826.1	
3	Eğitim	1.0227	7104.9	0.0018
	Test	2.1512	7910.3	
4	Eğitim	0.6238	3536.4	0.0013
	Test	0.3344	3040.7	
5	Eğitim	0.3465	3247.1	0.0011
	Test	0.7761	1238.9	
7	Eğitim	0.4036	2901.7	0.0011
	Test	0.7716	3806.7	
8	Eğitim	0.2590	3767.5	0.0011
	Test	0.4597	3236.1	
10	Eğitim	0.3354	2989.6	0.0011
	Test	0.4932	1722.3	
16	Eğitim	0.4868	1992.0	0.0010
	Test	0.3991	2750.3	

Benzer şekilde, çalışmada 30 ve 40 koloni büyüklüğüne sahip farklı kurallardan oluşturulan DGA tabanlı bulanık model sonuçlarının en iyi PI ve MSE değerleri Tablo 5.3 ve 5.4'de sunulmuştur.

Yapılan çalışmalar incelendiğinde YAK ve DG tabanlı tek değer çıkışlı bulanık model yapılarında en iyi PI ve MSE değerlerinin, beklendiği gibi 16 kural yapısına sahip modellerde elde edildiği gözlenmiştir. Elde edilen başarımı daha iyi görebilmek için 30 ve 40 koloni büyüklüğüne sahip YAK ve DG tabanlı 16 kurallı bulanık modellere ait PI ve MSE değeri Tablo 5.5'de karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Tablo 5.5. YAK ve DG tabanlı 16 kurallı modellerin karşılaştırması.

Algoritma	**Koloni büyüklüğü**	**Veri seti**	**Hız Çıkışı (MSE)**	**Yakıt Çıkışı (MSE)**	**PI değeri**	**Standart sapma**
YAK	30	Eğitim	0.4395	2864.6	0.0011	5.3177e-005
		Test	0.3845	1299.3		
	40	Eğitim	0.4086	2615.4	0.0011	6.0989e-005
		Test	0.5826	3404.1		
DG	30	Eğitim	0.2884	3349.8	0.0011	6.0241e-004
		Test	0.7657	2499.9		
	40	Eğitim	0.4868	1992.0	0.0010	4.8266e-004
		Test	0.3991	2750.3		

Yapılan çalışma sonucunda, en iyi model değerleri YAK tabanlı modelde 16 kural ve 30 koloni büyüklüğü ile elde edilmişken, DGA tabanlı modelde 16 kural ve 40 koloni büyüklüğüne sahip modelde elde edilmiştir. Böylece bu modeller kıyaslama için seçilmiştir.

Tablo 5.5'de en iyi PI ve MSE değerleriyle birlikte 30'ar koşma sonucunda elde edilen PI ver standart sapma değerleri birlikte verilmiştir. YAK tabanlı bulanık modellerde 30 ve 40 koloni büyüklüğü için elde edilen standart sapma değerleri sırasıyla *5.3177e-005* ve *6.0989e-005* iken, DGA tabanlı bulanık modellerde 30 ve 40 koloni büyüklüğü için elde edilen standart sapma değerleri sırasıyla *6.0241e-004* ve *4.8266e-004* bulunmuştur.

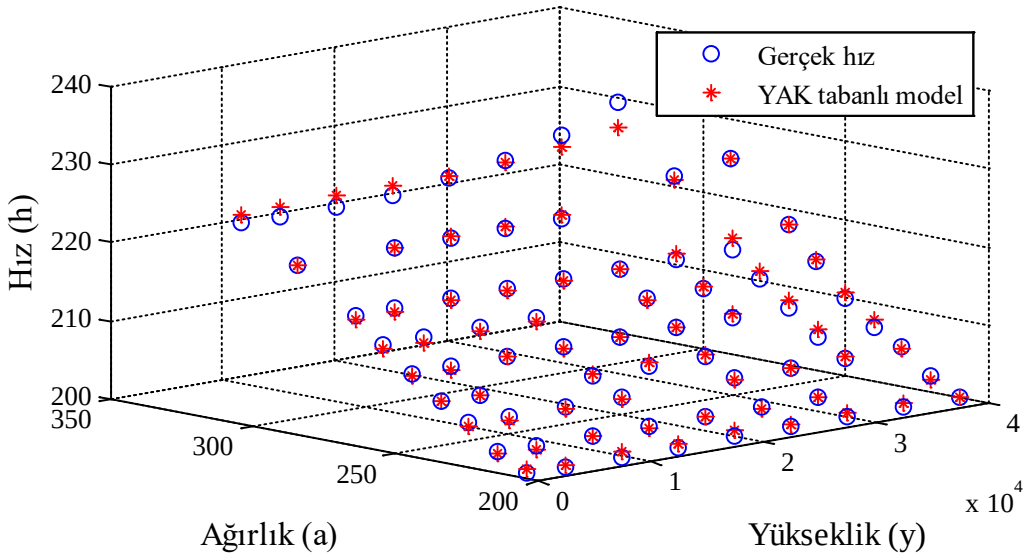
En iyi PI ve MSE bakımından DGA tabanlı modeller daha iyi sonuç vermesine rağmen, YAK tabanlı modellerin standart sapma yönünden daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir.

Seçilen YAK tabanlı bulanık modele ait parametre değerleri Tablo 5.6'da, DGA tabanlı modele ait parametre değerleri ise Tablo 5.7'de verilmiştir. 3 giriş ve 2 çıkıştan oluşturulan modellemede kullanılan bulanık model yapısındaki her bir kural sırasıyla 14 adet parametreyle tanımlanmıştır. YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerde en iyi model sonuçlarının 16 kural ile elde edilmesinden dolayı, modellere ait parametreler 14x16 boyutlarında bir matris olarak tanımlanmıştır.

Şekil 5.2'de gerçek hız çıkışı ile en iyi model olarak ortaya çıkan YAK tabanlı bulanık modelin hız çıkış değerinin eğitim işlemindeki performansının karşılaştırması sunulmuştur. Şekil 5.3'de ise yakıt çıkışı için YAK tabanlı bulanık modelin eğitim işlemindeki performansı grafiksel olarak verilmiştir. YAK tabanlı bulanık modelde hem hız hem de yakıt çıkış için yapılan eğitim işleminin başarısı ve gerçek verilerle uyumu grafiklerle sunulmuştur.

Benzer biçimde hız ve yakıt çıkışları için DGA tabanlı modelin eğitim sonuçları sırasıyla Şekil 5.4 ve Şekil 5.5'de gösterilmiştir. DGA tabanlı bulanık modelin eğitim işlemindeki performansı dikkate değerdir.

Gerçek hız ve yakıt çıkışları ile YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin test işlemi sonucunda elde edilen değerlerle karşılaştırması Şekil 5.6 ve Şekil 5.7'de verilmiştir.



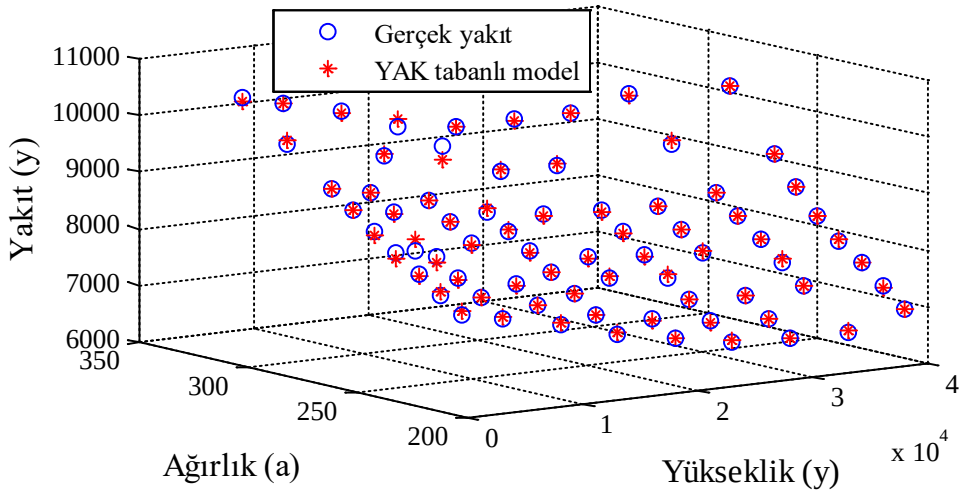
Şekil 5.2. Gerçek hız çıkışı ile YAK tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması.

Tablo 5.6. 16 kurala sahip YAK tabanlı tek değer çıkışlı bulanık modele ait normalize parametre değerleri.

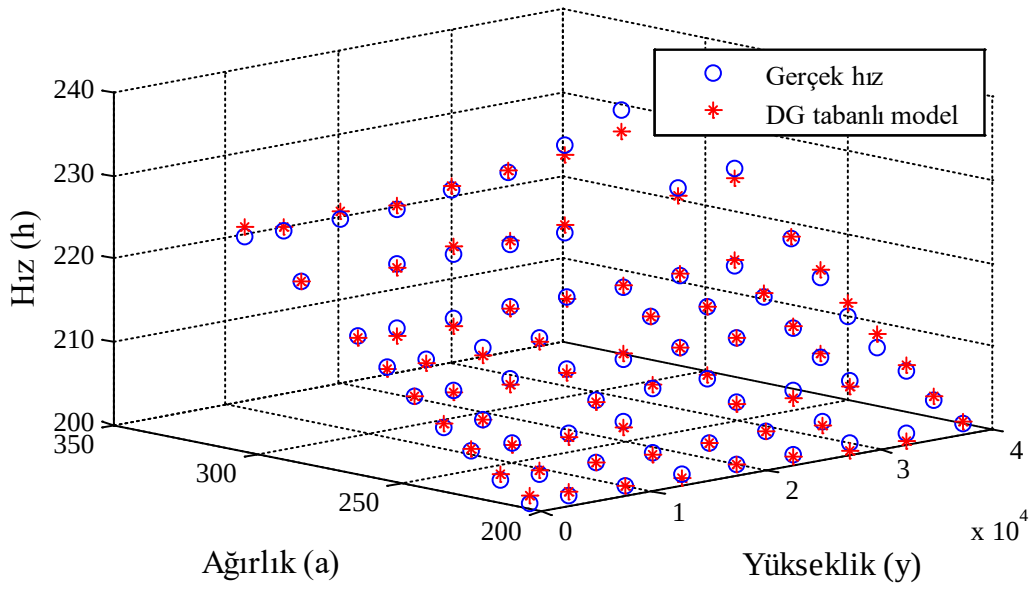
Kural	1.Giriş (y)			2.Giriş (a)			3.Giriş (r)			1.Çıkış (h)	2.Çıkış (f)	Ayarlama parametreleri		
1.	0.2935	0.5665	0.6661	0.0203	0.6217	0.6492	0.5652	0.6624	0.9907	0.3343	0.4420	0	0.1475	0.3757
2.	0.1947	0.5230	0.9000	0	0.0620	0.3654	0.5807	0.8296	1.0000	0	0.1639	0.3064	0.4238	1.0000
3.	0.1611	0.6494	0.8905	0.4642	0.4748	0.6290	0.6903	0.7122	0.7869	0.9139	0	0.2634	0.2848	0.3730
4.	0.0575	0.1867	0.3611	0.2571	0.7438	1.0000	0.5492	0.6461	1.0000	1.0000	1.0000	0.0476	0.2962	0.9686
5.	0	0	0.2186	0.5456	0.5543	0.5755	0.5914	0.7262	0.8797	0.6012	0.7627	0.3562	0.3755	0.7180
6.	0	0.1819	0.7316	0.2059	0.8073	1.0000	0.4534	0.5894	1.0000	0.6040	0.8695	0	0.7964	1.0000
7.	0.4285	0.4693	0.4958	0.2800	0.7836	1.0000	0.5074	0.5724	0.8543	0.9156	1.0000	0.4285	0.6699	1.0000
8.	0.0850	0.1607	0.2048	0.1752	0.2243	0.6016	0.4772	0.4973	0.6053	0.4606	0.3295	0.2709	0.7816	1.0000
9.	0.0248	0.1992	1.0000	0.0623	0.0642	0.7230	0.6310	0.8388	0.8793	0	0	0.1121	0.5961	0.6778
10.	0	0.0203	0.4952	0.3453	0.3496	0.3728	0.1198	0.8616	1.0000	0.2389	1.0000	0.4649	0.4972	0.5134
11.	0	0.3820	0.5415	0.1150	0.4348	0.7146	0.3205	0.3336	0.3389	0.6108	0.3996	0.1512	0.2420	0.2686
12.	0	0.4138	0.4691	0	0	0.4718	0.7542	0.8280	0.9134	0.5842	0	0.1044	0.8399	0.9769
13.	0.7533	0.8412	1.0000	0.6036	0.6156	0.7250	0.5338	0.9027	0.9064	0.6727	1.0000	0.1482	0.4912	1.0000
14.	0.4909	0.4949	0.6722	0.2673	1.0000	1.0000	0.5176	0.8040	1.0000	1.0000	0.6902	0.0257	0.2265	1.0000
15.	0	0.0200	0.6893	0.7745	1.0000	1.0000	0.5676	0.6162	0.8919	0.0198	1.0000	0.0528	0.5951	0.8388
16.	0.0558	0.2072	0.6706	0.0104	0.2639	0.4542	0.4837	0.5214	0.7976	0.5612	0.7844	0.0829	0.4272	1.0000

Tablo 5.7. 16 kurala sahip DGA tabanlı tek değer çıkışlı bulanık modele ait normalize parametre değerleri.

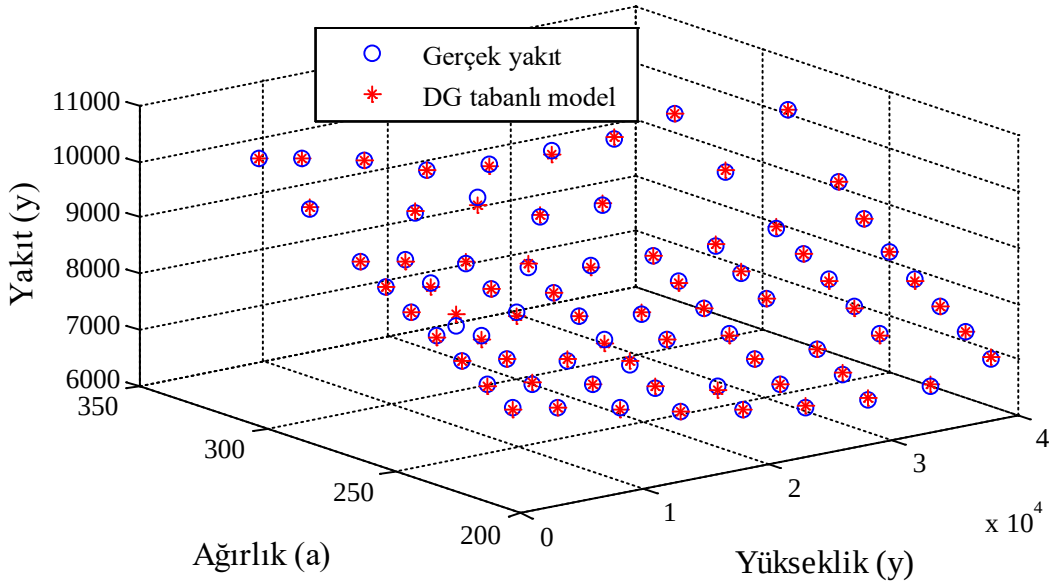
Kural	**1.Giriş (y)**			**2.Giriş (a)**			**3.Giriş (r)**			**1.Çıkış (h)**	**2.Çıkış (f)**	**Ayarlama parametreleri**		
1.	0.6759	0.7981	0.8005	0.0666	0.7197	1.0000	0.4957	0.5859	1.0000	0.5640	1.0000	0.3895	1.0000	1.0000
2.	0	0	1.0000	0	0	0	0.2167	0.2254	0.5839	0.3004	0	0.0000	0.0000	0.3412
3.	0.0002	1.0000	1.0000	0	1.0000	1.0000	0	0.0227	0.4334	0.1132	1.0000	0	0	1.0000
4.	0	0	0	0	0.1272	0.7284	0	1.0000	1.0000	0.0000	0	0.0215	0.1690	0.1730
5.	0.0000	1.0000	1.0000	0	0.0668	0.1367	0.0004	0.3924	0.5885	0.1574	0	0	0.2943	0.2944
6.	1.0000	1.0000	1.0000	0	0	0	0	0	0.1865	0	0	0	0.0001	1.0000
7.	0.0197	0.4327	1.0000	0	0.0001	1.0000	0	0.0012	0.1295	1.0000	0	0.5071	0.5074	1.0000
8.	0	1.0000	1.0000	0	0.0741	0.6479	0.0001	0.0001	0.0001	0.0000	0.0001	0	1.0000	1.0000
9.	0	0	0.0297	0	1.0000	1.0000	0	0.0001	0.0545	0.4945	0.9995	0	0.3924	1.0000
10.	0	0.1544	0.2647	0.0001	0.0679	0.7311	0	0.0001	0.1787	0.0000	0	0.1530	1.0000	1.0000
11.	0	0	0.0000	0	1.0000	1.0000	0	0	0	0	1.0000	0	0	0.2255
12.	0	0	1.0000	0	0	0.7315	0	0.0001	0.1751	0.2241	0	0.0001	0.9989	0.9995
13.	0	0	0.3041	0.5693	0.7330	1.0000	0	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.4318	0.5971	0.5977
14.	0.0001	0.0059	0.0486	0.0667	0.5474	1.0000	0	0	0.0001	0.9932	0.9995	0.0002	1.000	1.0000
15.	0.0001	0.9943	1.0000	0.0001	0.9479	1.0000	0	0.1634	0.2045	0.5426	1.0000	0	0.1608	1.0000
16.	0	0.9636	1.0000	0	0	0.0001	0.2999	0.8240	0.8271	0.3879	0.9997	0	0.9875	1.0000



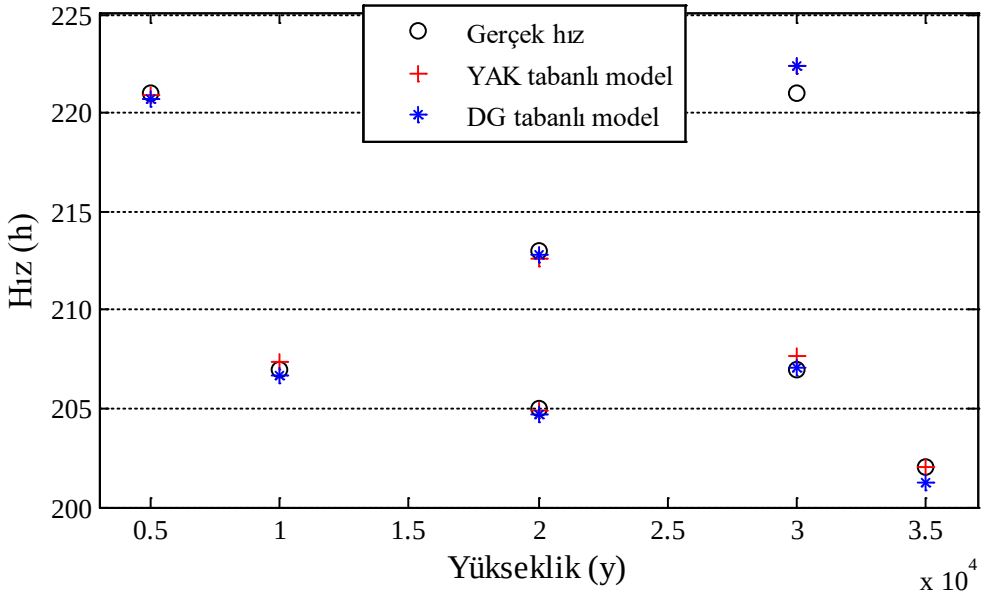
Şekil 5.3. Gerçek yakıt çıkışı ile YAK tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması.



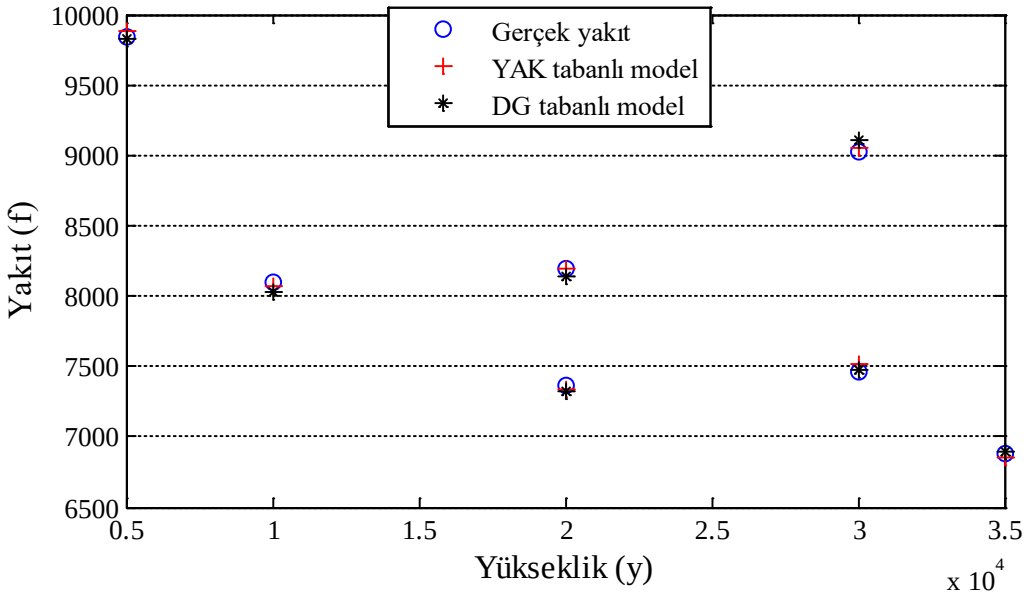
Şekil 5.4. Gerçek hız çıkışı ile DGA tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması.



Şekil 5.5. Gerçek yakıt çıkışı ile DGA tabanlı bulanık modelin eğitim çıkış sonucunun karşılaştırması.



Şekil 5.6. Gerçek hız çıkışı ile YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin test çıkış sonuçlarının karşılaştırması.



Şekil 5.7. Gerçek yakıt çıkışı ile YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin test çıkış sonuçlarının karşılaştırılması.

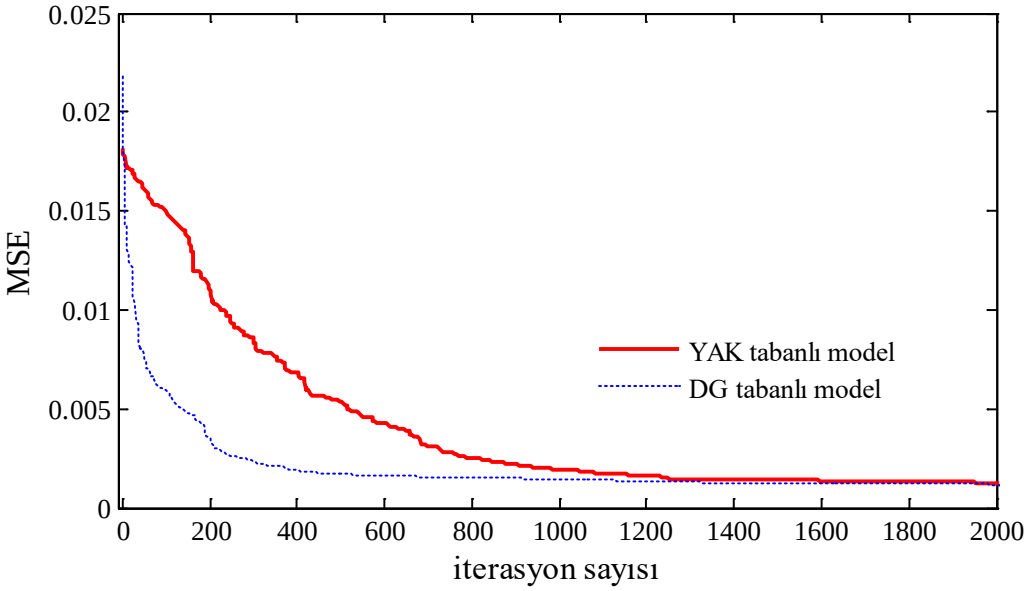
YAK ve DG tabanlı bulanık modellerin elde edilmesi sırasında iterasyona karşılık MSE değişimi Şekil 5.8'de verilmiştir. Asıl önemli değişimin gerçekleştiği yer olması bakımından grafikte ilk 2000 iterasyon gösterilmiştir. İterasyon-MSE değişim grafikleri incelendiğinde DGA modelinin YAK modeline göre daha düşük hızlı bir MSE düşümü gerçekleştirmesine rağmen, daha sonra YAK modelinin DGA modelini 1000 iterasyon civarında yakaladığı gözlenmiştir. 16 kurallı durum için yapılan çalışmada elde edilen çeşitli MSE ve standart sapma değerleri DG ve YAK algoritmaları için Tablo 5.8'de verilmiştir.

YAK tabanlı modelin eğitim işleminde hız ve yakıt çıkışları için yapılan yüzde hata değerleri sırasıyla Şekil 5.9 ve Şekil 5.10'da, DGA tabanlı modelin eğitim işleminde hız ve yakıt çıkışları için yapılan yüzde hata değerleri sırasıyla Şekil 5.11 ve 5.12'de verilmiştir.

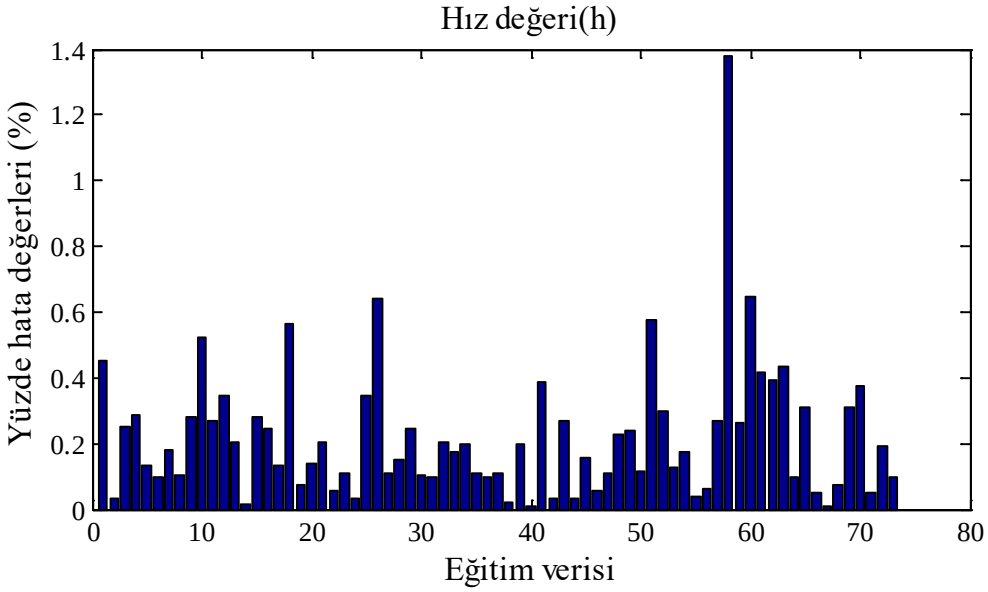
Yapılan çalışmada, YAK tabanlı modellemede 30 koloni büyüklüğünde elde edilen 16 kurallı model ve DGA tabanlı modellemede 40 koloni büyüklüğünde elde edilen 16 kurallı model en iyi hata değerlerini ortaya koymuştur. Bu modellere ait çıkış değerleriyle gerçek çıkış değerlerinin karşılaştırması Tablo 5.9'da verilmiştir.

Tablo 5.8. DG ve YAK tabanlı bulanık modelde elde edilen minimum, ortalama ve maksimum yüzde hata değerleri.

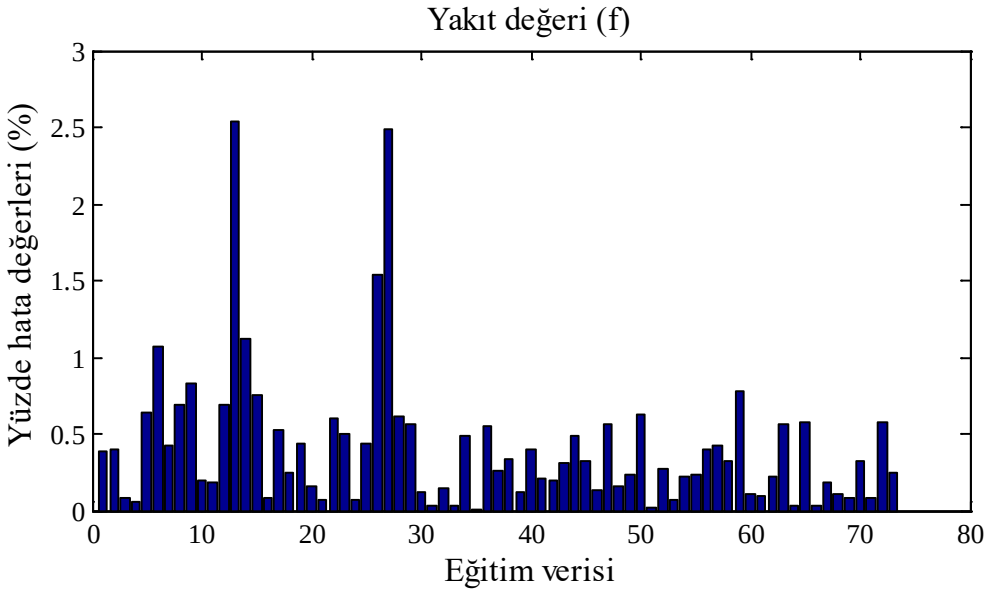
Algoritma	**Veri Seti**	**1. ÇIKIŞ (Hız)**			**2. ÇIKIŞ (Yakıt Miktarı)**		
		Minimum % hata	**Ortalama % hata**	**Maksimum % hata**	**Minimum % hata**	**Ortalama % hata**	**Maksimum % hata**
YAK	Eğitim	0.0088	0.2203	1.3807	0.0116	0.4123	2.5417
	Test	0.0168	0.2004	0.6403	0.1294	0.3972	0.8138
DG	Eğitim	9.1031e-004	0.2495	1.1555	0.0025	0.3620	2.7208
	Test	0.0174	0.2180	0.6273	0.0622	0.5157	1.0439



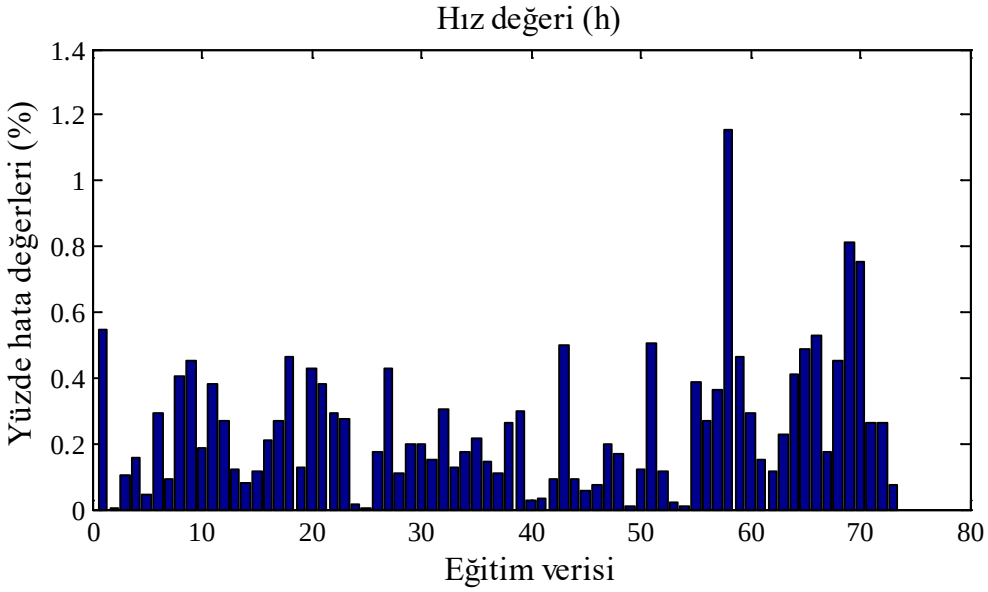
Şekil 5.8. YAK ve DGA tabanlı bulanık modellerin iterasyon-MSE değişimi.



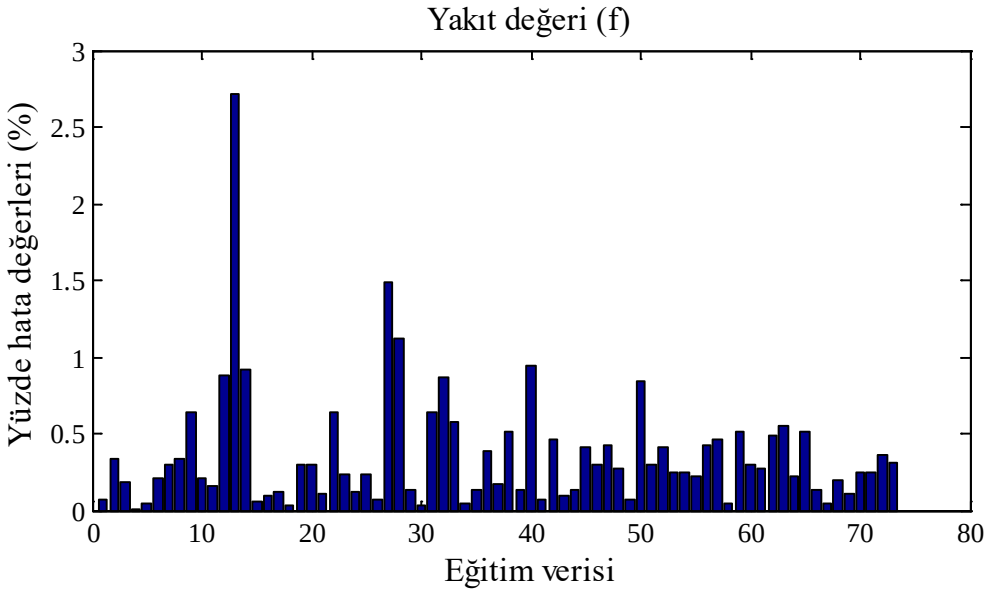
Şekil 5.9. YAK tabanlı modelin hız çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri.



Şekil 5.10. YAK tabanlı modelin yakıt çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri.



Şekil 5.11. DGA tabanlı modelin hız çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri.



Şekil 5.12. DGA tabanlı modelin yakıt çıkışı için eğitimde yapılan yüzde hata değerleri.

Tablo 5.9. En iyi YAK ve DG tabanlı tek değer çıkışlı bulanık model çıkış değeriyle gerçek çıkış değerlerinin karşılaştırması.

Gerçek Çıkışlar		**YAK tabanlı model çıkışları**		**DG tabanlı model çıkışları**		**Gerçek Çıkışlar**		**YAK tabanlı model çıkışları**		**DG tabanlı model çıkışları**	
Hız	**Yakıt**	**Hız MSE 0.4395**	**Yakıt MSE 2.8646 e+003**	**Hız MSE 0.4868**	**Yakıt MSE 1.9920 e+003**	**Hız**	**Yakıt**	**Hız MSE 0.4395**	**Yakıt MSE 2.8646 e+003)**	**Hız MSE 0.4868**	**Yakıt MSE 1.9920 e+003**
225	10620	226.02	10578.41	226.23	10612.61	200	6820	200.78	6834.64	200.06	6814.89
221	10000	220.92	10039.79	221.00	10033.57	227	9700	226.93	9681.15	227.21	9655.01
216	9380	215.46	9387.18	215.78	9362.85	221	9060	221.60	9087.73	222.10	9068.18
213	9080	212.38	9075.28	212.66	9080.22	216	8440	215.93	8398.89	216.20	8429.16
210	8780	209.72	8723.96	210.10	8776.55	213	8140	212.67	8113.82	213.11	8106.33
207	8500	207.20	8409.35	207.61	8481.94	210	7820	209.88	7809.92	210.15	7796.36
205	8220	204.63	8184.68	205.19	8196.02	207	7520	207.23	7562.43	207.40	7487.82
202	7940	201.79	7995.19	202.81	7913.56	205	7220	204.54	7231.59	204.65	7200.69
200	7680	200.56	7743.54	200.90	7630.85	202	6920	201.52	6903.43	201.98	6924.69
225	10460	226.17	10439.39	225.41	10437.61	200	6640	200.24	6681.81	199.75	6696.12
216	9240	215.42	9223.44	215.18	9225.18	229	9700	227.69	9702.01	227.84	9728.25
213	8980	212.26	8917.52	212.42	8901.20	216	8400	216.64	8377.25	216.25	8434.79
210	8360	209.57	8572.48	209.75	8587.46	213	8080	213.27	8086.03	213.05	8100.09
207	8360	207.03	8266.87	207.16	8283.49	210	7760	210.37	7777.16	209.98	7779.26
205	8080	204.42	8018.91	204.77	8084.80	205	7160	204.93	7176.97	204.21	7175.71
202	7800	201.50	7806.32	202.42	7807.00	202	6860	201.87	6832.30	201.46	6889.00
200	7520	200.26	7559.37	200.53	7529.38	200	6580	200.53	6608.13	199.27	6610.67
225	10200	226.27	10174.68	226.05	10203.69	232	9920	228.80	9887.39	229.32	9924.32
221	9580	221.16	9621.87	220.71	9608.84	224	9180	223.41	9251.51	222.96	9227.19
216	8980	215.70	8965.50	215.08	9006.74	216	8500	217.39	8508.61	216.63	8525.63
213	8680	212.56	8674.24	212.19	8670.74	213	8200	213.89	8192.42	213.32	8177.47
210	8400	209.88	8349.95	209.39	8345.88	210	7880	210.82	7862.85	210.24	7841.89
205	7840	204.78	7800.74	204.44	7857.90	207	7560	207.90	7602.70	207.47	7518.82
202	7560	201.93	7565.00	201.98	7569.56	205	7220	205.20	7221.99	204.16	7203.65
200	7300	200.69	7332.18	200.00	7283.30	200	6580	200.62	6618.19	199.02	6613.57
225	9800	226.45	9950.36	225.39	9807.34	225	10106	224.89	10109.77	223.81	10092.44
221	9620	221.24	9380.21	221.94	9477.41	218	9100	218.02	9083.85	218.38	9104.26
216	8660	215.68	8712.91	215.77	8756.86	214	8600	214.16	8591.05	214.96	8582.66
213	8380	212.48	8427.63	212.57	8391.49	210	8160	210.65	8167.00	211.71	8168.41
210	8120	209.78	8109.78	209.59	8122.79	207	7820	207.77	7845.14	208.55	7800.72
207	7840	207.21	7842.12	206.69	7790.32	205	7500	204.90	7506.07	205.53	7481.51
205	7560	204.59	7548.69	204.38	7625.57	202	7200	201.61	7158.35	202.53	7173.62
202	7280	201.65	7277.73	201.75	7321.94	200	6860	200.19	6876.94	200.15	6881.23
200	7020	200.40	7054.12	199.65	7022.82	221*	9840*	220.94	9889.21	220.69	9833.88
226	9680	226.25	9678.88	226.48	9666.53	207*	8100*	207.34	8066.25	206.69	8031.61
221	9060	221.21	9109.66	221.32	9094.82	213*	8200*	212.62	8189.39	212.84	8136.87
216	8480	215.76	8457.86	215.76	8465.74	205*	7360*	204.86	7341.74	204.71	7324.76
210	7920	209.96	7893.78	210.55	7961.10	221*	9020*	222.41	9047.95	222.39	9114.16
207	7640	207.41	7649.12	207.62	7630.28	207*	7460*	207.64	7520.71	207.04	7471.39
202	7080	202.02	7052.03	201.95	7013.40	202*	6880*	202.03	6855.07	201.25	6897.74

*: Test verileridir.

Beklenmedik durumlar karşısında tüketilmesi gereken yakıt miktarının ve ayarlanması gereken hızın, karar mekanizması tarafından en az hata ve en kısa sürede en uygun şekilde ayarlanması gerekmektedir.

Havacılık alanındaki önemli problemlerden biri olan hız ve yakıtın belirlenmesi veya tahmin edilmesi konusunda karmaşık bir veri kümesiyle yapılan modellemede bulanık

model parametrelerinin elde edilmeye çalışılması, YAK algoritmasının başarımını daha iyi görebilmek bakımından önemlidir.

Daha önceki bölümlerde YAK, DG ve PSO algoritması tabanlı bulanık model çalışmaları dikkate alınmış ve PSO tabanlı modellerin biraz daha geride kaldığı görülmüştür. Bu nedenle bu problemde sadece YAK ve DG algoritmasının modelleme performansı incelenmiştir. İncelemede elde edilen model sonuçları tablo ve şekiller vasıtasıyla sunulmuştur. İki farklı çıkışın eş zamanlı elde edilmesinde MSE'ye göre arzu edilir sonuçlar sunması bakımından yapılan modelleme işleminde değerlendirme kriteri olarak PI değeri dikkate alınmıştır. Sonuçlar sunulurken PI ile birlikte MSE değerleri de tablolarda verilmiştir. Elde edilen PI ve MSE değerlerine göre en uygun model yapısının seçimi yoluna gidilmiştir.

Yapılan bütün kıyaslamalar sonucunda en iyi PI ve MSE değerleri türünde DGA tabanlı modellerin biraz daha öne çıktığı gözlenmiştir. En iyi PI ve MSE değeriyle birlikte, model sonucunda yapılan minimum, ortalama ve maksimum hata değerleri dikkate alındığında ise genel olarak her iki algoritmanın da birbirlerine yakın performans sergilediği görülmüştür.

6. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ ve ÖNERİLER

6.1. Tartışma

Doğrusal olmayan sistemlerin analizinde ve tasarımında kullanılan modellemenin doğru ve etkili bir biçimde yapılması, sistem çözümündeki en önemli faktörlerin başında gelmektedir. Sistem çözümleri için ortaya konulacak model yapısının ve parametrelerinin seçilmesi, modelin oluşturulmasındaki temel gerekliliktir.

Oluşturulacak olan modellemede, sistem ile ilgili gerekli bilgilerin tanımlanmasıyla, sistem giriş ve çıkış bilgileri ışığında oluşabilecek farklı girdilere karşılık uygun ve doğru çıktıların tahmin edilmesi, doğru modellemenin yapılmasının önemini arttırmaktadır. Karmaşık yapıya sahip olan sistemlerde, uygun modelin ve model parametrelerinin belirlenmesi güçlük çekilen konuların başında gelmektedir. Bu güçlüğü ortadan kaldırmak amacıyla, bulanık mantık veya yapay sinir ağları gibi yapay zekaya dayalı yöntemler literatürde önerilmektedir. Yapay zekaya dayalı yöntemlerde kullanılabilecek parametrelerin yine uygun bir yöntemle belirlenmesi gerekir. Uygun yöntemin belirlenmesinde, sezgisel algoritmaların kullanımıyla hızlı ve etkili çözümler üretilebilmektedir. İyi bir model performansına sahip bulanık model için parametrelerin belirlenmesinde algoritmalar kullanılarak yapılan optimizasyonun önemli rol oynadığı açık şekilde görülmektedir.

Bu tez çalışmasının temel amacı, doğrusal olmayan nitelikteki karmaşık sistemlere ait giriş-çıkış verilerinin modellenmesi amacıyla ortaya konulan bulanık model parametrelerinin YAK algoritması yardımıyla elde edilmesi ve farklı kural sayılarına sahip farklı yapılardaki modeller üzerinde algoritma performansının detaylı biçimde incelenerek karşılaştırmalı biçimde sunulmasıdır. Bu amaca uygun olarak yapılan her

bir ayrıntılı çalışma ve karşılaştırmalı inceleme, bu tez çalışmasının temel katkısını da ortaya koyar.

Sunulan çalışmada öncelikle, modelleme amacıyla kullanılacak olan örnek sistemlerin giriş-çıkış ilişkisinin tanımlanmasına yönelik çeşitli bulanık modeller ortaya konulmuş ve YAK algoritmasının farklı kontrol parametreleri altında model parametreleri elde edilmiştir. Oluşturulan modellerin başarısının ortaya konulmasında değerlendirme kriterleri kullanılarak elde edilen sonuçlar gerçek sonuçlarla kıyaslanmıştır. Bununla birlikte sonuçlar performans açısından literatürde sıkça kullanılan PSO ve DG algoritmalarıyla karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Değerlendirme için öncelikle literatürde yer alan doğrusal olmayan özelliğe sahip bir antenin band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins gaz fırın problemi, doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemi, glikoz konsantrasyon problemi ve son aşamada örnek bir uçuş kontrol sistemi ölçüm değerlerine dayalı olarak sisteme ait hız ve yakıt değerlerinin eşzamanlı tahmin edilmesi probleminden faydalanılmıştır. Farklı problem çözümlerinde Sugeno, Mamdani ve tek değer çıkışlı bulanık model yapıları kullanılmıştır.

Altı bölümden oluşan bu tez çalışmasının birinci bölümünde, bulanık modelleme ile ilgili genel bilgiler verilerek, literatürde sezgisel algoritmalar ile bulanık modellemeyi buluşturan çalışmalar incelenmiştir.

Tez çalışmasının ikinci bölümünde, bulanık model tasarımlarında kullanılan YAK, PSO ve DG algoritmaları ile kullanılan bulanık model yapıları hakkında bilgi verilmiştir.

Tez çalışmasının üçüncü bölümünde, Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapılarına ait parametre değerlerinin YAK algoritması kullanılarak bulunması üzerinde durulmuştur. Örnek problemler olarak literatürde yer alan anten band genişliğinin hesaplanması problemi, Box-Jenkins gaz fırın problemi ve doğrusal olmayan diferansiyel eşitlik problemlerine ait verilerden yararlanılmıştır. Bu amaçla, öncelikle oluşturulacak modele ait giriş ve çıkış değerleri belirlenmiştir. Bulanık model yapısı olarak, Sugeno ve Mamdani tip bulanık model yapıları tanıtılmıştır. Bulanık modelleri tanımlamak üzere 2, 3, 4, 5 ve 10 farklı kural sayılarıyla kural yapıları kullanılmıştır. Daha sonra bulanık model tasarımında kullanılacak olan YAK algoritmasına ait kontrol parametreleri belirlenmiştir. YAK algoritmasına dayalı olan bu çalışmada, maksimum

iterasyon sayısı 1500 iken, kontrol parametresindeki limit değeri, koloni sayısıyla optimize edilecek parametre sayısının çarpımının yarısına eşit olacak şekilde alınmıştır. Koloni büyüklüğü ise sırasıyla 20, 30, 40 ve 50 olarak ayrı ayrı denenmiştir. Model başarısını ortaya koyabilmek için değerlendirme kriteri olarak MSE değeri kullanılmıştır. Ele alınan problemlerde, YAK tabanlı Sugeno ve Mamdani modellerin kıyaslaması tablo ve şekiller vasıtasıyla yapılmıştır. Kıyaslama sonucunda YAK tabanlı Sugeno modelin Mamdani modelden daha iyi sonuç verdiği gözlenmiştir. Çalışma sonucunda literatürdeki diğer çalışmalara yakın yada daha iyi sonuçlar elde edildiği gözlenmiştir.

Dördüncü bölümde, bir önceki bölümde belirlenen temel bulanık model yaklaşımlarından farklı olarak, yeni kullanılmaya başlanılan tek değer çıkışlı bulanık model parametrelerinin belirlenmesi ele alınmıştır. Tek değer çıkışlı bulanık model yeni önerilen yöntemler arasında olduğu için ayrı bir bölüm olarak ele alınmıştır. Bu amaçla, tek değer çıkışlı bulanık model parametrelerinin, YAK, DG ve PSO algoritmaları kullanılarak belirlenmesi üzerinde durulmuştur. Örnek problemler olarak üçüncü bölümde kullanılan problemlerin yanı sıra glikoz konsantrasyon problemi seçilmiştir. Üçüncü bölümde kullanılan örneklerin ele alınmasıyla, Sugeno ve Mamdani tip bulanık modellerle tek değer çıkışlı bulanık modelin karşılaştırılmasına da olanak sağlanmıştır. Tasarım sürecinde, öncelikle oluşturulacak modele ait giriş ve çıkış değerleri belirlenmiştir. Daha sonra, tek değer çıkışlı bulanık model tasarımlarında kullanılacak olan YAK, PSO ve DG algoritmalarının kontrol parametre değerleri seçilmiştir. Değerlendirme esnasında en iyi, ortalama ve en kötü MSE değerlerinin yanı sıra standart sapma değeri de dikkate alınmıştır. Bu bölümdeki problemler değerlendirildiğinde, en iyi MSE değerleri DGA tabanlı modellemede elde edilmiştir. Ancak tüm performans ölçütleri göz önüne alındığında YAK tabanlı modellerin diğer modellere göre biraz daha önce çıktığı görülmektedir. PSO tabanlı modeller ise bütün performans ölçütleri bakımından daha geride bir performans sergilemiştir.

Beşince bölümde, önceki bölümlerde çalışılan tek çıkışlı problemlerden farklı olarak iki çıkışlı bir problem incelenmiştir. Bu amaçla tek değer çıkışlı bulanık model konfigüre edilerek iki değer çıkışlı bir yapı elde edilmiştir. Bu iki değer çıkışlı bulanık modelin etkinliğini göstermek amacıyla uçuş kontrol sistemlerindeki hız ve yakıt parametrelerinin belirlenmesi problemi ele alınmıştır. Önerilen model için farklı kural

sayılarıyla kural yapıları oluşturulmuştur. Kullanılan model yapısına ait parametre değerlerinin hesaplanmasında, YAK ve DG algoritmalarından faydalanılmıştır. Modelleme işleminde, B-767-200 tipi uçakların uçuş kontrol sistemlerine ait veriler kullanılmıştır [21-23]. Model başarısını ortaya koyabilmek için değerlendirme kriteri olarak MSE değeriyle birlikte PI olarak adlandırılan farklı bir başarım ölçütü kullanılmıştır. Yapılan bütün kıyaslamalar sonucunda en iyi PI ve MSE değerleri türünde DGA tabanlı modellerin biraz daha öne çıkmasıyla birlikte, model sonucunda yapılan minimum, ortalama ve maksimum hata değerleri dikkate alındığında her iki algoritmanın da birbirlerine yakın performans sergilediği görülmüştür. Bununla birlikte 30'ar koşma sonucunda elde edilen standart sapma değerlerinde YAK tabanlı modellerin DGA algoritma tabanlı modellere göre biraz daha başarılı olduğu görülmüştür.

Altıncı bölümde ise tartışma, sonuçlar ve önerilere yer verilmiştir. YAK tabanlı bulanık model yaklaşımlarının daha basit yapıda ve daha az kontrol parametresi içermesiyle birlikte performansının PSO ve DG algoritmaları ile benzer ya da daha iyi bir davranış sergilediği görülmüştür.

6.2. Sonuç ve Öneriler

Tez çalışmasında incelenen farklı problemlerde üzerinde çalışılan Sugeno, Mamdani ve tek değer çıkışlı modellemelere ait bulgular genel olarak değerlendirildiğinde, YAK algoritmasının bulanık mantığa dayalı model parametrelerinin belirlenmesinde oldukça etkili biçimde kullanılabileceği ve literatürdeki mevcut algoritmalara alternatif bir çözüm olarak düşünülebileceği detaylı bir inceleme ile açıkça ortaya konulmuştur. Bulanık mantığa dayalı model çözümlerinde, YAK algoritmasının bu etkili performansı ile zor ve karmaşık pek çok mühendislik probleminin çözümünde tercih edilebilecek kullanışlı yöntemler arasında düşünülebileceği yorumu yapılabilir.

Doğrusal olmayan sistemlerin bulanık tabanlı modellenmesinde; uygun modelin seçilmesi, optimum kural sayısının belirlenmesi, farklı üyelik fonksiyonlarının ve bulanık çıkarım yönteminin kullanılması hata değerinin minimizasyonunu doğrudan etkilemektedir. Bunun yanında farklı algoritmalar ve bu algoritmalara ait kontrol

parametrelerinin denenmesiyle de model hata değeri azaltılarak daha iyi sonuçların elde edilmesi mümkün olmaktadır.

Geçmişte, yapay sinir ağları ve anfis gibi yapay zeka teknikleri ile literatürde yer alan YAK algoritması, bu tez kapsamında yapılan çalışmalarla birlikte doğrusal olmayan "sistemler için Sugeno, Mamdani ve tek değer çıkışlı bulanık model tasarımları ile literatürde yerini almaya başlamış ve diğer araştırmacılara yol gösterici olmuştur. Bu tez çalışması kapsamında yapılan çeşitli sayıdaki detaylı modelleme çalışmasına ait bulguların karşılaştırmalı olarak sunulması ve değerlendirilmesinin, bundan sonra yapılacak olan benzer konulardaki çalışmalarda araştırmacılar için değerli ve önemli katkılar sağlayacağı ve yararlı yeni fikirler vereceği ortadadır.

Gelecek çalışmalarda, farklı modelleme çalışmalarında ve farklı tipteki model yapılarında YAK algoritmasının sağlayabileceği fayda veya avantajların araştırılması, detaylı inceleme çalışmalarının yapılması, farklı mühendislik alanlarında etkili sonuçlar verebilen değişik algoritma ve yöntemlerle karşılaştırmalı çalışmaların yapılması ve teorik olarak elde edilen sonuçların pratik anlamdaki uygulamalarının araştırılarak hayata geçirilmesi üzerinde durulması yararlı olacaktır.

KAYNAKLAR

1. Bağış, A., Konar, M., 11-13 Eylül 2014. Sugeno Tip Bulanık Model Parametrelerinin Yapay Ari Kolonisi Algoritması Kullanılarak Belirlenmesi: Anten Problemi Uygulaması, 614-619, *Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK 2014),* 11-13 Eylül 2014, Kocaeli.
2. Jang, J.R., C. Sun,Mizutani, E., 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice-Hall, Inc.
3. Bagis, A., 2008. Fuzzy Rule Base Design Using Tabu Search Algorithm for Nonlinear System Modeling. **ISA Transactions, 47**(1): 32-44.
4. Ross, T.J., 1995. Fuzzy Logic with Engineering Applications. McGraw-Hill,
5. Babuska, R., 1998. Fuzzy Modeling for Control. Kluwer Academic Pub.
6. Nguyen, H.T., Sugeno, M., 1998. Fuzzy Systems: Modeling and Control. Kluwer Academic Pub.
7. Bağış, A., 2006. Doğrusal Olmayan Sistemlerin Modellenmesi Ve Kontrolü Için Bulanık Kural Yapısı Tasarımı, 199-203, *Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU'2006)*, 2006, İstanbul.
8. Pham, D., Karaboga, D., 2000. Intelligent Optimisation Techniques: Genetic Algorithms, Tabu Search, Simulated Annealing and Neural Networks. Springer-Verlag.
9. Guney, K., Sarikaya, N., 2009. Comparison of Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference Systems for Bandwidth Calculation of Rectangular Microstrip Antennas. **Expert Systems with Applications, 36**(2, Part 2): 3522-3535.
10. Çetin, O., 2009. Doğrusal Olmayan Sistemlerin Bulanık Mantığa Dayalı Olarak Modellenmesi. Erciyes Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi.
11. Gultekin, S., Guney, K., Sagiroglu, S,, 2003. Neural Networks for the Calculation of Bandwidth of Rectangular Microstrip Antennas. **Applied Computational Electromagnetics Society (ACES) Journal (Special Issue: Neural Network Applications in Electromagnetics) 18**(2): 110-120.
12. Box, G.E., Jenkins, G. M, 1970. Time Series Analysis: Forecasting and Control. SanFrancisco (CA):Holden Day.

13. Kang, S.-J., Woo, C.-H., Hwang, H.-S. , Woo, K.B. , 2000. Evolutionary Design of Fuzzy Rule Base for Nonlinear Systems Modeling and Control. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 8**(1): 37-45.
14. Kim, E., Park, Minkee, Ji, Seunghwan, Park, Mignon, 1997. A New Approach to Fuzzy Modeling. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 5**(3): 328-337.
15. Sugeno, M., Yasukawa, T., 1993. A Fuzzy-Logic-Based Approach to Qualitative Modeling. **IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 1**(1): 7-31.
16. Wang, L., Langari, R., 1996. Complex Systems Modeling Via Fuzzy Logic. **IEEE Transactions on Systems, Man, And Cybernetics. Part B, Cybernetics: A Publication of the IEEE Systems, Man, and Cybernetics Society, 26**(1): 100-106.
17. Farag, W.A., Quintana, V.H., Lambert-Torres, G., 1998. A Genetic-Based Neuro-Fuzzy Approach for Modeling and Control of Dynamical Systems. **IEEE Transactions on Neural Networks, 9**(5): 756-767.
18. Narendra, K.S., Parthasarathy, K., 1990. Identification and Control of Dynamical Systems Using Neural Networks. **IEEE Transactions on Neural Networks, 1**(1): 4-27.
19. Sugeno, M., Tanaka, K., 1991. Successive Identification of a Fuzzy Model and Its Applications to Prediction of a Complex System. **Fuzzy Sets and Systems, 42**(3): 315-334.
20. Tabaru, T.E., Saraçoğlu, Ö.G.,Aslan, E., 15-16 Mayıs 2016. RGB Tabanlı Basit Bir Spektrofotometre Ile Sulu Çözeltide Glikozun Optik Soğurmasının Ölçümü, 219-223, *7. Mühendislik ve Teknoloji Sempozyumu*, 15-16 Mayıs 2016, Ankara,
21. Konar, M., 2010. Bulanık Mantık Ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Uçuş Kontrol Sistemlerine Ait Bazı Parametrelerin Hesaplanması. Erciyes Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri.
22. Konar, M., Bağış, A. 2016. Uçuş Kontrol Sistemi Hız Ve Yakıt Parametrelerinin Anfis Ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Eşzamanlı Hesaplanması, 1389-1392, *IEEE 24. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU'2016)* 2016, Zonguldak.
23. Ludwing, H., September 2001. Aircraft Operation Manuel, Boeing B767-200. Eucom Airlines and Terry Yingling.
24. Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy Sets. **Information and Control, 8**(3): 338-353.

25. Takagi, T., Sugeno, M., 1985. Fuzzy Identification of Systems and Its Applications to Modeling and Control. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 15**: 116-132.
26. Sugeno, M., Kang, G.T., 1988. Structure Identification of Fuzzy Model. **Fuzzy Sets and Systems, 28**(1): 15-33.
27. Baykal, N., Beyan, T., 2004. Bulanık Mantık İlke Ve Temelleri. Ankara, Bıçaklar Kitapevi.
28. Elmas, Ç., 2003. Bulanık Mantık Denetleyiciler (Kuram, Uygulama, Sinirsel Bulanık Mantık). Ankara, Seçkin Yayınları.
29. Klir, G.J., Folger, T.A., 1988. Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information.
30. Eklund, P., Kallin, L.,Riissanen, T., 2000. Fuzzy Systems. **Lecturer Notes**.
31. Shimoda, M., 2002. A Natural Interpretation of Fuzzy Sets and Fuzzy Relations. **Fuzzy Sets and Systems, 128**(2): 135-147.
32. Zade, A., Mohammadi, S., Gharaveisi, A., 2012. Fuzzy Logic Controlled Differential Evolution to Identification of Takagi–Sugeno Models. **International Journal of Engineering Research & Industrial Applications, 5**(1): 367-382.
33. Karaboga, D., Akay, B., 2009. A Comparative Study of Artificial Bee Colony Algorithm. **Applied Mathematics and Computation, 214**(1): 108-132.
34. Karaboga, D., 2005. An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization. Erciyes University, Engineering Faculty, Computer Engineering Department.
35. Karaboga, D., 2010. Artificial Bee Colony Algorithm. **Scholarpedia, 5**(3): 6915.
36. Siarry, P., Guely, F., 1998. A Genetic Algorithm for Optimizing Takagi-Sugeno Fuzzy Rule Bases. **Fuzzy Sets and Systems, 99**(1): 37-47.
37. F. Guely, R.L., P. Siarry, 1999. Fuzzy Rule Base Learning through Simulated Annealing. **Fuzzy Sets and Systems, 105**: 353-363.
38. Wu, B. , Yu, X., 2000. Fuzzy Modelling and Identification with Genetic Algorithm Based Learning. **Fuzzy Sets and Systems, 113**(3): 351-365.
39. Bagis, A., Saracoglu, Ö.G., 2001. Determination of Fuzzy Logic Controller Membership Functions Using Tabu Search Algorithm: An Application to Fiber Optic Sensor, 271-275, *Second International Conference On Electrical And Electronics Engineering*, 2001, Bursa.

40. Cordon, O., Hoffman, F., Magdalena L., 2001. Genetic Fuzzy Systems: Evolutionary Tuning and Learning of Fuzzy Knowledge Bases. Singapore, New Jersey, London, Hong Kong: World Scientific.
41. Papadakis, S.E., Theocharis, J.B., 2002. A Ga-Based Fuzzy Modeling Approach for Generating Tsk Models. **Fuzzy Sets and Systems, 131**(2): 121-152.
42. Bagis, A., 2003. Determining Fuzzy Membership Functions with Tabu Search - an Application to Control. **Fuzzy Sets and Systems, 139**(1): 209-225.
43. Hatanaka, T., Kawaguchi, Y., Uosaki, K., 2004. Nonlinear System Identification Based on Evolutionary Fuzzy Modeling, 646-651, *Congress on Evolutionary Computation*, 2004.
44. Belarbi, K., Titel, F., Bourebia, W., Benmahammed, K., 2005. Design of Mamdani Fuzzy Logic Controllers with Rule Base Minimisation Using Genetic Algorithm. **Engineering Applications of Artificial Intelligence, 18**(7): 875-880.
45. Chen, C.-C., 2006. A Pso-Based Method for Extracting Fuzzy Rules Directly from Numerical Data. **Cybernetics and Systems, 37**(7): 707-723.
46. Erdinç, O., Uzunoğlu, M.,Vural, B., 2008. Genetik-Bulanık Mantık Tabanlı Kontrol Algoritması Kullanılarak Taşıt Uygulamaları Için Hibrit Yh/Uk Güç Sisteminin Modellenmesi Ve Analizi, *Elektrik-Elektronik Ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu ELECO 2008*.
47. Du, H., Zhang, N., 2008. Application of Evolving Takagi–Sugeno Fuzzy Model to Nonlinear System Identification. **Applied Soft Computing, 8**(1): 676-686.
48. Juang, C.-F. , Lo, C., 2008. Zero-Order Tsk-Type Fuzzy System Learning Using a Two-Phase Swarm Intelligence Algorithm. **Fuzzy Sets and Systems, 159**(21): 2910-2926.
49. Juang, C.-F., Wang, C.-Y., 2009. A Self-Generating Fuzzy System with Ant and Particle Swarm Cooperative Optimization. **Expert Systems with Applications, 36**(3, Part 1): 5362-5370.
50. Guney, K., Sarıkaya, N., 2009. Comparison of Mamdani and Sugeno Fuzzy Inference System Models for Resonant Frequency Calculation of Rectangular Microstrip Antennas. **Progress In Electromagnetics Research B, 12**: 81-104.
51. Shill, P.C., Akhand, M. A. H., Das, S. R., Paul, A., , 11-13 May 2010. Application of Evolutionary Algorithm in Optimizing the Fuzzy Rule Base for Nonlinear System Modeling and Control, *International Conference on Computer and*

Communication Engineering (ICCCE 2010), 11-13 May 2010, Kuala Lumpur, Malaysia.

52. Zhao, L., Qian, F., Yang, Y., Zeng, Y., Su, H., 2010. Automatically Extracting T–S Fuzzy Models Using Cooperative Random Learning Particle Swarm Optimization. **Applied Soft Computing, 10**(3): 938-944.
53. Su, H., Yang, Y., 2011. Differential Evolution and Quantum-Inquired Differential Evolution for Evolving Takagi–Sugeno Fuzzy Models. **Expert Systems with Applications, 38**(6): 6447-6451.
54. Vaneshani, S., Jazayeri-Rad, H., 2011. Optimized Fuzzy Control by Particle Swarm Optimization Technique for Control of Cstr. **World Academy of Science, Engineering and Technology, 59**: 686-691.
55. Zade, A.H., Mohammadi, S.M.A., Gharaveisi, A.A., 2011. Fuzzy Logic Controlled Differential Evolution to Solve Economic Load Dispatch Problems. **J Adv Comput Res, 2**(4): 29-40.
56. Chen, D., Wang, J., Zou, F., Zhang, H., Hou, W., 2012. Linguistic Fuzzy Model Identification Based on PSO with Different Length of Particles. **Applied Soft Computing, 12**(11): 3390-3400.
57. Precup, R.E., David, R.C., Petriu, E.M., Preitl, S., Radac, M.B., 2012. Fuzzy Control Systems with Reduced Parametric Sensitivity Based on Simulated Annealing. **IEEE Transactions on Industrial Electronics, 59**(8): 3049-3061.
58. Habbi, H., Boudouaoui, Y., Karaboga, D., Ozturk, C., 2015. Self-Generated Fuzzy Systems Design Using Artificial Bee Colony Optimization. **Information Sciences, 295**: 145-159.
59. Bagis, A., Konar, M., 2016. Comparison of Sugeno and Mamdani Fuzzy Models Optimized by Artificial Bee Colony Algorithm for Nonlinear System Modelling. **Transactions of the Institute of Measurement and Control, 38**(5): 579-592.
60. Konar, M., Bagis, A., 2016. Performance Comparison of Particle Swarm Optimization, Differential Evolution and Artificial Bee Colony Algorithms for Fuzzy Modelling of Nonlinear Systems. **Elektronika ir Elektrotechnika, 22**(5): 8-13.
61. Saracoglu, Ö.G., Bagis, A., Konar, M., Tabaru T.E., , 2016. ABC Algorithm Based Fuzzy Modeling of Optical Glucose Detection. **Advances in Electrical and Computer Engineering, 16**: 37-42.

62. Şen , Z., 2001. Bulanık (Fuzzy) Mantık Ve Modelleme İlkeleri. İstanbul, Bilge Sanat Yapım Yayınları.
63. Karaboga, D., Basturk, B., 2007. A Powerful and Efficient Algorithm for Numerical Function Optimization: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm. **Journal of Global Optimization, 39**(3): 459-471.
64. Karaboga, D., Ozturk, C., 2011. A Novel Clustering Approach: Artificial Bee Colony (ABC) Algorithm. **Applied Soft Computing, 11**(1): 652-657.
65. Eberhart, R.C , Kennedy, J., 1995. A New Optimizer Using Particle Swarm Theory, 39-43, *Proceedings Of The Sixth International Symposium On Micro Machine And Human Science*, 1995, New York, NY.
66. Shi, Y., Eberhart, R.C., 1998. Parameter Selection in Particle Swarm Optimization, in Evolutionary Programming Vii: 7th International Conference, Ep98 San Diego, California, USA, March 25–27, 1998 Proceedings, V.W. Porto, et al., Editors. Springer Berlin Heidelberg: Berlin, Heidelberg. p. 591-600.
67. Kennedy, J., Eberhart, R., 1995. Particle Swarm Optimization, 1942-1948 vol.4, *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, 1995.
68. Ou, C., Lin, W., 2006. Comparison between PSO and GA for Parameters Optimization of PID Controller, 2471-2475, *2006 International Conference on Mechatronics and Automation*, 2006.
69. Shi, Y., Eberhart, R., 1998. A Modified Particle Swarm Optimizer, 69-73, *Evolutionary Computation Proceedings*, 1998, IEEE.
70. Storn, R., Price, K., 1995. Differential Evolution-A Simple and Efficient Adaptive Scheme for Global Optimization over Continuous Spaces. ICSI Berkeley.
71. Karaboga, D., 2004. Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları. Istanbul, Atlas Yayın Dagıtım.
72. K. Price, Storn, R., 1997. Differential Evolution: Numerical Optimization Made Easy. Dr. Dobb's Journal.
73. Keskintürk, T., 2006. Diferansiyel Gelişim Algoritması. **İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi, 5**(9): 85-99.
74. Kaplan, A., Guney, K., Ozer, S., 2001. Fuzzy Associative Memories for the Computation of the Bandwidth of Rectangular Microstrip Antennas with Thin and Thick Substrates. **International Journal of Electronics, 88**(2): 189-195.

75. Sagiroglu, S., Guney, K., Erler, M., 1999. Calculation of Bandwidth for Electrically Thin and Thick Rectangular Microstrip Antennas with the Use of Multilayered Perceptrons. **International Journal of RF and Microwave Computer Aided Engineering, 9**(3): 277-286.
76. Tong, R.M., 1980. The Evaluation of Fuzzy Models Derived from Experimental Data. **Fuzzy Sets and Systems, 4**(1): 1-12.
77. Pedrycz, W., 1984. An Identification Algorithm in Fuzzy Relational Systems. **Fuzzy Sets and Systems, 13**(2): 153-167.
78. Xu, C.-W., Lu, Y.-Z., 1987. Fuzzy Model Identification and Self-Learning for Dynamic Systems. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 4**(17): 683-689.
79. Evsukoff, A., C.S. Branco, A.,Galichet, S., 2002. Structure Identification and Parameter Optimization for Non-Linear Fuzzy Modeling. **Fuzzy Sets and Systems, 132**(2): 173-188.
80. Su, Z.-G., Wang, P.-H., Shen, J., Zhang, Y.-F., Chen, L., 2012. Convenient T–S Fuzzy Model with Enhanced Performance Using a Novel Swarm Intelligent Fuzzy Clustering Technique. **Journal of Process Control, 22**(1): 108-124.
81. Mathworks, 2014. Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, 2014a. The MathWorks, Inc.,
82. Mathworks, 2014. Matlab Primer, R2014a. The MathWorks, Inc.,
83. Kanury, S., Song, Y.D., 2006. Flight Management of Multiple Aerial Vehicles Using Genetic Algorithms, 33-37, *2006 Proceeding of the Thirty-Eighth Southeastern Symposium on System Theory*, 2006.
84. Licence, J.A.A.A.T.P.s., 2002. Aircraft General Knowledge 1: Airframes and Systems : Theoretical Knowledge Manual 2. Jeppesen.
85. Bağış, A., Konar, M., 15-16 Mayıs 2008. Elektronik Uçuş Kontrol Sistemleri 155-159, *VII. Havacılık Sempozyumu (HaSeM'08),*, 15-16 Mayıs 2008, Kayseri, Türkiye.
86. Mclean, D., 1990. Automatic Flight Control Systems.
87. Casner, S.M., 2007. The Pilot's Guide to the Modern Airline Cockpit. Newcastle WA, Aviation Supplies and Academics.
88. Konar, M., Bağış, A., 9-11 Nisan 2009. Uçuş Kontrol Sistemi Hız Parametresinin Adaptif Ağ Yapılı Bulanık Sonuç Çıkarım Sistemi Kullanılarak Belirlenmesi,

993-996, *IEEE 17. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU'2009),* 9-11 Nisan 2009, Antalya, Türkiye.

89. Bağış, A., Konar, M., 21-24 Haziran 2010. Uçuş Kontrol Sistemi Yakıt Parametresinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Belirlenmesi, 104-108, *Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU'2010),* 21-24 Haziran 2010, Kayseri, Türkiye.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Mehmet KONAR
Uyruğu: Türkiye (TC)
Doğum Tarihi ve Yeri: 22 Şubat 1983, Erdemli
Medeni Durumu: Evli
Tel: +90 352 207 66 66
Dahili: 41062
email: mkonar@erciyes.edu.tr
Yazışma Adresi: Erciyes Üniversitesi Havacılık ve Uzay Bilimleri Fakültesi Uçak Elektrik-Elektronik Bölümü 38039 Melikgazi/KAYSERI

EĞİTİM

Derece	**Kurum**	**Mezuniyet Tarihi**
Yüksek Lisans	EÜ Fen Bilimleri Enstitüsü	2010
Lisans	EÜ Sivil Havacılık Y.O. Uçak Elektrik-Elektronik Bölümü	2006
Lise	Erdemli Teknik Lisesi, Mersin	2001

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	**Kurum**	**Görev**
2015- Halen	Erciyes Üniversitesi Havacılık ve Uzay Bilimleri Fakültesi	Öğretim Görevlisi
2012-2015	Erciyes Üniversitesi, Sivil Havacılık Yüksekokulu	Öğretim Görevlisi
2006-2012	Erciyes Üniversitesi, Sivil Havacılık Yüksekokulu	Uçak Kontrol Makinisti

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

1. Konar, M., Bagis, A., 2016. Performance Comparison of Particle Swarm Optimization, Differential Evolution and Artificial Bee Colony Algorithms for Fuzzy Modelling of Nonlinear Systems. **Elektronika ir Elektrotechnika, 22**(5): 8-1.

2. Bagis, A., Konar, M., 2016. Comparison of Sugeno and Mamdani Fuzzy Models Optimized by Artificial Bee Colony Algorithm for Nonlinear System Modelling. **Transactions of the Institute of Measurement and Control, 38**(5): 579-592.

3. Saracoglu, Ö.G., Bagis, A., Konar, M., Tabaru T.E., 2016. ABC Algorithm Based Fuzzy Modeling of Optical Glucose Detection. **Advances in Electrical and Computer Engineering, 16**: 37-42.

4. Bağış, A., Konar, M., 2014. Sugeno Tip Bulanık Model Parametrelerinin Yapay Ari Kolonisi Algoritması Kullanılarak Belirlenmesi: Anten Problemi Uygulaması, 614-619, *Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK 2014)*, 11-13 Eylül 2014, Kocaeli, Türkiye.

5. Konar, M., Bağış, A., 2016. Uçuş Kontrol Sistemi Hız ve Yakıt Parametrelerinin Anfis ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Eşzamanlı Hesaplanması, 1389-1392, *IEEE 24. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU'2016),* Zonguldak, Türkiye.