



**TEK-KART BİLGİSAYARLAR KULLANILARAK
BULANIK MANTIK KONTROL YÖNTEMLERİ İLE
DA MOTOR HIZ KONTROLÜ VE
BOZUCU ETKİ YANITLARININ ANALİZİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Özge Hazal DOĞAN

Danışman

Doç. Dr. Güray SONUGÜR

MEKATRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Eylül 2025

AFYON KOCATEPE ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

YÜKSEK LİSANS TEZİ

**TEK-KART BİLGİSAYARLAR KULLANILARAK BULANIK
MANTIK KONTROL YÖNTEMLERİ İLE DA MOTOR HIZ
KONTROLÜ VE BOZUCU ETKİ YANITLARININ ANALİZİ**

Özge Hazal DOĞAN

Danışman

Doç. Dr. Güray SONUGÜR

MEKATRONİK MÜHENDİSLİĞİ ANABİLİM DALI

Eylül 2025

TEZ ONAY SAYFASI

Özge Hazal DOĞAN tarafından hazırlanan “TEK-KART BİLGİSAYARLAR KULLANILARAK BULANIK MANTIK KONTROL YÖNTEMLERİ İLE DA MOTOR HIZ KONTROLÜ VE BOZUCU ETKİ YANITLARININ ANALİZİ” adlı tez çalışması lisansüstü eğitim ve öğretim yönetmeliğinin ilgili maddeleri uyarınca 19/09/2025 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından **oy birliği** ile Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Mekatronik Mühendisliği Adı Anabilim Dalı’nda YÜKSEK LİSANS TEZİ** olarak kabul edilmiştir.

Danışman : Doç. Dr. Güray SONUGÜR

Başkan : Doç Dr. Barış GÖKÇE
Necmettin Erbakan Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi

Üye : Doç. Dr. Güray SONUGÜR
Afyon Kocatepe Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Fatih BAYRAM
Afyon Kocatepe Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi

Afyon Kocatepe Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu’nun
..... /..... /..... tarih ve
..... sayılı kararıyla onaylanmıştır.

.....
Prof. Dr. Bekir YALÇIN
Enstitü Müdürü

BİLİMSEL ETİK BİLDİRİM SAYFASI

Afyon Kocatepe Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü, tez yazım kurallarına uygun olarak hazırladığım bu tez çalışmada;

- Tez içindeki bütün bilgi ve belgeleri akademik kurallar çerçevesinde elde ettiğimi,
- Görsel, işitsel ve yazılı tüm bilgi ve sonuçları bilimsel ahlak kurallarına uygun olarak sunduğumu,
- Başkalarının eserlerinden yararlanılması durumunda ilgili eserlere bilimsel normlara uygun olarak atıfta bulunduğumu,
- Atıfta bulunduğum eserlerin tümünü kaynak olarak gösterdiğimi,
- Kullanılan verilerde herhangi bir tahrifat yapmadığımı,
- Ve bu tezin herhangi bir bölümünü bu üniversite veya başka bir üniversitede başka bir tez çalışması olarak sunmadığımı

beyan ederim.

07 / 10 / 2025

İmza

Özge Hazal DOĞAN

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

TEK-KART BİLGİSAYARLAR KULLANILARAK BULANIK MANTIK KONTROL YÖNTEMLERİ İLE DA MOTOR HIZ KONTROLÜ VE BOZUCU ETKİ YANITLARININ ANALİZİ

Özge Hazal DOĞAN

Afyon Kocatepe Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Mekatronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Doç. Dr. Güray SONUGÜR

Bu çalışmada, doğru akım (DA) motorlarının hız kontrolü için bulanık mantık tabanlı denetim yöntemleri kullanılarak Mamdani ve Sugeno çıkarım sistemlerinin performansları karşılaştırılmıştır. Raspberry Pi tabanlı deneysel altyapı üzerinde encoder geri beslemesiyle gerçekleştirilen uygulamalarda hem 100 rpm hem de 300 rpm redüktörlü DA motorları kullanılmıştır. Farklı üyelik fonksiyonu tipleri (Üçgensel, Yamuksal, Gauss vb.) ve kural tabanları (3x3, 5x5, 7x7, 9x9) ile motorların hem yüksüz hem de yük altında verdikleri tepkiler incelenmiş; kök ortalama kare hata (RMSE), maksimum aşım (Mp), yükselme zamanı (Tr) ve yerleşme zamanı (Ts) gibi performans ölçütleri hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlar, Sugeno yönteminin özellikle yük altındaki deneylerde daha kararlı ve hızlı yanıtlar sunduğunu, Mamdani yönteminin ise esnek yapısına rağmen bazı durumlarda daha yüksek aşım değerleri ürettiğini göstermiştir.

2025, xii+82 sayfa

Anahtar Kelimeler: Doğru akım motor kontrol, Bulanık mantık ile kontrol, Otomatik kontrol sistemleri, Tek-kart bilgisayarlar.

ABSTRACT

M.Sc. Thesis

MOTOR SPEED CONTROL AND ANALYSIS OF DISTURBING IMPACT RESPONSES WITH FUZZY LOGIC CONTROL METHODS USING SINGLE- CARD COMPUTERS

Özge Hazal DOĞAN

Afyon Kocatepe University

Graduate School of Natural and Applied Sciences

Department of Mechatronic Engineering

Supervisor: Assoc. Prof. Güray Sonugür

In this study, the performances of Mamdani and Sugeno inference systems were compared by using fuzzy logic-based inspection methods for speed control of direct current (DC) motors. Both 100 rpm and 300 rpm geared DC motors were used in the applications carried out with encoder feedback on the Raspberry Pi-based experimental infrastructure. With different types of membership functions (triangular, trapezoidal, Gaussian, etc.) and rule bases (3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9), the reactions of the motors, both under no load and under load, were examined. Performance criteria such as root mean square error (RMSE), maximum overshoot (M_p), rise time (T_r), and settling time (T_s) were calculated. The results obtained showed that the Sugeno method offers more stable and faster responses, especially in experiments under load, while the Mamdani method produces higher overshoot values in some cases, despite its flexible structure.

2025, xii+82 pages

Keywords: DA motor control, Fuzzy logic control, Automatic control systems, Single-board computers.

TEŞEKKÜR

Bu araştırmanın konusu, deneysel çalışmaların yönlendirilmesi, sonuçların değerlendirilmesi ve yazımı aşamasında yapmış olduğu büyük katkılarından dolayı tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Güray SONUGÜR'e, araştırma ve yazım süresince yardımlarını esirgemeyen her konuda öneri ve eleştirileriyle yardımlarını gördüğüm hocalarıma teşekkür ederim.

Bu araştırma boyunca maddi ve manevi desteklerinden dolayı annem Hidayet DEMİR'e, eşim Murat DOĞAN'a ve arkadaşlarıma teşekkür ederim.

Özge Hazal DOĞAN
Afyonkarahisar 2025

İÇİNDEKİLER DİZİNİ

	Sayfa
ÖZET	i
ABSTRACT	ii
TEŞEKKÜR	iii
İÇİNDEKİLER DİZİNİ.....	iv
KISALTMALAR DİZİNİ	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ	viii
ÇİZELGELER DİZİNİ.....	xi
1. GİRİŞ.....	1
2. LİTERATÜR BİLGİLERİ	3
3. MATERYAL ve METOT	9
3.1 Bulanık Mantık ile Genel Bilgiler	9
3.1.1 Bulanık Mantık Kavramı.....	9
3.1.2 Bulanık Mantığın Tarihçesi.....	11
3.1.3 Klasik Mantık ile Arasındaki Farklar.....	12
3.1.4 Bulanık Mantığın Avantajları ve Dezavantajları	15
3.1.5 Bulanık Kümeler	16
3.1.6 Motor Kontrolünde Bulanık Mantık (Bulanık Mantık PD+I Denetleyici) ..	23
3.1.7 Bulanık Mantık Çıkarsama Yöntemleri	24
3.1.7.1 Mamdani Bulanık Çıkarım Sistemi.....	24
3.1.7.2 Sugeno Bulanık Çıkarım Sistemi	26
3.1.8 Kural Tabanının Oluşturulması.....	27
3.1.8.1 Uzman Tecrübesi ve Kontrol Mühendisliği Bilgisi	28
3.1.8.2 Operatörün Kontrol Hareketlerini Modellemesi	28
3.1.8.3 Sürecin Bir Bulanık Modelini Oluşturmak	28

3.1.8.4 Öğrenme	29
3.1.8.5 Deneyde Kullanılan Kural Tabloları	29
3.1.8.6 Deneyde Kullanılan Karışık Üyelik Fonksiyonu	31
3.2 Doğru Akım Motorları.....	31
3.2.1 Doğru Akım Motorları- Modellenmesi.....	31
3.3 Kontrol Sistemlerinde Performans Kriterleri.....	32
3.3.1 Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE)	32
3.3.2 Maksimum Aşma (Mp).....	33
3.3.3 Yükselme Süresi (Tr)	33
3.3.4 Yerleşme Süresi (Ts).....	34
3.4 Deneyde Kullanılan Malzemeler	34
3.4.1 Python Programlama Dili.....	34
3.4.2 Raspberry Pi	35
3.4.3 L298N DA Motor Sürücü	35
4. BULGULAR	36
4.1 100 RPM için Yüksüz Deney Sonuçları	39
4.1.1 3x3 Kural Tabanı.....	39
4.1.2 5x5 Kural Tabanı.....	41
4.1.3 7x7 Kural Tabanı.....	43
4.1.4 9x9 Kural Tabanı.....	45
4.2 300 RPM için Yüksüz Deney Sonuçları	47
4.2.1 3x3 Kural Tabanı.....	47
4.2.2 5x5 Kural Tabanı.....	49
4.2.3 7x7 Kural Tabanı.....	51
4.2.4 9x9 Kural Tabanı.....	53

4.3 100 RPM için Yük Altında Deney Sonuçları	55
4.3.1 3x3 Kural Tabanı.....	55
4.3.2 5x5 Kural Tabanı.....	57
4.3.3 7x7 Kural Tabanı.....	59
4.3.4 9x9 Kural Tabanı.....	61
4.4 300 RPM için Yük Altında Deney Sonuçları	63
4.4.1 3x3 Kural Tabanı.....	63
4.4.2 5x5 Kural Tabanı.....	65
4.4.3 7x7 Kural Tabanı.....	67
4.4.4 9x9 Kural Tabanı.....	69
5. TARTIŞMA ve SONUÇ	72
6. KAYNAKLAR.....	75
ÖZGEÇMİŞ.....	80
EKLER	81

KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar

BMK	Bulanık Mantık Kontrol
DA	Doğru Akım
EMK	Elektromotor Kuvvet
M.Ö.	Milattan Önce
M_p	Maksimum Aşma
PID	Oransal + Integral + Türevsel
RMSE	Kök Ortalama Kare Hatası
T_r	Yükselme Zamanı
T_s	Yerleşme Zamanı

ŞEKİLLER DİZİNİ

	Sayfa
Şekil 3.1 Genel Bulanık Sistem.....	10
Şekil 3.2 Klasik Mantık ve Bulanık Mantığın İşleyişi	14
Şekil 3.3 Klasik ve bulanık kümenin grafiksel gösterimi	17
Şekil 3.4 Normal ve normal olmayan bulanık küme.....	19
Şekil 3.5 α -kesim ve zayıf α -kesim kümesi.	20
Şekil 3.6 Dışbükey bir bulanık küme	20
Şekil 3.7 İki bulanık kümenin birleşimi.	21
Şekil 3.8 İki bulanık kümenin kesişimi.	22
Şekil 3.9 K Bir bulanık kümenin tümleyeni.....	22
Şekil 3.10 Bir bulanık kümenin kapsayanı.....	23
Şekil 3.11 Bir bulanık PD+I denetleyicisinin yapısı.	24
Şekil 3.12 Mamdani bulanık çıkarım yönteminin yapısı.	26
Şekil 3.13 Sugeno bulanık çıkarım sistemi	27
Şekil 3.14 Fırçalı-Sürekli Mıknatıslı DA Motoru devresi.....	32
Şekil 3.15 Motor Sürücü L298N	35
Şekil 4.1 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	40
Şekil 4.2 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	42
Şekil 4.3 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 7x7 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	44
Şekil 4.4 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	46
Şekil 4.5 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	48

Şekil 4.6 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	50
Şekil 4.7 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	52
Şekil 4.8 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	54
Şekil 4.9 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	56
Şekil 4.10 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	58
Şekil 4.11 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 7x7 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	60
Şekil 4.12 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	62
Şekil 4.13 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	64
Şekil 4.14 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	66
Şekil 4.15 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 7x7 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.	68

Şekil 4.16 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi. 70



ÇİZELGELER DİZİNİ

	Sayfa
Çizelge 3.1 3x3 Kural Tablosu	29
Çizelge 3.2 5x5 Kural Tablosu.....	29
Çizelge 3.3 7x7 Kural Tablosu	30
Çizelge 3.4 9x9 Kural Tablosu	30
Çizelge 4.1 100 Rpm DA Motorunun Yüksüz ve Yük Altında Yapılan Deneylerinin Performans Metrikleri.....	36
Çizelge 4.2 300 Rpm DA Motorunun Yüksüz ve Yük Altında Yapılan Deneylerinin Performans Metrikleri.....	38
Çizelge 4.3 100 rpm DA motorunun 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	39
Çizelge 4.4 100 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	41
Çizelge 4.5 100 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	43
Çizelge 4.6 100 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	45
Çizelge 4.7 300 rpm DA motorunun 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	47
Çizelge 4.8 300 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	49
Çizelge 4.9 300 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	51
Çizelge 4.10 300 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi ..	53
Çizelge 4.11 100 rpm DA motorunun yük altında 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	55
Çizelge 4.12 100 rpm DA motorunun yük altında 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	57
Çizelge 4.13 100 rpm DA motorunun yük altında 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	59
Çizelge 4.14 100 rpm DA motorunun yük altında 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	61
Çizelge 4.15 300 rpm DA motorunun yük altında 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	63
Çizelge 4.16 300 rpm DA motorunun yük altında 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	65
Çizelge 4.17 300 rpm DA motorunun yük altında 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	67

Çizelge 4.18 300 rpm DA motorunun yük altında 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi.....	69
--	----



1. GİRİŞ

Sanayi devriminden günümüze kadar teknolojik gelişmeler, üretim ve hizmet sektörlerinde otomasyon sistemlerinin önemini artırmıştır. Günümüzde endüstriyel otomasyon, yalnızca üretim süreçlerinde değil, ulaşım, robotik, tıp teknolojileri ve günlük yaşamın pek çok alanında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu gelişmeler, daha güvenilir, hızlı ve esnek kontrol yöntemlerinin geliştirilmesini zorunlu hale getirmiştir. Özellikle doğrusal olmayan, zamanla değişkenlik gösteren ve dış bozuculara açık sistemlerin kontrolü, mühendislik açısından üzerinde durulması gereken önemli bir problem alanıdır.

Elektrik motorları, otomasyon sistemlerinin en kritik bileşenlerinden biri olup, bu sistemlerin performansını doğrudan etkilemektedir. Doğru akım (DA) motorları ise sahip oldukları yüksek verimlilik, kolay sürülebilirlik, geniş hız aralığı ve hassas kontrol kabiliyetleri sayesinde pek çok uygulamada öne çıkmaktadır. Robotik sistemlerden otomotiv endüstrisine, üretim hatlarından medikal cihazlara kadar birçok alanda yaygın olarak kullanılan DA motorlarının kararlı ve güvenilir şekilde kontrol edilmesi, sistem performansının sürdürülebilirliği açısından büyük önem taşımaktadır. Özellikle düşük devirlerde çalıştırıldıklarında kararlılığın korunması ve ani yük değişimlerinde istikrarlı tepki verebilmesi, mühendislikte çözülmesi gereken zorlu konulardan biridir.

DA motorlarının hız kontrolü, bu motorların verimliliğini ve hassasiyetini tam olarak kullanabilmek için kritik bir gerekliliktir. Ancak bu süreç, yalnızca motorun mekanik yapısından kaynaklanan karmaşıklıklarla değil, aynı zamanda sistemin dinamik parametrelerinin zamanla değişmesinden ve çevresel koşulların etkisinden dolayı da zorlaşmaktadır. Klasik kontrol yöntemlerinden biri olan oransal-integral-türevsel (PID) kontrolörler, basit yapıları ve pratik uygulama kolaylıklarıyla birçok alanda başarı sağlamaktadır. Bununla birlikte, doğrusal olmayan sistemlerde, yüksek belirsizlik koşullarında veya ani bozucu etkiler karşısında PID kontrolörler yetersiz kalabilmekte, sistem performansında istenmeyen sapmalara yol açabilmektedir. Bu nedenle alternatif kontrol yöntemlerinin araştırılması ve geliştirilmesi gerekmektedir.

Bulanık mantık tabanlı kontrol yöntemleri, klasik yöntemlere alternatif olarak öne çıkmaktadır. Bulanık mantık, kesin sınırlara dayalı klasik mantığın aksine, belirsizlikleri ve yaklaşık değerlendirmeleri dikkate alarak insan düşünce tarzına benzer karar mekanizmaları geliştirebilmektedir. Zadeh (1965) tarafından ortaya konan bulanık mantık teorisi, günümüzde kontrol mühendisliği, yapay zekâ, karar destek sistemleri ve robotik gibi geniş bir alanda uygulanmaktadır. Özellikle doğrusal olmayan, parametreleri belirsiz veya zamana bağlı değişkenlik gösteren sistemlerde bulanık mantık kontrol (BMK) yaklaşımları güçlü bir çözüm alternatifi sunmaktadır.

BMK kapsamında en yaygın kullanılan yöntemler Mamdani (1975) ve Sugeno (1985) yaklaşımlarıdır. Mamdani yöntemi, uzman bilgisine dayalı ve sezgisel yapısı sayesinde anlaşılır bir tasarım süreci sunar. Ancak, yüksek hesaplama maliyeti nedeniyle gerçek zamanlı uygulamalarda sınırlı kalabilmektedir. Sugeno yöntemi ise daha karmaşık yapısı, matematiksel modellemeye uygunluğu ve ağırlıklı ortalama tabanlı durulaştırma mekanizması sayesinde düşük hesaplama maliyeti ile öne çıkar. Bu özellikleri sayesinde Sugeno yöntemi, özellikle hızlı ve gerçek zamanlı kontrol uygulamalarında tercih edilmektedir.

Bu çalışmada, düşük devirli bir DA motorunun hız kontrolünün bulanık mantık tabanlı yöntemlerle gerçekleştirilmesi amaçlanmıştır. Bu doğrultuda Raspberry Pi tabanlı bir kontrol yapısı tasarlanmış, Python programlama dili kullanılarak Mamdani ve Sugeno algoritmaları geliştirilmiş ve L298N motor sürücüsü ile sistem donanım olarak yapılandırılmıştır. Gerçekleştirilen deneyler sonucunda her iki yöntemin performansı karşılaştırılmış, Sugeno yönteminin daha hızlı ve kararlı tepkiler ürettiği gözlemlenmiştir. Böylece, düşük maliyetli ve taşınabilir bir kontrol platformu üzerinde bulanık mantık yaklaşımının düşük devirli DA motorlarının hız kontrolünde etkili ve güvenilir bir çözüm sunduğu deneysel olarak ortaya konmuştur. Elde edilen sonuçlar, benzer sistemlerde bulanık mantık temelli kontrol yaklaşımlarının uygulanabilirliğini destekler niteliktedir.

2. LİTERATÜR BİLGİLERİ

Literatürde, bulanık mantık tabanlı kontrol yöntemleri üzerine yapılan çalışmaların büyük bir bölümü simülasyon ortamlarında gerçekleştirilmiştir. Bu yaklaşım, araştırmacılara hızlı ve güvenli bir şekilde farklı senaryoları deneme imkânı sağlasa da gerçek sistemlerin sahip olduğu belirsizlikleri ve beklenmedik bozucu etkileri tam olarak yansıtmamaktadır. Bu nedenle, gerçek donanımlar üzerinde yapılan deneysel çalışmaların sayısı sınırlı kalmış, özellikle de motor hız kontrolü gibi pratik uygulamalarda teorik modeller ile uygulama sonuçları arasındaki farklılıklar yeterince incelenememiştir. Dolayısıyla, deneysel doğrulamaya dayalı araştırmalar, mevcut literatürdeki önemli bir boşluğu doldurmak açısından değer taşımaktadır.

Faris (2008) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, DA motorunun hız kontrolü için uygun maliyetli ve verimli bir bulanık mantık denetleyicisi tasarlanmıştır. Başlangıçta, kontrol sistemi MATLAB/Simulink kullanılarak modellenmiş ve bu simülasyonların sonuçlarına dayanarak, kapalı devre kontrol sisteminin tasarımı ve temel bileşenleri geliştirildi. Sistem mimarisi, bir DA motor, bir DA güç kaynağı, bir dönüştürücü ve bir üç fazlı AC güç kaynağından oluşuyordu. Bu çalışmada, hem Oransal-İntegral (PI) kontrol hem de BMK yöntemleri uygulanmış ve her birinin sonuçları karşılaştırılmıştır. Doğrusal olmayan bulanık denetleyici parametreleri manuel olarak ayarlanmış ve bu ayarlamaların sistem performansı üzerindeki etkileri incelenmiştir. Simülasyon sonuçları, bulanık mantık denetleyicisinin, kontrol kalitesi ve tepkisi açısından PI denetleyicisinden daha iyi performans gösterdiğini göstermiştir.

Dumanay (2009) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, Elektrik-Elektronik Mühendisliği ve diğer mühendislik disiplinlerinde okutulan kontrol sistemleri derslerine yönelik olarak bir uzaktan erişimli kontrol laboratuvarı geliştirilmiştir. Söz konusu laboratuvar ortamında, DA motorunun hız kontrolü için PID, BMK ve Kayan Kip Kontrolü (SMC) gibi farklı kontrol yöntemleri başarıyla uygulanmıştır. Deneysel sistem; NI-6024E veri toplama (DAQ) kartı ve bağlantı modülü, H-köprü sürücü devresi, DA motor, enkoder, optokuplör ve IP kameradan oluşmaktadır. Kullanıcılar, internet tabanlı bir öğrenme yönetim sistemi aracılığıyla her bir kontrol tekniğine ilişkin önceden hazırlanmış teorik

bilgilere erişebilmekte; aynı zamanda, deneysel sistemin parametrelerini uzaktan değiştirebilmekte ve sistem yanıtlarını hem grafiksel arayüz üzerinden hem de kamera görüntüsüyle eş zamanlı olarak izleyebilmektedir.

Köse vd. (2013) tarafından yapılan çalışmada, kalıcı mıknatıslı fırçalı DA motorunun gerçek zamanlı hız denetimi hem PID hem de Bulanık Mantık denetim stratejileri kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Sistem, her iki denetim tekniği kullanılarak motor hızının istenen referans değerinde tutulması amacıyla, değişen ve sürekli değişen referans giriş sinyalleri altında test edilmiştir. Gerekli yazılım Keil uVision4 ortamında geliştirilmiş ve ARM Cortex-M4 mimarisine dayanan bir STM32F407 Discovery geliştirme kartına yerleştirilmiştir. Hem PID hem de Bulanık Mantık denetleyicileri aracılığıyla elde edilen deneysel sonuçlar, dinamik koşullar altında her bir yaklaşımın etkinliğini ve performansını değerlendirmek için karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma sonucunda yükselme zamanı ve kalıcı durum hatası metriklerinde Bulanık Mantık denetleyicinin daha başarılı sonuçlar ürettiği belirtilmiştir.

Özçalık vd. (2014) tarafından yürütülen bu çalışma, DA motorlarının hız kontrolü amacıyla Sugeno tipi bulanık çıkarım sistemine dayalı bir PI destekli bulanık mantık denetleyicisinin tasarımı ve performans değerlendirmesine odaklanmıştır. Sugeno tipi çıkarım yönteminin tercih edilmesinin temel gerekçesi, klasik bulanık mantık sistemlerinde karşılaşılan uzun ve karmaşık hesaplama süreçlerini sadeleştirerek daha pratik ve hızlı bir kontrol yapısı sunmaktır. Çalışma kapsamında gerçekleştirilen simülasyon analizleri, geliştirilen Sugeno tabanlı PI-bulanık mantık denetleyicisinin, hız takibi açısından yüksek performans sergilediğini ortaya koymuştur. Bulgulara göre, denetleyici hem yük altında hem de yüksüz çalışma koşullarında hızlı dinamik yanıtlar vermiş ve tatmin edici kontrol sonuçları elde edilmiştir. Bu iyileştirilmiş performans, Sugeno modelinin sabit ve doğrusal çıkış üyelik fonksiyonları sayesinde, sistemin daha hızlı yakınsama özellikleri göstermesine ve referans hız değişimlerine karşı daha hassas bir yanıt üretmesine bağlanmıştır.

Kandilli (2017), BMK kullanarak değişen yük koşullarına tabi tutulan bir DA motorun gerçek zamanlı hız düzenlemesini araştırmıştır. Deneysel kurulum, bir takometre sensörü

aracılığıyla motor hızı verilerini yakalamak için NI USB6218 Veri Toplama cihazını kullanmıştır. BMK algoritması MATLAB® ortamı aracılığıyla uygulanmıştır. Motor hızı, yük yok, yarım yük ve tam yük koşulları dahil olmak üzere farklı yükleme senaryoları altında çalışırken sabit bir değerde tutulmuştur. Çalışmada simülasyon sonuçları gerçek zamanlı kontrol sonuçlarıyla karşılaştırılmıştır. Bulgular, gerçek zamanlı bulanık mantık denetleyicinin etkili hız düzenlemesine ulaştığını ve yük değişikliklerine rağmen güçlü izleme performansı sergilediğini göstermiştir.

Kaplan vd. (2020) tarafından yürütülen çalışmada, bir DA motorun konum kontrolü hem PID hem de BMK metodolojileri kullanılarak araştırılmıştır. Başlangıçta DA motorun içsel özelliklerine göre temel parametreler belirlenmiş ve dinamik denklemlerinin formülasyonu yoluyla motorun transfer fonksiyonunun türetilmesine olanak sağlanmıştır. Daha sonra, belirlenen transfer fonksiyonu üzerinde simülasyon analizleri gerçekleştirilmiştir. Bu simülasyonların ardından hem PID hem de Bulanık Mantık sistemleri için kontrolör kazanımları belirlenmiştir. Hesaplanan katsayılar, karşılık gelen blok diyagramlarıyla birlikte, Matlab Simulink ortamında Waijung blokları kullanılarak uygulanmıştır. Daha sonra bu kontrol algoritmaları, CodeGeneration aracı aracılığıyla bir STM32F4 mikrodenetleyici geliştirme kartına dağıtılmıştır. Mikrodenetleyici platformuna gömülü hem PID hem de BMK cihazlarını kullanan konum kontrol sisteminin performansını değerlendirmek için bir dizi gerçek zamanlı deneysel çalışma yürütülmüştür. Sonuçlar, motorun konumunun referans girişine göre etkili ve doğru bir şekilde izlendiğini göstermiştir. Bu araştırma, gerçek zamanlı deneysel bir kurulumda hem akademik hem de uygulamalı perspektiflerden değerli bilgiler sağlamıştır.

Gökçe vd. (2021) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, değişken zorlanmış yük koşulları altında DA motorunun hız kontrolü incelenmiştir. Bu kapsamda, tork değişimini dikkate alan bir DA motorun doğrusal sistem modeli oluşturulmuş ve hız kontrolü amacıyla PID denetleyici uygulanmıştır. Motorun farklı işletim koşullarındaki tepkisini gözlemlemek amacıyla, yüksüz, tam yüklü ve değişken yük durumları altında simülasyon analizleri gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın ilk aşamasında, yüksüz koşullarda gerçek hız ile referans hız arasında meydana gelen sapmaların ve sabit durum hatasının giderilmesi amacıyla Ziegler-Nichols ayarlama yöntemi kullanılmıştır. Devamında, denetleyiciye ait

parametreler belirlenmiş ve bu parametreler MATLAB/Simulink ortamında optimize edilmiştir. Bu çalışmanın temel hedefi, değişken çalışma koşulları altında motorun hedeflenen hızını koruyabilen kararlı bir kontrol sistemi geliştirmektir. Bu amaç doğrultusunda, gerçek bir uygulamada kullanılması planlanan DA motorun fiziksel ve teknik özelliklerine uygun bir simülasyon modeli tasarlanmıştır. Simülasyon sonuçlarına göre, tam yük uygulandığında motor yaklaşık 650 milisaniye içerisinde yaklaşık 75 devir/dakika (rpm) – bu da yaklaşık %2,5'lik bir azalma anlamına gelmektedir – hız kaybı yaşamıştır. Elde edilen bulgular, PID kontrolörün değişken yük koşulları altında motor hızını istenilen düzeyde tutmakta başarılı ve kararlı bir performans sergilediğini ortaya koymuştur.

Nassim ve Abdelkader (2021), bu çalışmalarında hız kontrolü bulanık mantık algoritmasıyla uyarlanabilir şekilde gerçekleştirilen bir PID denetleyicisi aracılığıyla, bir DA motoru için gelişmiş bir kontrol sistemi tasarlamışlardır. Çalışmanın temel amacı, klasik PID denetleyicisinin yüksek doğruluk kapasitesini, bulanık mantık sistemlerinin esneklik ve sağlamlık özellikleriyle birleştirerek daha üstün bir kontrol performansı elde etmektir. Çalışmanın ilk aşamasında, sistemin temel dayanıklılığını sağlamak amacıyla bir Bulanık Mantık Denetleyicisi (Fuzzy Logic Controller – FLC) tasarlanmıştır. Bu denetleyici, PID denetleyicisinin üç temel parametresinin (Kp: oransal kazanç, Ki: integral kazanç, Kd: türevsel kazanç) otomatik biçimde ayarlanmasını sağlayan toplam 25 adet bulanık kuraldan oluşan bir bilgi tabanı ile yapılandırılmıştır. FLC, iki girdi sinyali ile çalışmaktadır: birincisi referans değer ile gerçek motor hızı arasındaki farkı temsil eden hız hatası, ikincisi ise bu hatanın zamana göre türevidir. Bu iki değişkene dayalı olarak, PID parametreleri sistem dinamiklerine uygun biçimde sürekli güncellenmiş ve motor hızı üzerinde etkin bir kontrol sağlanmıştır. Yürütülen simülasyon çalışmaları, önerilen bulanık öz ayarlamalı PID kontrol yapısının, konvansiyonel PID denetleyiciye kıyasla gerek dinamik gerekse kararlı durum performansı açısından üstünlük sergilediğini ortaya koymuştur. MATLAB/Simulink ortamında elde edilen sonuçlara göre, geliştirilen sistem daha hızlı yükselme ve yerleşme süresi, sıfıra yakın aşım ve sabit durum hatası ile daha hassas hız takibi sağlamaktadır. Teorik modelin geçerliliğini sınamak amacıyla, geliştirilen bulanık PID algoritması Arduino IDE kullanılarak gerçek zamanlı bir donanım platformuna entegre edilmiş ve deneysel

doğrulamalar gerçekleştirilmiştir. Uygulanan pratik deneyler, simülasyon bulgularıyla tutarlılık göstermiş ve önerilen bulanık öz ayarlamalı PID kontrol yapısının gerçek zamanlı sistemlerde uygulanabilirliğini göstermiştir.

Avan (2022) tarafından gerçekleştirilen bu çalışmada, başlangıçta yapısal ve elektriksel özellikleri bilinmeyen bir kalıcı mıknatıslı DA motorunun parametrelerinin deneysel yöntemlerle belirlenmesi ve farklı denetleyici yapıları altında performansının karşılaştırmalı olarak değerlendirilmesi amaçlanmıştır. Bu doğrultuda, motorun sabitlenmesi için uzaktan kumandalı bir oyuncak aracın gövdesi kullanılarak bir deney düzeneği oluşturulmuştur. Açısal hız ölçümleri Hall etkisi sensörü yardımıyla gerçekleştirilmiş; motor gerilimi bir güç kaynağı aracılığıyla sağlanmış ve çekilen akım değerleri uygun ölçüm cihazları ile kaydedilmiştir. Elde edilen gerilim, akım ve açısal hız verileri MATLAB yazılımının eğri uydurma (curve fitting) modülü kullanılarak analiz edilmiş ve motorun temel elektriksel parametreleri belirlenmiştir. Bu parametrelere dayanarak DA motorun bir simülasyon modeli oluşturulmuş ve model içerisine PID tabanlı bir denetleyici entegre edilmiştir. PID denetleyicinin kazanç parametrelerinin belirlenmesinde üç farklı yöntem incelenmiştir: klasik Ziegler-Nichols ayarlama yöntemi, Genetik Algoritma (GA) temelli optimizasyon ve Parçacık Sürüşü Optimizasyonu (PSO). Bunun yanı sıra, sistemin anlık çalışma koşullarına bağlı olarak PID kazançlarını gerçek zamanlı biçimde uyarlayabilen bulanık mantık destekli bir PID denetleyici tasarımı gerçekleştirilmiştir. Bu yaklaşım, kontrol sisteminin hem esnekliğini hem de değişen koşullara karşı dayanıklılığını artırmayı hedeflemiştir. Tüm bu kontrol yöntemleri sabit ve değişken referans hızlarında motor simülasyonu üzerinde ayrı ayrı uygulanmış ve sistemin dinamik tepkileri karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Çalışmanın bulguları, her bir ayarlama yönteminin kendine özgü avantajlara sahip olduğunu ortaya koymuş; özellikle bulanık mantık ile desteklenen PID denetleyicinin değişken hız koşulları altında daha iyi bir dinamik performans, kısa yerleşme süresi ve yüksek uyarlanabilirlik sergilediği sonucuna ulaşılmıştır.

Aksoy vd. (2023), kalıcı mıknatıslı DA motorlarının, uygulamadaki pratik avantajları sebebiyle kontrol mühendisliği eğitiminde yaygın olarak tercih edildiğini belirtmişlerdir. Denetleyici performansının artırılması amacıyla çeşitli kapalı döngü kontrol yöntemleri

geliştirilmiştir. Bu çalışmada, DA motorun açısal konum kontrolü için iki farklı yöntem olan entegratör ilaveli Doğrusal Kuadratik Regülatör (LQR+I) ile BMK tasarlanmış ve önce simülasyon ortamında başarılı bir şekilde test edilmiştir. Ardından, hem modele dayalı LQR hem de modele bağımlı olmayan BMK yöntemleri deneysel sistem üzerinde uygulanarak performansları karşılaştırılmıştır. Kontrol algoritmaları, hızlı kontrol prototipleme yöntemi kapsamında Waijung kütüphanesi kullanılarak hazırlanmış ve deneyler STM32F4 Discovery mikrodenetleyici platformunda gerçekleştirilmiştir. Denetleyici performansını daha kapsamlı değerlendirmek amacıyla sisteme farklı gerçek zamanlı referans sinyalleri uygulanmış ve elde edilen sonuçlar her iki denetleyicinin de başarılı kontrol sağladığını göstermiştir.

Güntay (2024) tarafından gerçekleştirilen bu çalışma, rotor hızındaki sapmaların belirlenen referans hıza göre minimize edilmesini amaçlamıştır. Bu kapsamda, PID kontrolör parametreleri, anlık hata değerine dayanan bulanık kontrol teknikleriyle eş zamanlı olarak uyarlanmıştır. DA motoruna yönelik kontrol sistemi MATLAB/Simulink ortamında modellenmiş ve simülasyonları gerçekleştirilmiştir. Aynı teknik özelliklere sahip iki motorun kontrolünde, klasik PID ve bulanık mantık temelli adaptif PID kontrolörlerin operasyonel kararlılığı karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Simülasyonlar, 1000 rpm ile 3000 rpm arasındaki beş kademeli sabit hız seviyesi ile değişken hız rejimleri altında yürütülmüştür. Elde edilen bulgulara göre, en kayda değer iyileşme 3000 rpm hızında gerçekleşmiş; klasik PID kontrolör ile ölçülen yerleşme süresi 1,22 saniye iken, bulanık uyarlamalı PID kontrolör kullanıldığında bu süre anlamlı ölçüde 0,167 saniyeye düşmüştür. Ayrıca, maksimum aşım oranı klasik PID kontrolünde %5,4 iken, bulanık mantık tabanlı adaptif PID kontrolünde %0,096'ya gerilemiştir. Sabit durum hatası ise 11 rpm'den 8 rpm'ye düşerek kontrol performansında iyileşme sağlanmıştır. Buna ek olarak, yumuşak kalkış sistemi senaryosunda, bulanık uyarlamalı PID kontrolörü ve klasik PID kontrolörü sırasıyla yüksek hızlarda %0,059 ve %0,4; düşük hızlarda ise %0,83 ve %17,39 oranlarında hata seviyeleriyle çalıştığı gözlemlenmiştir. Araştırma sonuçları, BMK ile güncellenen PID parametrelerine sahip kontrol sisteminin, klasik PID kontrolüne kıyasla rotor hızında daha yüksek bir kararlılık sağladığını ve referans değerlerine göre aşım oranını anlamlı ölçüde azalttığını ortaya koymuştur.

3. MATERYAL ve METOT

3.1 Bulanık Mantık ile Genel Bilgiler

Günlük yaşamda sıkça karşılaşılan belirsizlik içeren durumlar, çoğu zaman net tanımlarla açıklanamaz ve kesin çözümler sunulamaz hale gelir. Bu nedenle, belirsizlik kavramı yaşamın birçok katmanını etkileyen temel bir unsur haline gelmiştir. Bu tür belirsizliklerin modellenmesi ve yorumlanması amacıyla geliştirilen bulanık mantık, matematiksel bir sistem olarak insan düşüncesini taklit eden ve sözel ifadelere dayalı karar verme süreçlerini analiz eden bir yaklaşımdır.

Bulanık mantık, insanların gündelik yaşamda kullandığı “çok sıcak”, “ılık”, “soğuk” gibi sözel ve nitel ifadeleri dikkate alarak, klasik mantığın ikili yapısından farklı bir şekilde karar üretir. Bu bağlamda, klasik mantığın yetersiz kaldığı durumlarda bulanık mantık, daha esnek ve gerçek hayata yakın çözümler sunar.

Bulanık mantığın temelini, ilk olarak Prof. Dr. Lotfi A. Zadeh’in 1965 yılında yayımladığı “Fuzzy Sets” adlı çalışmasında tanımlanan bulanık kümeler oluşturur (Zadeh 1965, Yılmaz ve Şahin 2023). Klasik mantık yalnızca iki uç değeri (doğru-yanlış; evet-hayır) kabul ederken, bulanık mantık 0 ile 1 arasında değişen sayısal değerlerle ifade edilen sürekli doğruluk derecelerini dikkate alır (Altaş 1999).

Bulanık çıkarım sistemleri içerisinde en sık kullanılan yöntemlerden biri Mamdani yöntemidir. Bu yöntem, uzman görüşlerine dayalı olarak yapılandırılan ve çok çeşitli problemlerin çözümünde etkili bir şekilde uygulanabilen bir yaklaşımdır. Diğer yandan Sugeno yöntemi, değişken sayısının sınırlı olduğu ya da giriş değişkenlerinin daha az alt kümeyle ayrıldığı durumlarda tercih edilmektedir (Yılmaz ve Arslan 2005).

3.1.1 Bulanık Mantık Kavramı

Fiziksel sistemlerin matematiksel olarak modellenmesi ve transfer fonksiyonlarının türetilmesi sürecinde, bu sistemlerin lineer ve zamanla değişmeyen (time-invariant) sistemler olduğu varsayımı yapılmaktadır. Ancak doğada karşılaşılan sistemlerin büyük çoğunluğu tam anlamıyla lineer değildir. Bu nedenle, söz konusu varsayım yalnızca

belirli çalışma aralıkları için geçerliliğini koruyabilmektedir. Bu sınırların ötesinde, sistemin matematiksel modelinin elde edilmesi çok sayıda karmaşık işlem ve varsayımı gerektirir ve bu da süreci oldukça güç hatta imkânsız hâle getirebilir (Yılmaz 2006).

Mühendislik ve diğer bilim dallarında, sistemler genellikle kesin matematiksel modeller ile temsil edilir. Geleneksel kontrol teorisinde kullanılan bu modeller, güçlü analizlerin yapılmasına ve etkili çözümlerin üretilmesine olanak tanımaktadır. Ancak sistemin kesin matematiksel modelinin bilinmediği durumlarda, klasik mantık çoğunlukla çözüm üretememekte veya istenilen performansı sağlayamamaktadır. Klasik mantığın bu tür durumlarda yetersiz kalması ve insan zihninin işleyişini yeterince yansıtamaması, araştırmacıları alternatif yöntemlere yönlendirmiştir. Bu bağlamda, 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından matematiksel bir kavram olarak ortaya konulan bulanık mantık yaklaşımı geliştirilmiştir (Genç 2015).



Şekil 3. 1 Genel Bulanık Sistem (Özdemir ve Kalıncara 2020).

Bulanık mantık, insan bilgi ve deneyimlerinin kural tabanlarına dönüştürülmesi ve her bir kuralın matematiksel bir fonksiyonla ifade edilerek sonuçların elde edilmesi sürecidir (Yılmaz, 2006). Bulanık mantığın temel amacı, eksik ve belirsiz bilgilere dayanarak insanların tutarlı ve doğru kararlar vermesini sağlayan düşünme ve karar verme mekanizmalarının modellenmesidir. Bu yönüyle bulanık mantık, çok değerli mantık, olasılık teorisi, yapay zekâ ve yapay sinir ağları gibi alanlarla yakından ilişkilidir (Genç 2015).

3.1.2 Bulanık Mantığın Tarihçesi

Bulanık mantığın tarihsel süreci ele alınmadan önce, mantık kavramının genel gelişimini incelemek yerinde olacaktır. Mantık düşüncesi, Antik Yunan, Hindistan ve Çin gibi farklı uygarlıklarda yapılandırılmış akıl yürütme biçimleri olarak ortaya çıkmıştır. Bu erken mantık biçimlerinin kesin yapısı tam olarak bilinmemekle birlikte, temellerinin M.Ö. 4. yüzyıla kadar uzandığı düşünülmektedir.

Bu dönemde Buddha, Sokrates, Platon, Elealı Zenon, Parmenides ve Aristoteles gibi filozoflar öne çıkmıştır. Elealı Zenon, kavramsal düşünceye ve akıl bilgisine dayalı ilk akıl yürütme ilkelerini ortaya koymuştur. Ancak, mantığı sistematik olarak tanımlayan ve klasik mantığın, ikili (binary) mantığın ve Aristotelesçi mantığın temelini atan kişi Aristoteles'tir (Keskenler ve Keskenler, 2017).

Orta Çağ boyunca (400–1600), Aziz Augustinus, Boethius, Farabi, İbn Sina, İbn Rüşd, Thomas Aquinas ve Duns Scotus gibi düşünürler Aristotelesçi anlayış üzerinden çalışmalarda bulunmuşlardır. Ancak mantığın dinî düşünceyle özdeşleşmesi, Yeni Çağ'daki seküler anlayışla birlikte Aristotelesçi mantığın etkisini azaltmıştır.

Modern dönemde, Gottfried Wilhelm Leibniz, Aristoteles'in izinden gitmiş; Immanuel Kant ise tüm bilginin öznel deneyim ve nesnel gerçeklikten doğduğunu savunmuştur. Bu dönemde mantık, sembolik ve biçimsel mantık alanlarında önemli gelişmeler kaydetmiştir. Augustus De Morgan, George Boole (sembolik mantığın kurucusu), John Stuart Mill (indüksiyon konusuna katkı sağlamış, Mill yöntemini geliştirmiştir), Charles Dodgson (sembolik mantık ve mantık oyunları üzerine yazılar yazmıştır), Charles Sanders Peirce (Amerikan Pragmatizminin öncülerindendir), Gottlob Frege (matematiğin temellerinde mantığı öne sürmüştür), Bertrand Russell, Alfred North Whitehead, David Hilbert, Wilhelm Ackermann, Ludwig Wittgenstein, Emil Post, Kurt Gödel (Eksiklik Teoremi ile tanınır) ve Rudolf Carnap bu dönemin önemli isimlerindendir.

1900 sonrası dönem, bulanık mantığın kuramsal olarak şekillenmeye başladığı bir dönemdir. 20. yüzyılın başlarında Jan Łukasiewicz (1878–1956), Aristotelesçi ikili mantığı eleştirerek, üç değerli bir mantık sistemini önermiştir. “Doğru” ve “yanlış”

dışında bir “belki” değerinin de mantıksal sistemde yer alması gerektiğini savunmuş ve bunu $[0, 1, 2]$ aralığında ifade etmiştir (Vural 2002). Donald Ervin Knuth daha sonra bu yaklaşımı $[-1, 0, 1]$ aralığıyla yeniden tanımlamıştır.

Bulanık mantığın modern anlamda kurucusu olarak kabul edilen Lotfi A. Zadeh, bu alandaki ilk çalışmasını 1965 yılında yayımlamıştır. Klasik mantığın, insan düşüncesinin belirsizliklerini ve dilsel bulanıklıkları açıklamada yetersiz olduğunu gözlemleyen Zadeh, bulanık kümeler teorisini geliştirerek bulanık mantığı ortaya koymuştur (Zadeh 1965). California Üniversitesi Berkeley’de profesörlük ve dekanlık yapmış olan Zadeh, bu alanda öncü araştırmalar gerçekleştirmiştir.

Lisans eğitimini Tahran Üniversitesi Elektrik Mühendisliği bölümünde tamamlayan Zadeh, yüksek lisansını Massachusetts Teknoloji Enstitüsü’nde (MIT), doktorasını ise 1949 yılında Columbia Üniversitesi’nde yapmıştır. Columbia, Princeton ve Berkeley üniversitelerinde akademik çalışmalarını sürdürmüştür. Zadeh, 6 Eylül 2017 tarihinde vefat etmiş ve bilim dünyasına sayısız katkı bırakmıştır (Işıklı 2010).

3.1.3 Klasik Mantık ile Arasındaki Farklar

Mantık, genel anlamıyla felsefe biliminin bir alt dalı olarak düşünmenin ve akıl yürütmenin kurallarını inceleyen bir disiplindir. Bu alana büyük katkılar sağlayan isimlerin başında Antik Yunan filozofu Aristoteles gelir. Aristoteles’in geliştirdiği mantık teorileri, Antik Yunan felsefesinden Orta Çağ İslam düşüncesine ve modern felsefeye kadar uzanan geniş bir etki alanına sahiptir. Klasik mantık olarak da adlandırılan bu yaklaşım, uzun süre mantıksal düşüncenin temelini oluşturmuş ve İbn Sina ile Farabi gibi düşünürler aracılığıyla Orta Çağ İslam felsefesini de etkilemiştir (Ferreirós 2001).

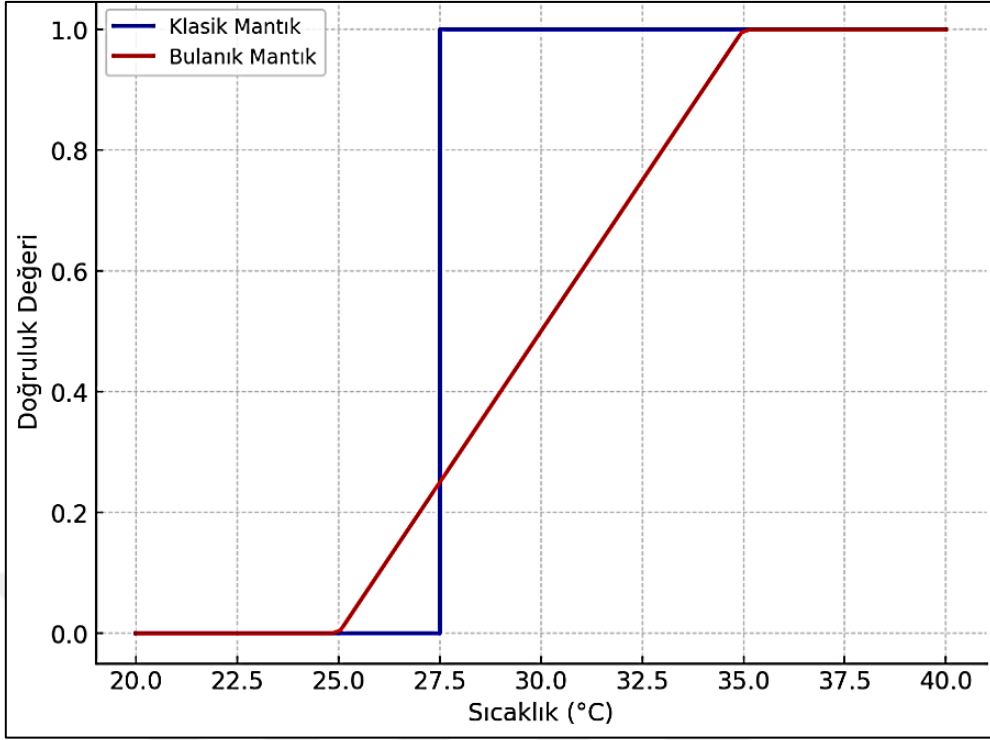
20. yüzyılın başlarında, klasik mantığın bu sınırlı yapısı sorgulanmaya başlanmış ve alternatif düşünce sistemleri geliştirilmeye başlanmıştır. Bu süreçte önemli bir adım, Polonyalı filozof Jan Łukasiewicz tarafından atılmıştır. Łukasiewicz, klasik mantığın iki değerli sistemine karşılık üçüncü bir değer olan “belki”yi (2) önermiş ve böylece Üç Değerli Mantık (ternary logic) sistemini ortaya koymuştur. Bu sistem, önermelerin yalnızca doğru (1) ya da yanlış (0) değil, aynı zamanda belirsiz (2) olabileceğini kabul

eder. Gerçek hayatta birçok durumun kesinlikle doğru ya da yanlış olmadığı göz önüne alındığında, bu yaklaşım mantıksal analize esneklik kazandırmıştır (Kotarbiński 1958).

Bu gelişmeleri takip eden dönemlerde, çok değerli mantık sistemleri (multi-valued logic systems) daha fazla ilgi görmeye başlamıştır. Bu alana katkı sunan isimlerden biri de Amerikalı bilgisayar bilimci D. Erwin Knuth'tur. Knuth, Łukasiewicz'in sistemini -1 (yanlış), 0 (belki/kararsız) ve +1 (doğru) şeklinde simetrik bir sayı aralığıyla ele almış, bu yaklaşımın belirsizlik durumlarının daha doğru modellenmesine olanak sağladığını savunmuştur (Knuth 1981).

Çok değerli mantık sistemlerinin bir uzantısı olarak kabul edilen bulanık mantık, klasik mantığın katı yapısına karşı geliştirilmiş önemli bir alternatif sunar. İlk kez 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından ortaya atılan bulanık mantık, nesnelerin bir sınıfa ait olup olmadığını kesin olarak değerlendirmek yerine, ait olma derecesini ifade eden üyelik fonksiyonlarına dayalı bir yapı sunar (Zadeh 1965). Örneğin, sıcaklık değeri 30°C olan bir ortamın “sıcak” olarak değerlendirilip değerlendirilemeyeceği sorulduğunda, klasik mantık bu durumu yalnızca “evet” veya “hayır” şeklinde yanıtlar. Oysa bulanık mantık, bu ortamı %50 oranında “sıcak” kabul edebilir. Böylece, gerçek dünyadaki belirsizlikler ve değişkenlikler daha gerçekçi biçimde modellenebilir (Zadeh 1975, Klir ve Yuan 2005).

Bulanık mantığın klasik mantıktan temel farkı, kesin yargılar yerine değişkenlerin kümelerine aidiyet derecelerine odaklanmasıdır. Bu yaklaşım, özellikle insan düşüncesine yakınlığı ve belirsizliklerle başa çıkma kabiliyeti sayesinde karar destek sistemlerinde, uzman sistemlerde ve kontrol sistemlerinde yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Örneğin, Japonya'da Sendai metrosunda uygulanan bir bulanık kontrol sistemi, trenlerin hız ve frenleme süreçlerini insan operatörlerinden daha verimli bir şekilde yönetmiş, enerji tüketimini azaltırken yolcu konforunu artırmıştır (Mizumoto ve Tanaka 2000).



Şekil 3. 2 Klasik Mantık ve Bulanık Mantığın İşleyişi (Zengin 2025).

Ancak bulanık mantık sistemlerinin geliştirilmesinde bazı zorluklar da mevcuttur. Bu sistemlerin doğru çalışabilmesi için üyelik fonksiyonlarının hassas bir şekilde tanımlanması ve kuralların uygun biçimde oluşturulması gerekmektedir. Bu süreç genellikle uzman bilgiye dayalıdır ve bu nedenle sübjektif unsurlar içerebilir. Ayrıca, büyük ölçekli sistemlerde değişken sayısının artması, kuralların karmaşıklığını da artırmakta ve sistemlerin yönetimini zorlaştırabilmektedir. Bu sorunlar, adaptif bulanık sistemler ve yapay sinir ağları gibi yöntemlerle aşılmaya çalışılmaktadır (Kosko ve Isaka 1993, Hellmann 2001).

Sonuç olarak, bulanık mantık; klasik mantığın kesinlik, ikilik ve sabitlik üzerine kurulu yapısına karşı, değişkenlik, belirsizlik ve derecelilik esasına dayanan esnek bir mantık sistemi sunar. Bu özelliği sayesinde mühendislikten sosyal bilimlere kadar pek çok alanda uygulama imkânı bulmuş ve özellikle yapay zeka, kontrol sistemleri ve karar destek uygulamalarında önemli bir yer edinmiştir. Gelecekte, bulanık mantığın daha da geliştirilerek karmaşık sistemlerin daha etkili biçimde yönetilmesine katkı sağlaması beklenmektedir (Zengin 2025).

3.1.4 Bulanık Mantığın Avantajları ve Dezavantajları

Bulanık mantık teorisi, farklı disiplinlerde giderek daha yaygın olarak uygulanmakta olup birçok önemli avantaja sahiptir. Bu avantajlar aşağıdaki şekilde özetlenebilir (Faris 2008, Genç, 2015, Gül 2012, Pehlivan 2001):

- Bir sistemin matematiksel modelini kesin olarak çıkarmanın zor olduğu durumlarda, kritik bilgi iki ana kaynaktan elde edilir. Birincisi, sistemin durum değişkenlerini sayısal olarak gösteren sensörlerdir. İkincisi ise, sistemle ilgili operatörün dilsel tanımlamalarını ve kontrol talimatlarını içeren operatör ifadeleridir. Bulanık kontrol yöntemleri bu iki bilgi kaynağını birlikte kullanırken, klasik kontrol yöntemleri genellikle yalnızca sensör verilerine dayanır.
- Bulanık kontrol, model bağımsız bir yaklaşım üzerine kuruludur ve kontrol edilen sistem için formal bir matematiksel modele ihtiyaç duymaz. Günümüzün karmaşık sistemleri düşünüldüğünde, model bağımsız yaklaşımın önemi artmaktadır.
- Bulanık kontrol, insanın düşünme ve kontrol stratejilerini taklit ettiği için yorumlanması kolaydır ve daha anlaşılırdır.
- Uygulaması basittir ve çok sayıda paralel işlemi destekler, bu da hesaplama verimliliğini artırır.
- Diğer kontrol sistemlerine kıyasla bulanık mantık yazılımları daha basittir; bu da uygulama maliyetlerini düşürür ve işlemleri kolaylaştırır. Bu nedenle bulanık kontrol, yüksek performans/maliyet oranına sahip bir yaklaşımdır.
- Bulanık mantığın temel prensipleri kolay anlaşılır ve matematiksel olarak karmaşık olmayan yapısı ile daha doğal bir yaklaşım sunar.
- Sistem seviyesinin herhangi bir aşamasına esnek bir şekilde entegre edilebilir.
- Matematiksel modele ihtiyaç duymadığı için oldukça karmaşık ve doğrusal olmayan sistemlerin modellenmesine olanak sağlar.
- Kullanıcıların deneyimlerinden doğrudan faydalanmasını sağlayan kullanıcı girdisine açıktır.
- Dilsel yapısı, doğal dile yakın olması sebebiyle anlaşılması kolaydır.

- Belirsiz, zamanla değişen, karmaşık ve iyi tanımlanmamış sistemlerin kontrolüne basit çözümler sunar; bu durum günlük yaşamda karşılaşılan problemlere benzer.

Buna karşın, bulanık mantığın bazı dezavantajları bulunmaktadır (Genç 2015, Vardar 2004, Yılmaz 2006):

- Kuralların uygun şekilde belirlenmesi uzmanlık gerektirir ve üyelik fonksiyonlarının tanımlanması zor olabilir.
- Üyelik fonksiyonlarının belirlenmesinde kesin ve otomatik bir yöntem bulunmamaktadır; genellikle deneme yanılma yöntemi uygulanır ve bu süreç zaman alıcıdır.
- Bulanık mantığın en temel sorunu, stabilite, gözlemlenebilirlik ve kontrol analizlerinin yapılmasının güç olmasıdır. Bu analizler ancak pahalı deneylerle gerçekleştirilebilir.
- Üyelik fonksiyonu parametreleri çalışılan sisteme özgü olduğundan başka sistemlere uyarlanmaları zordur.
- Üyelik fonksiyonlarının kurulumu uzun zaman alabilir ve sistem öğrenme yeteneğine sahip değildir; bu da adaptasyon kabiliyetini sınırlar.
- Bulanık kontrol sistemlerinin stabilite değerlendirmesi zordur ve karmaşıktır.

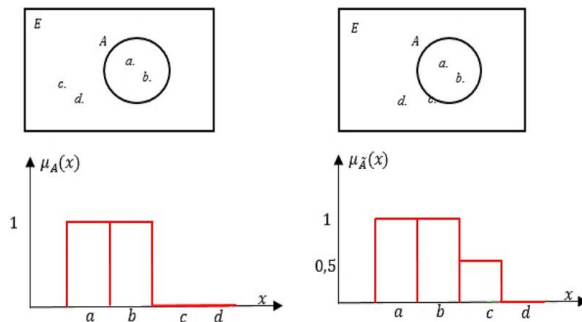
3.1.5 Bulanık Kümeler

Bulanık küme teorisi, belirsizlik veya kesin olmama durumlarının hakim olduğu karar verme süreçlerine matematiksel olarak kesinlik kazandıran yöntemler bütünüdür. Temel amacı, tanımları zor ve belirsizlik içeren kavramlara üyelik dereceleri atayarak bu kavramların daha kesin şekilde ifade edilmesini sağlamaktır (Aytaç 2006). Bulanık küme teorisi ilk olarak yapay zeka alanında geliştirilmiş, daha sonra operasyon araştırması, uzman sistemler, kontrol teorisi, sinir ağları, fuzzy kontrol teorisi, yönetim bilimleri ve istatistik gibi birçok farklı alanda uygulanmıştır.

Bulanık küme teorisinin avantajları arasında, belirsizlik ve kesin olmama içeren problemleri etkin şekilde çözebilme yeteneği yer almaktadır. Klasik matematiksel modellere kıyasla, insan faktörünün dahil olduğu ve kişisel önyargıların etkili olduğu durumlarda daha esnek ve güvenilir sonuçlar üretmektedir (Tuş 2006). Bununla birlikte, üyelik fonksiyonlarının belirlenmesindeki belirsizlik ve farklı uygulama alanlarına göre değişen tanımların seçiminin her zaman tam uygun olmaması, fuzzy küme teorisinin dezavantajları arasındadır. Bu nedenle, üyelik fonksiyonlarının oluşturulmasında daha basit fonksiyonların kullanılması ve istatistiksel verilerle desteklenmesi önerilmektedir.

Klasik küme teorisinde, bir küme açık ve belirli bir nesne topluluğudur. Her elemanın kümeye ait olup olmadığı kesin olarak belirlenir ve üyelik fonksiyonu $\mu_A(x)$, evrensel küme E 'deki elemanları $\{0,1\}$ kümesine eşler. Yani, klasik bir A kümesi için $\forall x \in E: \mu_A(x) \in \{0,1\}$ koşulu sağlanır; burada 1 üyeliği, 0 ise üyeliğin olmadığını belirtir.

Bulanık kümelerde ise bu durum genellenerek, elemanların kısmi üyeliği mümkün kılınır. Bir Bulanık küme $\tilde{A}$ için üyelik fonksiyonu $\mu_{\tilde{A}}(x)$, evrensel küme E 'deki elemanları $[0,1]$ aralığına eşler; yani $\forall x \in E: \mu_{\tilde{A}}(x) \in [0,1]$. Bu fonksiyon, bir elemanın Bulanık kümeye ait olma derecesini gösterir ve böylece üyelik kesin değil, kademeli bir şekilde ifade edilir. Şekil 3'te klasik ve Bulanık kümelerin grafiksel gösterimleri sunulmaktadır.



Şekil 3.3 Klasik ve bulanık kümenin grafiksel gösterimi (Özdamar, 2006).

Bulanık kümeler, klasik kümelerin bir genellemesi olup, klasik küme teorisinde yer alan bazı temel özellikleri bünyesinde barındırmaktadır. Bulanık kümelerin başlıca özellikleri arasında eşitlik, kapsama (alt küme olma), yükseklik ve normallik bulunmaktadır (Tuş 2006, Ross 2005, Gülcan 2012, Güçlü 2011, Zimmermann 2011).

1. Eşitlik: İki bulanık küme ($\tilde{A}$ ve $\tilde{B}$) eşit kabul edilebilmesi için, evrensel küme E 'deki her bir eleman için üyelik fonksiyonlarının aynı üyelik derecelerini ataması gerekir. Yani, $\forall x \in E$ için $\mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{B}}(x)$ koşulunun sağlanması gerekir. Bu durum şu şekilde gösterilir (Gülcan 2012):

$$\mu_{\tilde{A}}(x) = \mu_{\tilde{B}}(x), \forall x \in E \Leftrightarrow \tilde{A} \equiv \tilde{B} \quad (3.1)$$

2. Alt Küme (Kapsama): $\tilde{A}$ bulanık kümesinin $\tilde{B}$ bulanık kümesinin alt kümesi olması, yani $\tilde{B}$ 'nin $\tilde{A}$ 'yi kapsaması için, $\tilde{A}$ 'deki her elemanın üyelik derecesi, $\tilde{B}$ 'deki karşılık gelen üyelik derecesinden küçük ya da ona eşit olmalıdır. Bu ilişki matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir (Yalçın 2022):

$$\tilde{A} \subseteq \tilde{B} \Leftrightarrow \forall x \in E, \mu_{\tilde{A}}(x) \leq \mu_{\tilde{B}}(x) \quad (3.2)$$

3. Yükseklik: Bir bulanık kümenin yüksekliği, üyelik fonksiyonunun aldığı en yüksek değeri ifade eder ve evrensel kümedeki tüm elemanlar için belirlenir. Bu değer, genellikle "sup" yani üst sınır terimiyle tanımlanır (Güçlü 2011):

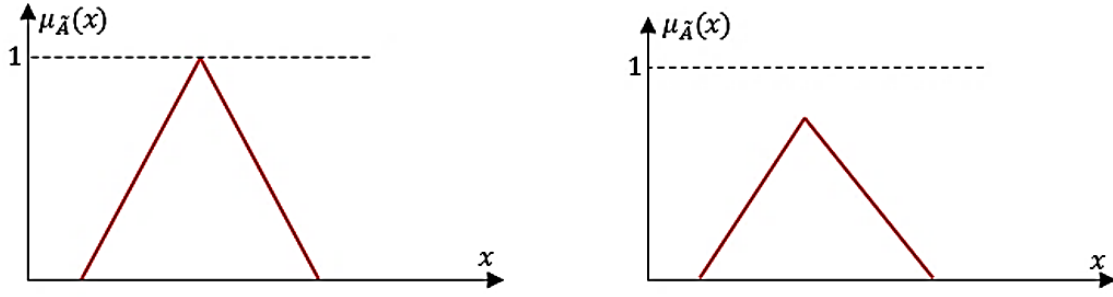
$$hgt(\tilde{A}) = \sup(\mu_{\tilde{A}}(x)), \forall x \in E \quad (3.3)$$

Buradaki sup terimi, üyelik fonksiyonunun aldığı en büyük değeri belirtmektedir (Tuş 2006).

4. Normallik: Eğer bir bulanık kümede üyelik derecesi 1 olan en az bir eleman varsa, bu kümeye normal bulanık küme denir. Yüksekliği 1'in altında olan kümeler ise normal olmayan bulanık kümeler olarak adlandırılır. Normal bir bulanık kümenin matematiksel ifadesi şu şekildedir (Ross 2005):

$$hgt(\tilde{A}) = \sup(\mu_{\tilde{A}}(x)) = 1, \forall x \in E \quad (3.4)$$

Normal ve normal olmayan bulanık küme örnekleri Şekil 3.4'de sunulmuştur.



Şekil 3. 4 Normal ve normal olmayan bulanık küme (Ross 2005).

Destek Kümesi (Support Set): $\tilde{A}$ bulanık kümesinin destek kümesi, evrensel küme E içerisindeki üyelik derecesi sıfırdan büyük olan tüm elemanlardan oluşur. Matematiksel gösterimi şu şekildedir (Gülcan 2012).

$$Supp(\tilde{A}) = \{x | \mu_{\tilde{A}}(x) > 0, x \in E\} \quad (3.5)$$

Çekirdek Kümesi (Kernel): Bulanık küme $\tilde{A}$ 'nin çekirdeği, üyelik derecesi tam olarak 1 olan elemanlardan meydana gelir. Bu küme, aşağıdaki gibi tanımlanır (Yalçın 2022).

$$Kernel(\tilde{A}) = \{x \in E | \mu_{\tilde{A}}(x) = 1\} \quad (3.6)$$

Sınır Kümesi (Boundary Set): Bulanık kümenin sınır kümesi, üyelik derecesi 0 ile 1 arasında olan, yani kümeye kısmi olarak ait olan elemanlardan oluşur. Matematiksel tanımı şöyledir (Yalçın 2022).

$$Sınır(\tilde{A}) = \{x \in E | 0 < \mu_{\tilde{A}}(x) < 1\} \quad (3.7)$$

Ağırlık Merkezi (Merkez): Bir $\tilde{A}$ bulanık kümesinin merkezi, bu kümenin dağıldığı ortalama değeri ifade eder. Eğer küme sonlu ise merkez genellikle elemanların ağırlıklı ortalamasıyla hesaplanır. Ancak, üyelik fonksiyonunun maksimum değerine birden fazla noktada veya sonsuz bir aralıkta ulaşması hâlinde, bu noktalardan biri – genellikle en büyük veya en küçük olan – merkez olarak kabul edilir (Yalçın 2022).

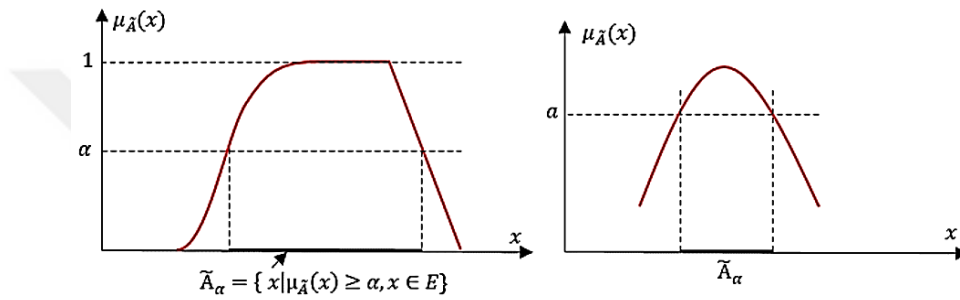
α -Kesim ve Güçlü α -Kesim Kümeleri: Bir bulanık kümenin α -kesimi, üyelik derecesi belirli bir α eşik değerine ($0 \leq \alpha \leq 1$) eşit veya daha büyük olan tüm elemanların

oluşturduğu kesin (crisp) bir kümedir. α -kesimi şu şekilde tanımlanır (Gülcan 2012, Zimmermann 2011).

$$\tilde{A}_\alpha = \{x | \mu_{\tilde{A}}(x) \geq \alpha, x \in E\} \quad (3.8)$$

Eğer yalnızca üyelik derecesi α 'dan büyük olan elemanlar alınırsa, elde edilen bu küme güçlü α -kesim kümesi olarak adlandırılır (Zimmermann 2011):

$$\tilde{A}_\alpha = \{x \in E | \mu_{\tilde{A}}(x) > \alpha\} \quad (3.9)$$

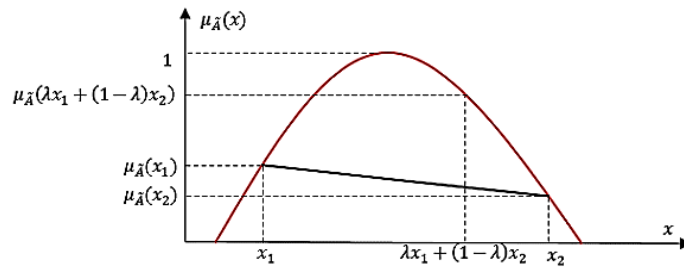


Şekil 3. 5 α -kesim ve zayıf α -kesim kümesi (Gülcan 2012).

Dışbükeylik: $\tilde{A}$ bulanık kümesinin her α -kesim kümesi dışbükeyse $\tilde{A}$ dışbükey bir kümedir. Matematiksel gösterimi aşağıdaki gibidir (Zimmermann 2011):

$$\mu_{\tilde{A}}[\lambda x_1 + (1 - \lambda)x_2] \geq \min[\mu_{\tilde{A}}(x_1), \mu_{\tilde{A}}(x_2)], x_1, x_2 \in E, \lambda \in [0,1] \quad (3.10)$$

Şekil 3.6'de dışbükey bulanık kümeye örnek gösterilmiştir.



Şekil 3.6 Dışbükey bir bulanık küme (Gülcan 2012).

Kardinalite (Eleman Sayısı): Bir evrensel küme E üzerinde tanımlı sonlu bir bulanık küme $\tilde{A}$ 'nin kardinalitesi, küme elemanlarının üyelik derecelerinin toplamı ile ifade edilir. Bu kavram, bulanık kümenin büyüklüğüne ilişkin nicel bir ölçüdür. Matematiksel ifadesi aşağıdaki gibidir (Zimmermann 2011):

$$|\tilde{A}| = \sum \mu_{\tilde{A}}(x) \quad (3.11)$$

Bu formüle göre, $\tilde{A}$ bulanık kümesinin bağıl kardinalitesi, toplam üyelik derecelerinin evrensel kümedeki eleman sayısına oranı olarak tanımlanır:

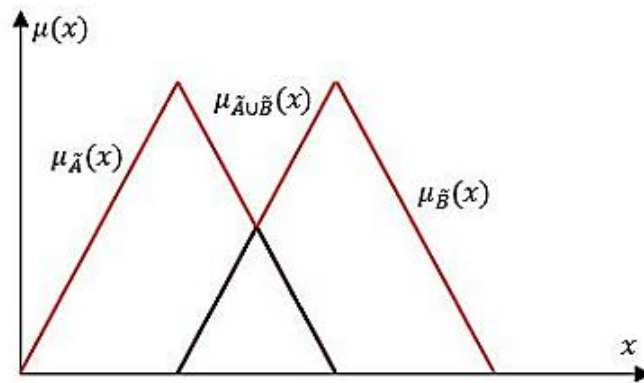
$$\|\tilde{A}\| = |\tilde{A}| / N \quad (3.12)$$

Bulanık kümeler üzerinde yapılan işlemler, üyelik fonksiyonları aracılığıyla tanımlanır. Birleşim, kesişim, tümleyeni (komplemanı) ve kapsama gibi temel işlemler aşağıda açıklanmıştır (Paksoy, Pehlivan ve Özceylan 2013, Ross 2005, Zimmermann 2011):

Birleşim (Union): İki farklı bulanık küme arasındaki mantıksal “veya” (OR) işlemini ifade eder ve en az bir kümeye ait olan tüm evrensel küme elemanlarını içerir. Bu işlem, elemanların üyelik derecelerinden en büyüğünün seçilmesiyle gerçekleştirilir (Paksoy, Pehlivan ve Özceylan 2013). Matematiksel olarak şu şekilde ifade edilir:

$$\mu_{\tilde{A} \cup \tilde{B}}(x) = \max(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) = \mu_{\tilde{A}}(x) \vee \mu_{\tilde{B}}(x), \forall x \in E \quad (3.13)$$

İki bulanık kümenin birleşimine dair bir örnek, Şekil 3.7’te sunulmuştur.

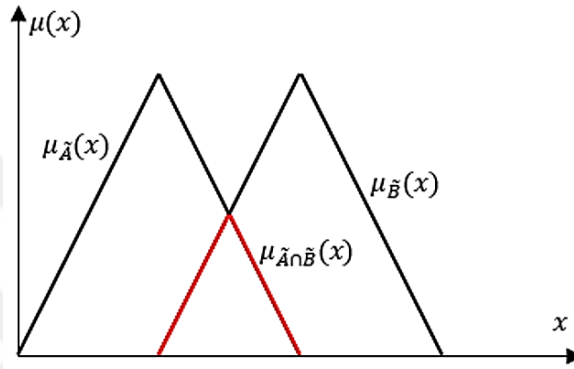


Şekil 3.7 İki bulanık kümenin birleşimi (Paksoy, Pehlivan ve Özceylan 2013).

Kesişim: İki farklı bulanık küme arasındaki mantıksal “ve” işlemi, bu kümelerin kesişimi olarak adlandırılır. Bulanık küme teorisinde kesişim işlemi, her bir evrensel küme elemanı için üyelik derecelerinin en düşük (minimum) değerinin alınması kuralına göre gerçekleştirilir. Bu işlem, aşağıdaki şekilde matematiksel olarak ifade edilir (Ross, 2005, Massad vd. 2008).

$$\mu_{\tilde{A} \cap \tilde{B}}(x) = \min(\mu_{\tilde{A}}(x), \mu_{\tilde{B}}(x)) = \mu_{\tilde{A}}(x) \wedge \mu_{\tilde{B}}(x), \forall x \in E \quad (3.14)$$

İki bulanık kümenin kesişim işlemine ait bir örnek Şekil 3.8’de sunulmuştur.

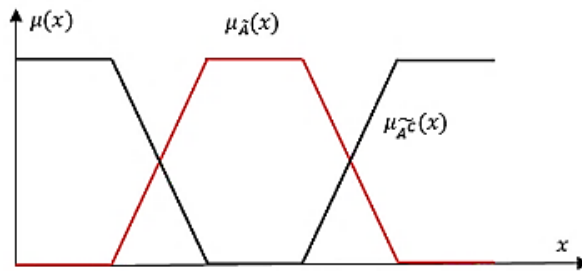


Şekil 3.8 İki bulanık kümenin kesişimi (Paksoy, 2013).

Tümleyen: Bir bulanık kümenin tümleyeni, o kümenin değilinin alınması anlamına gelir ve bu işlem, küme elemanlarının üyelik derecelerinin 1 değerinden çıkarılmasıyla elde edilir. $\tilde{A}$ bulanık kümesinin tümleyeni $\tilde{A}^c$ şeklinde gösterilir. Bu işlemin matematiksel gösterimi aşağıdaki gibidir (Paksoy 2013, Massad vd. 2008):

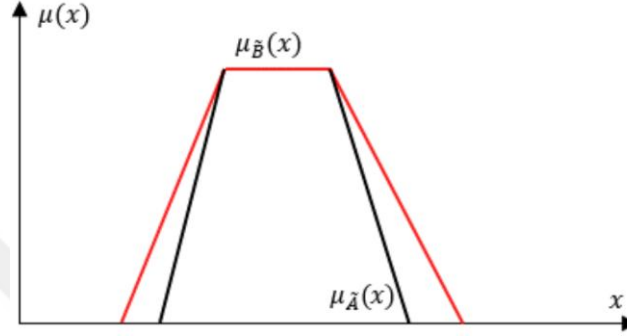
$$\mu_{\tilde{A}^c}(x) = 1 - \mu_{\tilde{A}}(x), \forall x \in E \quad (3.15)$$

Bir bulanık kümenin tümleyeniyle ilişkin bir örnek Şekil 9’da verilmiştir.



Şekil 3. 9 K Bir bulanık kümenin tümleyeni (Paksoy 2013).

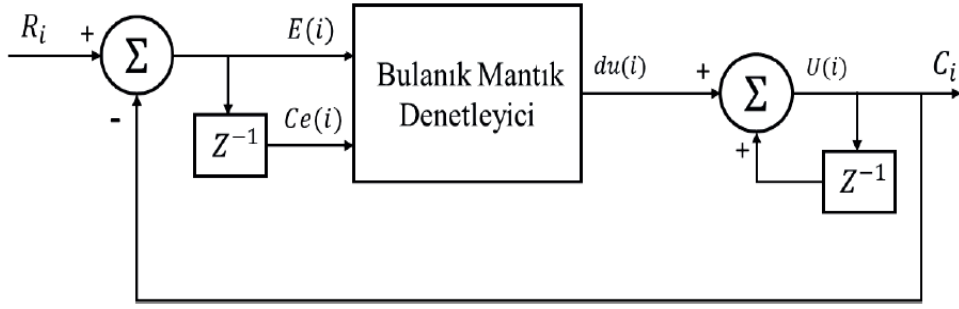
Kapsama: $\tilde{A}$ ve $\tilde{B}$ iki bulanık küme olmak üzere, eğer her $x \in E$ için $\mu_{\tilde{A}}(x) \leq \mu_{\tilde{B}}(x)$ koşulu sağlanıyorsa, $\tilde{B}$ bulanık kümesi, $\tilde{A}$ bulanık kümesini kapsar. Bu durum $\tilde{A} \subseteq \tilde{B}$ biçiminde ifade edilir ve bu da $\tilde{A}$ bulanık kümesinin, $\tilde{B}$ bulanık kümesinin bir alt kümesi olduğunu gösterir (Paksoy 2013). Bulanık kümelerde kapsamaya ilişkin bir örnek Şekil 10'da sunulmuştur.



Şekil 3. 10 Bir bulanık kümenin kapsayıcı (Paksoy 2013).

3.1.6 Motor Kontrolünde Bulanık Mantık (Bulanık Mantık PD+I Denetleyici)

Bulanık PD+I denetleyiciler, kontrol mühendisliği disiplininde yaygın olarak kullanılan etkin bir denetim stratejisidir. Bu yöntem, bir sistemin istenen çıkışı ile gerçek çıkışı arasındaki farkı (hata) en aza indirmek amacıyla geliştirilmiştir. Şekil 11'de örneği verilen PD+I denetleyici, üç temel kontrol bileşeninin birleşiminden oluşmaktadır: Oransal (P), Türevsel (D) ve İntegral (I). Oransal bileşen, anlık hataya dayalı olarak bir kontrol sinyali üretir. Türevsel bileşen, sistem çıkışının değişim hızını dikkate alarak öngörülü bir denetim sağlar. İntegral bileşen ise zamanla biriken hata değerini dikkate alarak sistemde meydana gelen kalıcı sapmaları düzeltmeyi hedefler. Bu üç kontrol etkisinin birlikte kullanılması, özellikle doğrusal olmayan veya zamanla değişen sistemlerde daha kararlı ve duyarlı bir denetim mekanizması sunar (Sonugür ve Demir 2021).



Şekil 3.11 Bir bulanık PD+I denetleyicisinin yapısı (Sonugür ve Demir 2021).

Burada; Önceden belirlenmiş olan referans değeri, Sistem Çıkışı, Denetleyici Çıkışıdır. Diğer bileşenler aşağıda verilmiştir.

$$E_i = R_i - C_i \quad (3.16)$$

$$C_{ei} = E_i - E_{i-1} \quad (3.17)$$

$$U_i = d_{ui} + U_{i-1} \quad (3.18)$$

3.1.7 Bulanık Mantık Çıkarsama Yöntemleri

3.1.7.1 Mamdani Bulanık Çıkarım Sistemi

Mamdani Yöntemi, 1975 yılında bilgisayar bilimi ve yapay zekâ alanında önemli çalışmaları bulunan Ebrahim Mamdani tarafından geliştirilmiş olup, bulanık mantık temelli ilk çıkarım yöntemlerinden biri olarak kabul edilmektedir (Mamdani ve Assilian 1975).

İnsan düşünce ve karar verme süreçlerini modellemek amacıyla geliştirilen bu yöntem, ilk olarak buhar kazanları ve motorlarının kontrolünde uygulanmıştır. Günümüzde Mamdani Yöntemi, endüstriyel otomasyondan sağlığa, tarımdan finans ve ekonomiye kadar çok çeşitli alanlarda yaygın şekilde kullanılmaktadır. Bu yöntemde, bulanık çıkarım süreci dört temel adımdan oluşur: bulanıklaştırma, kural değerlendirme, birleştirme (agregasyon) ve durulaştırma (defuzzification) (McNeill ve Thro 1994).

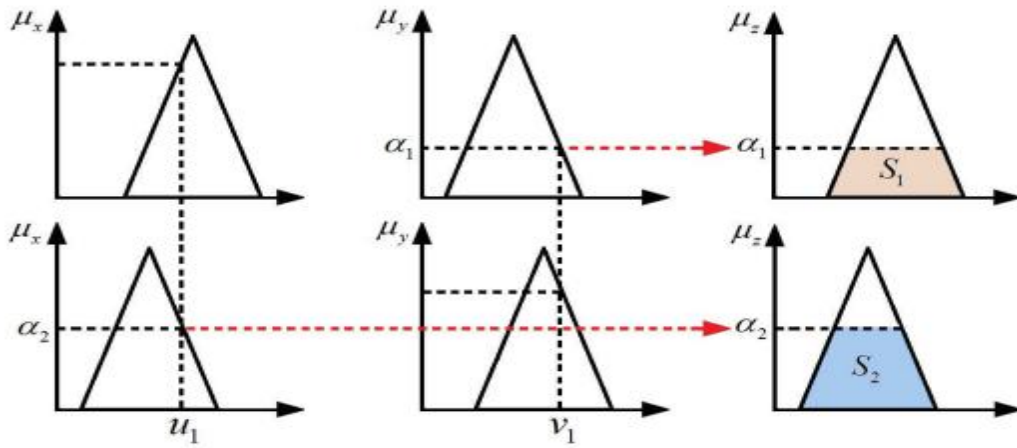
Yöntemin en önemli avantajlarından biri, insan mantığına olan yakınlığıdır. "Eğer–ise" şeklindeki kural yapısı, günlük hayatta insanların kullandığı düşünce biçimlerine benzerlik gösterdiğinden, uygulamada anlaşılabilirliği ve kullanılabilirliği artırmaktadır. Mamdani Yöntemi, çok değişkenli ve belirsizlik içeren sistemlerin kontrolünde esneklik sağlayan bir yapıya sahiptir. Finansal piyasalar gibi çok sayıda faktörün (piyasa koşulları, ekonomik göstergeler, siyasi riskler vb.) bir arada değerlendirildiği sistemlerde, mevcut karmaşıklığın modellenmesinde etkili bir araç sunmaktadır (Bělohlávek vd. 2017).

Bununla birlikte, Mamdani Yöntemi'nin uygulamalarında bazı zorluklar da mevcuttur. Özellikle durulaştırma (defuzzification) aşaması önemli bir hesaplama yükü oluşturmaktadır. Bu aşama, bulanık kural çıktılarının belirli (kesin) bir çıktıya dönüştürülmesini içerir. En sık kullanılan yöntem olan ağırlıklı ortalama (centroid) yöntemi, bulanık çıktı kümesinin ağırlık merkezinin hesaplanmasına dayanır. Ancak bu yöntemde tüm çıktı kümesinin entegrasyonu gerektiğinden, özellikle çok sayıda kural ve karmaşık üyelik fonksiyonlarının bulunduğu sistemlerde yüksek hesaplama gücü gerektirmektedir (Zengin 2025).

Örneğin, hisse senedi fiyatlarının dinamik olarak değerlendirildiği bir sistemde, her bir kuralın çalıştırılması ve ardından bu sonuçların durulaştırılması ciddi bir işlem yüküne neden olabilir. Bu işlem yükü, özellikle gerçek zamanlı çalışan sistemlerde performans problemleri doğurabilir. Gerçek zamanlı uygulamalarda kararların hızlı bir şekilde alınması ve uygulanması gerektiğinden, durulaştırma aşamasındaki yavaşlık sistemin genel performansını olumsuz etkileyebilir (Yılmaz vd. 2018).

Ayrıca, tanımlanan kural sayısındaki artış, sistemin yönetilebilirliğini ve optimize edilebilirliğini zorlaştırmaktadır. Her bir kural belirli bir durumu ele almakta, ancak kurallar arasındaki etkileşimler zamanla sistem performansını olumsuz etkileyebilmektedir. Özellikle yatırım sistemleri gibi büyük ölçekli yapılarda, kuralların birbiriyle olan çakışmalarını ve etkilerini izlemek ve yönetmek oldukça karmaşık hale gelmektedir. Bu durum, sistemin tasarımı ve bakım süreçlerinde daha fazla dikkat ve uzmanlık gerektirmektedir (Bělohlávek vd. 2017).

Sonuç olarak, Mamdani Yöntemi, şeffaf ve esnek bir bulanık çıkarım mekanizması sunmakla birlikte; durulaştırma aşamasında ortaya çıkan hesaplama yoğunluğu ve kural sayısındaki artışla birlikte gelen karmaşıklık, tasarım ve uygulama açısından dikkat edilmesi gereken önemli hususlardır.



Şekil 3.12 Mamdani bulanık çıkarım yönteminin yapısı (Ünsal ve Alışkan 2016).

3.1.7.2 Sugeno Bulanık Çıkarım Sistemi

Sugeno çıkarım sistemi (ya da Takagi-Sugeno modeli), 1985 yılında Takagi ve Sugeno tarafından geliştirilmiş olup, özellikle sayısal analiz ve hesaplama gerektiren durumlar için uygun bir modeldir (Takagi ve Sugeno 1985).

Bu yöntem, sayısal olarak hassas çıktılar gerektiren uygulamalar için ideal bir çözüm sunmaktadır. Modelleme süreci, giriş değişkenlerine ait üyelik fonksiyonlarının tanımlanması ve bulanıklaştırma işlemi ile başlar. Daha sonra, problem yapısına uygun kural tabanı oluşturulur. Kural tanımlamaları tamamlandıktan sonra seçilen çıkarım mekanizması—bu çalışmada Sugeno sistemi—uygulanır ve bulanık sonuçlar elde edilir. Son aşamada, bu bulanık sonuçlar belirli (kesin) değerlere dönüştürülerek nihai çıktılar elde edilir (Yıldırım vd. 2021).

Şekil 3.13'te, çalışmada kullanılan Sugeno çıkarım sisteminin işleyiş yapısı ve matematiksel modeli gösterilmektedir. Sugeno yönteminin Mamdani yönteminden temel farkı, çıktı üyelik fonksiyonlarının sabit ya da doğrusal fonksiyonlar biçiminde

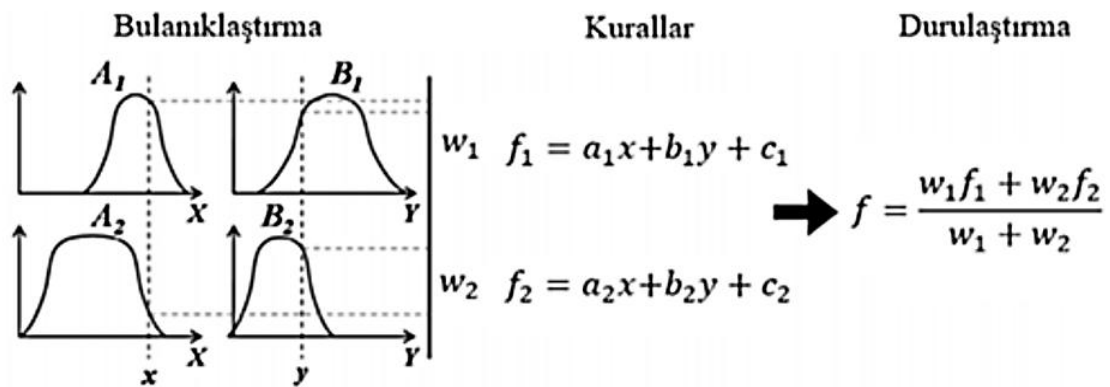
tanımlanmasıdır. Sugeno sisteminde çıktı, giriş değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak ifade edilir.

Sugeno bulanık çıkarım sisteminde kurallar şu şekilde formüle edilebilir:

- Kural 1: Eğer x A_1 ve y B_1 ise, $z = f_1(x, y) = a_1x + b_1y + c_1$
- Kural 2: Eğer x A_2 ve y B_2 ise, $z = f_2(x, y) = a_2x + b_2y + c_2$

Burada x ve y giriş değişkenlerini, A ve B ise bu değişkenlere ait bulanık kümeleri ifade eder. f_1 ve f_2 fonksiyonları, kural sonuçlarını tanımlayan doğrusal denklemlerdir. a , b ve c katsayıları, en küçük kareler yöntemi gibi optimizasyon teknikleri ile belirlenebilir. w sembolü, üyelik derecesini temsil etmektedir.

Çıktının belirginleştirilmesi (kesinleştirme) aşamasında ise, genellikle ağırlıklı ortalama yöntemi kullanılmaktadır. Bu yöntem, her bir kuralın katkısını üyelik derecesine göre değerlendirerek nihai çıktıyı hesaplamayı hedefler.



Şekil 3.13 Sugeno bulanık çıkarım sistemi (Cho vd. 2020)

3.1.8 Kural Tabanının Oluşturulması

Bulanık mantık denetleyicisinin tasarım aşamasında, sistemin matematiksel modelinden ziyade, sistemi kullanan operatörün sistem davranışına ilişkin bilgi ve tecrübesi daha önemli bir yere sahiptir. Bu tür uzman bilgisi, genellikle yıllar içinde edinilmiş

deneyimlere dayanır ve bulanık denetim sistemlerinin tasarımında doğrudan faydalanılır (Gül 2012).

Bulanık kontrol kurallarının oluşturulmasında yaygın olarak kullanılan bazı yöntemler mevcuttur. Bu yöntemler bağımsız olarak kullanılabileceği gibi, birlikte uygulanarak daha etkili kontrol stratejileri geliştirilebilir:

- Uzman deneyiminden ve kontrol mühendisliği bilgisinden yararlanmak,
- Operatörün kontrol davranışlarını modellemek,
- Sürecin bulanık modelini oluşturmak,
- Öğrenme mekanizmalarından yararlanmak

3.1.8.1 Uzman Tecrübesi ve Kontrol Mühendisliği Bilgisi

Bulanık kontrol kuralları genellikle insan muhakemesine benzeyen dilsel ifadelerle dayanır. Kuralların neden kısmı (öncül) sistemin durum değişkenlerini, sonuç kısmı (ardıl) ise bulanık kontrolörün çıkışını belirtir. Bu tür kurallar, uzman görüşlerinin ve insan karar verme süreçlerinin modellenmesi açısından oldukça uygundur. Bu nedenle, bulanık mantık temelli kontrol sistemleri, süreçteki uzman ya da operatör deneyiminden faydalanmak açısından önemli avantajlar sunar (Wang 1997).

3.1.8.2 Operatörün Kontrol Hareketlerini Modellemesi

Tecrübeli insan operatörleri, karmaşık sistemleri çoğu zaman herhangi bir matematiksel model kullanmaksızın başarıyla kontrol edebilir ve bu süreçte farkında olmadan birçok bulanık kontrol kuralını uygulurlar. Bu açıdan bakıldığında, operatörün kullandığı kontrol stratejilerinin bulanık kurallara haline getirilmesi, sistem performansını artırmak adına faydalı olacaktır (Genç 2015).

3.1.8.3 Sürecin Bir Bulanık Modelini Oluşturmak

Bu yaklaşım, kontrol edilen sistemin dinamik özelliklerinin dilsel ifadelerle tanımlanmasına dayanır. Tanımlamalar kullanılarak sürece ait bir bulanık model oluşturulur ve kontrol kuralları bu modele göre türetilir. Yöntem daha karmaşık olmakla birlikte, performans açısından önemli avantajlar sunar ve iyileştirmelerle daha etkili hale getirilebilir (Wang 1997).

3.1.8.4 Öğrenme

Birçok bulanık mantık sistemi, insan karar verme süreçlerini taklit etmek amacıyla geliştirilmiştir. Ancak, bu sistemlerin yalnızca bir kısmı insan öğrenme davranışlarını da dikkate alır. Bazı sistemler, deneyime bağlı olarak yeni bulanık kontrol kuralları oluşturma ve mevcut kuralları güncelleme gibi kendi kendini organize edebilen yapılar içermektedir. Bu yaklaşıma örnek olarak, Sugeno tarafından tasarlanan ve kendi kendine park etmeyi öğrenebilen BMK araç gösterilebilir (Pehlivan 2001, Wang 1997).

3.1.8.5 Deneyde Kullanılan Kural Tabloları

Çizelge 3.1 3x3 Kural Tablosu

ce \ e	NB	S	PB
NB	NB	NB	S
S	NB	S	PB
PB	S	PB	PB

Çizelge 3.2 5x5 Kural Tablosu

ce \ e	NB	NK	S	PK	PB
NB	NB	NB	NB	PK	PK
NK	NK	NK	NK	S	PK
S	NB	NK	S	PK	PB
PK	NK	S	PK	PK	PB
PB	S	PK	PB	PB	PB

Çizelge 3.3 7x7 Kural Tablosu

ce \ e	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB
NB	NB	NB	NO	NO	NK	NK	S
NO	NB	NB	NO	NK	NK	S	PK
NK	NB	NO	NK	NK	S	PK	PK
S	NB	NO	NK	S	PK	PK	PO
PK	NO	NK	S	PK	PK	PO	PO
PO	NK	S	PK	PK	PO	PO	PB
PB	S	PK	PK	PO	PO	PB	PB

Çizelge 3.4 9x9 Kural Tablosu

ce \ e	NCB	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB	PCB
NCB	NCB	NCB	NCB	NCB	NCB	NB	NO	NK	S
NB	NCB	NCB	NCB	NCB	NB	NO	NK	S	PK
NO	NCB	NCB	NCB	NB	NO	NK	S	PK	PO
NK	NCB	NCB	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB
S	NCB	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB	PCB
PK	NB	NO	NK	S	PK	PO	PB	PCB	PCB
PO	NO	NK	S	PK	PO	PB	PCB	PCB	PCB
PB	NK	S	PK	PO	PB	PCB	PCB	PCB	PCB
PCB	S	PK	PO	PB	PCB	PCB	PCB	PCB	PCB

3.1.8.6 Deneyde Kullanılan Karışık Üyelik Fonksiyonu

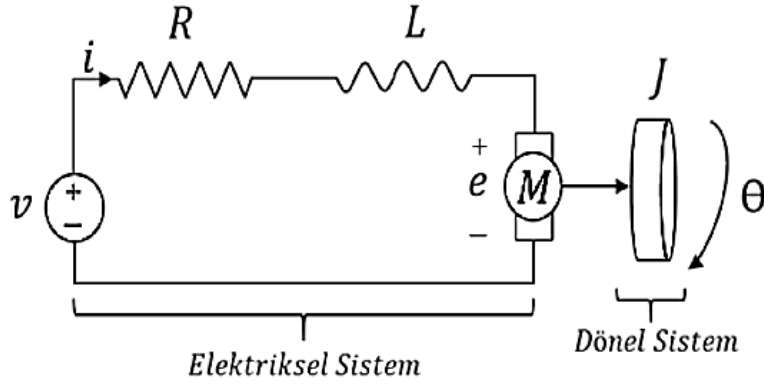
3x3 kural tabanında karışık üyelik fonksiyonunu oluşturan üyelik fonksiyonları şunlardır: yamuk üyelik fonksiyonu ve gauss üyelik fonksiyonudur. 5x5 kural tabanında karışık üyelik fonksiyonunu oluşturan üyelik fonksiyonları şunlardır: üçgen üyelik fonksiyonu ve gauss üyelik fonksiyonudur. 7x7 kural tabanında karışık üyelik fonksiyonunu oluşturan üyelik fonksiyonları şunlardır: yamuk üyelik fonksiyonu, gauss üyelik fonksiyonu ve üçgen üyelik fonksiyonudur. 9x9 kural tabanında karışık üyelik fonksiyonunu oluşturan üyelik fonksiyonları şunlardır: üçgen üyelik fonksiyonu ve gauss üyelik fonksiyonudur.

Yapılan 100 rpm ve 300 rpm, yüklü ve yüksüz tüm deneyler aynı şartlarda, aynı üyelik fonksiyonlarıyla gerçekleştirilmiştir.

3.2 Doğru Akım Motorları

3.2.1 Doğru Akım Motorları- Modellenmesi

Doğru Akım (DA) motorları, elektriksel ve mekanik alt sistemlerin birleşiminden oluşmaktadır. Bu motorlar aynı zamanda kendi dinamik davranışlarından kaynaklanan elektriksel moment (tork) ve zıt elektromotor kuvvet (EMK) gibi özgün parametrelere sahiptir. Bir DA motorunun rotor (armatür) devresine ait temel bileşenler Şekil 2’de gösterilmektedir. Şekil 14’te ise rotor sargılarının iç direnci ve indüktansı, motor milinin ve üzerine bağlı yükün atalet momenti, açısal yer değiştirme ile zıt elektromotor kuvvet gibi önemli fiziksel büyüklükler temsil edilmektedir. DA motorlarının dinamik özelliklerinden biri elektriksel momenttir. Bu momentin oluşabilmesi için, motor sargılarından bir akım geçmesi gerekir. Bu akımın elde edilebilmesi ise sisteme bir gerilim uygulanmasını gerektirir (Sonugür ve Demir 2021).



Şekil 3.14 Fırçalı-Sürekli Mıknatıslı DA Motoru devresi (Sonugür ve Demir 2021).

DA motorlarının kontrolü amacıyla, uygulanan gerilimin hassas biçimde ayarlanabilmesini sağlayacak bir sürücü devresi kullanılmalıdır. Bu hassasiyetin sağlanmasında yaygın olarak Darbe Genişlik Modülasyonu (PWM) tekniğinden yararlanılır.

3.3 Kontrol Sistemlerinde Performans Kriterleri

Bir kontrol sisteminin başarımını değerlendirmek için hem geçici rejimde (sistemin ilk tepkileri) hem de kararlı durumda (sistemin oturduğu değer) farklı ölçütler kullanılır. En yaygın dört ölçüt şunlardır: Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE), Maksimum Aşım (Mp), Yükselme Süresi (Tr) ve Yerleşme Süresi (Ts).

3.3.1 Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE)

Kök Ortalama Kare Hatası (Root Mean Square Error – RMSE), sistem çıkışının referans sinyale ne kadar yakın olduğunu sayısal olarak ifade eden bir performans ölçütüdür. Deneysel ve uygulamalı kontrol çalışmalarında, özellikle hedeflenen sinyal ile gerçek sistem yanıtı arasındaki farkın genel büyüklüğünü değerlendirmek için sıklıkla kullanılmaktadır. RMSE'nin küçük çıkması, sistemin referans sinyali daha iyi takip ettiğini ve kontrol yönteminin başarılı olduğunu göstermektedir (Chai ve Draxler 2014).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left(y_{ref}(i) - y(i) \right)^2} \quad (3.19)$$

Bu denklemde:

- $y_{ref}(i)$: referans sinyali,
- $y(i)$: sistemin ölçülen çıkışı,
- N : toplam örnek sayısıdır.

Formül, her ölçüm anındaki hata değerlerini karesel olarak toplayıp ortalamasını aldıktan sonra karekökünü hesaplar. Böylece hem pozitif hem de negatif hatalar aynı şekilde dikkate alınır.

3.3.2 Maksimum Aşım (M_p)

Maksimum aşım (M_p), birim basamak cevabında sistem çıkışının kararlı durum değerini ne kadar aştığını yüzdesel olarak ifade eder. Bu ölçüt, kontrol sisteminin geçici rejimdeki kararlılığı hakkında önemli bilgi sunar. Yüksek maksimum aşım, sistemin daha dalgalı ve kontrolsüz bir yanıt verdiğini; düşük maksimum aşım ise sistemin daha kararlı olduğunu gösterir (Dorf ve Bishop 2011).

$$M_p(\%) = \frac{y_{max} - y_{ss}}{y_{ss}} \times 100 \quad (3.20)$$

Bu denklemde:

- y_{max} : sistem çıkışının ulaştığı en yüksek değer,
- y_{ss} : sistemin kararlı durum (steady-state) değeridir.

Örneğin, hedef değeri 1000 rpm olan bir motorun çıkışı kısa süreliğine 1200 rpm'e çıkıyorsa, maksimum aşım %20 olarak hesaplanır.

3.3.3 Yükselme Süresi (T_r)

Yükselme süresi (t_r), sistem çıkışının ilk tepkiden sonra kararlı durum değerinin belirli bir yüzdesine ulaşması için geçen süredir. Literatürde genellikle %10 ile %90 aralığı kullanılır. Yükselme süresi, sistemin hedefe ne kadar hızlı ulaştığını gösteren bir ölçüt olup, kontrol yöntemlerinin hız açısından karşılaştırılmasında kritik bir rol oynar (Nise 2015).

$$t_r = t|_{y(t)=0.9y_{ss}} - t|_{y(t)=0.1y_{ss}} \quad (3.21)$$

Bu denklemde:

- y_{ss} : sistemin kararlı durum değeri,
- t : zamandır.

Formül, çıkışın kararlı durum değerinin %10'una ulaştığı an ile %90'ına ulaştığı an arasındaki farkı ifade eder. Küçük t_r değerleri sistemin daha hızlı tepki verdiğini gösterir.

3.3.4 Yerleşme Süresi (T_s)

Yerleşme süresi (t_s), sistem çıkışının kararlı durum değerinin etrafında belirlenen hata bandı içinde kalıcı olarak kalması için geçen süredir. Genellikle $\pm\%2$ veya $\pm\%5$ hata bandı kullanılmaktadır. Bu ölçüt, sistemin kararlı hale gelme süresini ortaya koyar. Daha küçük t_s değerleri, sistemin hızlı bir şekilde dengeye ulaştığını gösterir (Franklin, Powell ve Emami-Naeini 2015).

$$t_s = t| |y(t) - y_{ss}| \leq \epsilon y_{ss} \quad (3.22)$$

Bu denklemde:

- $y(t)$: sistemin anlık çıkışı,
- y_{ss} : kararlı durum değeri,
- ϵ : hata bandını (örneğin 0.02 ya da 0.05) göstermektedir.

Formül, çıkışın belirlenen hata sınırları içinde kalıcı olarak kaldığı ilk zamanı verir. Örneğin, $\pm\%2$ bandı için sistem çıkışı kararlı değer etrafında bu sınırlar içine girip bir daha çıkmazsa, o andan itibaren yerleşme süresi tamamlanmış sayılır.

3.4 Deneyde Kullanılan Malzemeler

3.4.1 Python Programlama Dili

Python, ilk kez 1991 senesinde Guido van Rossum tarafından tasarlanmış olan, yüksek seviyeli ve genel amaçlı bir programlama dilidir. Dinamik veri tipi yapısına sahip olan Python, bellek yönetimini otomatik çöp toplama mekanizması ile gerçekleştirir. Dil,

işlevselliğini artırmak için nesne yönelimli, yapılandırılmış, fonksiyonel ve modüler programlama paradigmasını desteklemektedir (Daşdemir 2024).

Python'un sade ve anlaşılır sözdizimi, onu Eric S. Raymond başta olmak üzere birçok geliştirici ve Google tarafından tercih edilen bir programlama dili haline getirmiştir. Böylece Ruby ve Perl gibi alternatiflerin önünde yer almıştır (Sarahoğlu vd., 2014).

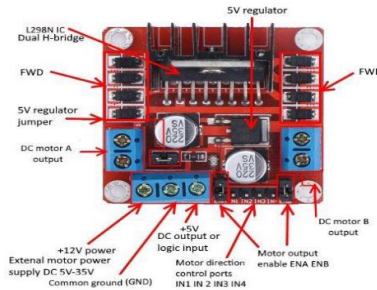
3.4.2 Raspberry Pi

Raspberry Pi, kredi kartı boyutlarında, ARM tabanlı işlemciye sahip küçük ve tek kartlı bir bilgisayardır. İlk olarak 2012 yılında Raspberry Pi Vakfı tarafından piyasaya sürülen bu cihaz, özellikle öğrencilere yönelik olarak bilgisayar bilimi ve ilgili alanların öğretimini ekonomik ve erişilebilir hâle getirmek amacıyla geliştirilmiştir (Engineers 2012).

Raspberry Pi, A ve B olmak üzere iki temel modelde üretilmiş olup, düşük maliyeti ve çok yönlü yapısı sayesinde geniş bir uygulama yelpazesinde kullanılabilmektedir. Aygıt üzerinde ağ bağlantısı için Ethernet portu, genel amaçlı giriş/çıkış (GPIO) pinleri, kontrol düğmeleri, LED'ler ve çeşitli donanım bileşenleri yer almaktadır. Bu donanım özellikleri, Raspberry Pi'yi bağımsız ölçüm sistemleri geliştirmek için uygun bir platform hâline getirmektedir (Alabdulrahim 2024).

3.4.3 L298N DA Motor Sürücü

Şekil 15'te gösterilen bu L298N Motor Sürücü Modülü, DA ve Step Motorları sürmek için yüksek güçlü bir motor sürücü modülüdür. Bu modül bir L298 motor sürücü IC'sinden ve bir 78M05 5V regülatöründen oluşur. L298N Modülü, 4 DA motora veya yön ve hız kontrolüne sahip 2 DA motora kadar kontrol edebilir (Peerzada vd., 2021).



Şekil 3.15 Motor Sürücü L298N (Peerzada vd. 2021)

4. BULGULAR

Bu bölümde, deneysel çalışmalar sonucunda elde edilen veriler sunulmakta ve farklı kontrol yapılarına ait performans karşılaştırmaları yapılmaktadır. Çalışma kapsamında, DA motorun hız kontrolü için tasarlanan Mamdani ve Sugeno bulanık mantık yöntemleri; farklı üyelik fonksiyonları (Üçgen, Yamuk, Gauss, Karışık yapı) ve farklı kural tabanı boyutları (3x3, 5x5, 7x7, 9x9) altında test edilmiştir. Deneyler hem yüksüz hem de yük altında, hem 100 rpm hem de 300 rpm referans hızlarında gerçekleştirilmiştir. Her deneyde motorun referans sinyalinin takip başarısı grafiksel olarak gösterilmiş, ayrıca performans değerlendirmesi için kök ortalama kare hata (*RMSE*), maksimum aşma (*Mp*), yükselme zamanı (*Tr*) ve yerleşme zamanı (*Ts*) gibi dinamik sistem kriterleri hesaplanmıştır. Aşağıda sunulan tablo ve şekiller, yöntemlerin ve üyelik fonksiyonlarının farklı koşullar altındaki davranışlarını ayrıntılı biçimde karşılaştırmalı olarak ortaya koymaktadır.

Çizelge 4.1’de 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemleriyle elde edilmiş olan hem yüksüz hem de yük altında gerçekleştirilen deney sonuçları verilmiştir.

Çizelge 4.1 100 Rpm DA Motorunun Yüksüz ve Yük Altında Yapılan Deneylerinin Performans Metrikleri

MAMDANI YÖNTEMİ									
100 rpm yüksüz					100 rpm yük altında				
		RMSE	Mp	Tr	Ts	RMSE	Mp	Tr	Ts
3x3	Üçgen	209.729	0.307	0.289	-	150.418	0.353	10.339	42.824
	Yamuk	291.879	0.339	0.271	-	269.786	0.649	1.574	1.882
	Gauss	297.543	0.335	0.285	-	185.086	0.285	7.616	-
	Karışık	57.858	0.185	0.248	4.235	65.271	0.400	0.665	0.941
5x5	Üçgen	42.651	0.214	0.255	2.353	53.633	0.463	0.573	0.706
	Yamuk	111.058	0.293	0.253	39.529	98.822	0.602	0.503	20.000
	Gauss	52.484	0.207	0.287	4.471	54.766	0.456	0.550	0.706
	Karışık	47.403	0.214	0.288	3.294	51.081	0.448	0.620	0.941

		RMSE	Mp	Tr	Ts	RMSE	Mp	Tr	Ts
7x7	Üçgen	57.590	0.215	0.312	3.294	59.656	0.471	0.545	1.412
	Yamuk	82.384	0.268	0.297	20.000	86.116	0.580	0.563	19.765
	Gauss	65.590	0.215	0.328	5.647	59.149	0.464	0.595	2.824
	Karışık	55.813	0.211	0.309	3.294	53.033	0.464	0.528	1.412
9x9	Üçgen	73.650	0.218	0.360	4.941	62.465	0.464	0.511	3.059
	Yamuk	77.585	0.243	0.346	14.353	72.961	0.502	0.428	1.412
	Gauss	63.915	0.211	0.350	3.294	65.473	0.487	0.525	1.412
	Karışık	61.654	0.208	0.354	2.824	62.822	0.464	0.520	2.588

SUGENO YÖNTEMİ

100 rpm yüksüz						100 rpm yük altında			
		RMSE	Mp	Tr	Ts	RMSE	Mp	Tr	Ts
3x3	Üçgen	47.706	0.217	0.270	4.000	45.542	0.432	0.382	2.353
	Yamuk	231.032	0.357	0.284	-	232.331	0.827	0.390	-
	Gauss	59.024	0.214	0.277	6.118	52.274	0.463	0.419	3.765
	Karışık	75.689	0.214	0.297	9.882	62.395	0.478	0.504	5.647
5x5	Üçgen	40.802	0.214	0.236	2.824	47.880	0.471	0.463	0.941
	Yamuk	114.328	0.299	0.256	38.118	97.646	0.610	0.391	19.765
	Gauss	49.257	0.214	0.265	4.235	51.619	0.470	0.384	2.824
	Karışık	52.149	0.209	0.259	4.235	54.815	0.463	0.612	1.176
7x7	Üçgen	0.211	0.269	3.529	0.211	0.211	3.529	0.402	0.941
	Yamuk	0.260	0.259	38.118	0.260	0.260	38.118	0.431	19.529
	Gauss	0.214	0.239	4.471	0.214	0.214	4.471	0.386	1.882
	Karışık	0.207	0.261	3.294	0.207	0.207	3.294	0.392	1.176
9x9	Üçgen	48.580	0.214	0.251	3.294	44.823	0.439	0.357	4.000
	Yamuk	67.221	0.250	0.267	20.000	65.136	0.533	0.363	2.353
	Gauss	46.953	0.214	0.246	3.765	47.179	0.463	0.374	3.529
	Karışık	49.953	0.214	0.263	3.529	51.971	0.471	0.341	2.118

Çizelge 4.2’de 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemleriyle elde edilmiş olan hem yüksüz hem de yük altında gerçekleştirilen deney sonuçları verilmiştir.

Çizelge 4.2 300 Rpm DA Motorunun Yüksüz ve Yük Altında Yapılan Deneylerinin Performans Metrikleri

MAMDANI YÖNTEMİ									
300 rpm yüksüz					300 rpm yük altında				
		RMSE	Mp	Tr	Ts	RMSE	Mp	Tr	Ts
3x3	Üçgen	223.622	0.334	0.307	41.882	204.953	0.125	9.987	-
	Yamuk	307.054	0.397	0.279	-	192.101	0.056	18.824	24.235
	Gauss	314.806	0.414	0.298	-	261.997	0.082	14.779	-
	Karışık	76.811	0.234	0.256	4.000	93.207	0.186	1.549	22.353
5x5	Üçgen	60.726	0.232	0.301	2.353	86.656	0.210	1.274	3.529
	Yamuk	104.398	0.293	0.287	19.765	124.913	0.188	1.318	38.824
	Gauss	62.980	0.235	0.391	3.765	94.178	0.199	1.641	4.000
	Karışık	61.185	0.232	0.299	3.059	98.741	0.210	2.037	6.353
7x7	Üçgen	76.764	0.255	0.333	2.824	79.545	0.207	0.463	1.882
	Yamuk	90.761	0.261	0.321	19.529	98.671	0.172	0.467	37.412
	Gauss	76.001	0.254	0.315	4.000	91.530	0.200	0.648	5.176
	Karışık	70.828	0.243	0.313	2.824	81.493	0.207	0.558	2.118
9x9	Üçgen	90.341	0.220	0.365	4.941	101.256	0.218	0.597	1.882
	Yamuk	106.440	0.289	0.369	2.588	96.784	0.233	0.439	1.882
	Gauss	80.040	0.259	0.340	2.824	93.216	0.218	0.467	0.941
	Karışık	83.996	0.243	0.363	2.824	98.490	0.211	0.544	1.647
SUGENO YÖNTEMİ									
300 rpm yüksüz					300 rpm yük altında				
		RMSE	Mp	Tr	Ts	RMSE	Mp	Tr	Ts
3x3	Üçgen	64.854	0.227	0.288	3.765	69.358	0.219	0.458	2.118
	Yamuk	238.044	0.379	0.302	-	205.990	0.168	0.441	-
	Gauss	76.968	0.232	0.297	4.941	79.325	0.227	0.456	1.882
	Karışık	96.983	0.224	0.317	8.471	101.095	0.207	0.642	6.824

		RMSE	Mp	Tr	Ts	RMSE	Mp	Tr	Ts
5x5	Üçgen	57.511	0.243	0.277	2.824	64.031	0.207	0.432	0.471
	Yamuk	107.706	0.289	0.286	19.529	114.508	0.171	0.430	40.941
	Gauss	62.964	0.238	0.290	3.529	65.348	0.221	0.425	1.647
	Karışık	71.276	0.258	0.275	3.529	64.428	0.221	0.425	0.471
7x7	Üçgen	67.973	0.252	0.284	3.294	61.345	0.211	0.419	0.471
	Yamuk	88.033	0.261	0.282	19.529	86.367	0.179	0.421	37.882
	Gauss	69.511	0.250	0.290	3.529	64.519	0.207	0.417	0.941
	Karışık	67.520	0.259	0.283	3.059	64.909	0.211	0.422	0.471
9x9	Üçgen	66.755	0.260	0.275	3.059	60.605	0.209	0.407	0.941
	Yamuk	74.366	0.282	0.262	17.647	87.066	0.175	0.455	26.588
	Gauss	59.979	0.267	0.264	2.824	59.350	0.206	0.400	1.176
	Karışık	66.554	0.269	0.268	2.824	55.382	0.218	0.403	0.471

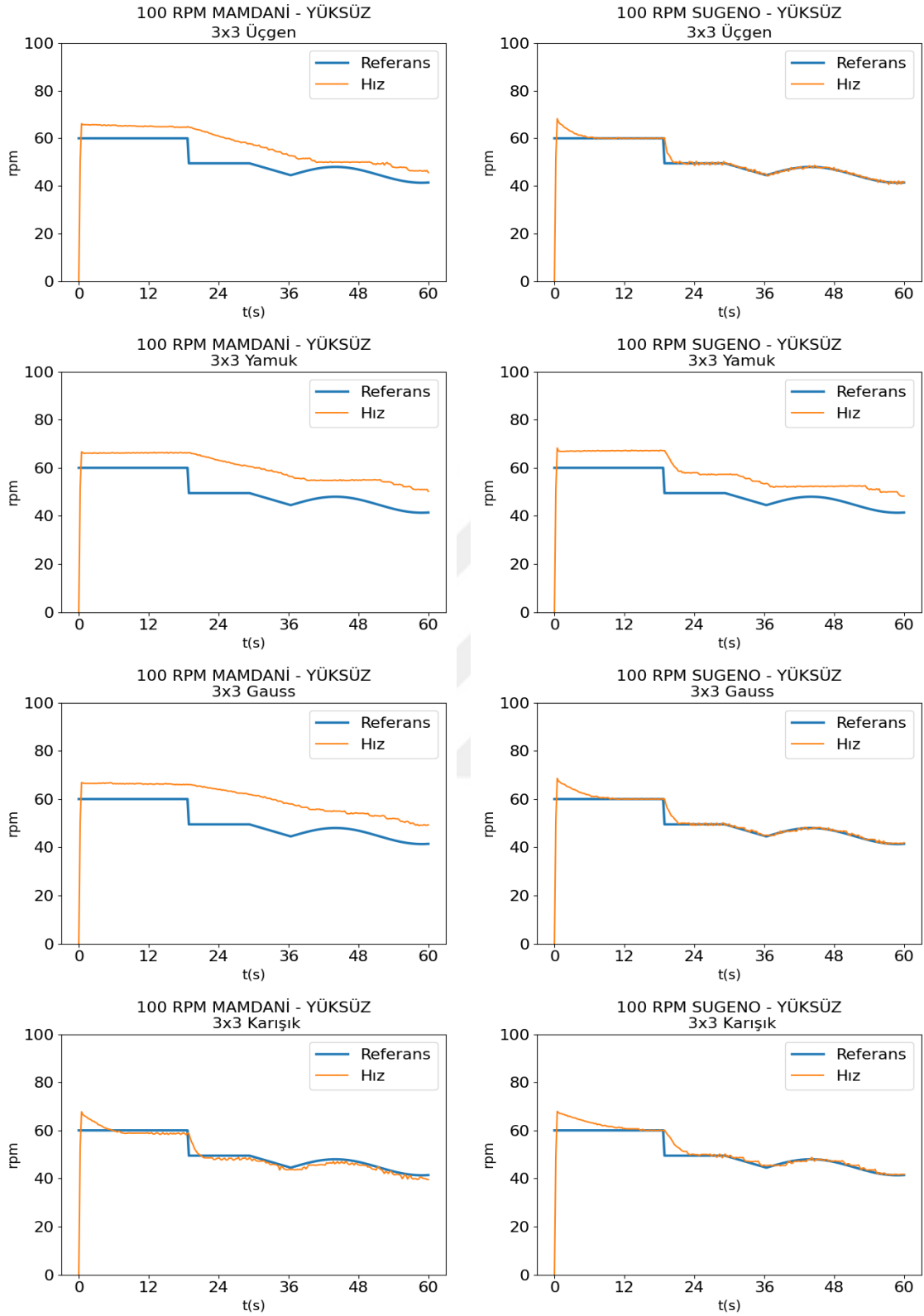
4.1 100 RPM için Yüksüz Deney Sonuçları

100 rpm DA motoru için Mamdani ve Sugeno yöntemiyle yüksüz deney sonuçlarının performans metrikleri ve deney sonuçlarının grafikleri alt başlıklarla detaylı olarak analiz edilmiştir.

4.1.1 3x3 Kural Tabanı

Çizelge 4.3 100 rpm DA motorunun 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	209.729	0.307	0.289	-
	Yamuk	291.879	0.339	0.271	-
	Gauss	297.543	0.335	0.285	-
	Karışık	57.858	0.185	0.248	4.235
Sugeno	Üçgen	47.706	0.217	0.270	4.000
	Yamuk	231.032	0.357	0.284	-
	Gauss	59.024	0.214	0.277	6.118
	Karışık	75.689	0.214	0.297	9.882



Şekil 4.1 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

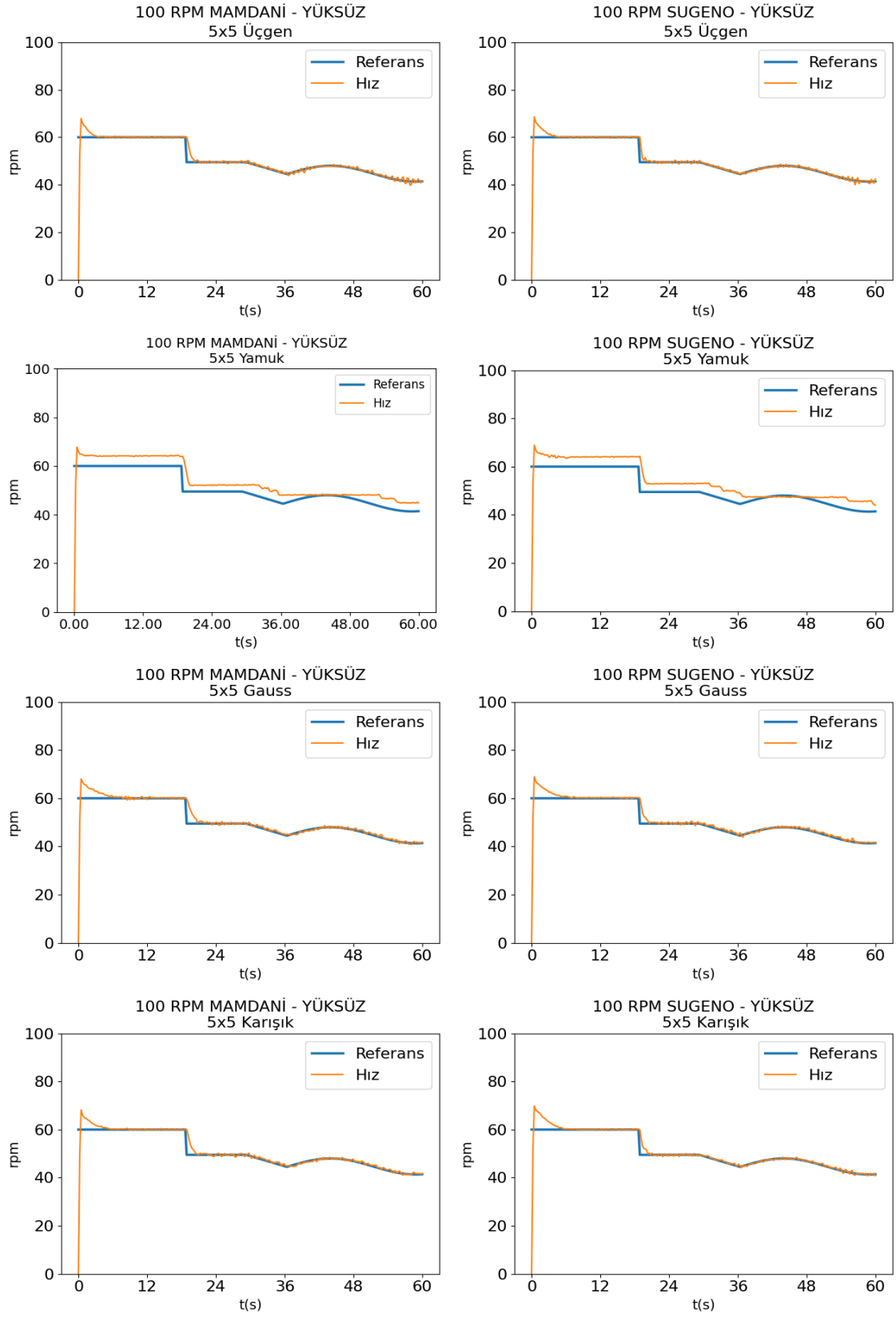
100 rpm yüksüz deneylerinde elde edilen sonuçlar, Mamdani ve Sugeno yöntemlerinin performansını karşılaştırmalı olarak ortaya koymaktadır. Mamdani tarafında Üçgen, Yamuk ve Gauss üyelik fonksiyonları yüksek RMSE (209–297) ve hata değerleriyle düşük doğruluk sergilerken, yalnızca Karışık (mix) yapı 57.8 RMSE ve düşük hata değerleriyle dikkat çekici bir iyileşme sağlamıştır. Öte yandan Sugeno yöntemi özellikle Üçgen (47.7 RMSE) ve Gauss (59.0 RMSE) modellerinde oldukça başarılı sonuçlar vererek referans sinyale en yakın yanıtı üretmiştir; ayrıca Sugeno’da Karışık model de nispeten düşük RMSE (75.6) ile kabul edilebilir performans göstermiştir. Kararlılık açısından Mamdani mix modeli kısa sürede oturuma ulaşsa da, Sugeno modelleri özellikle Üçgen ve Gauss yapılarında daha düşük aşma oranı ve daha kısa yerleşme süreleriyle öne çıkmaktadır. Genel olarak değerlendirildiğinde, Sugeno yaklaşımı düşük hata ve yüksek izleme başarısıyla daha tutarlı sonuçlar üretmiş, Mamdani ise yalnızca Karışık yapıda benzer düzeyde performans göstermiştir.

4.1.2 5x5 Kural Tabanı

Çizelge 4.4 ve şekil 4.2’ de 100 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında deney sonuçları, elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.4 100 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	42.651	0.214	0.255	2.353
	Yamuk	111.058	0.293	0.253	39.529
	Gauss	52.484	0.207	0.287	4.471
	Karışık	47.403	0.214	0.288	3.294
Sugeno	Üçgen	40.802	0.214	0.236	2.824
	Yamuk	114.328	0.299	0.256	38.118
	Gauss	49.257	0.214	0.265	4.235
	Karışık	52.149	0.209	0.259	4.235



Şekil 4.2 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

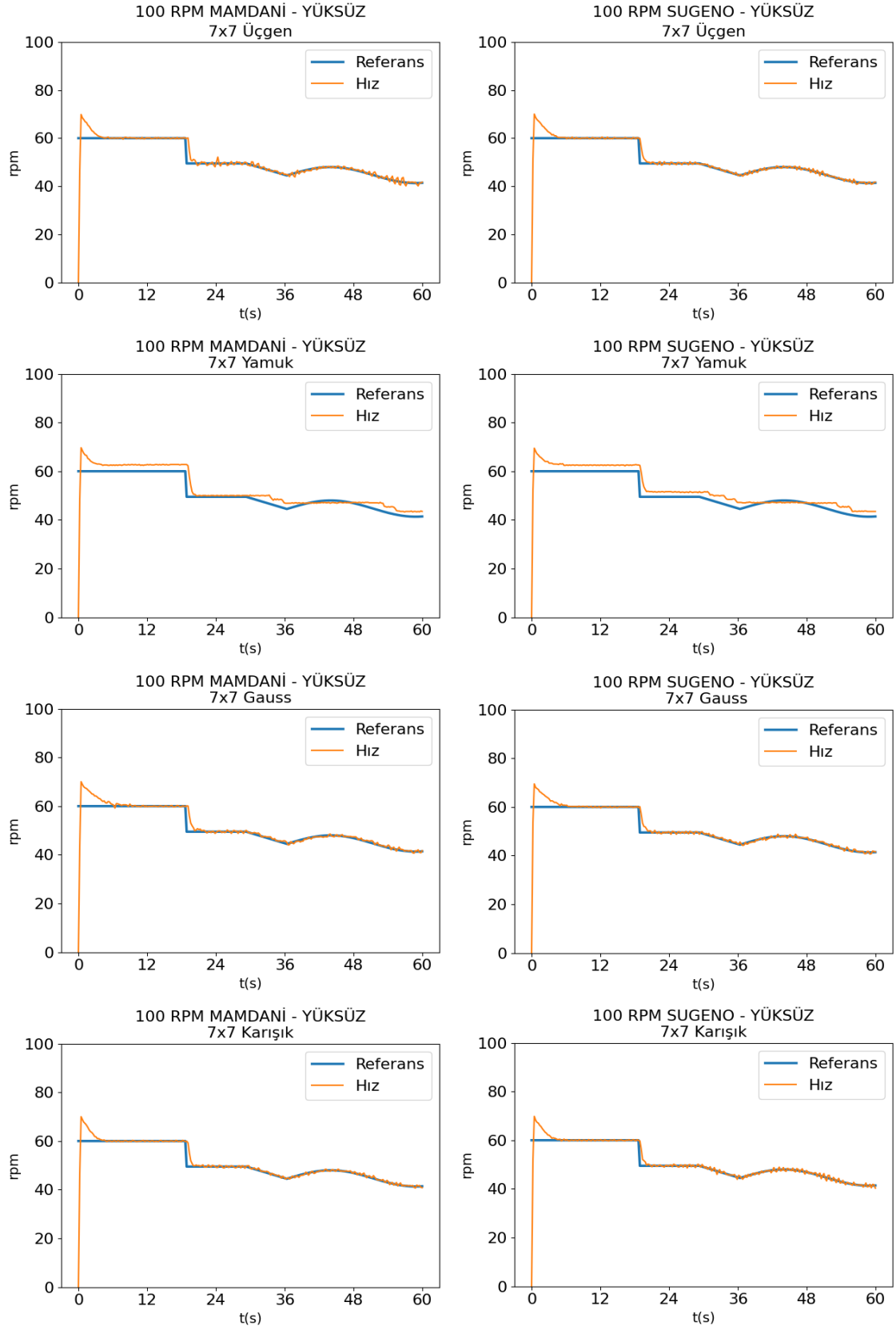
100 rpm yüksüz deneylerinin 5x5 kural tabanlı bulanık mantık karşılaştırmaları incelendiğinde hem Mamdani hem de Sugeno yöntemlerinde Üçgen ve Gauss üyelik fonksiyonlarının düşük RMSE (Mamdani: 42.6–52.5; Sugeno: 40.8–49.2) ve küçük hata değerleriyle referans sinyali daha kararlı izlediği görülmektedir. Yamuk yapılar her iki yöntemde de en yüksek RMSE (111–114) ve en uzun yerleşme süreleri (yaklaşık 38–39 s) ile en zayıf performansı göstermiştir. Mamdani’de Karışık model (47.4 RMSE) ve Sugeno’da yine Karışık model (52.1 RMSE) orta düzeyde sonuçlar üretmiştir. Yerleşme süresi açısından Sugeno Üçgen modeli (2.8 s) en hızlı oturuma ulaşırken, Mamdani Üçgen modeli de benzer şekilde (2.3 s) yüksek kararlılık sağlamıştır. Genel olarak 5x5 karşılaştırmasında Sugeno yöntemi, özellikle Üçgen ve Gauss yapılarında daha düşük RMSE ve kısa yerleşme süresiyle öne çıkarken, Mamdani’nin benzer fonksiyonlarda yakın sonuçlar verdiği; Yamuk fonksiyonların ise her iki yöntemde de başarısız olduğu tespit edilmiştir.

4.1.3 7x7 Kural Tabanı

Çizelge 4.5 ve şekil 4.3’ de 100 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında deney sonuçları, elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.5 100 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	57.590	0.215	0.312	3.294
	Yamuk	82.384	0.268	0.297	20.000
	Gauss	65.590	0.215	0.328	5.647
	Karışık	55.813	0.211	0.309	3.294
Sugeno	Üçgen	51.503	0.211	0.269	3.529
	Yamuk	83.011	0.260	0.259	38.118
	Gauss	51.717	0.214	0.239	4.471
	Karışık	49.609	0.207	0.261	3.294



Şekil 4. 3 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 7x7 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

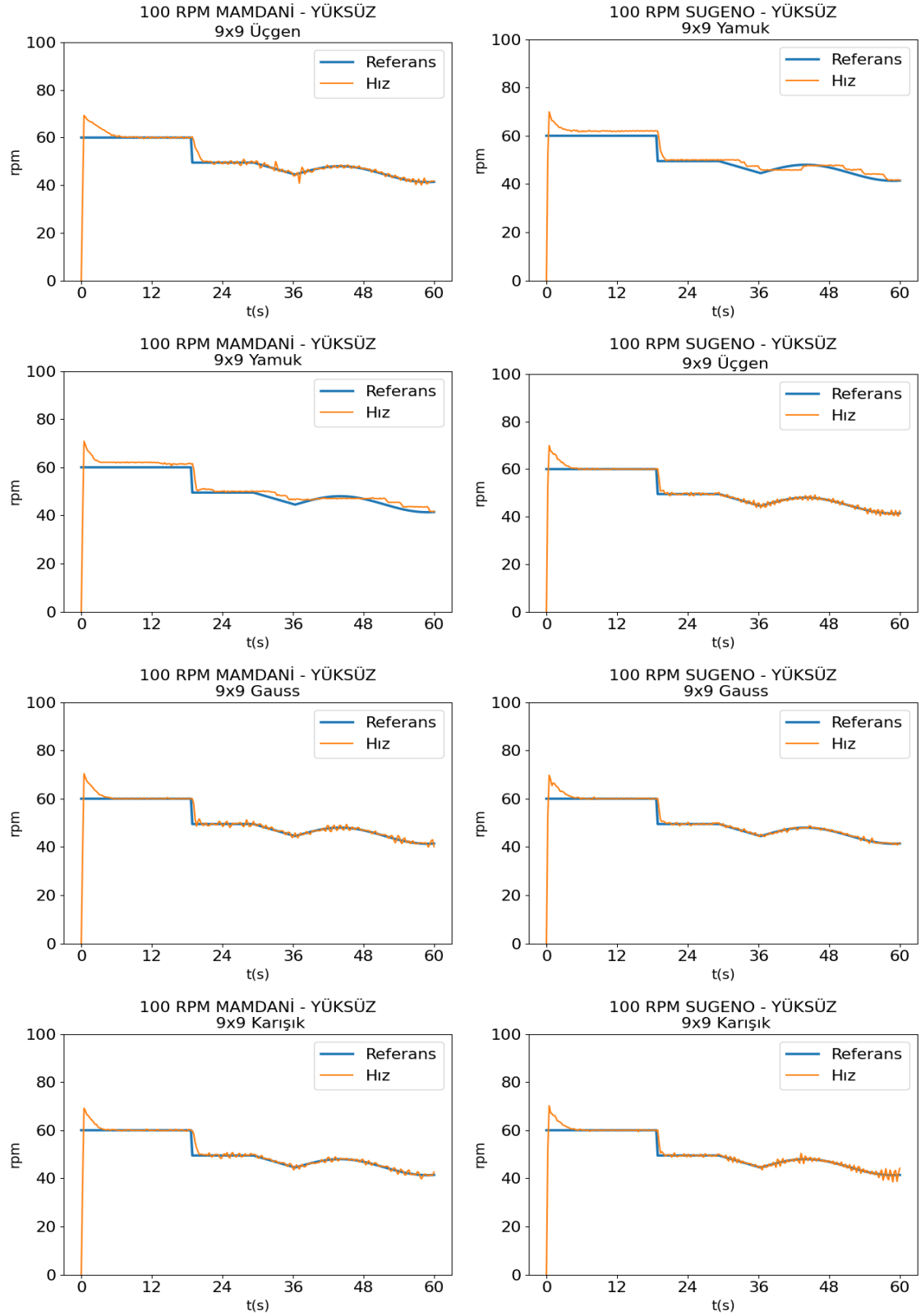
100 rpm yüksüz deneylerinin 7x7 kural tabanlı sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (57.5 RMSE) ve Karışık (55.8 RMSE) modeller görece düşük hata ile çalışırken, Gauss (65.6) ve özellikle Yamuk (82.3) üyelik fonksiyonları daha yüksek hata değerleri üretmiştir. Yerleşme süreleri açısından Mamdani’de Üçgen ve Karışık modeller hızlı (≈ 3.3 s) oturum sağlarken, Gauss (5.6 s) ve Yamuk (20 s) modeller belirgin şekilde daha yavaştır. Sugeno yönteminde ise Üçgen (51.5 RMSE), Gauss (51.7 RMSE) ve Karışık (49.6 RMSE) modeller düşük RMSE ile öne çıkarken, Yamuk fonksiyon yine en zayıf performansı (83.0 RMSE, 38 s yerleşme süresi) göstermiştir. Ayrıca Sugeno modelleri Mamdani’ye kıyasla daha düşük yükselme süresi (örneğin Gauss için 0.239 s) ve daha düşük aşma oranı ile referansı daha yakın izlemiştir. Genel olarak, 7x7 kurallarda Sugeno yaklaşımı Mamdani’ye göre daha kararlı ve düşük hatalı sonuçlar sunarken, Yamuk fonksiyon her iki yöntemde de tutarlı şekilde zayıf performans sergilemiştir.

4.1.4 9x9 Kural Tabanı

Çizelge 4.6 ve şekil 4.4’ de 100 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında deney sonuçları, elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.6 100 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M_p	T_r	T_s
Mamdani	Üçgen	73.650	0.218	0.360	4.941
	Yamuk	77.585	0.243	0.346	14.353
	Gauss	63.915	0.211	0.350	3.294
	Karışık	61.654	0.208	0.354	2.824
Sugeno	Üçgen	48.580	0.214	0.251	3.294
	Yamuk	67.221	0.250	0.267	20.000
	Gauss	46.953	0.214	0.246	3.765
	Karışık	49.953	0.214	0.263	3.529



Şekil 4. 4 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

100 rpm yüksüz deneylerinin 9x9 kural tabanlı sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde en düşük hata Gauss (63.9 RMSE) ve Karışık (61.6 RMSE) fonksiyonlarda gözlenmiş, Üçgen (73.6) ve Yamuk (77.6) modeller ise daha yüksek hata ve daha uzun yerleşme süreleri (4.9–14.3 s) ile görece zayıf kalmıştır. Sugeno yaklaşımında ise Gauss (46.9 RMSE) ve Üçgen (48.6 RMSE) modeller, düşük RMSE ve kısa yerleşme süreleri ($\approx 3-4$ s) ile öne çıkarken, Karışık model de (49.9 RMSE) benzer bir doğruluk sergilemiştir; Yamuk fonksiyon ise her zamanki gibi en düşük performansı (67.2 RMSE, 20 s TS) göstermiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde, 9x9 kural yapısında Sugeno yöntemi Mamdani'ye kıyasla daha düşük hata, daha kısa yerleşme süresi ve daha kararlı referans takibi sağlamış; Mamdani yalnızca Gauss ve Karışık fonksiyonlarda kabul edilebilir sonuçlar üretmiştir. Bu durum, kural sayısı arttıkça Sugeno yapısının doğruluk ve kararlılık açısından daha avantajlı olduğunu göstermektedir.

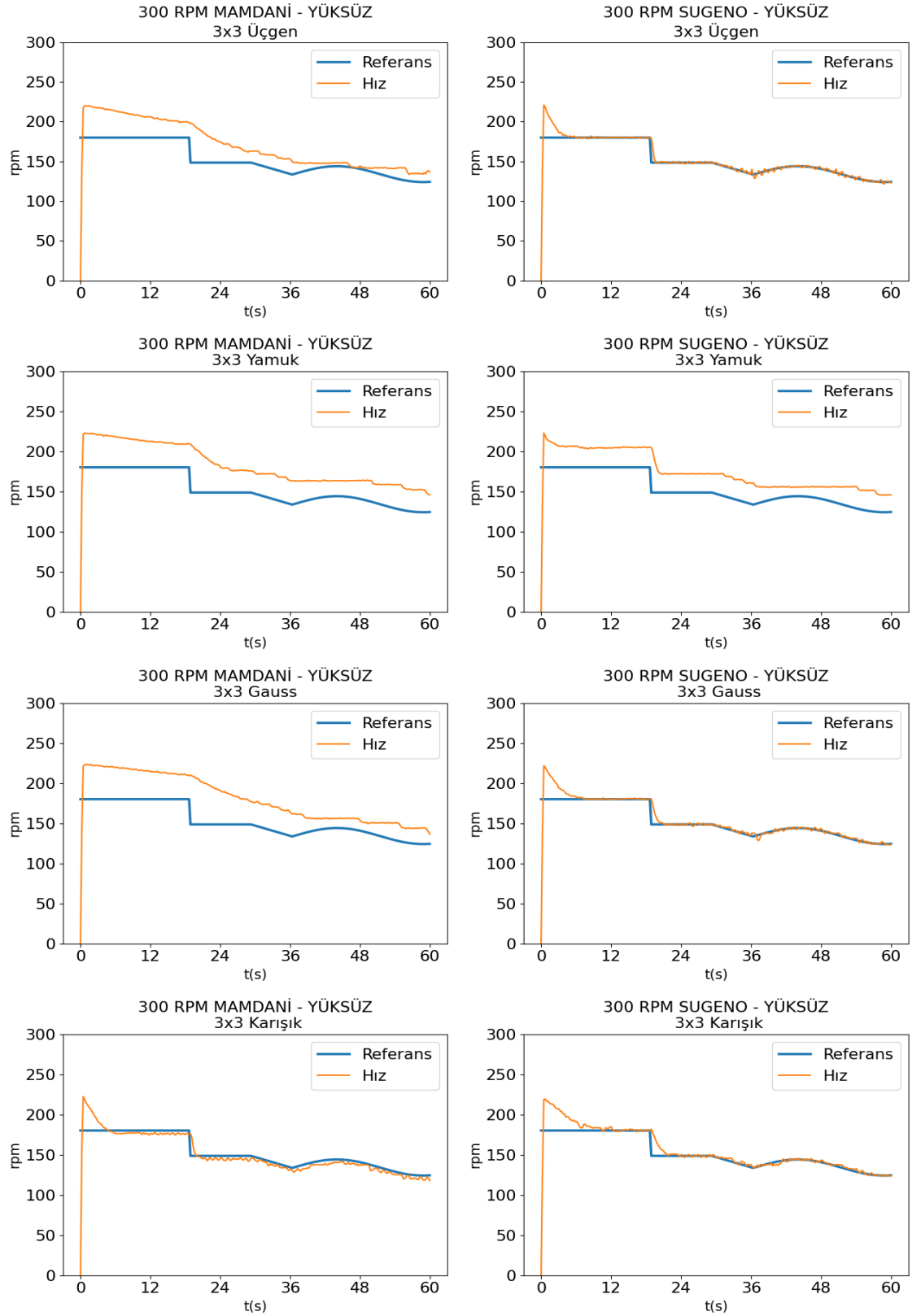
4.2 300 RPM için Yüksüz Deney Sonuçları

300 rpm DA motoru için Mamdani ve Sugeno yöntemiyle yüksüz deney sonuçlarının performans metrikleri ve deney sonuçlarının grafikleri alt başlıklarla detaylı olarak analiz edilmiştir.

4.2.1 3x3 Kural Tabanı

Çizelge 4.7 300 rpm DA motorunun 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M_p	T_r	T_s
Mamdani	Üçgen	223.622	0.334	0.307	41.882
	Yamuk	307.054	0.397	0.279	-
	Gauss	314.806	0.414	0.298	-
	Karışık	76.811	0.234	0.256	4.000
Sugeno	Üçgen	64.854	0.227	0.288	3.765
	Yamuk	238.044	0.379	0.302	-
	Gauss	76.968	0.232	0.297	4.941
	Karışık	96.983	0.224	0.317	8.471



Şekil 4. 5 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

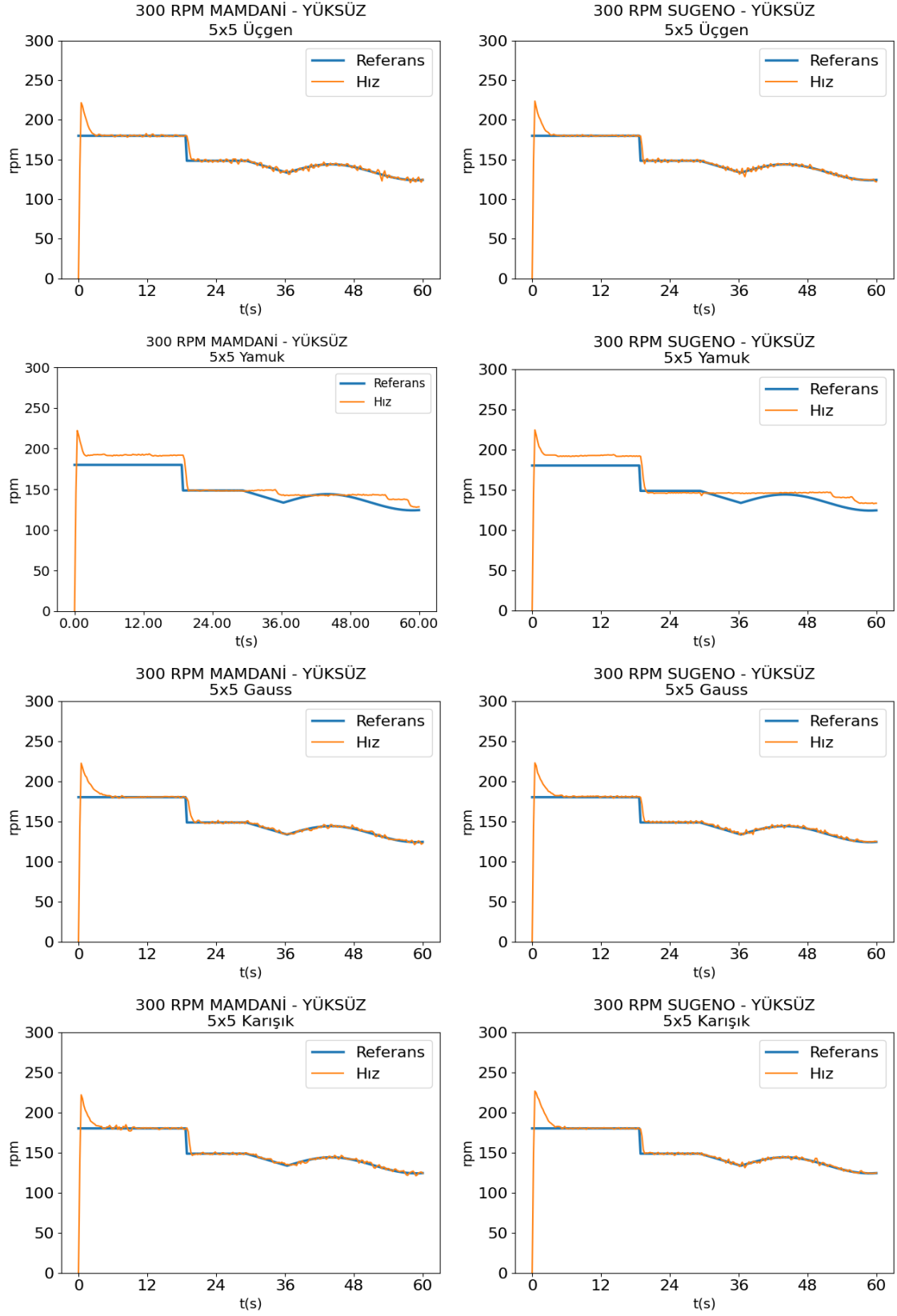
300 rpm yüksüz deneylerinin 3x3 kural tabanlı sonuçları hem grafikler hem de performans tabloları birlikte değerlendirildiğinde şu bulgular öne çıkmaktadır: Mamdani yönteminde Üçgen (223.6 RMSE), Yamuk (307.1 RMSE) ve Gauss (314.8 RMSE) üyelik fonksiyonları oldukça yüksek hata değerleri üretmiş, yalnızca Karışık model (76.8 RMSE) kabul edilebilir bir doğruluk sağlamıştır. Bu yöntemde özellikle Üçgen modelin yerleşme süresi (41.8 s) oldukça uzun olup kararlılık problemleri görülmüştür. Sugeno yönteminde ise Üçgen (64.9 RMSE) ve Gauss (76.9 RMSE) modelleri düşük hata ve kısa yerleşme süreleri (3.7–4.9 s) ile öne çıkarken, Karışık model (96.9 RMSE) de orta düzeyde bir performans göstermiştir. Yamuk fonksiyon ise her iki yöntemde de en yüksek hata ve düşük takip başarımıyla en zayıf model olmuştur. Genel olarak 300 rpm seviyesinde Sugeno yöntemi, Mamdani'ye göre daha düşük RMSE ve daha hızlı yerleşme süreleriyle referansı daha etkin takip etmiş; Mamdani yalnızca Karışık modelde görece rekabetçi kalabilmiştir. Bu da yüksek hız seviyelerinde Sugeno'nun dinamik yanıt ve hata toleransı açısından daha avantajlı olduğunu göstermektedir.

4.2.2 5x5 Kural Tabanı

Çizelge 4.8 ve şekil 4.6' da 300 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında deney sonuçları, elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.8 300 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M_p	T_r	T_s
Mamdani	Üçgen	60.726	0.232	0.301	2.353
	Yamuk	104.398	0.293	0.287	19.765
	Gauss	62.980	0.235	0.391	3.765
	Karışık	61.185	0.232	0.299	3.059
Sugeno	Üçgen	57.511	0.243	0.277	2.824
	Yamuk	107.706	0.289	0.286	19.529
	Gauss	62.964	0.238	0.290	3.529
	Karışık	71.276	0.258	0.275	3.529



Şekil 4.6 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

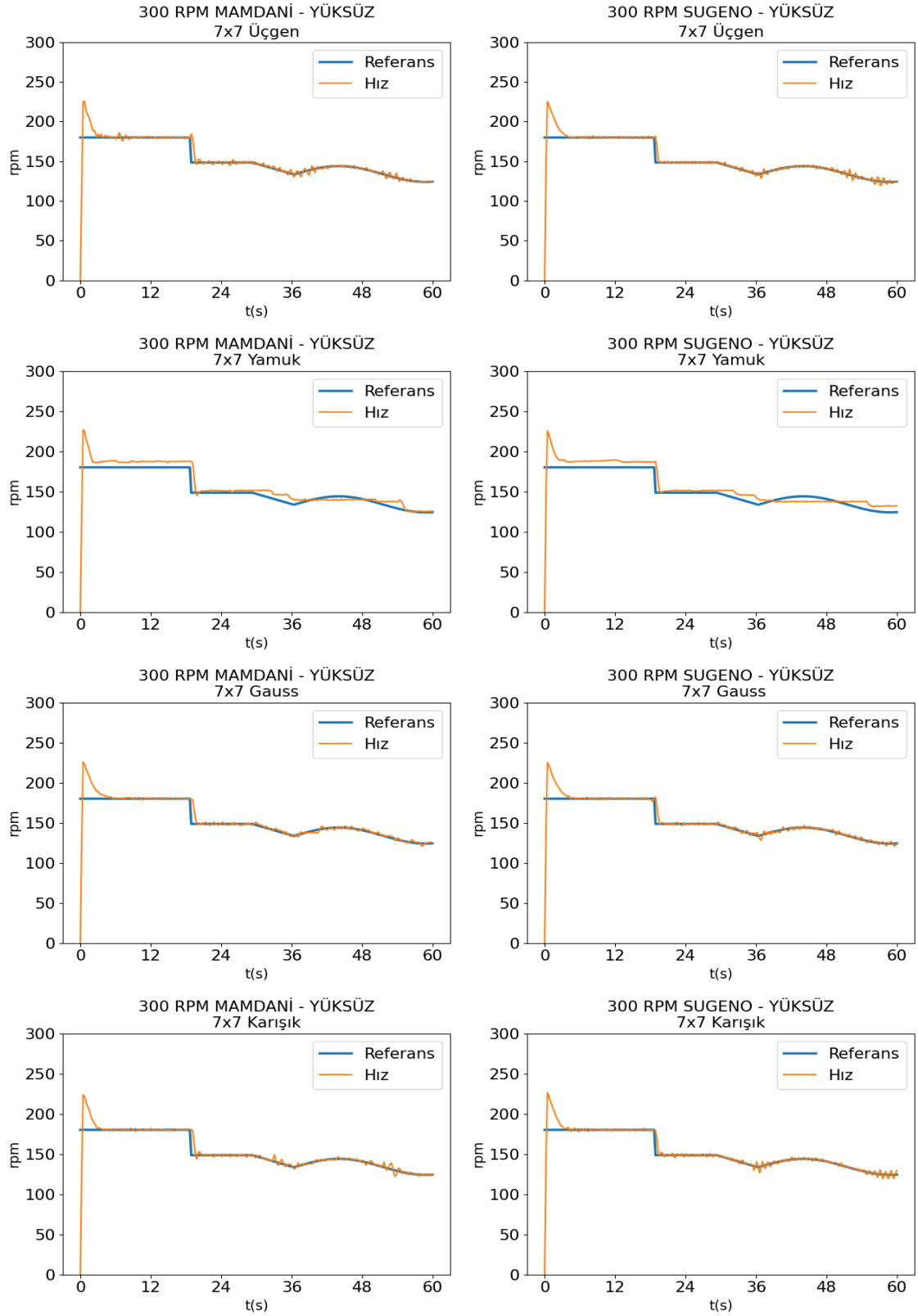
300 rpm yüksüz deneylerinin 5x5 kural tabanlı sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (60.7 RMSE), Gauss (63.0 RMSE) ve Karışık (61.2 RMSE) modellerin oldukça benzer ve düşük hata seviyeleriyle başarılı performans sergilediği, Yamuk modelin ise yüksek RMSE (104.4) ve uzun yerleşme süresi (19.8 s) ile zayıf kaldığı görülmektedir. Sugeno tarafında da benzer bir eğilim göze çarpmaktadır: Üçgen (57.5 RMSE) ve Gauss (63.0 RMSE) modelleri düşük hata ve kısa yerleşme süreleri (2.8–3.5 s) ile öne çıkarken, Karışık model (71.3 RMSE) biraz daha yüksek hata göstermiş, Yamuk ise yine en başarısız sonuçları (107.7 RMSE, 19.5 s) üretmiştir. Grafikler incelendiğinde, her iki yöntemde de Üçgen ve Gauss yapılarının referans hız sinyalinin daha yakın takip ettiği, Yamuk fonksiyonun ise sapma ve gecikmelere yol açtığı açıkça görülmektedir. Genel olarak 5x5 kural sayısında Sugeno yöntemi, Mamdani'ye kıyasla daha kısa yerleşme süresi ve düşük hata değerleriyle öne çıkarken, her iki yöntemde de Üçgen ve Gauss üyelik fonksiyonlarının performans açısından en dengeli çözümleri sunduğu sonucuna varılabilir.

4.2.3 7x7 Kural Tabanı

Çizelge 4.9 ve şekil 4.7' de 300 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında deney sonuçları, elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.9 300 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	76.764	0.255	0.333	2.824
	Yamuk	90.761	0.261	0.321	19.529
	Gauss	76.001	0.254	0.315	4.000
	Karışık	70.828	0.243	0.313	2.824
Sugeno	Üçgen	67.973	0.252	0.284	3.294
	Yamuk	88.033	0.261	0.282	19.529
	Gauss	69.511	0.250	0.290	3.529
	Karışık	67.520	0.259	0.283	3.059



Şekil 4.7 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

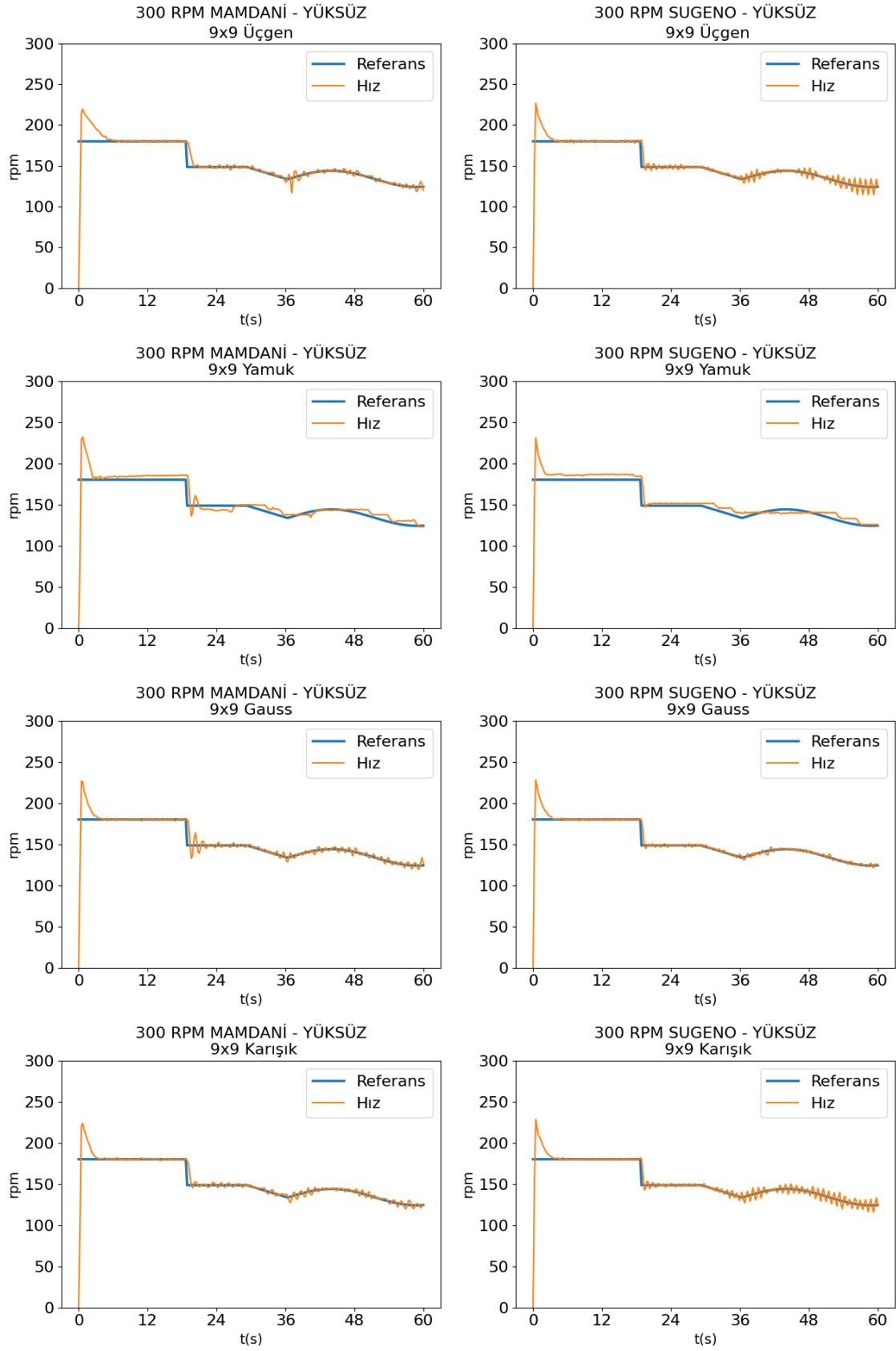
300 rpm yüksüz deneylerinin 7x7 kural tabanlı sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (76.8 RMSE), Gauss (76.0 RMSE) ve Karışık (70.8 RMSE) modeller birbirine oldukça yakın ve görece başarılı sonuçlar vermiştir; buna karşın Yamuk fonksiyon (90.8 RMSE, 19.5 s yerleşme süresi) yine en zayıf model olmuştur. Sugeno yönteminde Üçgen (68.0 RMSE), Gauss (69.5 RMSE) ve Karışık (67.5 RMSE) modeller düşük hata ve kısa yerleşme süreleri ($\approx 3-3.5$ s) ile öne çıkarken, Yamuk fonksiyon (88.0 RMSE, 19.5 s) benzer şekilde en düşük performansı göstermiştir. Grafikler incelendiğinde Sugeno'nun özellikle Üçgen ve Karışık yapılarda referans hız eğrisini daha yakın takip ettiği, Mamdani'nin ise kararlılık açısından biraz daha yavaş tepkiler verdiği görülmektedir. Genel olarak 7x7 kurallarda Sugeno yöntemi Mamdani'ye kıyasla daha düşük RMSE, kısa yerleşme süresi ve dengeli izleme başarısıyla öne çıkmış; her iki yöntemde de Yamuk fonksiyon zayıf performans sergilemiştir.

4.2.4 9x9 Kural Tabanı

Çizelge 4.10 ve şekil 4.8' de 300 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında deney sonuçları, elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.10 300 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M_p	T_r	T_s
Mamdani	Üçgen	90.341	0.220	0.365	4.941
	Yamuk	106.440	0.289	0.369	2.588
	Gauss	80.040	0.259	0.340	2.824
	Karışık	83.996	0.243	0.363	2.824
Sugeno	Üçgen	66.755	0.260	0.275	3.059
	Yamuk	74.366	0.282	0.262	17.647
	Gauss	59.979	0.267	0.264	2.824
	Karışık	66.554	0.269	0.268	2.824



Şekil 4.8 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

300 rpm yüksüz deneylerinin 9x9 kural tabanlı sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde en iyi performansı Gauss (80.0 RMSE) ve Karışık (84.0 RMSE) modeller sergilemiş, Üçgen (90.3 RMSE) ve özellikle Yamuk (106.4 RMSE) fonksiyonlar daha yüksek hata ve daha düşük doğruluk göstermiştir. Yerleşme süreleri Mamdani tarafında genel olarak kısa ($\approx 2.5\text{--}4.9$ s) olsa da RMSE değerleri yüksek kalmıştır. Sugeno yönteminde ise Üçgen (66.8 RMSE), Gauss (60.0 RMSE) ve Karışık (66.6 RMSE) modeller oldukça düşük hata ile öne çıkmış, Yamuk fonksiyon (74.4 RMSE, 17.6 s TS) yine en zayıf sonuçları vermiştir. Grafikler incelendiğinde Sugeno modellerinin referans hız eğrisini Mamdani'ye göre daha yakın izlediği ve daha hızlı kararlılığa ulaştığı açıkça görülmektedir. Genel olarak 9x9 kural yapısında Sugeno yöntemi, özellikle Gauss ve Üçgen modellerle en düşük RMSE ve kısa yerleşme süreleri sağlayarak Mamdani'ye üstünlük sağlamış; Yamuk fonksiyon ise her iki yöntemde de en başarısız seçenek olmuştur.

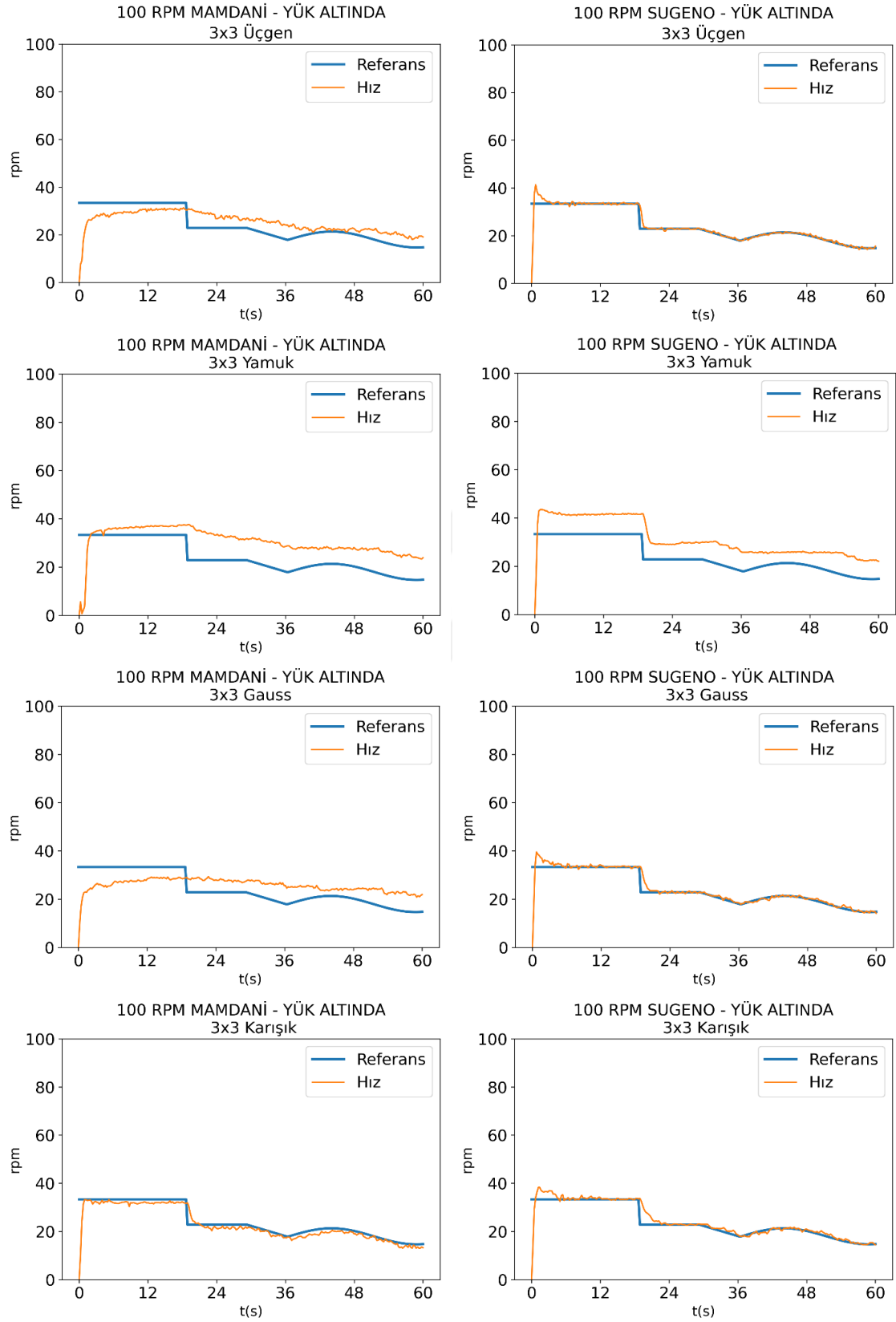
4.3 100 RPM için Yük Altında Deney Sonuçları

100 rpm DA motoru için Mamdani ve Sugeno yöntemiyle yük altında deney sonuçlarının performans metrikleri ve deney sonuçlarının grafikleri alt başlıklarla detaylı olarak analiz edilmiştir.

4.3.1 3x3 Kural Tabanı

Çizelge 4.11 100 rpm DA motorunun yük altında 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M_p	T_r	T_s
Mamdani	Üçgen	150.418	0.353	10.339	42.824
	Yamuk	269.786	0.649	1.574	1.882
	Gauss	185.086	0.285	7.616	-
	Karışık	65.271	0.400	0.665	0.941
Sugeno	Üçgen	45.542	0.432	0.382	2.353
	Yamuk	232.331	0.827	0.390	-
	Gauss	52.274	0.463	0.419	3.765
	Karışık	62.395	0.478	0.504	5.647



Şekil 4. 9 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

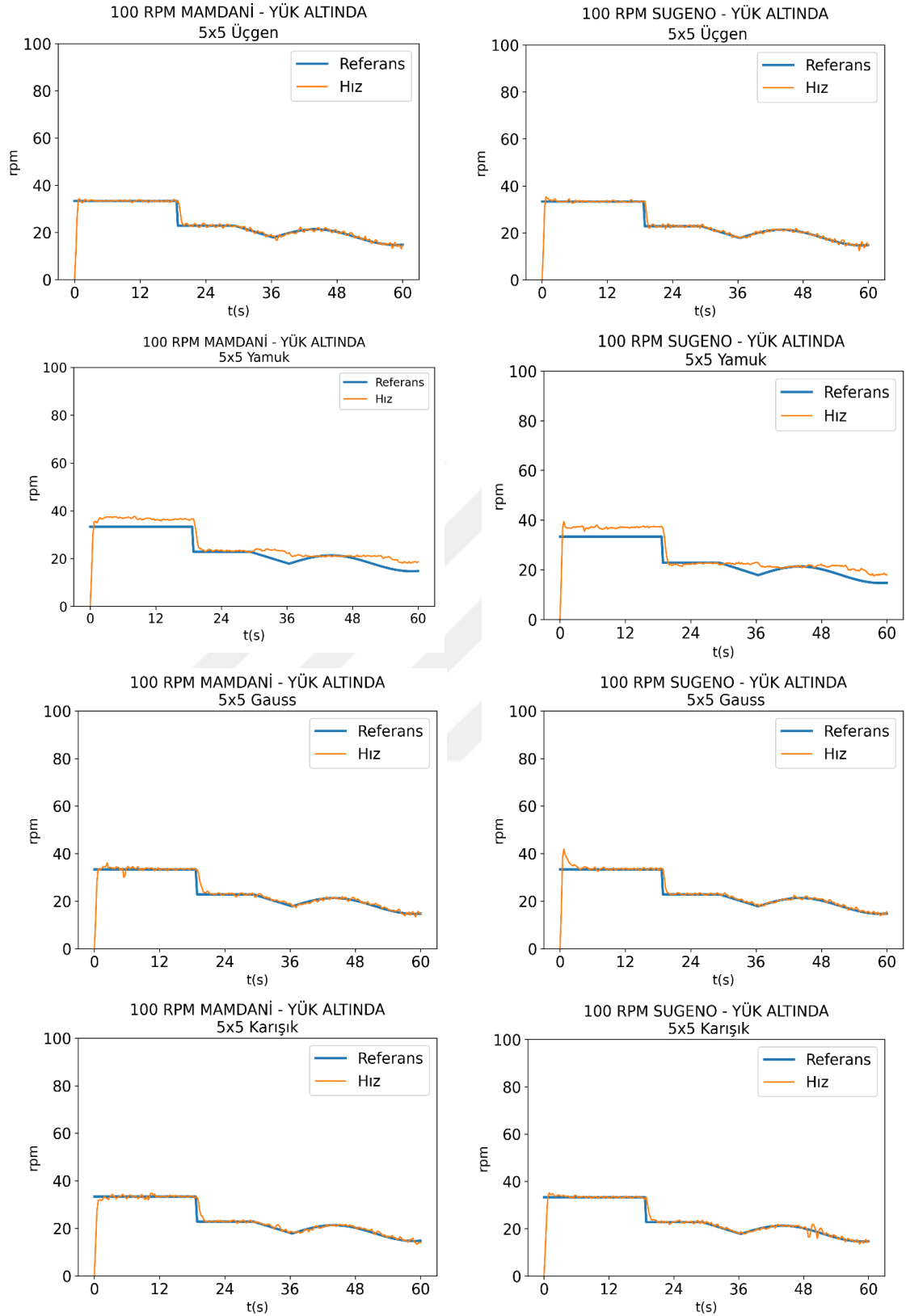
100 rpm yük altındaki 3x3 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (150.4 RMSE), Yamuk (269.8 RMSE) ve Gauss (185.1 RMSE) üyelik fonksiyonlarının hata değerlerinin oldukça yüksek olduğu, yalnızca Karışık modelin (65.3 RMSE) nispeten daha başarılı olduğu görülmektedir. Grafiklerde de Mamdani Üçgen, Yamuk ve Gauss modellerinde referans sinyalinin belirgin sapmalar, yavaş cevap ve uzun yerleşme süreleri gözlenirken; Karışık model referansı daha yakın takip etmiştir. Sugeno yöntemi ise bu koşullarda çok daha güçlü bir performans göstermiştir: Üçgen (45.5 RMSE) ve Gauss (52.3 RMSE) modeller düşük hata ve kısa yerleşme süreleri (2.3–3.7 s) ile öne çıkmış, Karışık model de kabul edilebilir düzeyde sonuçlar vermiştir. Yamuk model ise her iki yöntemde de en başarısız yapı olmuş, yüksek hata ve yüksek aşma oranı ile dikkat çekmiştir. Genel olarak yük altındaki deneylerde Sugeno yaklaşımı, Mamdani'ye kıyasla hem daha düşük RMSE hem de daha hızlı ve kararlı referans takibiyle üstünlük sağlamış; Mamdani yalnızca Karışık modelde tatmin edici sonuç üretebilmiştir.

4.3.2 5x5 Kural Tabanı

Çizelge 4.12 ve şekil 4.10' da 100 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında yük altında elde edilen deney sonuçları, referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.12 100 rpm DA motorunun yük altında 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	53.633	0.463	0.573	0.706
	Yamuk	98.822	0.602	0.503	20.000
	Gauss	54.766	0.456	0.550	0.706
	Karışık	51.081	0.448	0.620	0.941
Sugeno	Üçgen	47.880	0.471	0.463	0.941
	Yamuk	97.646	0.610	0.391	19.765
	Gauss	51.619	0.470	0.384	2.824
	Karışık	54.815	0.463	0.612	1.176



Şekil 4. 10 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

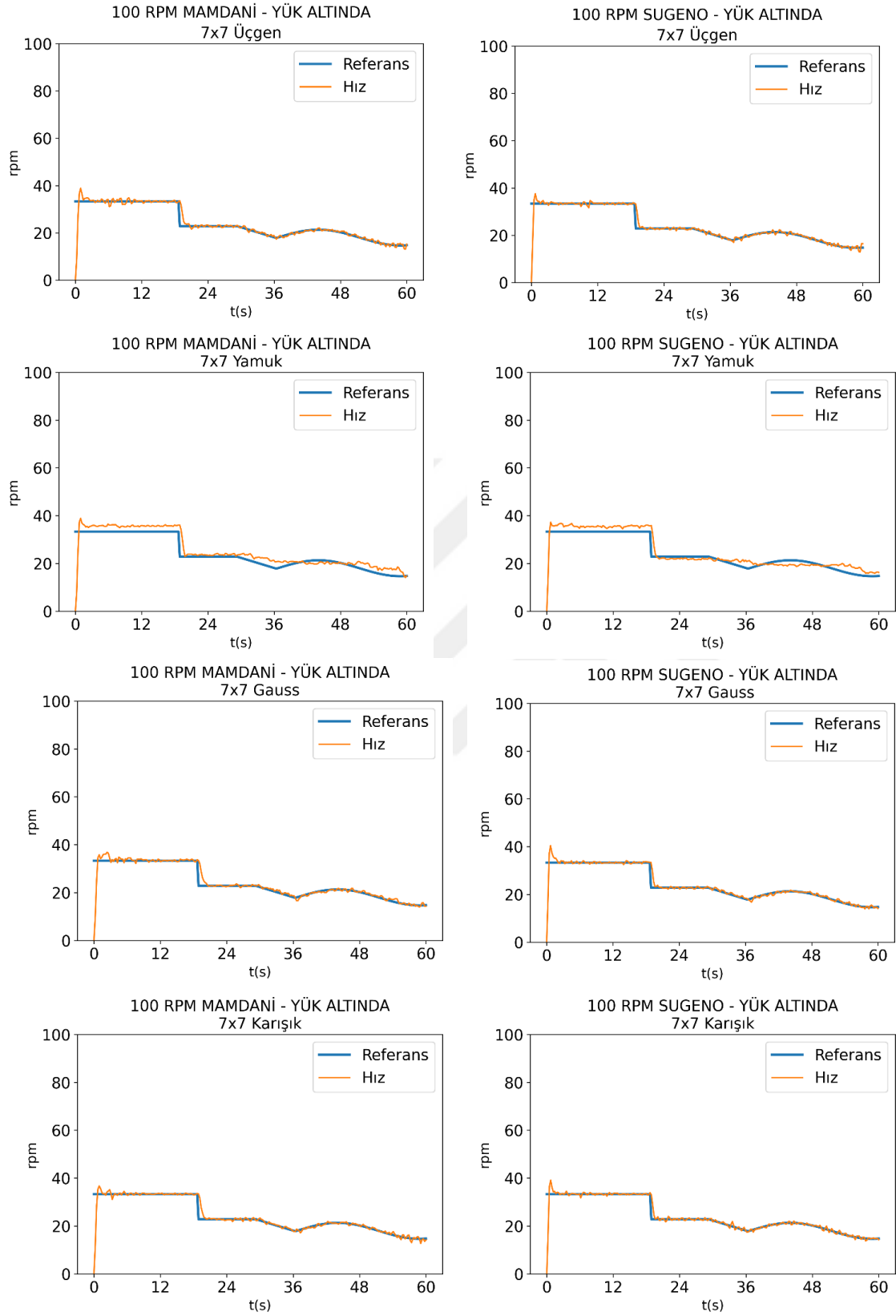
100 rpm yük altındaki 5x5 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (53.6 RMSE), Gauss (54.8 RMSE) ve Karışık (51.1 RMSE) modeller birbirine oldukça yakın ve düşük hata değerleriyle başarılı bir performans sergilemiştir; Yamuk fonksiyon ise 98.8 RMSE ve uzun yerleşme süresi (20 s) ile en zayıf model olmuştur. Sugeno yönteminde de benzer bir tablo görülmektedir: Üçgen (47.9 RMSE) ve Gauss (51.6 RMSE) düşük hata ve kısa yerleşme süreleriyle öne çıkarken, Karışık model (54.8 RMSE) de benzer şekilde kabul edilebilir performans göstermiştir. Ancak Yamuk fonksiyon yine yüksek hata (97.6 RMSE) ve uzun yerleşme süresi (19.8 s) nedeniyle başarısız olmuştur. Grafiklerde, özellikle Üçgen ve Gauss fonksiyonlarının referans eğrisini daha yakından takip ettiği, Yamuk fonksiyonun ise belirgin sapmalar ve gecikmeler yarattığı açıkça gözlenmektedir. Genel olarak, yük altındaki 5x5 kural tabanlı sonuçlarda Sugeno yöntemi daha düşük RMSE ve daha kısa yerleşme süresiyle öne çıkarken, Mamdani yalnızca Üçgen, Gauss ve Karışık yapılarda rekabetçi kalabilmiştir.

4.3.3 7x7 Kural Tabanı

Çizelge 4.13 ve şekil 4.11’ de 100 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında yük altında elde edilen deney sonuçları, referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.13 100 rpm DA motorunun yük altında 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	59.656	0.471	0.545	1.412
	Yamuk	86.116	0.580	0.563	19.765
	Gauss	59.149	0.464	0.595	2.824
	Karışık	53.033	0.464	0.528	1.412
Sugeno	Üçgen	41.830	0.455	0.402	0.941
	Yamuk	73.349	0.571	0.431	19.529
	Gauss	45.381	0.463	0.386	1.882
	Karışık	43.170	0.447	0.392	1.176



Şekil 4. 11 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 7x7 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

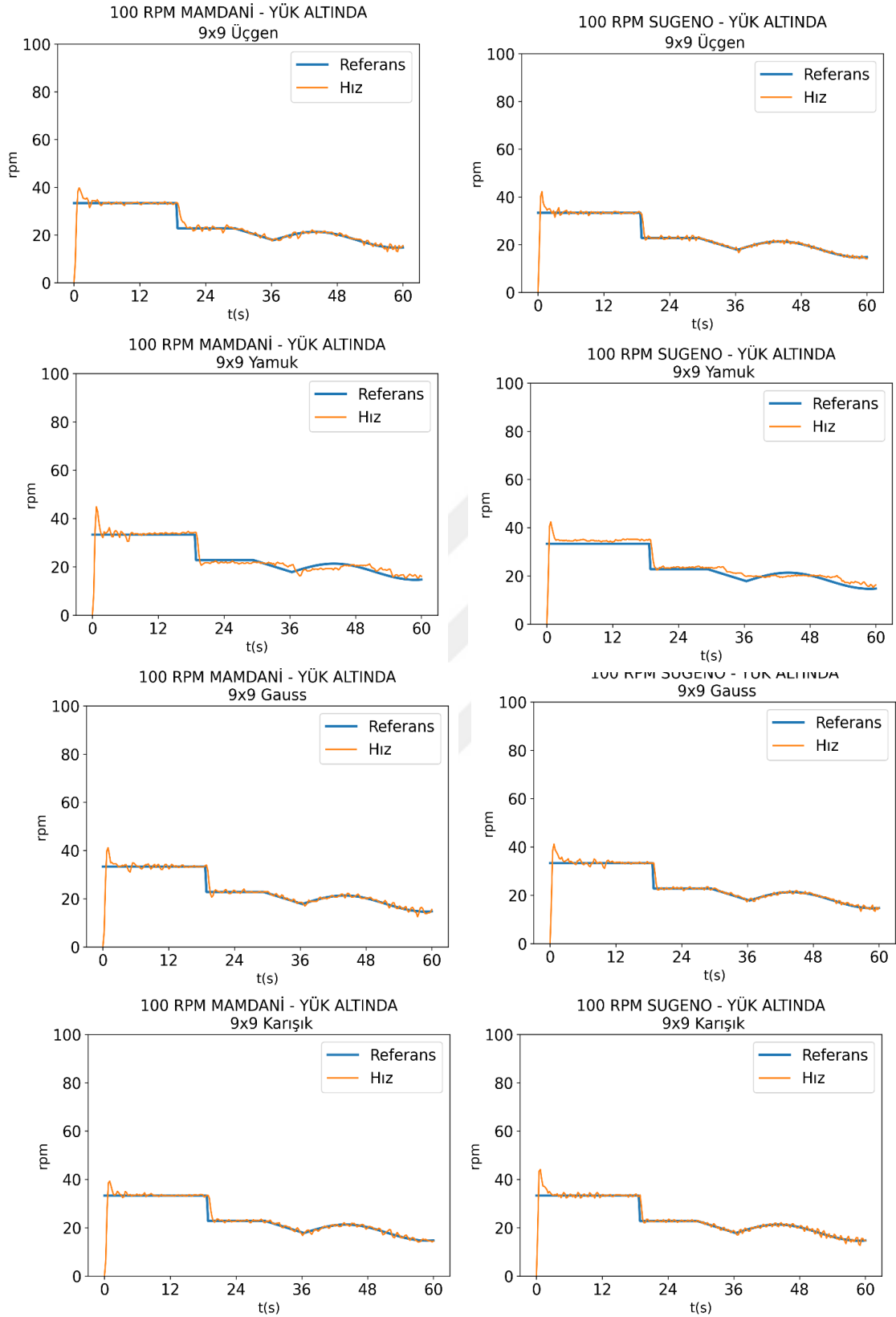
100 rpm yük altındaki 7x7 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (59.7 RMSE), Gauss (59.1 RMSE) ve Karışık (53.0 RMSE) modeller görece başarılı olurken, Yamuk fonksiyon (86.1 RMSE, 19.8 s TS) açık ara en zayıf performansı göstermiştir. Özellikle Mamdani Üçgen ve Gauss modellerinde referans sinyale yakın bir takip görülmekle birlikte, Karışık model daha düşük RMSE ile öne çıkmıştır. Sugeno yönteminde ise Üçgen (41.8 RMSE), Gauss (45.4 RMSE) ve Karışık (43.2 RMSE) modeller düşük hata ve kısa yerleşme süreleri (0.9–1.9 s) ile çok daha başarılı sonuçlar üretmiş, Yamuk model ise yine en düşük performansı (73.3 RMSE, 19.5 s) göstermiştir. Grafiklerde Sugeno modellerinin referans eğrisini Mamdani'ye göre daha yakın izlediği, özellikle yük altında daha hızlı ve kararlı tepki verdiği net biçimde gözlenmektedir. Genel olarak 7x7 kurallarda Sugeno yaklaşımı hem hata değerleri hem de yerleşme süreleri açısından Mamdani'ye üstünlük sağlamış; her iki yöntemde de Yamuk fonksiyonun başarısız olduğu bir kez daha teyit edilmiştir.

4.3.4 9x9 Kural Tabanı

Çizelge 4.14 ve şekil 4.12' de 100 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında yük altında elde edilen deney sonuçları, referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.14 100 rpm DA motorunun yük altında 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	62.465	0.464	0.511	3.059
	Yamuk	72.961	0.502	0.428	1.412
	Gauss	65.473	0.487	0.525	1.412
	Karışık	62.822	0.464	0.520	2.588
Sugeno	Üçgen	44.823	0.439	0.357	4.000
	Yamuk	65.136	0.533	0.363	2.353
	Gauss	47.179	0.463	0.374	3.529
	Karışık	51.971	0.471	0.341	2.118



Şekil 4. 12 100 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

100 rpm yük altındaki 9x9 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (62.5 RMSE), Gauss (65.5 RMSE) ve Karışık (62.8 RMSE) modeller benzer ve kabul edilebilir hata seviyeleri üretirken, Yamuk fonksiyon (73.0 RMSE) yine en zayıf performansı göstermiştir. Mamdani’de Üçgen ve Karışık fonksiyonların referans eğrisini daha kararlı takip ettiği, Yamuk fonksiyonda ise belirgin sapmalar olduğu grafiklerden anlaşılmaktadır. Sugeno yönteminde ise Üçgen (44.8 RMSE), Gauss (47.2 RMSE) ve Karışık (52.0 RMSE) modeller düşük hata değerleri ve daha kısa yerleşme süreleri (2.1–4.0 s) ile Mamdani’ye kıyasla çok daha başarılı sonuçlar vermiştir; Yamuk fonksiyon ise burada da en yüksek hata (65.1 RMSE) ile en başarısız model olmuştur. Genel olarak 9x9 kurallarda Sugeno yaklaşımı Mamdani’ye göre hem daha düşük RMSE hem de daha kısa yerleşme süreleri ile daha güvenilir ve kararlı bir kontrol sağlamış, özellikle Üçgen ve Gauss yapıları yük altındaki koşullarda en uygun modeller olarak öne çıkmıştır.

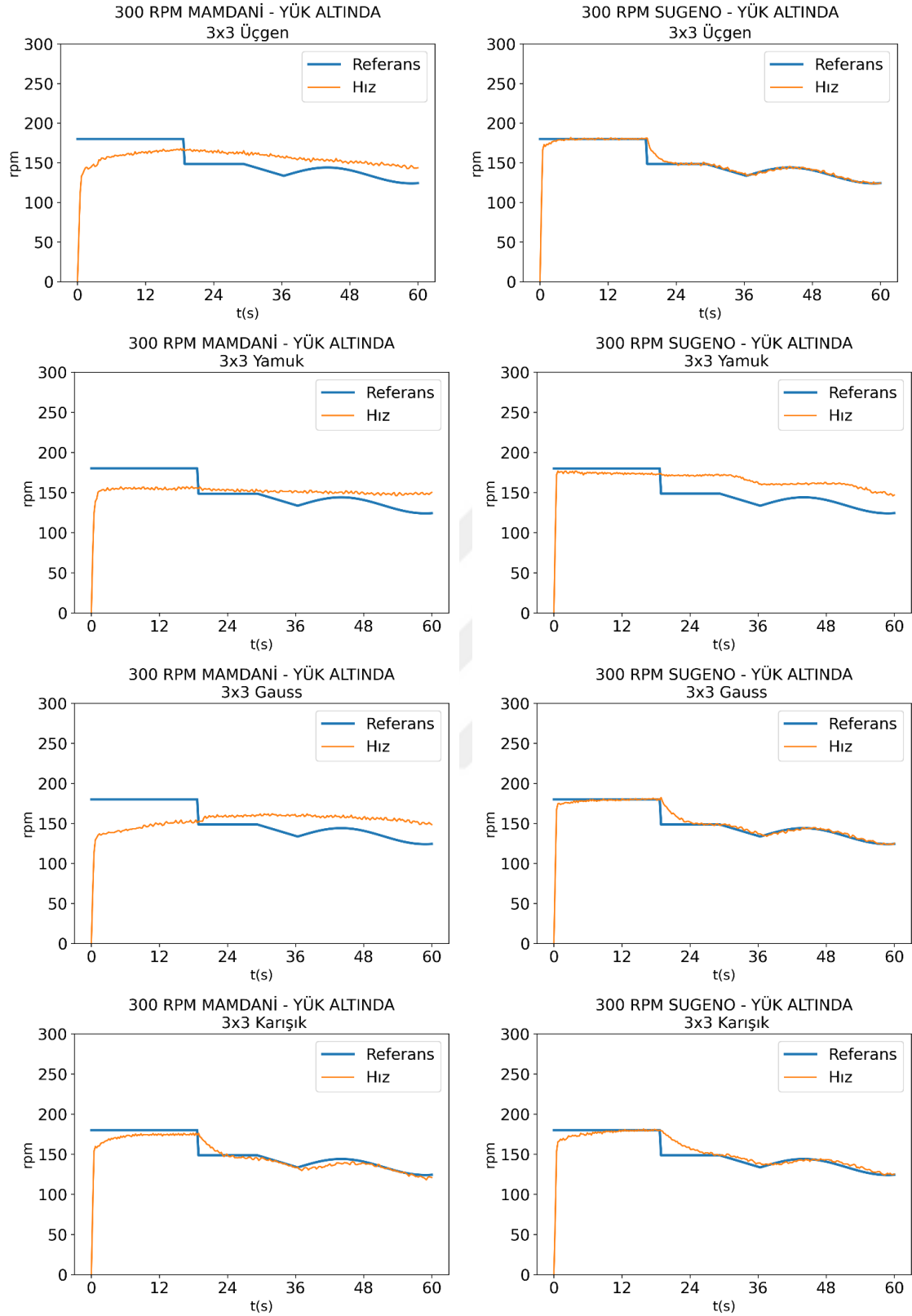
4.4 300 RPM için Yük Altında Deney Sonuçları

300 rpm DA motoru için Mamdani ve Sugeno yöntemiyle yük altında deney sonuçlarının performans metrikleri ve deney sonuçlarının grafikleri alt başlıklarla detaylı olarak analiz edilmiştir.

4.4.1 3x3 Kural Tabanı

Çizelge 4.15 300 rpm DA motorunun yük altında 3x3 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M_p	T_r	T_s
Mamdani	Üçgen	204.953	0.125	9.987	-
	Yamuk	192.101	0.056	18.824	24.235
	Gauss	261.997	0.082	14.779	-
	Karışık	93.207	0.186	1.549	22.353
Sugeno	Üçgen	69.358	0.219	0.458	2.118
	Yamuk	205.990	0.168	0.441	-
	Gauss	79.325	0.227	0.456	1.882
	Karışık	101.095	0.207	0.642	6.824



Şekil 4. 13 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 3x3 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

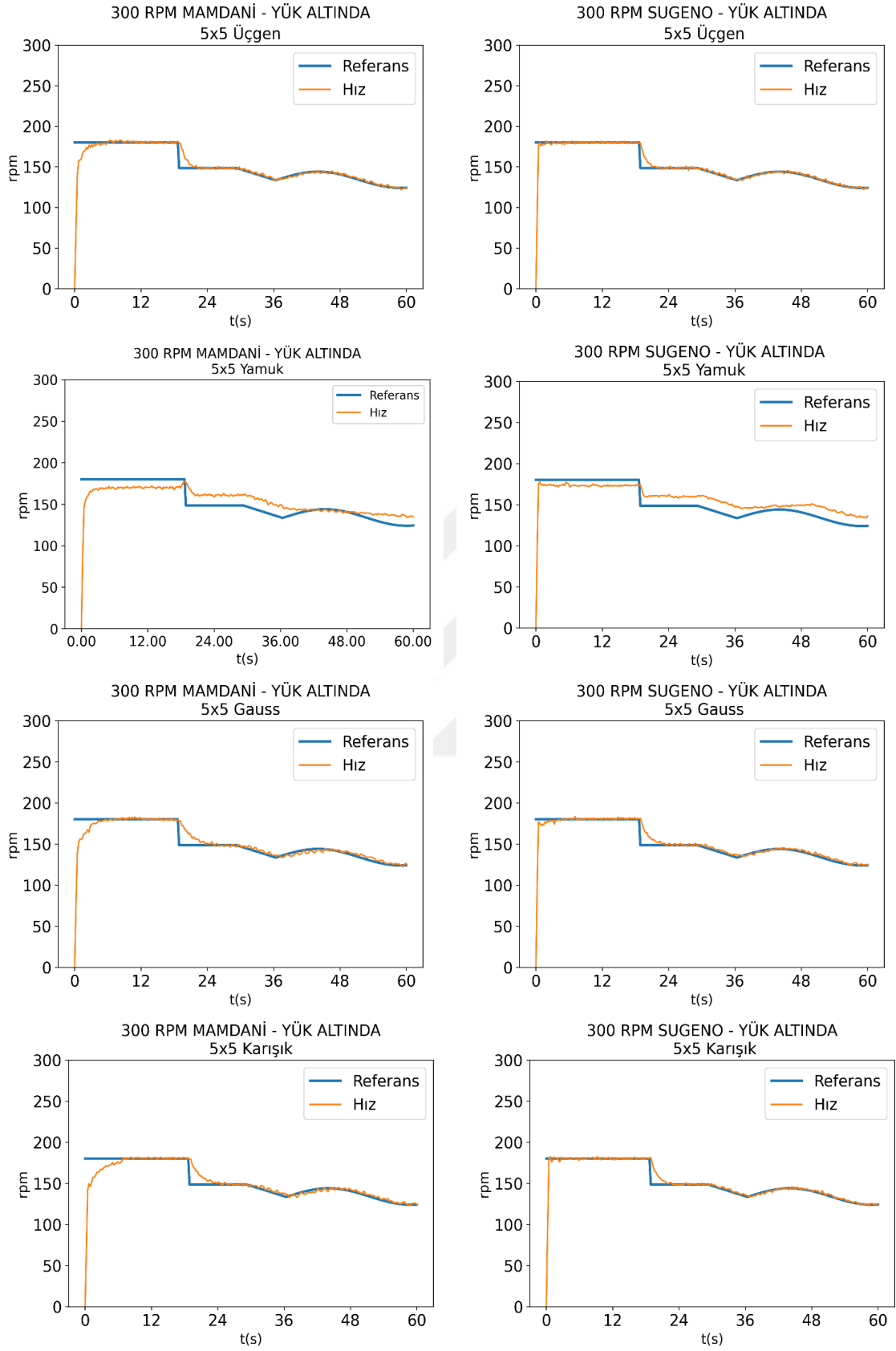
300 rpm yük altındaki 3x3 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (204.9 RMSE), Yamuk (192.1 RMSE) ve Gauss (262.0 RMSE) fonksiyonlarının oldukça yüksek hata ürettiği, yalnızca Karışık modelin (93.2 RMSE) görece daha iyi bir performans sağladığı görülmektedir. Ayrıca Mamdani Yamuk ve Karışık modellerinde yerleşme süreleri (24.2 s ve 22.4 s) çok uzamış, bu da yük altında kararlılık problemlerine işaret etmektedir. Sugeno yönteminde ise Üçgen (69.4 RMSE) ve Gauss (79.3 RMSE) modeller düşük hata, kısa yerleşme süreleri (1.9–2.1 s) ve daha hızlı dinamik yanıtlarıyla öne çıkmış, Karışık model (101.1 RMSE) ise orta seviyede kalmıştır. Yamuk fonksiyon her iki yöntemde de yüksek hata ile en başarısız model olmuştur. Grafikler incelendiğinde Sugeno modellerinin referans eğrisini Mamdani'ye kıyasla daha yakın ve kararlı takip ettiği açıkça görülmektedir. Genel olarak yük altındaki 300 rpm deneylerinde Sugeno yaklaşımı, özellikle Üçgen ve Gauss fonksiyonlarla daha güvenilir ve hızlı bir kontrol sunarken, Mamdani yöntemi yüksek hata ve uzun yerleşme süreleri nedeniyle zayıf performans göstermiştir.

4.4.2 5x5 Kural Tabanı

Çizelge 4.16 ve şekil 4.14' de 300 rpm DA motorunun 5x5 kural tabanında yük altında elde edilen deney sonuçları, referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.16 300 rpm DA motorunun yük altında 5x5 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	86.656	0.210	1.274	3.529
	Yamuk	124.913	0.188	1.318	38.824
	Gauss	94.178	0.199	1.641	4.000
	Karışık	98.741	0.210	2.037	6.353
Sugeno	Üçgen	64.031	0.207	0.432	0.471
	Yamuk	114.508	0.171	0.430	40.941
	Gauss	65.348	0.221	0.425	1.647
	Karışık	64.428	0.221	0.425	0.471



Şekil 4. 14 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 5x5 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

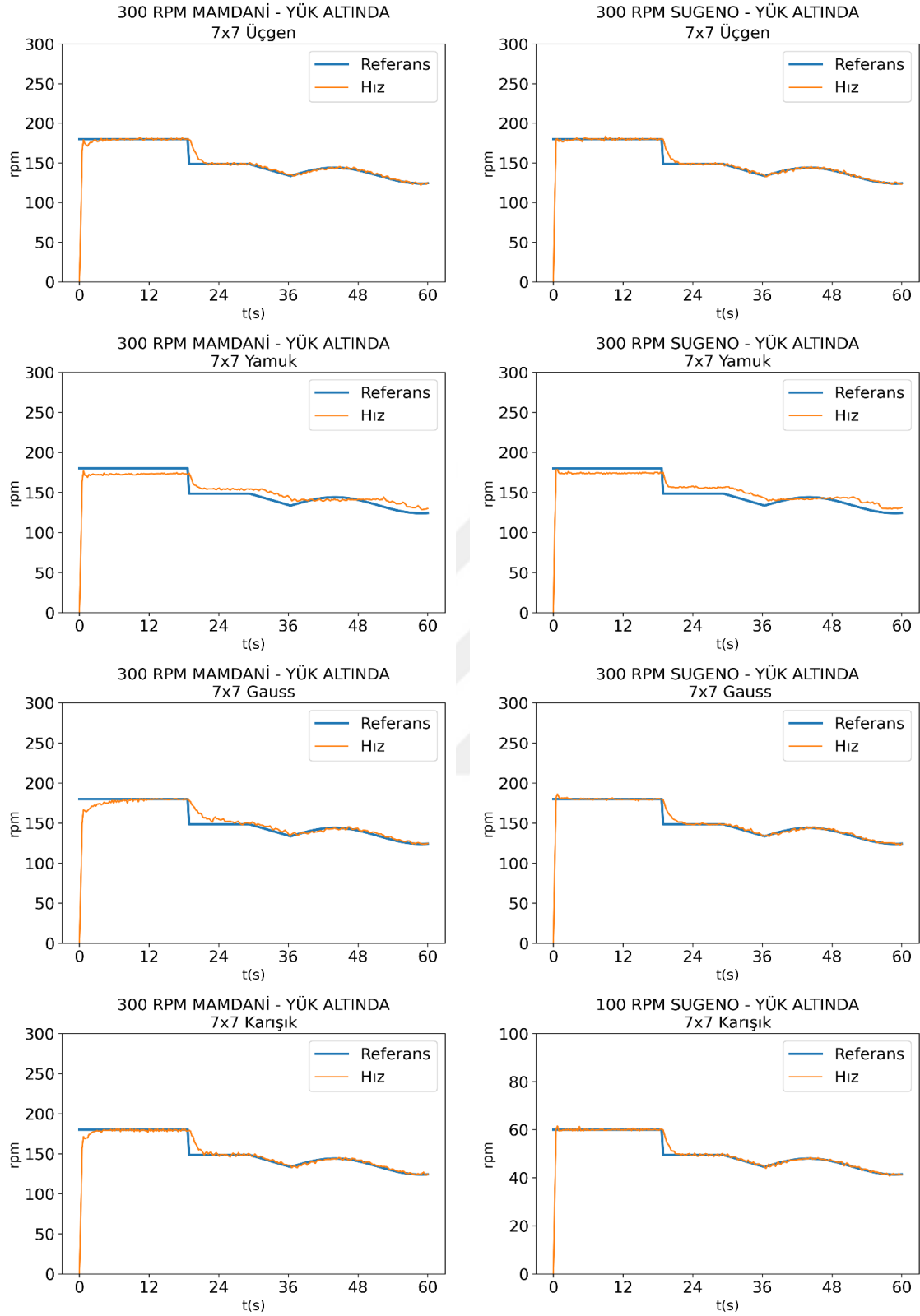
300 rpm yük altındaki 5x5 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (86.7 RMSE), Gauss (94.2 RMSE) ve Karışık (98.7 RMSE) modeller benzer düzeyde ve orta seviye hata üretmiş, Yamuk fonksiyon ise 124.9 RMSE ve 38.8 s gibi çok uzun yerleşme süresiyle en zayıf performansı göstermiştir. Grafiklerde de özellikle Yamuk fonksiyonun referanstan sapmalar ve gecikmeler oluşturduğu net biçimde görülmektedir. Sugeno yönteminde ise Üçgen (64.0 RMSE), Gauss (65.3 RMSE) ve Karışık (64.4 RMSE) modeller çok daha düşük hata ve kısa yerleşme süreleri (0.47–1.65 s) ile öne çıkmış, Yamuk fonksiyon (114.5 RMSE, 40.9 s) yine başarısız olmuştur. Özellikle Sugeno Üçgen ve Gauss fonksiyonları, yük altında referansı daha hızlı ve daha kararlı şekilde takip etmiştir. Genel olarak değerlendirildiğinde, 300 rpm yük altındaki 5x5 kurallarda Sugeno yaklaşımı Mamdani'ye kıyasla daha düşük hata, kısa yerleşme süresi ve daha iyi dinamik yanıt sağlamış; her iki yöntemde de Yamuk fonksiyonun en zayıf performansı sergilediği teyit edilmiştir.

4.4.3 7x7 Kural Tabanı

Çizelge 4.17 ve şekil 4.15' de 300 rpm DA motorunun 7x7 kural tabanında yük altında elde edilen deney sonuçları, referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.17 300 rpm DA motorunun yük altında 7x7 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	79.545	0.207	0.463	1.882
	Yamuk	98.671	0.172	0.467	37.412
	Gauss	91.530	0.200	0.648	5.176
	Karışık	81.493	0.207	0.558	2.118
Sugeno	Üçgen	61.345	0.211	0.419	0.471
	Yamuk	86.367	0.179	0.421	37.882
	Gauss	64.519	0.207	0.417	0.941
	Karışık	64.909	0.211	0.422	0.471



Şekil 4. 15 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 7x7 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

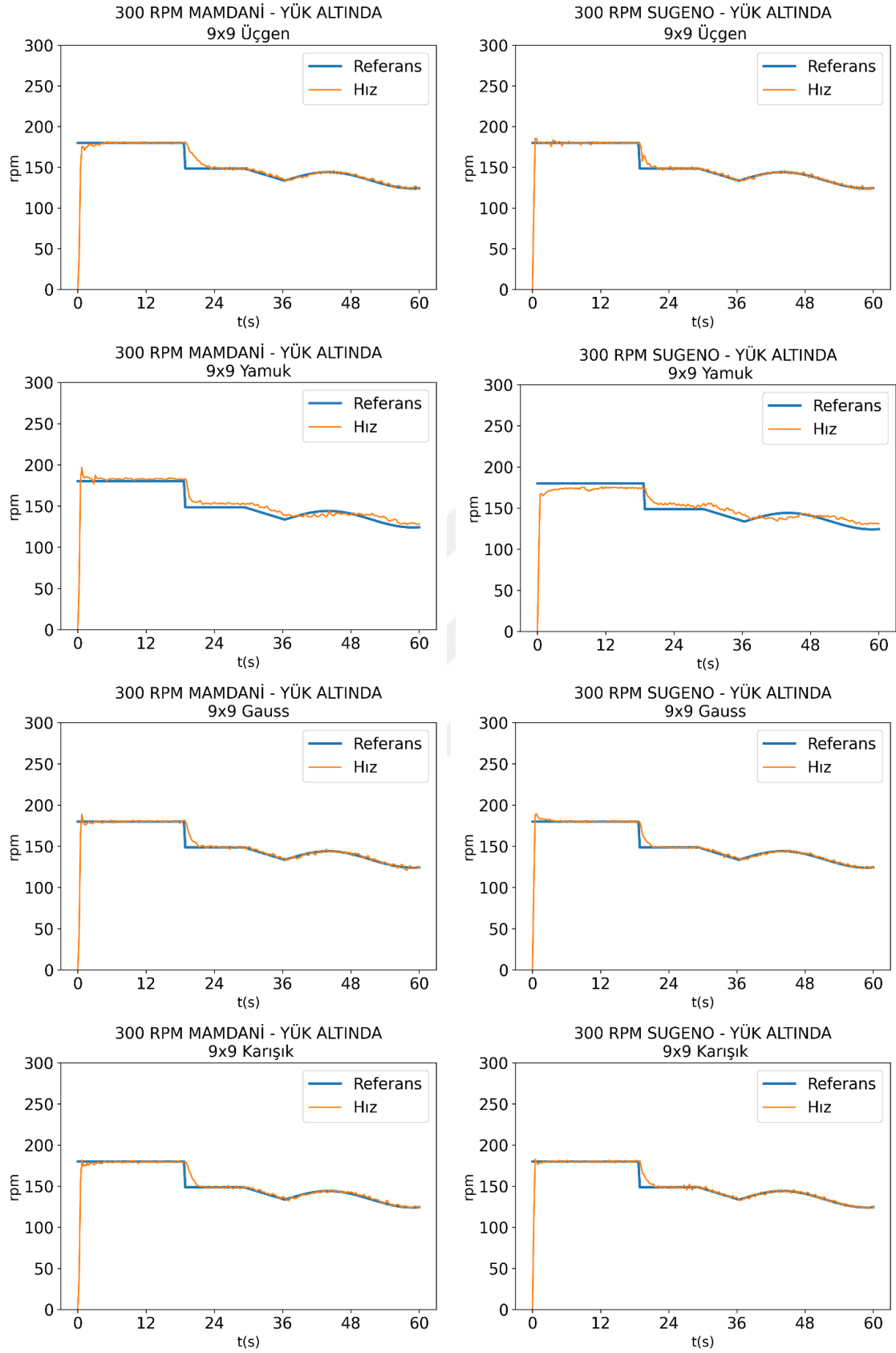
300 rpm yük altındaki 7x7 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (79.5 RMSE), Gauss (91.5 RMSE) ve Karışık (81.5 RMSE) modeller orta seviyede doğruluk sağlarken, Yamuk fonksiyon (98.7 RMSE, 37.4 s TS) açık ara en zayıf performansı sergilemiştir. Mamdani modellerinde özellikle Üçgen ve Karışık fonksiyonlar kısa yerleşme süresiyle öne çıksa da hata değerleri Sugeno'ya kıyasla daha yüksektir. Sugeno yönteminde Üçgen (61.3 RMSE), Gauss (64.5 RMSE) ve Karışık (64.9 RMSE) modeller düşük hata ve kısa yerleşme süreleri (0.47–0.94 s) ile oldukça başarılı sonuçlar üretmiş; Yamuk fonksiyon ise burada da yüksek hata (86.4 RMSE) ve uzun yerleşme süresi (37.9 s) ile en başarısız yapı olmuştur. Grafiklerde de Sugeno'nun Üçgen, Gauss ve Karışık modellerinde referans sinyalinin çok daha yakın ve kararlı takip edildiği, Mamdani'de ise daha fazla sapma ve gecikme görüldüğü açıkça gözlenmektedir. Genel olarak, 300 rpm yük altındaki 7x7 kurallarda Sugeno yaklaşımı Mamdani'ye göre çok daha düşük hata ve kısa yerleşme süreleriyle öne çıkmış, her iki yöntemde de Yamuk fonksiyonun en düşük performansı verdiği teyit edilmiştir.

4.4.4 9x9 Kural Tabanı

Çizelge 4.18 ve şekil 4.16' da 300 rpm DA motorunun 9x9 kural tabanında yük altında elde edilen deney sonuçları, referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi verilmiştir.

Çizelge 4.18 300 rpm DA motorunun yük altında 9x9 kural tabanında deney sonuçlarının analizi

Sistem	Üyelik Fonksiyonu	RMSE	M _p	T _r	T _s
Mamdani	Üçgen	101.256	0.218	0.597	1.882
	Yamuk	96.784	0.233	0.439	1.882
	Gauss	93.216	0.218	0.467	0.941
	Karışık	98.490	0.211	0.544	1.647
Sugeno	Üçgen	60.605	0.209	0.407	0.941
	Yamuk	87.066	0.175	0.455	26.588
	Gauss	59.350	0.206	0.400	1.176
	Karışık	55.382	0.218	0.403	0.471



Şekil 4.16 300 rpm DA motorunun Mamdani ve Sugeno yöntemi ile 9x9 kural tabanında gerçekleştirilen deneylerden elde edilen referans ve çıkış sinyallerinin grafiksel gösterimi.

300 rpm yük altındaki 9x9 deney sonuçları incelendiğinde, Mamdani yönteminde Üçgen (101.3 RMSE), Yamuk (96.8 RMSE), Gauss (93.2 RMSE) ve Karışık (98.5 RMSE) modellerin hata değerlerinin birbirine yakın olduğu, ancak genel olarak yüksek kaldığı görülmektedir. Özellikle Üçgen ve Karışık fonksiyonlar kısa yerleşme süresi ($\approx 1.6-1.9$ s) ile avantaj sağlasa da, RMSE değerleri Sugeno'ya göre daha zayıf kalmıştır. Sugeno yönteminde ise Gauss (59.4 RMSE) ve Karışık (55.4 RMSE) modeller en düşük hata değerleriyle öne çıkmış, Üçgen (60.6 RMSE) de benzer şekilde başarılı sonuç üretmiştir. Yamuk fonksiyon ise her iki yöntemde de en düşük performansı göstermiş, Sugeno'da dahi 87.1 RMSE ve uzun yerleşme süresi (26.6 s) ile başarısız olmuştur. Grafiklerde Sugeno Üçgen, Gauss ve Karışık modellerinin referansı daha yakın ve kararlı takip ettiği, Mamdani modellerinde ise dalgalanma ve gecikmelerin daha belirgin olduğu gözlenmektedir. Genel olarak 9x9 kurallarda Sugeno yaklaşımı düşük RMSE, kısa yerleşme süreleri ve daha istikrarlı yanıtlarıyla Mamdani'ye üstünlük sağlamış; her iki yöntemde de Yamuk fonksiyonun zayıf performansı devam etmiştir.

Elde edilen veriler genel olarak değerlendirildiğinde, yapılan deneysel analizlerin hem sistematik hem de tutarlı sonuçlar ortaya koyduğu görülmektedir. Farklı hız seviyeleri, üyelik fonksiyonları ve kural tabanı boyutları altında gerçekleştirilen testler, bulanık mantık denetim yöntemlerinin parametre seçimine oldukça duyarlı olduğunu göstermiştir. Özellikle referans sinyali takibi, hata davranışı ve yerleşme süreleri gibi ölçütlerin, sistemde kullanılan üyelik fonksiyonu tipi ve kural yoğunluğu ile doğrudan ilişkili olduğu belirlenmiştir. Ayrıca deneysel bulgular, motorun dinamik karakteristiği, yük durumu ve hız aralığı gibi fiziksel değişkenlerin kontrol performansı üzerindeki etkisini açık biçimde ortaya koymuştur. Bu kapsamda, elde edilen sonuçlar yalnızca yöntemlerin karşılaştırılması açısından değil, aynı zamanda motor kontrolünde bulanık mantık tabanlı yaklaşımların gerçek donanım koşullarında nasıl davrandığını anlamak açısından da önemli veriler sunmuştur. Bulguların bütüncül değerlendirilmesi, sistem parametrelerinin uygun biçimde seçilmesi durumunda bulanık mantık denetleyicilerin yüksek doğruluk ve kararlılıkla çalışabildiğini, dolayısıyla deneysel doğrulamanın yöntemlerin uygulanabilirliğini destekleyen güçlü bir adım olduğunu ortaya koymuştur.

5. TARTIŞMA ve SONUÇ

Bu tez çalışmasında, tek kart bilgisayarlar kullanılarak doğru akım motorlarının hız kontrolü amacıyla Mamdani ve Sugeno bulanık mantık yöntemleri incelenmiş ve deneysel olarak karşılaştırılmıştır. Çalışmada kullanılan yöntemlerin performansı hem düşük hız seviyesinde (100 rpm) hem de yüksek hız seviyesinde (300 rpm), hem yüksüz hem de yük altında değerlendirilmiştir. Ayrıca farklı üyelik fonksiyonları (Üçgen, Yamuk, Gauss ve Karışık) ile farklı kural tabanı boyutları (3x3, 5x5, 7x7, 9x9) kullanılarak geniş bir deney seti oluşturulmuş ve elde edilen sonuçlar ayrıntılı şekilde incelenmiştir.

Deneysel sonuçlar genel olarak değerlendirildiğinde, Mamdani yöntemi çoğu koşulda yüksek hata değerleri üretmiş, özellikle Üçgen, Yamuk ve Gauss üyelik fonksiyonları ile referans sinyali takip etmede yetersiz kalmıştır. Mamdani yönteminde yalnızca Karışık üyelik fonksiyonunun kullanıldığı modeller görece daha başarılı olmuş ve hata seviyelerini belirgin biçimde düşürmüştür. Bununla birlikte, yük altındaki deneylerde Mamdani'nin performansının oldukça zayıfladığı, özellikle Yamuk fonksiyon kullanıldığında yerleşme sürelerinin 20–40 saniyeye kadar uzadığı ve kontrol başarımının belirgin biçimde düştüğü görülmüştür. Bu sonuç, Mamdani yönteminin dinamik koşullar altında kararlılık ve doğruluk açısından sınırlı kaldığını ortaya koymaktadır. Ancak burada elde edilen bulguların seçilen ölçekleme çarpanları, kullanılan hız aralığı veya sınır değerler ile yakından ilişkili olduğu unutulmamalıdır. Farklı ölçeklendirme, daha yüksek hızlara sahip motorlar ya da değişik sınır değerleri altında Mamdani yönteminin ve özellikle Yamuk üyelik fonksiyonunun farklı sonuçlar verebileceği göz önünde bulundurulmalıdır.

Sugeno yöntemi ise her koşulda Mamdani'ye kıyasla daha düşük RMSE, daha kısa yerleşme süresi ve daha kararlı referans takibi sağlamıştır. Özellikle Üçgen ve Gauss üyelik fonksiyonları ile yapılan deneylerde Sugeno'nun performansının belirgin şekilde daha iyi olduğu görülmüştür. Karışık model genellikle orta düzeyde sonuçlar üretmiş, Yamuk fonksiyon ise Mamdani'de olduğu gibi Sugeno'da da en başarısız model

olmuştur. Sugeno yöntemi yük altında dahi düşük hata seviyelerini korumuş, yerleşme sürelerini kısa tutmuş ve motor hızını referans sinyaline daha yakın şekilde izleyebilmiştir. Grafikselleştirmeler de bu durumu desteklemiş, Sugeno yönteminin özellikle Üçgen ve Gauss üyelik fonksiyonlarıyla daha dengeli ve kararlı bir kontrol çıktısı sağladığını göstermiştir.

Deneylerde hız seviyesinin de yöntemlerin başarımı üzerinde önemli bir etkisi olduğu görülmüştür. 100 rpm seviyesinde hem Mamdani hem de Sugeno yöntemleri görece daha kararlı sonuçlar üretmiş, hata değerleri düşük kalmıştır. Ancak hız 300 rpm seviyesine çıkarıldığında Mamdani yönteminde hata değerleri belirgin şekilde artmış, yerleşme süreleri uzamış ve referans sinyalinden sapmalar daha görünür hale gelmiştir. Sugeno yöntemi ise artan hız seviyesinde dahi daha düşük hata değerleri ve kısa yerleşme süreleri ile dinamik yanıt verme kabiliyetini korumuştur. Bu sonuç, Sugeno yaklaşımının hızlı değişimlere daha uyumlu olduğunu ve dinamik sistemlerde daha uygun bir çözüm sunduğunu göstermektedir.

Kural tabanı büyüklüğünün etkisi de önemli bir bulgu olarak öne çıkmıştır. Mamdani yönteminde kural sayısının artışı belirgin bir iyileşme sağlamamış, hata değerleri çoğu durumda yüksek kalmıştır. Sugeno yönteminde ise kural sayısı arttıkça sonuçlar daha dengeli hale gelmiş, özellikle 7x7 ve 9x9 kural tabanlarında Üçgen ve Gauss fonksiyonları düşük RMSE ve kısa yerleşme süreleri ile en başarılı sonuçları vermiştir. Bu bulgu, Sugeno yapısının kural tabanı büyüdükçe daha esnek ve güçlü hale geldiğini, Mamdani'nin ise aynı ölçüde fayda sağlamadığını ortaya koymaktadır.

Çalışmanın bir diğer önemli boyutu hesaplama maliyeti olmuştur. Mamdani yöntemi bulanıklaştırma, kural çıkarımı ve durulaştırma adımlarında daha yoğun hesaplama gerektirmiştir. Sugeno yöntemi ise özellikle ağırlıklı ortalama tabanlı durulaştırma mekanizması sayesinde daha düşük işlem yükü ile çalışmış ve Raspberry Pi üzerinde gerçek zamanlı uygulamalarda daha hızlı yanıt üretebilmiştir. Bu durum, Sugeno yöntemini yalnızca doğruluk açısından değil, aynı zamanda hesaplama maliyeti ve gerçek zamanlı uygulanabilirlik açısından da avantajlı hale getirmiştir. Özellikle gömülü

sistemlerde düşük işlem yükü, enerji tüketiminin azalması ve donanım maliyetlerinin düşmesi anlamına geldiğinden Sugeno yöntemi endüstriyel uygulamalar açısından daha uygun bir seçenek olarak öne çıkmaktadır.

Sonuç olarak, bu tez kapsamında yapılan deneyler Sugeno yönteminin Mamdani'ye kıyasla hem performans hem de uygulanabilirlik açısından daha üstün olduğunu açıkça göstermiştir. Sugeno yöntemi Üçgen ve Gauss üyelik fonksiyonları ile en düşük hata değerlerini ve en kısa yerleşme sürelerini sağlamış, Karışık fonksiyonlar orta düzeyde performans üretmiş, Yamuk fonksiyon ise her koşulda daha zayıf kalmıştır. Mamdani yöntemi yalnızca Karışık modelde kabul edilebilir sonuçlar üretmiş, diğer fonksiyonlarda ise yetersiz kalmıştır. Bununla birlikte, farklı ölçekleme, hız aralıkları ve sınır koşulları altında bu yöntemlerin farklı performans sergileyebileceği dikkate alınmalı, elde edilen sonuçların kullanılan deneysel parametrelerle sınırlı olduğu unutulmamalıdır.

Bu çalışmanın sonuçları ışığında, Sugeno yönteminin farklı motor tipleri (örneğin AC motorlar, step motorlar) üzerinde test edilmesi, adaptif veya hibrit kontrol stratejileri ile birleştirilmesi ve farklı bozucu etkiler altındaki performansının değerlendirilmesi gelecekte yapılacak çalışmalar açısından önemlidir. Ayrıca enerji verimliliği ve uzun süreli kararlılık gibi parametrelerin de incelenmesi yöntemin pratik uygulamalardaki değerini artıracaktır. Sugeno yönteminin düşük hesaplama maliyeti ve yüksek doğruluk avantajı göz önüne alındığında, özellikle düşük maliyetli gömülü sistemlerde ve endüstriyel otomasyon uygulamalarında tercih edilmesi önerilmektedir.

6. KAYNAKLAR

- Aksoy, A., Aksoy, İ., Yaren, T., & Kizir, S. (2023). DA motor konum kontrolü için LQR+I ve bulanık mantık denetleyici tasarımı. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 13(1), 237–251.
- Albahari, M., & Iljin, A. (2022). Development of a fuzzy logic controller for a DA motor with sensorless speed estimation. *Control Engineering Practice*, 123, 1-11.
- Altaş, İ. H. (1999). Bulanık mantık: Bulanıklılık kavramı. *Enerji, Elektrik, Elektromekanik-3e*, 62, 80-85.
- Avan, A. B. (2022). Esnek hesaplama tabanlı DA motorun hız kontrolü [Yüksek lisans tezi, Necmettin Erbakan Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü].
- Aytaç, E. (2006). Kalite kontrolde bulanık mantık yaklaşımı ve bir uygulama (Yüksek lisans tezi). Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Bělohlávek, R., Dauben, J. W., & Klir, G. J. (2017). *Fuzzy logic and mathematics: A historical perspective*. Oxford University Press.
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)? – Arguments against avoiding RMSE in the literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250.
- Cho, H. C., Han, S. J., Heo, I., Kang, H., Kang, W. H., & Kim, K. S. (2020). Heating temperature prediction of concrete structure damaged by fire using a Bayesian approach. *Sustainability*, 12(10), 1-18.
- Dorf, R. C., & Bishop, R. H. (2011). *Modern Control Systems* (12th ed.). Pearson.
- Faris, M. M. (2008). Bulanık mantık uygulamasıyla DA motorun hız kontrolü (Yüksek lisans tezi). Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Ferreirós, J. (2001). The road to modern logic—an interpretation. *Bulletin of Symbolic Logic*, 7(4), 456-463.
- Franklin, G. F., Powell, J. D., & Emami-Naeini, A. (2015). *Feedback Control of Dynamic Systems* (7th ed.). Pearson.

- Genç, Y. (2015). Güç kalitesi problemlerinde geleneksel kontrol teorisi ve bulanık mantık kontrol teorisinin karşılaştırılması (Yüksek lisans tezi). Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Gökçe, B., Koca, Y. B., & Aslan, Y. (2021). Doğru akım motorunun PID ile hız kontrolü ve zorlamalı yükler altında performans analizi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (21), 549–554.
- Güçlü, P. (2011). Tedarik zinciri modelleme problemine bulanık hedef programlama yaklaşımı ve bir uygulama (Yüksek lisans tezi). Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Gül, G. (2012). Dinamik sistemler için gerçek zamanda bulanık mantıkla kontrolör tasarımı (Yüksek lisans tezi). Hava Harp Okulu, Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsü.
- Gülcan, B. (2012). Bulanık doğrusal programlama ve bir bisküvi işletmesinde optimum ürün formülü oluşturma (Yüksek lisans tezi). Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Güntay, S. (2024). Bulanık ayarlamaya dayalı adaptif PID ile fırçasız doğru akım motorlarının kontrolü [Yüksek lisans tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü].
- Haaparanta, L. (Ed.). (2009). *The development of modern logic*. Oxford University Press.
- Hellmann, M. (2001). *Fuzzy logic introduction*. Université de Rennes, 1(1).
- Işıklı, Ş. (2010). Lotfi A. Zadeh'nin hayat hikâyesi ve bulanık paradigmanın üç temel unsuru. *Kutadgubilig: Felsefe-Bilim Araştırmaları Dergisi*, 17, 89-101.
- Kandilli, İ. (2017). DA motorun bulanık mantık denetleyici kullanarak gerçek zamanda hız denetimi. *Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 23(5), 543–549.
- Kaplan, K., Kuncan, M., Polat, H., Tepe, B., & Ertunç, H. M. (2020). PID ve bulanık mantık tabanlı DA motorun gerçek zamanlı konum kontrolü. *Journal of the Institute of Science and Technology*, 10(2), 900–916.

- Kaur, J., & Singh, R. (2021). Comparative analysis of fuzzy logic controllers in motor speed control. *International Journal of Electrical Engineering & Technology*, 12(1), 20-33.
- Keskenler, M. F., & Keskenler, E. F. (2017). Bulanık mantığın tarihi gelişimi. *Takvim-i Vekayi*, 5(1), 1-10.
- Klir, G. J., & Yuan, B. (2005). *Fuzzy sets and fuzzy logic: Theory and applications*. Prentice Hall.
- Knuth, D. E. (1981). *The art of computer programming, Volume 2: Seminumerical algorithms* (2nd ed.). Addison-Wesley.
- Kosko, B., & Isaka, S. (1993). Fuzzy logic. *Scientific American*, 269(1), 76-81.
- Kotarbiński, T. (1958). Jan Łukasiewicz's works on the history of logic. *Studia Logica*, 8, 57-63.
- Köse, F., Kaplan, K., & Ertunç, H. M. (2013). PID ve bulanık mantık ile DA motorun gerçek zamanda STM32F407 tabanlı hız kontrolü. *Otomatik Kontrol Ulusal Toplantısı (TOK2013)*, 26–28.
- Mamdani, E. H., & Assilian, S. (1975). An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. *International Journal of Man-Machine Studies*, 7(1), 1-13.
- Massad, E., Ortega, N., de Barros, L., & Struchiner, C. (2008). Basic concepts of fuzzy sets theory. In *Fuzzy logic in action: Applications in epidemiology and beyond* (pp. 11-40). *Studies in Fuzziness and Soft Computing*, Vol. 232.
- McNeill, F. M., & Thro, E. (2014). *Fuzzy logic: A practical approach*. Academic Press.
- Mizumoto, M., & Tanaka, K. (2000). Fuzzy systems and intelligent control: Survey and prospects. *Annual Reviews in Control*, 24, 219-235.
- Nassim, M., & Abdelkader, A. (2021). Speed control of DA motor using fuzzy PID controller. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/2108.05450>
- Nise, N. S. (2015). *Control Systems Engineering* (7th ed.). Wiley.
- Özçalık, H. R., Gani, A., Açıkgöz, H., & Keçecioglu, Ö. F. (2014). Sürekli mıknatıslı doğru akım motorunun hız denetiminde PI-bulanık mantık tipi denetim

- yönteminin başarımının incelenmesi. Elektrik-Elektronik ve Bilgisayar Sempozyumu (ELECO), Bursa.
- Özdamar, İ. H. (2006). Bulanık istatistiksel kalite kontrolü ve bir orman endüstrisi işletmesinde uygulama (Yüksek lisans tezi). Süleyman Demirel Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Özdemir, O., & Kalıncara, Y. (2020). Bulanık mantık: 2000-2020 yılları arası tez ve makale çalışmalarına yönelik bir içerik analizi. *Acta Infologica*, 4(2), 155-174.
- Paksoy, T., Pehlivan, N. Y., & Özceylan, E. (2013). Bulanık küme teorisi. Nobel Yayın.
- Pehlivan, İ. (2001). Bulanık mantık kontrolörler ile klasik PID kontrolörlerin karşılaştırılması ve bir bulanık mantık kontrolör tasarımı (Yüksek lisans tezi). Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.
- Ross, T. J. (2005). *Fuzzy logic with engineering applications*. John Wiley & Sons.
- Sonugür, G., & Demir, Ö. H. (2021). DA motor hız kontrolü için bulanık mantık PD+I denetleyicileri: Mamdani ve Sugeno'nun karşılaştırmalı analizi, kural tabanı büyüklükleri ve üyelik fonksiyonu türlerine dayalı yaklaşımlar. 13th International Istanbul Scientific Research Congress on Life, Engineering and Applied Sciences Proceedings Book.
- Sukhinov, A. A., & Taktashev, I. M. (2017). A fuzzy logic controller design for DA motor speed control. *Journal of Physics: Conference Series*, 804, 1-8.
- Takagi, T., & Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its application to modelling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15(1), 116-132.
- Tuş, A. (2006). Bulanık doğrusal programlama ve bir üretim planlamasında uygulama örneği (Yüksek lisans tezi). Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Ünsal, S., & Alışkan, İ. (2016). Mamdani ve Takagi-Sugeno çıkarım yöntemlerine sahip bulanık mantık denetleyicilerin özgün yazılım ve araç kutusu performans analizi. Erişim Tarihi, 27, 2019.
- Vardar, K. (2004). Doğru akım motor hızının bulanık mantık ile kontrolü (Yüksek lisans tezi). Dumlupınar Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü.

- Vural, M. (2002). Düşünce tarihinde mantık: Aristoteles mantığından bulanık mantığa. Kutadgubilig: Felsefe Bilim Araştırmaları Dergisi, 2, 93-136.
- Wang, L.-X. (1997). A course in fuzzy systems and control. Prentice Hall.
- Yalçın, S. (2022). Bulanık küme uzantılarının süreç yeterliliği üzerine etkisinin analizi.
- Yıldırım, E., Avcı, E., & Yılmaz, B. (2021). Serbest basınç dayanımının tahmininde Sugeno bulanık mantık yaklaşımı. Uludağ Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Dergisi, 26(1), 97-108.
- Yılmaz, H., & Şahin, M. E. (2023). Bulanık mantık kavramına genel bir bakış. Takvim-i Vekayi, 11(1), 94-129.
- Yılmaz, M., & Arslan, E. (2005). Bulanık mantığın jeodezik problemlerin çözümünde kullanılması.
- Yılmaz, S. (2006). Bulanık mantık ve mühendislik uygulamaları ders notları. Kocaeli Üniversitesi.
- Yılmaz, Y., Ata, S., Önal, G., Işıktaş, A., & Dincer, K. (2018). A fuzzy logic approach for the estimation of performance hydroxy dry cell with different plate combination. Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim Ve Teknoloji Dergisi, 6(1), 70-87.
- Yüksel, M., & Bulut, H. (2020). Bulanık mantık ve uygulamaları. Mühendislik Bilimleri ve Tasarım Dergisi, 8(4), 755-770.
- Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy sets. Information and Control, 8(3), 338-353.
- Zadeh, L. A. (1975). The concept of a linguistic variable and its application to approximate reasoning. Information Sciences, 8(3), 199-249.
- Zengin, B. (2025). Yatırım araçlarında bulanık mantık yöntemiyle teknik analiz incelemesi (Doktora tezi). Düzce Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.
- Zimmermann, H. J. (2011). Fuzzy set theory—and its applications. Springer.

EKLER

EK 1. Deney düzeneğinin görseli



EK 1. (Devam) Deney düzeneğinin görseli

