

**T.C.
ERCIYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
SİVİL HAVACILIK ANABİLİM DALI**

**UÇUŞ VERİ KAYDEDİCİSİNDEN ALINAN VERİLER
KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK
YÖNTEMLERİYLE İRTİFA TAHMİNİ**

(Yüksek Lisans Tezi)

**Hazırlayan
Sancak DEMİRYÜREK**

**Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Mustagime Tülin YILDIRIM**

Yüksek Lisans Tezi

**Haziran 2019
KAYSERİ**

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

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

Sancak DEMİRYÜREK



“Uçuş Veri Kaydedicisinden Alınan Veriler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Yöntemleriyle İrtifa Tahmini” adlı Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Sancak DEMİRYÜREK



Danışman

Dr.Öğr.Üyesi Mustagime Tülin YILDIRIM



Sivil Havacılık ABD Başkanı V.

Prof. Dr. İlker YILMAZ

Dr. Öğr. Üyesi Murat TAŞTAN

Dr.Öğr.Üyesi Mustagime Tülin YILDIRIM danışmanlığında **Sancak DEMİRYÜREK** tarafından hazırlanan “**Uçuş Veri Kaydedicisinden Alınan Veriler Kullanılarak Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık Yöntemleriyle İrtifa Tahmini**” adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Sivil Havacılık Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

24 / 06 / 2019

JÜRİ:

Danışman : Dr.Öğr.Üyesi Mustagime Tülin YILDIRIM



Üye : Dr.Öğr.Üyesi Adem KARCI



Üye : Dr.Öğr.Üyesi Murat PEKER



ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 23/07/2019 tarih ve 2019/42-17 sayılı kararı ile onaylanmıştır.



23 / 07 / 2019

Prof. Dr. Mehmet AKKURT

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Tez çalışmalarımda bana tecrübelerinden, bilgi birikiminden, yakın ilgi ve yardımlarını esirgemeyen ve bu günlere gelmemde en büyük katkı sahibi saygıdeğer hocam Dr.Öğr.Üyesi Mustagime Tülin YILDIRIM' a teşekkürü bir borç bilirim.

Ayrıca; çalışmalarım süresince sabır göstererek beni daima manevi olarak destekleyen ve bu günlere gelmemde en büyük katkısı olan aileme teşekkürü bir borç bilirim.

Bana manevi anlamda destek olan çalışma arkadaşlarım Sn. Kamil AGİŞ' e, Sn. Rıfat BENVENİSTE' ye, Sn. Ramazan TEMEL' e ve diğer çalışma arkadaşlarıma en içten teşekkürlerimi sunarım.

Sancak DEMİRYÜREK

Kayseri, Haziran 2019

UÇUŞ VERİ KAYDEDİCİSİNDEN ALINAN VERİLER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK YÖNTEMLERİYLE İRTİFA TAHMİNİ

Sancak DEMİRYÜREK

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü

Yüksek Lisans Tezi, Haziran 2019

Danışman: Dr.Öğr.Üyesi Mustagime Tülin YILDIRIM

ÖZET

İrtifa bilgisi uçaklar için emniyetli uçuşun temel unsurlarından birisidir. Dünyanın her yerinde deniz seviyesi eşit olduğundan Wright kardeşlerin ilk uçuşundan beri temel alet olarak kullanılan altimetre deniz seviyesinden ölçüm yapmaktadır. Bu ölçüm sistemlerinin temel prensipleri günümüz uçaklarına kadar geçerliliğini korumuştur. Yalnızca bazı düzeltme parametreleri otomatik sistemlerce ekleme yapılarak yeni nesil ekranlarla pilotlara iletilmektedir. Durum buyken irtifa ölçen altimetrenin ölçüm yaptığı Pitot-Statik Sistem günümüze kadar aynı prensiple süregeldiğinden aynı sistemin yedeği haricinde alternatif bir çalışma prensibine sahip sistem üretilmemiştir. Günümüze kadar meydana gelen kazalara bakıldığında bu kazaların birçoğunun Pitot-Statik Sistemde oluşan hatalardan meydana geldiği görülmektedir. Bundan dolayı bilim çevresi sistemlerin alternatiflerini aramak ve geliştirmek için yeni yöntemlere başvurmuştur. Bu tez çalışmasının amacı, Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık yöntemlerini kullanarak, doğruluğu kanıtlanmış barometrik sistem üzerinden çalışan altimetreye alternatif olarak irtifa tahmini yapan bir yöntem ve sistem üretmektir.

Bu kapsamda Hava Veri Bilgisayarı, Pitot-Statik Sistem ve Uçuş Veri Kaydedicilerden alınan verilerle irtifa bilgisi hesaplama yöntemleri araştırılmıştır. Araştırmaların birçoğunda aynı sistemlerdeki verilerle hesaplama yapmak yerine alternatif bir sistemden gelen verilerin hesaplanması tercih edilmiştir. Bu sistemlerde çalışma prensibi olarak hem farklı birimlerden veri alarak hem de farklı hesaplama yöntemleriyle alternatif üretmesi amaçlanmıştır. Yapay Sinir Ağlarının deneyimleyerek öğrenme ve Bulanık Mantık Sistemlerinin belirsizlikleri ortadan kaldırması özelliğiyle

kullanılmış, yeni bir hesaplama yöntemi sunulmuştur. Bu yöntemde Boeing 737-800 tipi uçağın uçuş veri kaydedicisinden alınan barometrik irtifa ve dikey ivmelenme verilerini, Yapay Sinir Ağlarında farklı ağ yapılarını farklı algoritma türlerinde kullanarak, Bulanık Mantık Sisteminde ise farklı üyelik fonksiyonlarını kullanarak irtifa tahmininde bulunulmuştur. Üretilen tahminler gerçek değerlerle karşılaştırılarak doğruluk oranları analiz edilmiştir. Önerilen yöntemlerin havacılıkta güvenle kullanılabileceği ve uygulama kolaylığı analizlerle ispat edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Yapay sinir ağları; bulanık mantık; uçuş veri kaydedici; altimetre; hava veri bilgisayarı; pitot-statik sistem.



ESTIMATING ALTITUDE BY USING NEURAL NETWORKS AND FUZZY LOGIC PROCESS FROM FLIGHT DATA RECORDER

Sancak DEMİRYÜREK

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

M.Sc. Thesis, June 2019

Supervisor: Asst.Prof.Dr. Mustagime Tülin YILDIRIM

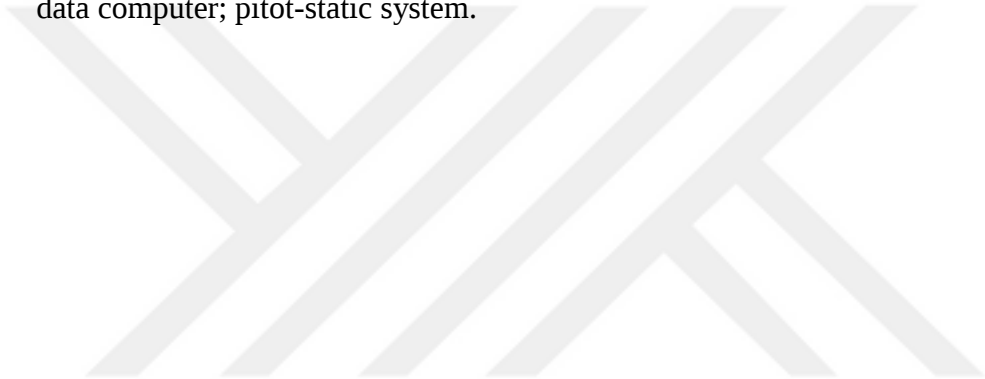
ABSTRACT

Altitude information is one of the main elements of flight safety for the aeroplanes. Because sea level is equal all over the world, the altimeter refers on the sea level since the first flight of Wright brothers. Because this basic principle has maintained its validity until today, the measuring principle of the system stands same. Only some correction parameters added by automated systems are transferred to pilots with new generation screens. Under these circumstances, the altimeter that measures the altitude using the Pitot-Static System has held the same logic principal until now and no other system with an alternate operating principal, besides the auxiliary of the same system, has been produced. When looking at the aeroplane crashes until now, it can be seen that most of them were caused by defaults on the Pitot-Static Systems. Thus, scientists developed new methods for researching and developing the alternatives of these systems. The aim of this thesis is to produce an alternate system and method to the barometric system, which is based on proven accuracy, to make an altitude estimation using the aforementioned two methods.

Within this scope, a literature review was made and the data which were taken from Air Data Computer, Pitot-Static System and Air Data Recorder were used to investigate altitude computing methods. In most of the previous research, instead of computing the data coming from the similar systems, computing the data taken from alternative systems has been chosen. As a working principle, in these systems, it has been aimed to produce an alternative both by receiving data from different sources and by using different computing methods. In this thesis, a new computing method has been presented by taking advantage of the experimental learning feature of Artificial Neural

Network and the uncertainty-removal feature of the Fuzzy Logic. In this method, the altitude has been estimated by using barometric altitude and vertical acceleration data, which has been taken from the air data computer of Boeing 737-800 type aircraft, on different networks with different algorithms in Artificial Neural Network and on different membership functions in Fuzzy Logic systems. As a result of our investigations, the produced estimations have been analyzed by comparing them to the real values. It is proven with the analyses that the suggested methods are easily applicable and can be used in aviation safely.

Keywords: Artificial neural network; fuzzy logic; flight data recorder; altimeter; air data computer; pitot-static system.



İÇİNDEKİLER

UÇUŞ VERİ KAYDEDİCİSİNDEN ALINAN VERİLER KULLANILARAK YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK YÖNTEMLERİYLE İRTİFA TAHMİNİ

Sayfa

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK.....	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK.....	Hata! Yer işareti tanımlanmamış.
TEŞEKKÜR	v
ÖZET	vi
ABSTRACT	viii
İÇİNDEKİLER	x
KISALTMALAR VE SİMGELER	xiii
TABLolar LİSTESİ.....	xvi
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xvii
GİRİŞ	1

1. BÖLÜM

LİTERATÜR ÇALIŞMASI VE GENEL KAVRAMLAR.....	4
1.1. Amaç ve Genel Bilgiler.....	4
1.2. Literatür Çalışması	6
1.3. Parametrelerin Belirlenmesi ve Uygulanan Yöntemler	10

2.BÖLÜM

2.1. Pitot-Statik Sistem	12
2.2.Altimetre.....	13
2.2.1. Mekanik Altimetre	15
2.2.2. Elektrikli Altimetre.....	15
2.2.3. Radyo Altimetre.....	16
2.2.4. Radar Altimetre.....	17
2.2.4. Kabin Altimetresi.....	18
2.3. İvmeölçer.....	18
2.4. Uçuş Veri Kaydedici Sistemi	19
2.4.1. Uçuş Veri Kaydedicisinin Komponentleri.....	20

2.4.2. Uçuş Veri Kaydedicisine Gelen İrtifa Sinyali	22
2.5. Hava Veri Bilgisayarı	22

3.BÖLÜM

YAPAY SİNİR AĞLARI.....	25
3.1. Genel Tanım	25
3.2. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri	26
3.3. Yapay Sinir Ağlarının Tercih Sebebi	27
3.4. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları	27
3.5. Sinir hücreleri	27
3.6. Yapay Sinir Hücresi	28
3.7. Yapay Sinir Ağlarında Katmanlar	30
3.8. Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları.....	30
3.8.1. Öğrenme Biçimlerine Göre YSA.....	30
3.8.2. Öğrenme Algoritmalarına Göre YSA	31
3.8.3. Ağ Topolojilerine Göre YSA.....	31
3.9. Katmanlarına Göre Yapay Sinir Ağları Modeli	32

4.BÖLÜM

BULANIK MANTIK	34
4.1. Bulanık Mantık Karakteristikleri.....	35
4.2. Bulanık Parametreler ve Giriş Değişkenleri.....	38
4.3. Bulanıklaştırma İşlemleri	39
4.4. Bulanık Analiz Yöntemi.....	40
4.5. Bulanık Mantıkta Durulaştırma.....	42

5. BÖLÜM

İRTİFA TAHMİNİ	43
5.1. FDR Verilerinin Analizi	43
5.2. Giriş-Çıkış Parametreleri.....	44
5.3. Performans Ölçütlerinin Belirlenmesi	46
5.4. Tahmin Sonuçları	49
5.4.1. Bulanık Mantık İle Elde Edilen Sonuçlar ve Üyelik Fonksiyonlarının Belirlenmesi.....	49
5.4.2. Bulanık Mantıkta Üyelik Fonksiyonlarının Belirlenmesi.....	49
5.4.3. Bulanık Mantıkta Giriş Çıkış Parametrelerinin Belirlenmesi.....	50
5.4.4. Bulanık Mantıkta Kural Tablosunun Belirlenmesi	56

5.4.5. Bulanık Mantıkta Kural Ara Yüz Modelinin/Bağıntısının Belirlenmesi.....	57
5.4.6. Bulanık Mantık Uygulamasında Uçuş Fazlarının Belirlenmesi Ve Sonuçların Elde Edilmesi.....	59
5.4.7. Uçuş Fazlarındaki Sonuçların Karşılaştırılması	71
5.5. ÇKYS İle Elde Edilen Sonuçlar ve Ağ Yapısının Belirlenmesi.....	74
5.5.1. Tırmanma Fazı.....	74
5.5.2. Alçalma Fazı.....	83
5.5.3. Tam Uçuş Fazı.....	91
5.6. ÇKYSA İle Elde Edilen Sonuçların Tüm Uçuş Fazlarına Göre Karşılaştırılması	94
5.7. Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantıkla Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması	97

6.BÖLÜM

SONUÇ, TARTIŞMA VE ÖNERİLER	100
KAYNAKLAR	102
ÖZGEÇMİŞ.....	109

KISALTMALAR VE SİMGELER

<u>Sembol</u>	<u>Anlamı</u>	<u>Birimi</u>
FDR	Flight Data Recorder	--
APU	Auxiliary Power Unit	--
f/o	First Officer	--
mb	Mili Bar	mb
ASI	Air Speed Indicator	--
VSI	Vertical Speed Indicator	--
PSI	İnç Kare Başına Düşen Libre	PSI
in/Hg	İnç Başına Düşen Civa Basıncı	in/Hg
H_p	Basınç İrtifası	feet
δ	Mutlak İrtifa Oranı	--
P_S	Ortamdaki Ölçülen Basınç Miktarı	PSI
P_{SL}	Standart Deniz Seviyesindeki Basınç Miktarı	PSI
V	Volt (Gerilim)	V
DC	Direct Current (Doğru Akım)	V
AC	Alternate Current (Altenatif Akım)	V
H_r	Radyo Altimetre Yüksekliği	feet
t	Zaman	saniye
c	Işık Hızı (boşlukta)	metre/saniye
W	Watt (Elektriksel Güç)	W
MHz	Mega Hertz (frekans)	Hz
Khz	Kilo Hertz (frekans)	Hz

PFD	Primary Flight Display (Birincil Uçuş Göstergesi)	--
G	Gravity (Yerçekim İvmesi)	kilogram/saniye ²
INS	Internal Navigation System (Dahili Seyrüsefer Sistemi)	--
GPS	Global Positioning System (Küresel Konumlandırma Sistemi)	--
FAA	Federal Aviation Administration (Federal Havacılık Dairesi)	--
FDR	Flight Data Recorder (Uçuş Veri Kaydedicisi)	--
CVR	Cockpit Voice Recorder (Kokpit Ses Kaydedicisi)	--
SSFDR	Solid State Flight Data Recorder (Entegreli Uçuş Veri Kaydedici)	--
EEPROM	Electronically Erasable Programmable Read-Only Memory	--
FDAU	Flight Data Acquisition Unit (Uçuş Data Toplama Ünitesi)	--
PCM	Pulse Code Modulation (Darbe Kod Modülasyonu)	--
ACMS	Aircraft Condition Monitoring System (Uçak Durum Görüntüleme Sistemi)	--
°C	Centigrade (Santigrad Derece)	°C
Kg	Kilo Gram	kg
CAS	Calibrated Air Speed (Kalibre Hava Hızı)	knot
TAS	True Air Speed (Gerçek Hava Hızı)	knot
MACH	Ses Hızı	--
ECAM	Electronic Centralized Aircraft Monitor (Elektronik Merkezli Uçak Control)	--
ECU	Engine Control Unit (Motor Kontrol Birimi)	--
YSA	Yapay Sinir Ağları	--
XOR	Exclusive OR (Özel Veya Mantık Sistemi)	--
VLSI	Very Large Scale Integration	--

w	YSA Ağırlık Katsayısı	--
x	YSA Giriş Sayısı	--
n	YSA Hücre Sayısı	--
b	YSA Eşik Değeri	--
SOM	Gülbüz Örgütlemeli Haritalar	--
ART	Adaptif Rezonans Teorisi	--
π	Pi Sayısı	--
ÇKYSA	Çok Katlı Yapay Sinir Ağı	--
MSE	Mean Square Error (Ortalama Karesel Hata)	--
RMSE	Root Mean Square Error (Ortalama Karesel Hatanın Karekökü)	--
MAD	Mean Absolute Deviation (Ortalama Mutlak Sapma)	--
MAPE	Mean Absolute Percentage Error (Yüzde Ortalama Mutlak Hata)	--
R^2	Regression (İlinti Analizi)	--
LM	Levenberg-Marquardt Algoritması	--
GD	Gradient Descent Algoritması	--
CG / QN	Conjugate Gradient / Quasi-Newton Algoritmaları	--
BFG	Broyden&Fletcher&Goldfarb&Shanno Algoritması	--
RP	Resilient Backpropagation Algoritması	--
SCG	Scaled Conjugate Gradient Algoritması	--
CGF	Fletcher-Powell Conjugate Gradient Algoritması	--
e	Error (Hata)	--
e'	Error Variation (Hata Değişimi)	--
ANFİS	Adaptive Neural-Fuzzy Inference Systems	--
α	İvme	(m/sn ²)

TABLolar LİSTESİ

Tablo 3.1. Girişlerine Göre YSA’da Kullanılan Toplama Fonksiyon Çeşitleri.....	29
Tablo 5.1 Kullanılan Girişlerin Minimum, Maksimum Değerleri ve Birimleri	45
Tablo 5.2. Bulanık Mantıkta Çıkış Fonksiyonunda Kullanılacak Kural Tablosu.....	56
Tablo 5.3. ‘Sancak 2.fis’de Üretilen Analiz Değerleri.....	62
Tablo 5.4. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerleri.....	64
Tablo 5.5. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerleri.....	68
Tablo 5.6. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerleri.....	70
Tablo 5.7. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerlerini uçuş fazına göre değerlendirilmesi.....	71
Tablo 5.8. ÇKYSA İle LM Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri	77
Tablo 5.9. ÇKYSA İle RP Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri	78
Tablo 5.10. ÇKYSA İle SCG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	78
Tablo 5.11. ÇKYSA İle CGF Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	79
Tablo 5.12. ÇKYSA İle BFG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	80
Tablo 5.13. ÇKYSA İle LM Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri	85
Tablo 5.14. ÇKYSA İle RP Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri	86
Tablo 5.15. ÇKYSA İle SCG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	87
Tablo 5.16. ÇKYSA İle CGF Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	88
Tablo 5.17. ÇKYSA İle BFG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	89
Tablo 5.18. ÇKYSA İle LM Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri	92
Tablo 5.19. ÇKYSA İle (10x10) Ağ Yapısının Algoritma Bazında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri.....	93
Tablo 5.20. ÇKYSA İle Elde Edilen En İyi Sonuçların Uçuş Fazlarındaki Karşılaştırılması	95

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Pitot-Statik Sistem.	12
Şekil 2.2. Altimetrenin İç Yapısı.....	14
Şekil 2.3. Elektrikli Altimetre	16
Şekil 2.4. Radyo Altimetre Çalışma Hiyerarşisi [41]	17
Şekil 2.5. Uçuş Veri Kaydedici Sistemine Ait İvmeölçerin Uçaktaki Yeri [9]	19
Şekil 2.6. Uçuş Veri Kaydedicisi Sisteminin Hiyerarşisi [51].....	21
Şekil 2.7. Hava Veri Bilgisayarının blok diyagramı	22
Şekil 2.8. Hava Veri Sistemi Temel Bağlantıları.....	23
Şekil 3.1. Biyolojik Sinir Hücresi Şematik Yapısı [89]	28
Şekil 3.2. Temel Yapay Sinir Sistemi [90]	28
Şekil 3.3. Yapay Sinir Ağları Katmanları [91]	30
Şekil 4.1. Sıcaklık Olgusunun Bulanık Mantıkla Gösterimi.....	36
Şekil 4.2. Bulanık kümelerin temel özellikleri: a) A ve B bulanık kümeleri, b) Birleşim kümesi, c) Kesişim kümesi, d) A kümesinin değili [92].....	37
Şekil 4.3. Bulanık Sistemin Diyagramı.....	37
Şekil 4.4. a) Üçgen üyelik fonksiyonu, b) Yamuk üyelik fonksiyonu, c) Çan eğrisi üyelik fonksiyonu [93]	39
Şekil 4.5 Max-Min Bulanık Çıkarımı [93].....	41
Şekil 4.6 Max-Dot Bulanık Çıkarım [93]	41
Şekil 5.1. İrtifa/Zaman Grafiği.....	44
Şekil 5.2. Giriş Ve Çıkış Parametreleri.....	45
Şekil 5.3. İvme/Zaman Grafiği (Tırmanma fazı)	46
Şekil 5.4. Bulanık Mantıkta Kullanılan Giriş Çıkış Parametreleri	50
Şekil 5.5. Fuzzy Logic Desinger Tool Box.....	51
Şekil 5.6. Fuzzy Logic Membership Editor'den İvme Parametrelerinin Girilmesi	52
Şekil 5.7. Fuzzy Logic Membership Editörden İvme Parametrelerinin Girilmesi	53
Şekil 5.8. MATLAB Bulanık Mantık Çıkış Üyelik Fonksiyonu Editörü	55
Şekil 5.9. 'Sancak 3.fis' Bulanık Mantık Kurallarının MATLAB Simulink Şema Devresi	55
Şekil 5.10. MATLAB Fuzzy Logic Kural Editörü	57
Şekil 5.11. MATLAB Fuzzy Logic Rule Wiewer Editörü Sugeno Kural Sayfası	58

Şekil 5.12. MATLAB Fuzzy Logic Rule Surface Wiewer Editörü	59
Şekil 5.13. ‘Sancak 2.fis’ Çıkış Grafik Verileri	58
Şekil 5.14. Gauss Modeli Kullanılmadan Uygulanan İvme Girişi	61
Şekil 5.15. Gauss Modeli Kullanılmadan Uygulanan Zaman Domeni Girişi.....	61
Şekil 5.16. ‘Sancak 2.fis’de Gauss Fonksiyonu Kullanılmadan Üretilen Yüzey Çıkış Grafığı	62
Şekil 5.17. ‘Sancak 3.fis’ İvme Girişi Üyelik Öğeleri	63
Şekil 5.18. ‘Sancak 3.fis’ Zaman Domeni Girişi Üyelik Öğeleri	63
Şekil 5.19. ‘Sancak 3.fis’de Gauss Fonksiyonu Kullanılmadan Üretilen Yüzey Çıkış Grafığı	64
Şekil 5.20. ‘Sancak 2.fis’ Gauss Modeline Uyarlanarak Giriş Üyelik Fonksiyonlarının Ürettiği Değerlerin Çıkış Grafik Verileri	65
Şekil 5.21. ‘Sancak 2.fis’ Çıkış Grafik Verileri	66
Şekil 5.22. ‘Sancak 3.fis’ İvme Girişi Üyelik Öğeleri	67
Şekil 5.23. ‘Sancak 3.fis’ Zaman Domeni Girişi Üyelik Öğeleri	67
Şekil 5.24. ‘Sancak 3.fis’de Gauss Fonksiyonu Kullanılmadan Üretilen Yüzey Çıkış Grafığı	68
Şekil 5.25. ‘Sancak 3.fis’ Gauss Modeline Uyarlanarak Giriş Üyelik Fonksiyonlarının Ürettiği Değerlerin Çıkış Grafik Verileri	69
Şekil 5.26. ‘Sancak 3.fis’ Gauss Modeline Uyarlanarak Giriş Üyelik Fonksiyonlarının Ürettiği Değerlerin Çıkış Grafik Verileri	71
Şekil 5.27. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen İrtifa Analizlerinin Uçuş Fazlarına Göre Karşılaştırılması	72
Şekil 5.28. İvme/Zaman Grafığı (Tırmanma fazı)	73
Şekil 5.29. İvme/Zaman Grafığı (Alçalma fazı)	73
Şekil 5.30. İrtifa Grafığı (Tırmanma Fazı).....	76
Şekil 5.31. İvme/Zaman Grafığı (Tırmanma fazı)	76
Şekil 5.32. Tırmanma Fazına Ait ÇKYSA da En İyi Değeri Veren Ağ Yapılarının Grafığı	82
Şekil 5.33. LM Algoritması (8x10) Ağ Yapısıyla Üretilen Tırmanma Fazına Ait Tahmin Değerleri ile FDR Değerleri Karşılaştırması.....	82
Şekil 5.34. İrtifa Grafığı (Alçalma Fazı).....	84
Şekil 5.35. İvme/Zaman Grafığı (Alçalma Fazı)	84

Şekil 5.36. Alçalma Fazına Ait ÇKYSA da En İyi Değeri Veren Ağ Yapılarının Grafiği	90
Şekil 5.37. LM Algoritması (10x15) Ağ Yapısıyla Üretilen Alçalma Fazına Ait Tahmin Değerleri ile FDR Değerleri Karşılaştırması.....	90
Şekil 5.38. Tam Uçuş Fazına Ait ÇKYSA da En İyi Değeri Veren Ağ Yapılarının Grafiği	93
Şekil 5.39. LM Algoritması (10x10) Ağ Yapısıyla Üretilen Tam Uçuş Fazına Ait Tahmin Değerleri ile FDR Değerleri Karşılaştırması	94
Şekil 5.40. ÇKYSA İle Elde Edilen En İyi Sonuçların Uçuş Fazlarındaki Karşılaştırılması	96
Şekil 5.41. Tırmanma Fazının YSA ve Bulanık Mantık Analizlerinin Karşılaştırılması	98
Şekil 5.42. Alçalma Fazının YSA ve Bulanık Mantık Analizlerinin Karşılaştırılması ..	98
Şekil 5.43. Tam Uçuş Fazının YSA ve Bulanık Mantık Analizlerinin Karşılaştırılması	99

GİRİŞ

Günümüz sivil havacılığın gelişimiyle artan yolcu sayısı, ticari amaçlı, özel amaçlı ve askeri kargo nakliyatı frekansına da yansımıştır. Bu da var olan atmosferimizin içindeki uçuş yapılan kısmında yoğunluğa sebebiyet vermektedir. Bu yoğunluk sadece sivil havacılık kurallarıyla belirlenmiş uçuş slotları, kullanılan hava sahası kuralları, emniyet amaçlı alınan yönetmeliklerle düzenlenecek bir olay değildir. Aynı zamanda uçuş yapan hava araçlarının bu güvenlik yönetmeliklerin şartlarını yerine getirecek nitelikte görev başarımına sahip olması şarttır. Buda teknolojik gelişmelerin ışığında bize sunulan sistemlerin daha optimize ve güven verici bir doğrulukta çalışması gerektiği hakkında hatırlatmada bulunmaktadır. Neticesinde hava araçları üzerinde kurulan sistemlerin hava aracının başına gelecek bozucu unsurlardan habersiz kazalara davetiye çıkarmaktadır. Sistemleri, emniyetli uçuş için çalışan teknik unsurları hali hazırda var olan doğa şartlarına hazırlıklı bulundurmak için gelişen teknoloji sayesinde optimize tutmak gerekir. Bunun için bu tez çalışmasında yoğun uçuş trafiğine servis edilen uçakların belli irtifa aralıklarında uçuş yapmalarından dolayı uçuş slotlarının artması sebebiyle sıkışan doğu batı yönlü irtifa aralığındaki trafikten dolayı doğru irtifa tahminleriyle kazaların önüne geçebilmeyi amaçlamaktadır. Ayrıca zamanında yaşanan uçak kazalarındaki (örn; Boeing 757 Birgen Air-6.2.1996, Airbus 330 Air France-1.6.2009..) Pitot-Statik sistemlerin tıkanması ve arıza vermesi durumlarından dolayı alternatif bir ölçüm veren ve arızalanma olasılığı dış sebeplerden uzak olan, kolay kolay arıza vermeyen sistemlerden alınan verileri analiz ederek bize doğruya çok yakın irtifa tahmini yapan bir sistem alternatifi bulmamızı da zorunlu kılmıştır.

Bu çalışmanın konusu olan altimetre sistemlerinde yapılan düzenleme işlemleri için bazı alternatif sistem parametrelerinden bir tahmin yöntemi çıkarılarak doğruya yakın irtifa kestiriminde bulunmak istenmiştir. Uçak sistemindeki altimetre belli atmosfer olaylarının etkisiyle çalışan algılama portları değişken hava şartlarından etkilenmesi

sebebiyle gerçek irtifa değerlerinden sapma meydana getirmektedir. Altimetrenin bu değişimlere olan toleransı sebebiyle düzenlemeye ihtiyaç duyulduğu ortadadır.

Altimetrenin gün aşırı sıcaklık değişimlerinden dolayı oluşan basınç farkları altimetrenin efektif irtifa değişimlerinde etkisi azımsanmayacak kadar büyüktür. Uçaktaki anlık irtifa değişimi, hız değişimi, yan rüzgâr alması, Wind Shear adlı anlık rüzgar değişimleri, gece gündüz farkından oluşan sıcaklık farklılıklarının atmosfer üzerindeki hava yoğunluğunun değişiminden ötürü statik basınca etki etmesi, ekvator, kutup, okyanus açıklıkları, dağlı bölgeler gibi coğrafik etkenlerin yer çekimi etkisinden dolayı hava moleküllerinin yoğunluğunu etkilemesi; uçak statik portu üzerindeki barometrik basınç üzerinde lineer olmayan değişimlere sebebiyet vermektedir. Bu da uçuşlarda efektif irtifa değişimi uçuş irtifası set aralıklarının doğu batı yönündeki 1000 feet lik bir aralıkta geniş tutulmasına sebebiyet vermektedir. Bu sivil havacılık otoriterleri tarafından emniyetli uçuşlar için ayarlanmış doğu batı yönlerine uçan uçaklar için koyulmuş uçuş aralığıdır. İleride uçuş trafiğinin artması durumunda irtifa aralıklarına yerleştirilecek olan uçuş sayısının artması sebebiyle bahsi geçen emniyet bandında daralmalar olup bant sayısı artacaktır. Bu yüzden bu lineer olmayan irtifa değişimleri statik porttan ölçülen irtifa değerlerini yüksek sapmaya maruz bırakacağından daralan irtifa bant aralıklarında kazaya sebebiyet verecektir. Bu sapmaların önlenmesi için uçak sistemlerinin bazı sistem birleşenlerinden kararlı bir sonuç çıkarmak için bu sistem parametrelerinden bulanık çıkarım ve bazı tahmin yöntemlerini kullanarak doğrusal tahminler elde etmekle mümkün olacaktır. Bu tahminler birbirinden bağımsız uçak sistemlerinin parametreleriyle diğer sistem sapmalarından bağımsız birimlerden veri alıp, bağımsız hesaplama ve yorumlama sonucu vereceğinden herhangi bir irtifa ölçen sistemde arıza olması durumunda bile bu sistemin ölçümleri lineer yapamadığı yüksek doğrulukta saptayamadığı bölgelerde bu sistemlere alternatif olarak yüksek başarılı görev yapması amaçlanmıştır. Hem alternatif sunması hem de olumsuz hava koşulları dolayısıyla oluşan belirsizliklerin yok edilmesi yüksek tahmin ve öğrenme yöntemleriyle başarımlı sağladığından ileride uçuş güvenliği açısından büyük önem arz etmektedir.

İlerleyen teknolojinin ışığında birçok sistemler akıllı hale gelmiş ve bu sayede yeni yöntemler geliştirilmiştir. Hiç şüphesiz ki tasarlanan teknolojik ürünler doğanın en özellikli ve mükemmel varlığı olan insanın yapısına benzetilmeye çalışılmıştır. Yapay

sinir sistemleri [13] ve Bulanık Mantık [14] buna en iyi örnektir. Bunlardan yapay sinir sistemleri insanlarda olduğu gibi beyin sistemine sahip olan birçok canlıda bulunmaktadır. Canlı anatomisindeki sinir sistemlerini örnek alarak çevreden gelen işaretleri işleyerek anlamlı bir yorum ve tepki üretmesi üzere kurulduğundan araştırmalar sayesinde bu çalışma mantığı, insan yapımı olan birçok endüstriyel ve elektronik sistemlerin kullanımında kendine yer bulmuştur. Bir diğer örnek olan Bulanık Mantık sistemleri ise özellikle insanların düşünce tarzının bir yansıması olarak karar verme ve yorum yapma merciinde sistemlerin doğru kararlılıkta çalışmasını optimize etmede başarılı sonuçlar sunmuştur [15]. Bahsi geçen bu iki sistemin bir arada kullanılmasıyla hem karar verme hem de tahminde bulunma özellikleri gösteren bir insan beyni misali sistemlerin çalışmasını en iyi duruma getirmiştir. Bu yüzden bu tez çalışmasında yapay sinir sistemleri ve bulanık sistemler kullanılarak bahsedilen üstünlüklerinden dolayı tercih sebebi olmuştur.

Bu çalışma yönteminde Bulanık Mantık tabanlı adaptif tahmincilerin ve Yapay Sinir Ağlarıyla öğrenmeli tahmincilerin kullanılması suretiyle uçuş başlangıcı olan tırmanma, yatay uçuş ve alçalma safhasını kapsayan ilk 32000 feet aralığında kullanımı yüksek doğrulukla tanımlanmış barometrik altimetre bilgilerinin davranış biçimleri saptanarak yüksek irtifalarda uçuşun irtifa bilgilerini doğru ölçülebilmesi için alternatif sistemlerden alınan parametrelerin korelasyonlarıyla doğruya yakın tahmin edilmesi sürecini açıklamaktadır. Bu varsayımlar barometrik altimetrenin atmosferin her uçuş irtifasında yüksek doğruluk oranlarıyla çalışmasına bir benzetimde bulunarak diğer bağımsız sistemlerden alınan parametrelerin korelasyonu ve tahmini ile başarılabacaktır.

Bu tez çalışmasındaki amacımız asıl altimetre sistemlerinden bağımsız ve eşzamanlı çalışan bir sistem üretmektir. Ayrıca amacımız farklı birimlerden ölçüm alan alternatif bir sistemden alınan verilerle gerçek değerlere çok yakın bir tahminde bulunan, yüksek irtifalarda da bu değişimlerin eksiksiz ve yüksek başarımlarda saptanmasına olanak sağlayan bir ölçüm yöntemini geliştirmek olacaktır.

1. BÖLÜM

LİTERATÜR ÇALIŞMASI VE GENEL KAVRAMLAR

1.1. Amaç ve Genel Bilgiler

Havacılık tarihine bakıldığında motor gücüyle havada kalabilen uçaklarda uçuşunu idame ettirebilmesi için belli başlı alet ve göstergelere ihtiyaç duyulmuştur. İlk motorlu uçuşunu yapan Wright kardeşlerin uçağından zamanımıza kadar üretilen tüm uçaklara kadar “The Basic T” adında temel alet sistemleri temel prensipleri değişmeden kullanılmaktadır. Temel aletler bir uçuşun güvenli şekilde gerçekleşmesi için pilotlara gerekli bilgiyi veren asgari kokpit cihazlarıdır [1]. Bu temel aletlerin birisi de irtifa ölçen altimetredir. Altimetre olmadan bir uçağın ne kadar yükseklikte uçtuğı, ineceğı meydana ne kadar yükseklikte olduğı ve üzerinden geçtiğı coğrafi yapılarından ne kadar yükseklikte olduğunu bilinemez. Olmaması veya hatalı çalışması kazaya sebebiyet vereceğinden temel alet olarak tanımlanmıştır.

Altimetre temelde bir barometredir. Açık hava basıncını ölçmeye yarayan barometre deniz seviyesinden yüksekliğe çıkıldıkça üzerine etki eden basıncın azalan miktarını ölçme prensibiyle çalışmaktadır [2]. Temelde bir kapsülün içerisine deniz seviyesindeki basıncı hapsederek bir ucu sabit diğer ucu dişli sistem vasıtasıyla gösterge ibresine bağlanmış bir alettir. Bu alet ilk üretildiğinde tamamen mekanik çalışan bir barometreydi. Çeşitli ölçü cetvelleri kullanılarak hangi basıncın hangi irtifaya karşılık geleceğı hesaplanarak gösterge paneline yansıtılmıştır. Daha sonra elektrikle çalışanları üretilerek takometre ve servo-motor kullanılarak ibre hareketleri stabilize edilmiş ve mekanik dirençlerden dolayı ortaya çıkan alet hatası da giderilmiştir. Yeni nesil kokpit sistemine geçildiğinde bilgileri yeni ekranlara dijital olarak aktarılması için elektronik sensörler devreye girmiş ve eski mekanik altimetrenin yedeğı olarak kullanılmaya başlanmıştır. Pitot-Statik Sistemin gelişmeye başlamasıyla kokpitteki hava hız göstergesi, dikey hız göstergesi ve altimetre aynı sistem üzerine taşınmıştır. Bu sistem üzerinden birden çok hesaplama yapma ve yeni nesil kokpit göstergelerine bilgi

üretebilmek için Hava Veri Bilgisayarı (ADC - Air Data Computer) geliştirilmiştir. Bu bilgisayar hem ağırlık açısından hem de eski Pitot-Statik Sistem üzerine yerleştirilen sensörlerin kararsızlık üretmesi sonucu oluşan hataların önlenmesi açısından avantaj sağlamıştır [3]. 1960 senelerinde bu gelişmelerin ardında tek bir merkezden izlenme ve kontrolü beraberinde getirmiştir. Op-amp ile güçlendirilen analog Hava Veri Bilgisayarı otomatik pilot sisteminde belli başlı düzensizlikleri çözemediğinden yarı yarıya daha hafif ve geri beslemeli servo sistemlerin kararlılığıyla kendini ispatlamış merkezi Hava Veri Bilgisayarı geliştirilmiştir. Bu sayede küçülen pnömatik hatlar ve geri beslemeli sistemler sayesinde daha efektif otomatik pilot sistemi gelişmiştir. Bu başarısından dolayı birçok askeri ve ticari uçuşlar için 1980'lere kadar kullanımı devam etmiştir. Artan uçuş trafiği ve askeri savunma kaygılarının artması sonucu daha hassas ölçüm yapabilen ve değişken atmosferik koşullarda efektif ölçüm yapabilen mikro işlemcili entegrelerle güçlendirilmiş dijital Hava Veri Bilgisayarı geliştirilmiştir. Bu sayede içerisinde hafızası olan işlemci yongasının sağlamış olduğu avantaj sayesinde değişken atmosferik koşulların etkisinde kalan altimetrenin hesaplanmış düzeltme verileri ile doğru irtifa değerlerinin ölçülmesi sağlanmıştır [4]. Günümüze kadar her yeni tecrübe ile elde edilen yeni düzeltme parametreleri dijital Hava Veri Bilgisayarına güncellenerek daha hassas ölçülen irtifa değerleriyle karşımıza çıkmaktadır. Bundan dolayı doğruluğunu düzeltme verilerinin güncelliğiyle kanıtlamış durumdadır. Aynı zamanda ölçmüş olduğu bu değerleri kaydedilmesi amacıyla halk arasında kara kutu olarak bilinen Uçuş Veri Kaydedicisine (FDR - Flight Data Recorder) sonradan incelenmek üzere göndermektedir [5]. Kaydedilen bu veriler doğruluğuna güvenildiğinden olası bir arıza, tahkikat veya kaza sonrası incelenmek amacıyla Uçuş Veri Kaydedicisine kaydedilmektedir. Uçuş Veri Kaydedicisine kaydedilen verilerin bazıları ise güvenliği ispat edilmiş ve çevresel etkenlerden parazite uğramayan bazı sensör ve aletlerden alınmaktadır. Bu aletlerin göndermiş olduğu veriler aynı zamanda uçak sistemlerinde ve uçuş kontrol biriminde kullanılmak üzere Uçuş Yönetim Bilgisayarına (FMC- Flight Management Computer) gönderilmektedir [6]. Bu verileri anlık olarak kendi bünyelerinde hesaplama yaparak, uçuş karakteristiklerini düzenlemede ve planlanan görevi yerine getirmekte yardımcı olmaktadır. Bundan dolayı gecikme olmadan, güvenilirliği ispatlanmış ve herhangi bir aksilik durumunda kesintisiz veri akışı sağlayan veri kaynağından hesaplama yapmak her zaman için en doğrusu olur. Literatürde, kaza araştırmalarında ve uçak bakım kılavuzu

incelemelerinde görüldüğü üzere bu çalışma için en uygun parametreler belirlenmiştir. Bu parametreler Uçuş Veri Kaydedicisi (FDR - Flight Data Recorder) üzerinden düzeltme parametreleriyle doğruluğu kanıtlanmış barometrik altimetre parametreleri ve uçuşun her fazında kalibre edilmiş değerleri gösteren, tamir-bakım gerektirmeyip uzun ömürlü olmasıyla birlikte tüm sistemlerde arıza çıksa bile bağımsız şekilde çalışmasını devam ettiren ivmeölçer parametreleridir [7-8-9]. Giriş parametrelerinde ivme ve zaman kullanılarak üretilen irtifa bilgisi uçakta ölçülen gerçek barometrik irtifa bilgisiyle karşılaştırılacaktır.

1.2. Literatür Çalışması

Temel kokpit alet sistemlerinden olan altimetrenin önemi hakkında önceki konularda bahsedilmiştir. Uçuşun güvenle sürdürülmesi için gerekli olan bu hayati alet sistemi aynı zamanda Uçuş Veri Kaydedicisine (FDR - Flight Data Recorder) kaydedilmek suretiyle Hava Veri Bilgisayarından (ADC - Air Data Computer) gönderilmektedir. İrtifa bilgisi bu bilgisayardan hesaplandıktan sonra uçuşun stabil ve güvenli halde gerçekleştirilmesi için aynı zamanda Uçuş Yönetim Bilgisayarına (FMC- Flight Management Computer) gönderilmektedir [10-11]. Bu silsile içerisinde çalışan sistem birbiriyle etkileşimde olduğundan bu sistem elemanları üzerindeki çalışmalar literatür kapsamında incelenmiştir [12-32].

Fablec ve Alliot Airbus 320 (EA 32 type) uçağın dikey hareketliliğini menzil türünden değerlendirerek geliştirmiş olduğu Non-Parametrik fonksiyonunda THAALES yöntemi ile dikey yükselme miktarını hesaplamak için bir sinir ağı oluşturmuştur [12]. Yapmış olduğu çalışmada zaman dizisinden uyarladığı ilk zaman ve sonraki zaman arasındaki irtifa değişimi farkını uyarladığı standart, SW ve iki ağı yapılarındaki yapay sinir ağıları yöntemleriyle dikey hareketlenmedeki irtifa değişim miktarını standart sapma, ortalama hata ve maksimum hata hesaplamasıyla feet cinsinden bulmuştur. Veri miktarı ve örnekleme sayısının az olmasından dolayı irtifa farklarında sapmalar olduğu gözlemlenmiştir. Sonuç olarak parametreye bağlı olmayan metodun kullanılabilir olduğunu açıklamışlardır.

Temel [16] kullandığı Yapay Sinir Ağları ve ANFIS yöntemleriyle uçaktaki kara kutudan aldığı EPR, N1 ve N2 parametrelerini kullanarak AOA (Angle of Attack) ve MACH sayısını tahmin etmiştir. Uçuş fazlarına böldüğü çalışmasında çok katlı yapay

sinir ağlarında ileri beslemeli geri yayılım algoritması, radyal tabanlı yapay sinir ağlarında çeşitli yayılım sabitleri, genelleştirilmiş regresyon sinir ağlarında iki katmanlı basis transfer fonksiyonları ve Tagaki–Sugeno bulanık çıkarım öğrenme algoritmasında ANFIS kullanarak elde ettiği tahminleri gerçek değerlerle karşılaştırmıştır. Bu karşılaştırmada gerçek değerlere yakın AOA ve MACH sayısını tahmin etmiştir.

Arık [17] yapmış olduğu çalışmada YSA modeli kullanarak Hava Veri Bilgisayarına alternatif bir tasarım üretmiştir. YSA yöntemi uygularken giriş parametreleri olarak total hava sıcaklığı, dinamik basınç ve statik basınç verilerini kullanmıştır. Çıkış parametreleri olarak mach sayısı, statik hava sıcaklığı, irtifa ve kalibre edilmiş hava hızı belirlenmiştir. Uçuş veri kaydedicisinden elde etmiş olduğu giriş verilerini ileri beslemeli ağ yapısını kullanarak LM (Levenberg-Marquardt), RP (Resilient Backpropagation), SCG (Scaled Conjugate Gradient), CGF (Fletcher-Powell Conjugate Gradient) ve BFG (Broyden&Fletcher&Goldfarb&Shanno) algoritmalarıyla tahmin yöntemi sunmuştur. Elde ettiği tahminler gerçek değerlere yakın çıkmıştır.

Özemre [18] havaya atılan taktik füzelerinin gövdesindeki ataletsel gyro ve ivmeölçerlerin yapay sinir ağlarıyla eğitilmesi üzerine çalışmıştır. Navigasyon sisteminde kullanılan ataletsel gyro ve ivmeölçerin orantı katsayısı ile sabit kayma hatalarını oluşturmuş olduğu YSA yöntemiyle inceleyerek ilk yönelmedeki sapmaları iyileştirmiştir.

Altuntaş [19] yaptığı çalışmada YSA’da LM öğrenmeli ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanarak yakıt tüketimi tahmininde bulunmuştur. Kullanmış olduğu üç katmanlı ağda Newton metodunu kullanılarak Uçuş Veri Kaydedicisinden elde etmiş olduğu hava hızı, uçak ağırlığı, irtifa, sıcaklık ve mach sayısını her uçuş fazında farklı türden giriş verilerini kullanarak yakıt akış miktarı tahmin etmiştir. Elde ettiği tahminler analiz edildiğinde makul bir değere sahip olduğunu ifade etmiştir.

Türkmen [20] YSA kullanarak CFM-56 motorunun ICAO verilerinden alınan net itki, yakıt akış oranı, yüksek - düşük devir hızı, motor basınç oranı, fan girişindeki hava sıcaklığı, kalkış marjın sıcaklığı ve itki yakıt özgül tüketimi verileri kullanılarak egzoz gaz sıcaklığı ile motor performansına etki eden NOx değerlerini tahmin etmiştir. Sonuçların başarılı şekilde kullanılabileceğini ifade etmiştir.

Şener [21] yaptığı çalışmada YSA'da LM öğrenmeli ileri beslemeli geri yayılım algoritması kullanarak elevatör yatay açısı ve hücum açısı tahmininde bulunulmuştur. Geliştirmiş olduğu modelle sanal sensör oluşturmuş ve ürettiği tahminle gerçek değerleri karşılaştırıp hangi sistemde arıza olduğu tespit etmiştir. Elde ettiği sonuçların uygulanabilir olduğunu ifade etmiştir.

Karatay [22] NACA tipi kanat profili için çok katmanlı YSA'da LM öğrenmeli Gauss-Newton ve Steepest-Descent algoritmasını kullanarak çeşitli nöron sayılarında ileri beslemeli ağlar kullanmıştır. Giriş verileri olarak kanat profilinin kamburluk oranı, kanat profilinin kalınlık oranı, reynolds sayısı, farklı hücum açıları, taşıma katsayısı ve sürüklenme katsayısı kullanılarak kanat taşıma ve sürüklenme verileri tahmin edilmiştir. Elde ettiği sonuçlara göre geliştirilen yöntemin alternatif bir hesaplama yöntemi olarak kullanılabileceğini ifade etmiştir.

Aykan [23] yaptığı doktora çalışmasında F-16 ve A340 uçaklarında buzlanmayı tespit etmek için çok katmanlı YSA kullanmıştır. Bu on katmanlı ağ yapısında LM öğrenmeli geriye yayılım algoritması kullanılmıştır. Girişleri; ölçülen veya ölçülemeyen 9 adet uçak durumu ve çıkışları 5 adet buzlanma parametresi olan ileri doğru 1 gizli katmanlı bir yapay sinir ağ yapısı kullanılmıştır. Girişlerdeki gürültüyü engellemek için eğitim kümesine Normalleştirilmiş İnnovasyon prosesinin Ki-kare (Chi-square) dağılım özelliği kullanılarak eşik değeri hesaplanmış Kalman filtresi uygulanarak gürültüler azaltılmıştır. Neticede çok kısa sürelerde buzlanma süreci tespit edilmiş ve çalışma yönteminin uygunluğu ifade edilmiştir.

Uçarlar [24] yaptığı çalışmada NACA 23012 tipi kanat profilini YSA'da üç katmanlı ileri beslemeli ağ topolojisinde LM öğrenme algoritması seçerek taşıma katsayısını tahmin etmiştir. Giriş parametreleri olarak kontrol edilebilir değişken değerlerden hava hızı ve kanat hücum açısını kullanmıştır. Elde ettiği sonuçları simüle ederek ihmal edilebilir sapma miktarıyla hem uygulanabilir hem de stall önleyici unsur olarak kullanılabileceğini ifade etmiştir.

Fenar [25] yaptığı çalışmada çeşitli katman sayısındaki ağ topolojilerinde RP, SGC ve LM öğrenme algoritmaları kullanarak kanattaki buzlanmayı tahmin etmiştir. Giriş parametreleri olarak ortam sıcaklığı, donma noktası sıcaklığı ve bağıl nem oranı değerleri tanımlanarak en uygun ağ topolijisinde buzlanmayı tetikleyen sebepleri

belirlemeye çalışmıştır. Sonuç olarak elde ettiği değerler gerçeğe yakın, uygulana bilir ve stall önleme sisteminde de kullanılabilir olduğunu ispatlamıştır.

Badalov [26] Boeing 747 uçağının yanlamasına ve uzunlamasına dengesini artırmak için düzgün uçuş koşullarında eğittiği sistemi bozucu durumlarla karşılaştırarak sistemi YSA ile simüle etmiştir. YSA'nın öğrenme algoritmasında geriye yayılım algoritmasının genelleştirilmiş delta kuralı kullanılarak Boeing 747 uçağının yanlamasına ve uzunlamasına hareketleri eğitime tabi tutulmuş ve hareket esasları çeşitli katman ağırlıklarıyla ve transfer fonksiyonlarıyla lineerleştirilerek kontrol stabilitesi gerçekleştirilmiştir. Bir sonraki aşamada uçak simülatör programı kullanılarak görselliği zenginleştirilmesi açısından öneride bulunulmuştur.

Güleç [27] C-130 uçağının bazı performans parametrelerini değerlendirerek uçuşta pilotların daha konforlu ve güvenli görev yapabilmeleri için performans kriterleri sunmuştur. YSA'da çok katlı ağ topolojisinde LM eğitim algoritması kullanarak performans hesapları oluşturmuştur. Bu hesaplar neticesinde acil durumlarda havada kalabileceği minimum süratler, normal şartlarda havada kalabileceği minimum sürat, değişen atmosfer değerlerine göre tırmanabileceği maksimum irtifa, motorlardan alınacak maksimum tork değeri ile standart atmosfer değerleri ve iniş/kalkış safhalarında gerekli olan süratlerin hesabı başarılı bir şekilde gerçekleştirildiğini ifade etmiştir.

Savran [28] yapmış olduğu doktora çalışmasında F-16 uçaklarında PID denetleyicili kontrol tasarımı sistemin çalışma dinamiklerini modelleyerek sistem arıza vermesi durumunda uçuşun düzgün şekilde yapılmasına olanak sağlayacak bir görüş getirmiştir. YSA ve bulanık sinir ağlarını bir arada kullanarak LM öğrenme algoritmasında emülatör kestirimcileriyle birlikte Guassian gürültüsü yok edilerek PID denetimi modellenmiştir. Bu denetim modellemesi uçağın üç eksen etrafında altı serbestlik modeli olarak tanımlanıp hareketlerin stabilitesi sayesinde ILS iniş sistemlerinde gürbüz bir yardımcı sistem olarak ortaya çıkmıştır.

Konar [29] yaptığı çalışmada Boeing 737-300 ve Boeing 767-200 uçaklarının hız ve yakıt problemlerini incelemiştir. ANFIS ve YSA sistemine giriş olarak; feet cinsinden tırmanış yüksekliği, dakika cinsinden zaman ve alınması gereken mesafeyi ise deniz mili cinsinden seçerek oluşturulan modelde libre cinsinden harcanması gereken yakıtı

ve uçağın yüksekliği, ağırlığı, EPR oranı ve hızı hesaplamıştır. YSA'da LM öğrenme algoritmasında geriye yayılım çok katlı ağ, radyal tabanlı ağ yapısında genelleştirilmiş regresyon ve ANFIS'te TRIMF ile GBELLMF fonksiyonları kullanılmıştır. Elde edilen sonuçların analizinde tatmin edici sonuçlara ulaşıldığı ifade edilmiştir.

Grzesik ve arkadaşları [30] W-3 Sokol tipi helikopterin radyo altimetresi üzerinde çalışma yapmışlardır. Helikopter bank açısı yaparken yere doğru bakan altimetre anteninin farklı yüzeyleri görmesinden dolayı ölçümde sapmalar meydana geldiğini saptayıp radyo dalgasının zaman domen ve helikopter bank açısını MATLAB'a Gaussian giriş fonksiyonu olarak tanımlamıştır. Çıkışta %1.6 hatayla gerçeğe yakın altimetrik değer saptamıştır.

Türkmen ve Korkmaz [31] uçağa ait hava veri bilgisayarına alternatif olarak Bulanık Mantık Sistemine Dayalı Uyarlanırlı Ağ kullanarak basınç irtifası tahmin eden bir hesaplama yöntemi geliştirmiştir. Beş katmanlı yapay sinir ağları yapısında geriye yayılım algoritması kullanarak en küçük kareler yöntemi ile DE+LM öğrenme algoritmasıyla basınç irtifası tahmin etmiştir. Giriş parametreleri olarak statik hava basıncı ve sıcaklık değerlerini sisteme birinci tip Sugeno üyelik fonksiyonlarında eğer/öyleyse kural setiyle tanımlamıştır. Neticede çok küçük hata payı ile gerçek değerlere yakın basınç irtifası tahmininde bulunmuştur.

Saltoğlu [32] radyo altimetre sistemi ile dahili navigasyon sistemini endirekt olarak birleştirmiş ve iki sistemin de olumlu kısımlarını bir araya getirmiştir. İlk algoritma güçlü kalman filtresi, ikincisi yüksek güvenilirlikli olasılıkla saptanmış sınır değeri algoritması kullanmıştır. Birinci algoritma tüm hataları bastırarak düzgün olan değerleri Bulanık Mantık girişine vermektedir. İkinci algoritma yüksek güvenilirlikte saptanmış sınır değerlerini direkt aldığından hataları bastıramamış ve olumsuz sonuç vermiştir. Neticede birinci algoritmanın uygulanabilir olduğunu ifade etmiştir.

1.3. Parametrelerin Belirlenmesi ve Uygulanan Yöntemler

Bu tez çalışmasında irtifa bilgilerini elde etmek için Pitot-Statik Sistemden ve Hava Veri Bilgisayarından alınan verilerin haricinde bu sistemlere alternatif olacak şekilde bu sistemlerden bağımsız çalışan, dikey ivmelenmeyi ölçebilen ivmeölçerden alınan veriler

ve zaman domeni kullanılarak Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık sistemleri ile irtifa tahmini yapılacaktır.

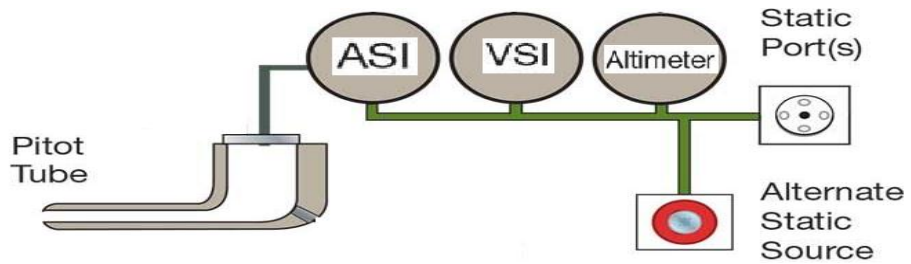


2.BÖLÜM

Tez çalışmasında kullanılacak parametrelerin alındığı uçak sistemleri veriyi üretme şekillerine göre çeşitlenmiştir. Her bir sistem bulunduğu ortama göre ortam koşullarını algılar, ölçüm yapıp değerlendirilmek üzere bazı sistemlere uygun formatta veriyi aktarır. Bu verilerin üretim şekilleri uçak performansını yakından ilgilendiren bir neden olduğundan her sistemin veri üretme şeklinin sistemlerle olan bağıntısı incelenecektir. Bu bölümde Pitot-Statik Sistem, Altimetre, Hava Veri Bilgisayarı ve Uçuş Veri Kaydedicisi incelenecektir.

2.1. Pitot-Statik Sistem

Pitot-Statik Sistem uçaklarda bulunduğu ortamın statik basıncını ve içinde hareket ettiği izafi havanın dinamik basıncını ölçmek için kullanılır. Bu sisteme bağlı olan kokpit aletleri ve Hava Veri Bilgisayarı, statik ve dinamik basınçları ölçmek için bağlanmıştır. Bu kokpit aletleri; Hava Hızı Göstergesi (ASI- Air Speed Indicator), Dikey Hız Göstergesi (VSI- Vertical Speed Indicator) ve Altimetre (Altimeter)'dir. Hava hızı göstergesi içerisinde bulunduğu atmosferde uçağın aldığı izafi hızı ölçer. Hem pitot tüpünden hem de statik porttan basınç ölçer. Dikey hız göstergesi uçağın dakikada feet cinsinden alçalış ve yükseliş miktarını ölçer ve sadece statik porttan ölçüm yapar. Altimetre deniz seviyesinden yüksekliği feet cinsinden ölçer ve sadece statik porttan ölçüm yapar [33-36].



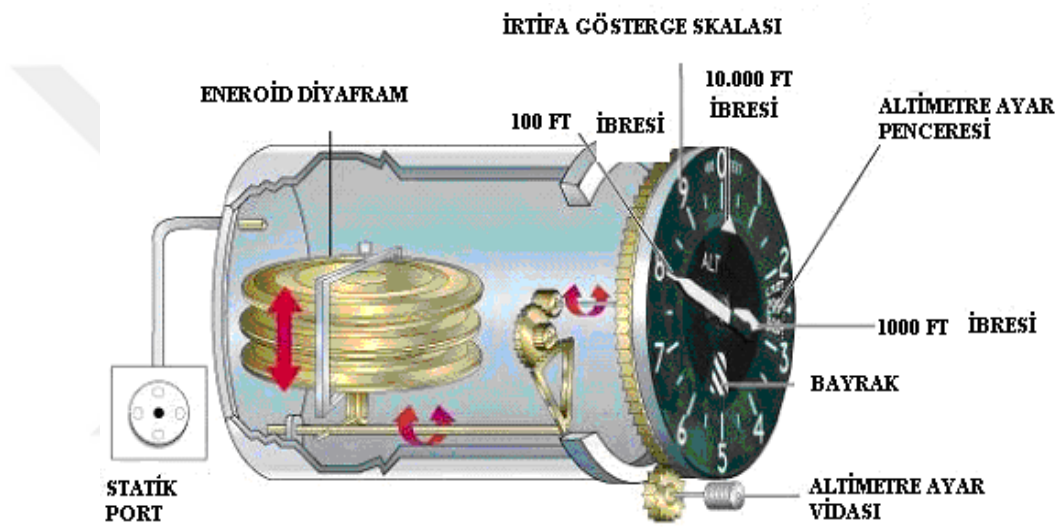
Şekil 2.1. Pitot-Statik Sistem.

Şekil 2.1’ de Pitot-Statik Sistem ve bileşenleri görülmektedir. Pitot-Statik Sistemde pitot tüpü, aletlere giden basınç hatları, statik menfez ve bağlantı rekorları bulunmaktadır. Pitot tüpü ve statik portların yerleri her uçağın aerodinamik yapısına, uçağın uçuş hızına, ataletsel dinamiklerine ve kullanım koşullarına göre değişmektedir. Ayrıca üzerine gelen dinamik basıncın sistemi etkileme unsurlarına göre pitot tüpünün yapısını da değiştirmektedir. Bazı ses üstü uçan uçaklarda sonik basınçtan etkilenmemesi için burun kısmında uzun ve sivri bir yapıya sahipken transonik hızda uçan ticari uçaklarda kokpit kısmının iki yanında “L” biçimindeki (örneğin Boeing 737) pitot tüpü kullanılmaktadır. Bunların iki tane olmasının sebebi sistemlerin yedekli olmasından dolayı, her birinin ayrı ayrı kaptan ve f/o pilotun önündeki göstergelere bilgi göndermesinden kaynaklanmaktadır. Bunlardan başka hem hava veri bilgisayarı için hem de bu göstergelerin yedeği olması açısından üçüncü bir pitot sistemi bulunmaktadır. Pitot tüpünün üzerinde iki delik bulunmaktadır. Bunlardan önde olanı izafi havanın yapmış olduğu dinamik basıncı sisteme iletmek için, arkadaki küçük olanı ise içinde biriken su ve başka kalıntıların dışarı atılması içindir. Ayrıca pitot tüpü içerisinde yüksek irtifada soğuktan oluşan buzlanmayı önlemek için de ısıtıcı bulunmaktadır. Isıtıcının bulunması zorunluluğu buzlanmadan dolayı oluşan tıkanıklığın Pitot sistemindeki hatalı ölçüme engel olması içindir. Pitot tüpünün korunaklı olması aynı zamanda apron şartları için de geçerlidir. Apronda yatıda kalan bir uçak bekleme sırasında birçok yabancı maddenin pitot tüpünün içinde birikmesine ve uçuş sırasında tıkanıklığa sebebiyet vereceğinden dış etkenlerden doğru şekilde korunması gerekmektedir. Aynı zorunluluk statik port için de geçerli olduğundan daima portların temiz ve bakımlı olması gerekmektedir [34].

Statik sistem uçağın gövde yapısında kokpit kısmına yakın olacak şekilde ve hava türbülanslarından etkilenmeyecek şekilde iki tarafta da bulunmaktadır. Bunun sebebi ortamdaki durağan havanın mutlak basıncını net algılayabilmesi içindir. Pitot tüplerinden farklı olarak bu iki port birbirine bağlantılıdır. Sebebi uçak yatış hareketi yaparken oluşan dinamik hatalardan dolayı etkilenmesini önlemek içindir. Ayrıca yedek sistemin statik portu kabin basınçsız uçaklarda kokpit içine bakacak şekilde, kabin basınçlı uçaklarda ise gövdenin başka bir noktasında bulunmaktadır [34].

2.2.Altimetre

Barometre temelde atmosfer içerisinde deniz seviyesinden itibaren yüksekliği ölçmeye yarar. Altimetre temel anlamda bir barometredir [36]. İçerisinde temelde bir aneroid kapsül vardır. Bu kapsül içerisine deniz seviyesindeki mutlak hava basıncı hapsedilmiştir. Uçak göstergelerinde ilk zamanlardan beri kullanılan altimetre bu prensiple çalışmaktadır. Deniz seviyesinden yüksek irtifalara çıkıldıkça statik sistem üzerine etkiyen mutlak basınç azalacağından, azalan basınç etkisiyle aneroid kapsül genişler ve neticesinde yapılan doğrusal hareket mekanik olarak gösterge ekranına aktarılır. Şekil 2.2’ de mekanik altimetre dizaynı verilmiştir.



Şekil 2.2. Altimetrenin İç Yapısı

Standart bir günde deniz seviyesinde basınç miktarı; 1013,25 mb, 14,7 PSI, 29,92 in/Hg olarak ölçülür [37]. Herhangi bir günde hava koşullarına bağlı olarak belirli bir irtifadaki mutlak basınç değerleri değişebilir. Buna havacılıkta pozisyon hatası denir [36]. Ancak bu hatalar barometrik ayar penceresinden manuel olarak ve Hava Veri Bilgisayarından düzenleme parametreleriyle düzeltilebilir [38].

Troposfer içinde uçan uçaklarda ilk 36.089 feet altında düzenlenmiş irtifa değeri aşağıdaki eşitlik (2.1)’e göre hesaplanmaktadır:

$$H_p = (145.442,16)(1 - \delta_{0,902631}) \quad (2.1)$$

Formüldeki $\delta = \frac{P_S}{P_{SL}}$ şeklindedir. P_{SL} standart deniz seviyesindeki basınç miktarı, P_S ortamdaki ölçülen basınç miktarıdır.

Stratosferde 36.089 – 65.617 feet aralığındaki uçuşlar için irtifa değeri eşitlik (2.2)’ye göre hesaplanır:

$$H_p = (36.089,239) - (20.805,826) \ln[(4,4770774)\delta] \quad (2.2)$$

Bu hesaplamalar düzeltme parametreleri ile birlikte hava veri bilgisayarında düzeltilmiş irtifa bilgisi için yapılmaktadır.

Altimetreler zamanla gelişim göstermiş, kullanım şekillerine göre çeşitliliği artmıştır. Bunlardan yaygın kullanılanları aşağıda verilmiştir.

2.2.1. Mekanik Altimetre

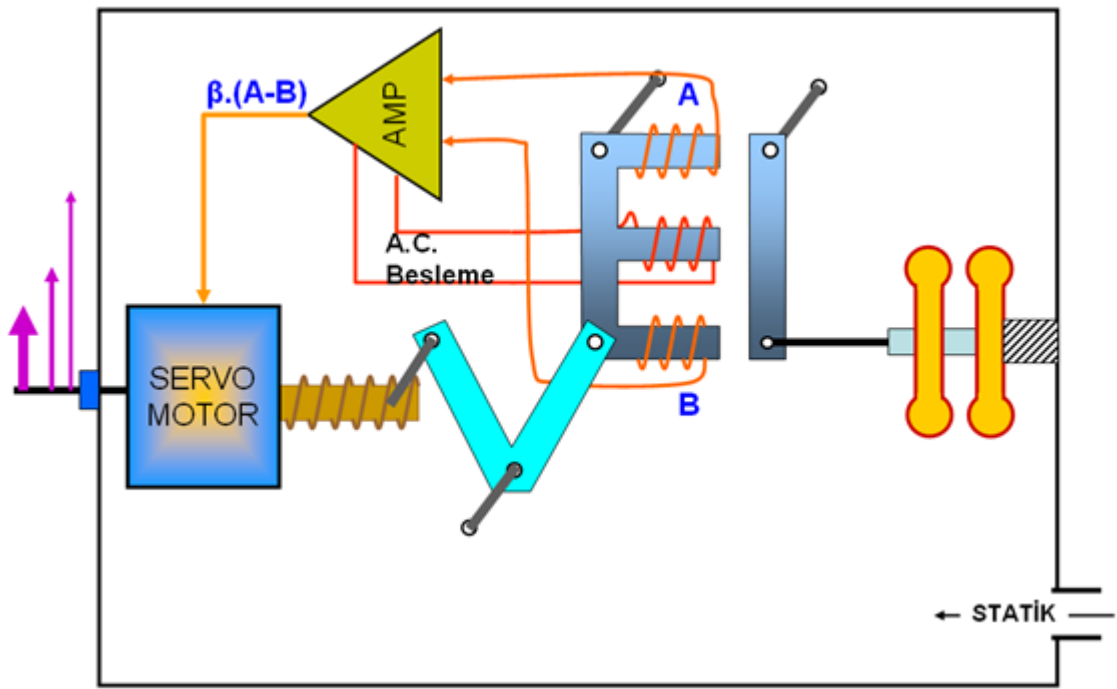
Şekil 2.2’ de görüldüğü üzere mekanik altimetrenin yapısında; içerisine deniz seviyesinde hava basıncı hapsedilmiş aneroid kapsül, gösterge skalası, 1000 feet’te bir tur atan ibre, barometrik ayar penceresi ve kapsülü ibreye irtibatlandıran mekanik tertibat vardır. Statik porttan etkiyen mutlak hava basıncı aneroid üzerinde irtifanın yükselmesine karşın genleşme meydana getirir. Bunun sonucunda dikey hareketlenen mekanizma her irtifa değişimine denk gelecek şekilde ibreye hareket verir. İbredeki değişim bize irtifa bilgisini gösterir. İrtifa bilgisi deniz seviyesinde sıfır feet gösterecektir fakat iniş yaptığımız meydanlarda normal hava koşulları için hesaplanmış irtifa değerleri barometrik ayar penceresinden tekrar düzeltilebilmektedir [38].

2.2.2. Elektrikli Altimetre

Mekanik altimetrenin yapısal dirençlerinden oluşan hatalarından dolayı alternatif bir altimetre türü olarak karşımıza çıkan elektrikli altimetre Hava Veri Bilgisayarından aldığı irtifa verisini [39] servo mekanik yapısı sayesinde eski analog yapıdaki görünümüyle pilotlara gösterir [40]. Hava Veri Bilgisayarında hesaplanmış ve düzenlenmiş irtifa verisi sayesinde daha net bilgi göstermektedir. Görünümü dıştan bakıldığında mekanik altimetreye benzer. Pilotların gözleri alıştığından görünüm değişmemiştir. Aynı şekilde üzerinde barometrik ayar penceresi bulundurmaktadır.

İç yapısına bakacak olursak servo mekanik bir mekanizma karşımıza çıkmaktadır. 26 V – DC elektrikle çalışan sistem Hava Veri Bilgisayarından gelen irtifa bilgisini işlevsel yükselteçte güçlendirerek servo motora gönderir. Servo motor gerekli pozisyonu

ayarlayarak ibre taksimatıyla göstergeye yansıtır. Bu göstergede de ibrenin bir turu 1000 feet olarak taksimatlandırılmıştır. Ayrıca Hava Veri Bilgisayarında bulunan aneroid kapsül üzerindeki basınç elektro manyetik nüvelerle basınç değeri hesaplanıp elektriksel akıya dönüştürülerek işlevsel yükselteç katına gönderilmektedir. Sistemde elektrik kesintisi olduğunda ekrandaki kırmızı arıza bayrağı belirlemektedir. Şekil 2.3’ de elektrikli altimetrenin iç yapısı görülmektedir.



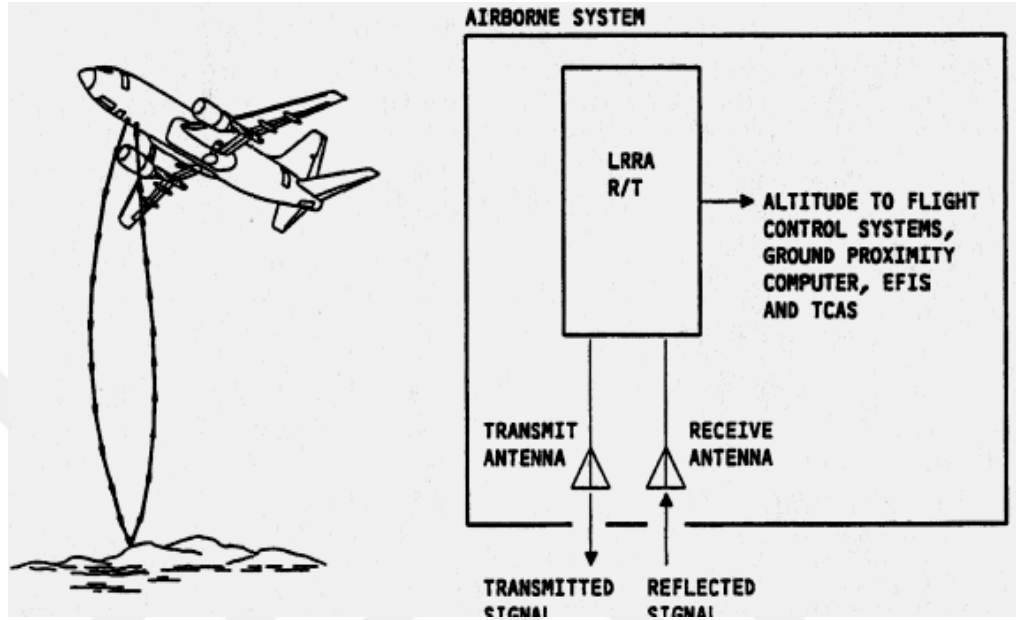
Şekil 2.3 Elektrikli Altimetre

2.2.3. Radyo Altimetre

İsminden de anlaşıldığı gibi radyo sinyalleriyle çalışan bir altimetre türüdür. Uçağın bulunduğu coğrafik yapılara olan yüksekliğini hesaplamak için kullanılır. İki türüsü vardır. Birisi yüksek irtifa ölçen; 200 – 50.000 feet aralığında çalışan, diğeri ise iniş sırasında kullanılan 0 – 2.500 feet arasında çalışan yakın mesafe altimetresidir. Bu iki altimetre prensip olarak radyo dalgalarının yere çarpıp gelme süresini ölçerek çalışır:

$$H_r = \frac{t.c}{2} \quad (2.3)$$

Eşitlik (2.3)'te H_r yüksekliği, t zamanı, c ise radyo dalgasının yayılım hızını göstermektedir. Dalga yere çarpıp tekrar aynı mesafeyi kat ettiği için net yükseklik için yarısı alınmaktadır [41]. Sistemin çalışma hiyerarşisi şekil 2.4' de verilmiştir.



Şekil 2.4. Radyo Altimetre Çalışma Hiyerarşisi [41]

Sistem yaklaşık 5W güçle çalıştığı için hata payı çok düşüktür. Yüksek irtifa altimetresi yaklaşık 50 feet hata yaparken yakın irtifa altimetresi yaklaşık 5 feet hata payına sahiptir. Sistem çalışma frekansı 4200 MHz ile 4400 MHz arasındadır. Sistem normalde uçağın Essential Bus Bar elektrik sisteminden 155 V – AC güç almaktadır. Her bir altimetre ayrı ayrı sistemlerden beslendiğinden yedeklidir. Sistemde teknik bir arıza olduğunda PFD (Primary Flight Display) ekranında kırmızı bir hata iletisi görülür. Aynı zamanda bu ekranda irtifa bilgileri de görüntülenmektedir [41].

2.2.4. Radar Altimetre

Uçağın burun kısmında bulunan radar sisteminden ölçüm yapılır. Diğer bir ismi olan darbeli doopler radar, gönderilen sinyalin sıkışmasını frekans bazında hesaplayarak uçak kokpitindeki PFD (Primary Flight Display) ekranına yansıtır [42]. Çalışma mantığı gönderilip gelen sinyallerin zaman domeni içerisinde ne kadar sıklıkla arttığını hesaplamaya dayanır. Hava basıncı ile alakalı çalışmaz. Bu yüzden detay konusu olmayacaktır.

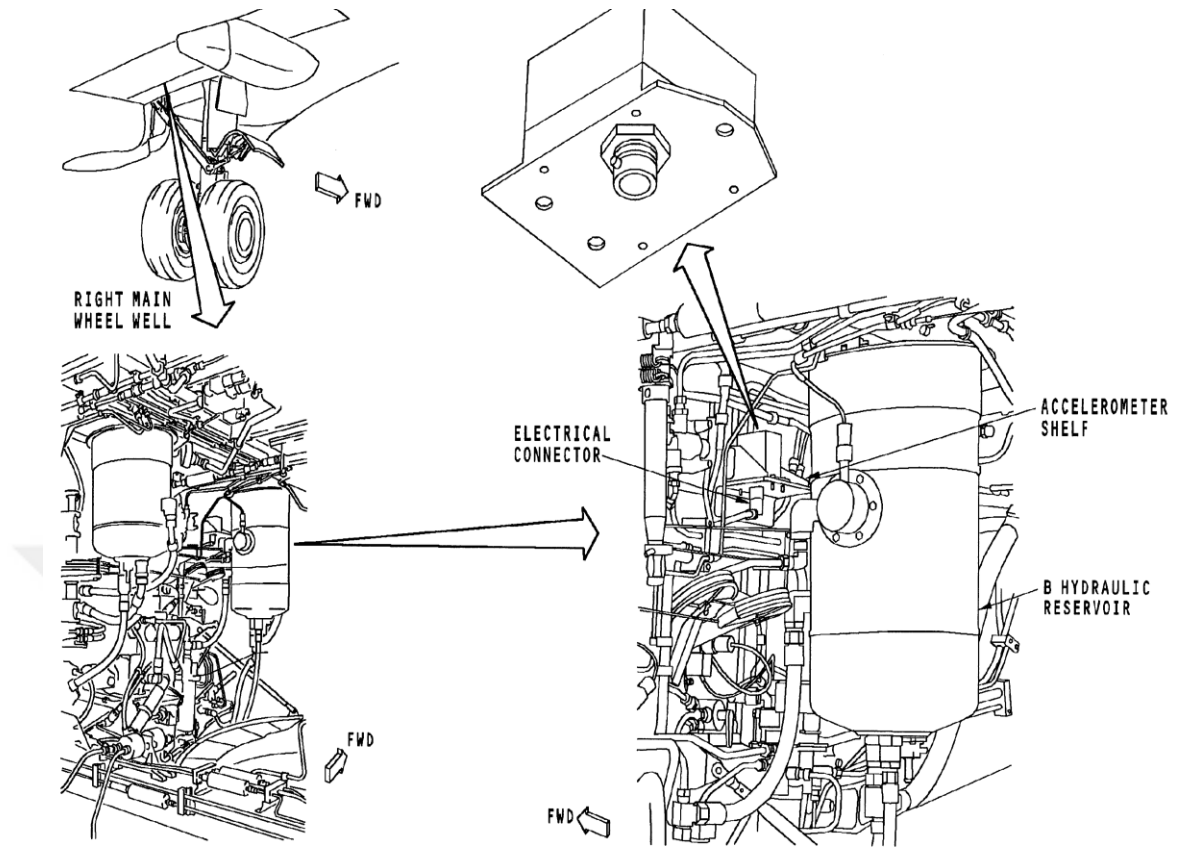
2.2.4. Kabin Altimetresi

Uçak kabinindeki basıncı, basınç irtifası (feet) cinsinden ifade eder [7]. Uçağın herhangi bir yüksekliğini ölçmediğinden detay konusu olmayacaktır.

2.3. İvmeölçer

İvme, hızın zamana göre türevidir [43]. Vektörel bir nicelik olduğundan hareket doğrultusunda hem yönün hem de hızın zaman eksenindeki değişimini verir. Ağırlığı olan bir cismin belli bir yönde hareket etmesi sonucunda ortaya çıkan ivme, bize zaman bazında yer değiştirmeyi verir. Basit bir ivmeölçer bir yay ucuna ağırlık bağlanarak belli zaman aralığında yay mekanizmasının yapmış olduğu hareketin miktarına göre ölçüm yapmaktadır. Bu Newton'un birinci hareket yasası olan eylemsizlik kuramının açıklamasıdır [44]. Birçok hareketli cismin ivmesinin ölçülmesi için ya kütle sensörü ya da 'G' (Gravity – Yerçekimi) sensörü kullanılmaktadır. Özellikle havacılık, denizcilik, savunma, uzay ve elektronik endüstrisinde kendine yer bulmaktadır. Uçaklarda kullanılan ivmeölçerler günümüze kadar bazı çeşitleriyle karşımıza çıkmaktadır. Eski uçaklarda kütle sensörü bakım gereksinimi duymadığından ve nadir olarak arıza yaptığından günümüzdeki uçaklara kadar INS (Internal Navigation System - Dahili Seyrüsefer Sistemi) sistemlerinde kullanılmaya devam edilmiştir [9]. Bazı insansız hava araçlarında yeni nesil GPS (Global Positioning System- Küresel Konumlandırma Sistemi) daha gelişmiş olduğundan 'G' sensörü tercih edilmiştir [45]. Uçaklarda kütle sensörünün kullanımına devam edilmesinin sebeplerinden birisi de üç boyutlu jiroskopların kullanımının güvenli olmasından kaynaklanmaktadır. Bu yüzden Uçak Dahili Seyrüsefer Sistemlerinde önde gelen üreticiler üç boyutlu ivmeölçerleri kullanmaktadırlar. Elde ettiği bu verileri Uçuş Veri Kaydedicisine göndermektedir [46].

Uçaklarda kullanılan ivmeölçerlerin uçağın ağırlık merkezine yakın olan kısımlarda olması gerekmektedir [47]. Bu yüzden Boeing 737-600/700/800/900 serisi uçaklarda ana iniş takımlarının iç kısmında yer almaktadır. Uçaktaki yeri şekil 2.5' de verilmiştir.



FDRS - ACCELEROMETER

Şekil 2.5.Uçuş Veri Kaydedici Sistemine Ait İvmeölçerin Uçaktaki Yeri [9]

Şekilde görülen ivmeölçerin uçaktaki ikinci bir yedeğine ihtiyaç yoktur. Fakat beslendiği 28 V – DC akımın yedeği vardır. İki ayrı DC Bus Bar’dan aldığı elektriktedir. Bunun sebebi uçak kaza kırıma uğradığında Uçuş Veri Kaydedicisinden alınan bilgiler büyük öneme sahip olduğundan, son ana kadar verilerin bu sisteme kaydedilmesi istenmektedir. Bu nedenle sisteme kesintisiz elektrik akışı sağlanmakta, ivmeölçer elektriğini bu sistem üzerinden tedarik etmektedir [46].

2.4. Uçuş Veri Kaydedici Sistemi

Uçuş Veri Kaydedicileri uçakların kaza sırasında en aza hasar alan kısımlarına konulmaktadır. FAA (Federal Aviation Administration- Federal Havacılık Dairesi) tarafından yapılan araştırmalara göre uçaklarda kaza sırasında en az hasar alan kısım kuyruk konisi olduğundan son üretilen uçaklarda bu kısım tercih edilmektedir. FAA bu bağlamda kaza araştırmaları için Uçuş Veri Kaydedicileri içerisine hem data kayıt

kısmını (FDR-Flight Data Recorder) hem de kokpit seslerini kaydeden (CVR - Cockpit Voice Recorder) yerleştirilmesini zorunlu kılmıştır [48]. FDR opsiyonel olarak bin üç yüz çeşit civarında uçuş verisi kaydederken CVR son çıkan teknolojik cihazlarla son iki saatlik kokpit seslerini, telsizli haberleşme seslerini ve interkom sistemindeki konuşmaları kaydeder. Son teknoloji ürünü olan SSFDR (Solid State Flight Data Recorder) Microchip yonga seti (EEPROM- Electronically Erasable Programmable Read-Only Memory) üzerinden dijital kayıt yapar. Bu eski teknoloji manyetik bant kayıtlı FDR sistemlerinden data güvenliği ve depolama kapasitesi açısından daha iyidir. Bu tip veri kaydediciler özellikle A340, A330, A320 serisi, Boeing 737-600/700/800/900, Boeing 727 serisi uçaklarda kullanılmaya başlanmış ve diğer uçaklar için tavsiye edilmiştir [49].

Uçuş Veri Kaydedicisine kaydedilecek bilgiler uçaktaki bilgisayarlardan ve sensörlerden alınarak öncelikle Uçuş Data Toplama Ünitesine (FDAU, Flight Data Acquisition Unit) gider. FDAU'den iki hatlı Harvard-PCM hattı üzerinden 768 bit/saniye - 64 word/saniye hızıyla bilgiler Uçuş Veri Kaydedicisine gönderilir [50].

Uçağa elektrik enerjisi verildiğinde Uçuş Veri Kaydedicisi uçaktaki verileri kaydetmeye başlar. Elektrik kesildiğinden beş dakika sonrasına kadar kayıt almaya devam eder. Uçuş Veri Kaydedicisinin opsiyonlarına göre son yirmi beş saatlik verilerine ve son iki saatlik ses kayıtlarına ulaşılabilir. Bu sayede bir kaza olduğunda ya da sistemsel hataları tetkik etmek için Uçuş Veri Kaydedicisinden gerekli verileri alabiliriz.

2.4.1. Uçuş Veri Kaydedicisinin Komponentleri

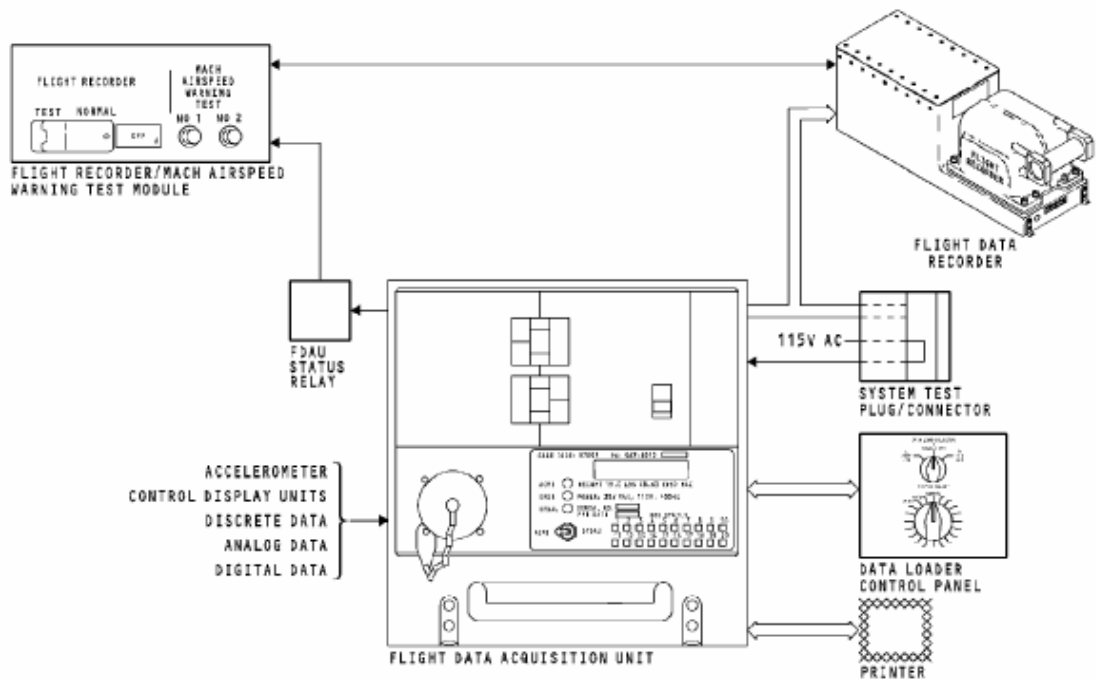
Şekil 2.6' da görüldüğü üzere sistemler üzerindeki sensörlerden gelen veriler uçağın aviyonik kompartımanındaki FDAU (Flight Data Acquisition Unit) sağlayıcısında toplanır. Uçuş Veri Kaydedicisi, kaydedilmesi gereken verileri uygun formata çevrildikten sonra bu birimden alır.

Uçuş Veri Kaydedicisi sistemin bileşenleri aşağıdaki gibidir:

- Uçuş Veri Kaydedici (FDR)
- Uçuş Kaydedici Test Modülü
- Akselerometre (ivmeölçer)

- Program Yönlendirme Modülü
- Uçuş Verilerini Alma Ünitesi (FDAU)
- FDAU Durum Rölesi
- Uçuş Kumanda Yüzeylerinin Pozisyon Sensörleri
- Uçuş Kontrol Sensörleri
- Sistem Test Konnektörleri

Şekil 2.6.da Uçuş Veri Kaydedicisi sisteminin hiyerarşisi görülmektedir:



Şekil 2.6. Uçuş Veri Kaydedicisi Sisteminin Hiyerarşisi [51]

Bu sistemde ayrıca Uçuş Veri Kaydedicisi sisteminden verilerin çekilip izlenmesi için uçak durum izleme sistemi (ACMS-Aircraft Condition Monitoring System) üzerinden kontrol panel vasıtasıyla veriler bir diske alınır [51]. Bu işlemin gerçekleşmesi için transfer seçeneği seçilmelidir. Sistem üzerinden elde edilen veriler opsiyonel olarak hangileri isteniyorsa yazılım üzerinden önceden seçilmelidir.

Uçuş Veri Kaydedicisi Sisteminin veri kaydetme kısmı olan ‘Kara kutu’ uçak motorları çalışmaya başlayınca verileri herhangi ayrı bir komut girilmesine gerek kalmaksızın otomatik olarak kaydetmeye başlar. Ayrıca kontrol panelindeki test anahtarı üzerinden de kayıt alması için uçak yerdeyken aktif hale getirilebilir. Ek olarak ‘Kara kutu’

üzerinde bir akustik çağrı vericisi (transmitter) vardır. Bu verici ‘Kara kutu’ denizin dibine düştüğünde maksimum 20000 feet derinlikte 30 gün süreyle yaklaşık 37,5 Khz frekansla yayın yaparak kara kutuların bulunmasını sağlar. Bu alet isminin aksine turuncu renktedir ve üzerinde beyaz fosforlu şeritler bulunmaktadır. Bu renkler doğada en iyi görülebilen renklerdir. Kara kutu; 1100 °C sıcaklığa yarım saat, 260 °C’ye on saat, 3400 G’lık bir çarpma kuvvetine 6 milisaniye, uçak yakıtına 48 saat dayanıklıdır. Ayrıca 3 metreden düşen 225 kg’lık bir ağırlığa karşı dirençlidir [49].

2.4.2. Uçuş Veri Kaydedicisine Gelen İrtifa Sinyali

Uçuş Veri Kaydedicisine gelen veriler iki kategoriye ayrılır. İlki uçak sistemlerinden alınan parametreler, diğeri ise motor parametreleridir. İrtifa ile ilgili veriler uçak sistemlerine ait parametrelerdir [52]. Bu parametrelerden radyo altimetre ve barometrik altimetre verileri Uçuş Veri Kaydedicisine kaydedilir. Kaydetme aralığı her saniyede bir yapılır. Radyo altimetre seviyeyi direkt feet cinsinden verirken barometrik altimetre deniz seviyesinden (29,92 in/Hg) statik feet cinsinden verir.

2.5. Hava Veri Bilgisayarı

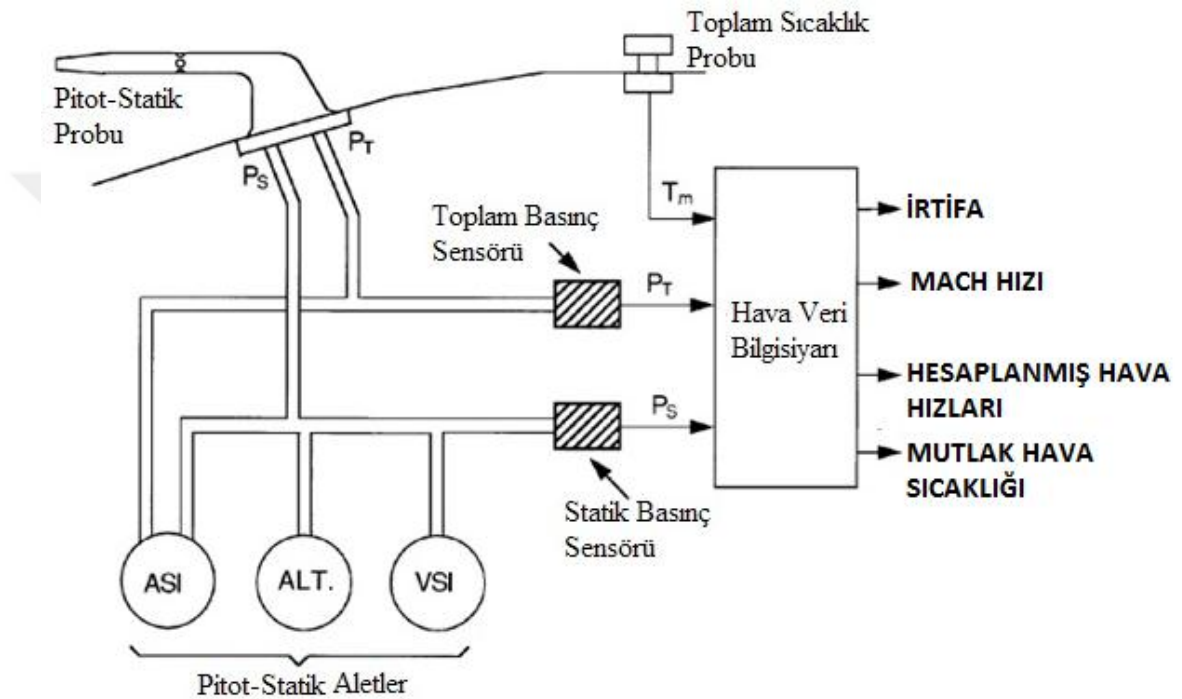
Hava Veri Bilgisayarı uçaklar için en önemli aviyoniklerden birisidir. Uçuşun güvenli ve stabil sürdürülmesi için gerekli olan, gösterge ve aletlere bilgi sağlayan bir bilgisayardır. Hava Veri Bilgisayarı irtifa, dikey hız, hesaplanmış yatay hızlar (CAS, TAS, MACH), mutlak hava sıcaklığı, bağıl hava yoğunluğu ve mutlak basınç bilgileri vermektedir [34][39]. Şekil 2.7’ de Hava Veri Bilgisayarının blok diyagramı verilmektedir.



Şekil 2.7. Hava Veri Bilgisayarının blok diyagramı

Şekil 2.7 deki blok diyagrama göre üretilen bu parametreler pilotların kullanması için PFD (Primary Flight Display- Birincil Uçuş Göstergesi), otomatik pilotun kullanması

için otomatik kontrol sistemine, sonradan incelenmek üzere Uçuş Veri Kaydedicisine, uçak trend verilerinin gözlemlenmesi için ECAM (Electronic Centralized Aircraft Monitor)'e, kuleye bilgi vermek için Transponder sistemine ve motor kontrolü için ECU (Engine Control Unit)'e gönderilmektedir [39]. Hava Veri bilgisayarının bu verileri hesaplayabilmesi için Bölüm 1.1'de bahsettiğimiz üzere gelişmiş servo mekanizmalar, dijital işlemciler, çeşitli sensörler ve hafıza birimleri kullanılmaktadır [53].



Şekil 2.8. Hava Veri Sistemi Temel Bağlantıları

Şekil 2.8. de görüldüğü üzere Hava Veri Bilgisayarına statik basınç, dinamik basınç ve toplam hava sıcaklığı girmektedir. Belli işlemler sürecinde irtifa, mach hızı, hesaplanmış hava hızları (TAS, CAS) ve mutlak hava sıcaklığı parametreleri üretmektedir [34].



3.BÖLÜM

YAPAY SİNİR AĞLARI

3.1. Genel Tanım

Yapay Sinir Ağları doğada insanların başına gelen tecrübeler gibi, doğadaki olayları örnek alan, örnekleri çeşitlendirerek yeni bilgiler oluşturan, oluşturduğu olgularla keşif kabiliyeti kazanan, keşfettiği bilgileri önceki bilgileriyle pekiştiren, yardım almadan genelleme yaparak tecrübelerini yetenek haline getirmeye odaklı çok sayıda nöron kombinasyonundan oluşan matematiksel bilgi işleme sistemidir [54].

YSA olgusu ilk olarak bilim adamlarının 1890 yıllarında insan beyni ve tek hücreli canlıların sinir sistemini araştırmaya dayalı çalışmaları sayesinde, elde ettikleri çalışma prensiplerini matematiksel disiplin ve makine çalışma mantığına dayandırmalarıyla ortaya çıkmıştır. Günümüzdeki YSA'nın temelleri 1940 yıllarında atılmaya başlanmıştır. Hebb, McCulloch ve Pitts yaptıkları araştırmaları mühendislik alanında yaparak beyin nöronlarını matematiksel olarak modellemiş ve ilk yapay sinir hücresini oluşturmuşlardır. Her türlü mantıksal ifadeyi formüle etmenin bu yapay sinir hücreleri ile sağlanabileceğini göstermişlerdir [55]. 1949 yılında Donald Hebb, YSA'nın mantığını değiştiren ve günümüzde birçok öğrenme kuralının temelini oluşturan Hebbian öğrenme kuralını geliştirmiştir. Günümüzdeki YSA mantığına dayanan ilk nöro-bilgisayar 1951 yılında üretilmiştir. Adaptif tepki üretme kavramı 1954 yılında Farley ve Clark tarafından ortaya atılmış ve bir ağ içinde uyarılara tepki üreten ve adapte olabilen model tasarlamışlardır. Adaptif tepki üretme olgusu 1958 yılında Rosenblatt ve 1961 yılında Caianiello tarafından geliştirilmiştir. Rosenblatt tarafından geliştirilen algılayıcı model yani perseptron, YSA'nın gelişim sürecinde yeni bir dönüm noktası sayılan çok katmanlı algılayıcıların temelini oluşturmuştur. 1962 yılında Widrow ve Hoff, Rosenblatt'ın perseptron modeline benzerlik gösteren fakat daha gelişmiş bir öğrenme algoritmasına sahip olan ADALINE modelini literatüre kazandırmıştır. Bunun yanı sıra Adaptif öğrenmenin temelini oluşturan MADALINE modeli, bu çalışmalar

sonucunda ortaya çıkmıştır. Daha sonra YSA, 1969 yılında Misnky ve Pappert tarafından algılayıcıların kesin analizi yapılarak, algılayıcıları karmaşık mantıksal fonksiyonlar için kullanılamayacağı açıklanmıştır. Bu iddialarını ispatlamak için XOR probleminin algılayıcılar tarafından çözilememesini örnek göstermişlerdir. 1972 yılında Kohonen ve Anderson, danışmasız öğrenme kuralının temelini oluşturan, çağrışimli bellek (Associative Memory) konusunun temelini oluşturacak çalışmalar yapmıştır. 1984 yılında Hinton ve arkadaşları Boltzman makinesini geliştirmişlerdir. 1982 yılında Rumelhart ve arkadaşları paralel programlama ve çok katmanlı algılayıcılar (MLP-Multilayer Perceptron) hakkında bir makale yayınlamıştır. MLP'lerin geliştirilmesi sonucunda tek katmanlı algılayıcıların çözemediği XOR problemi çözülmüş, aynı zamanda Hopfield ağlarının ve Boltzman makinesinin eksiklikleri de ortadan kaldırılmıştır. 1990 ve 1991 yıllarında Specht, radyal tabanlı fonksiyonlara dayanan Probabilistik ağları (Probabilistic Neural Networks) ve genel regresyon ağlarını (General Regression Neural Networks) geliştirmiştir ve günümüze kadar bu temeller üzerinde YSA gelişimine devam etmiştir [56].

3.2. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

Yapay Sinir Ağları bilgi değerlendirme, korelasyon, hesaplama ve proses yapabilme yeteneğini, paralel bağlantılı ardışık etkileşimli ağ topolojisi, öğrenebilme ve genelleme yapabilme özelliğinden almıştır. YSA ağlarında gizli katmanlarda bulunan hücrelerin birbirine bağlantı şekli geri beslemeli veya geriye yayılım olmasının yanında özdeş katmandaki hücrelerin kendi aralarındaki korelasyonların bağlantı şekilleri, yapılan işlemin karmaşıklığına göre seçilen ağ topolojisinde çözümü kolaylaştıracağından doğrusal olmama özelliğini ortaya koyar. Bu sayede ağ yapısı arzu edilen davranışları taklit ederek hücreler arasındaki ağ yapılarını eğitmiş olur. Bu eğitim örnekleriyle ağ öğrenme yapar. Bu da çözülmeye çalışılan problemin çözüm yolunu öğrendikten sonra eğitim sırasında karşılaştığı test örneklerini sonuca ulaştırmak için genelleme yapar. Problemlerde değişim görüldüğünde bile eğitim ağırlıklarını ayarlayarak veya eğitimi tekrar ederek ağ yeniden uyarlanabilir. Bundan dolayı artan hücre yapısı sayesinde ağdaki bazı bağlantılar kullanılsa bile hata yapma şansı azalmış olur. Bozuk girişlerde bile ağ kendini eğitmiş olduğundan çıkışa bozulmaların etkisini ihmal edilecek boyutlarda yansıtmaktadır yani tolerans derecesini artırmaktadır. Ağ yapısının

büyük ölçekte hücre bağdaşımı (VLSI-Very Large Scale Integration) olduğundan işlem yapma kapasitesi de yüksektir [56,57,58,59,60].

3.3. Yapay Sinir Ağlarının Tercih Sebebi

YSA'nın birçok hesaplama sistemine göre tercih sebebi vardır. Bunlardan en öne çıkanı çok sayıda öğrenme algoritmalarına sahip olmasıdır. Fakat ağ sisteminin çalışma sırasında prosesini analiz edemediğimizden öğrenme ortamının dışarıdan modellenememesi sebebiyle başarısızlık riski vardır. Bunun anlamı kapalı bir kutu gibidir, nasıl çalıştığı bilinemez, ağ deneme yanılma yoluyla çalışır yani parametrelerin belirlenmesinde bir kural yoktur. Bu yüzden karalılık analizi yapılamaz ve ağın hangi sürede optimum eğitime ulaşacağı optimize edilemez. Sadece sayısal verilerle çalıştığından donanım bazlı çalışırlar. Bu yüzden her sisteme uyarlanma sıkıntısı da yaşanabilir. Bu sayılanlar sadece tam kontrol istenilen yerlerde sıkıntılara sebebiyet verebilir. Bu dezavantajları yok edecek derecede üstünlükleri vardır. Zaten donanım bazlı olması matematiksel modele ihtiyacı olamadığını ortaya çıkarmıştır. Bu yüzden kural tablosuna gerek kalmadan işlem yapılabilir, önceden görmediği örnekler üzerinde de işlemini sürdürebilir. Bunu bağdaşımlyı tamamlama ve sınıflandırma yaparak organize eder ve kendi öğrenme işlemini kendisi tamamlar. Donanım kaynaklı eksik ve belirsiz bilgi olsa dahi işlemini sürdürebilir.

3.4. Yapay Sinir Ağlarının Kullanım Alanları

Bir önceki konuda sayılan üstünlükleri nedeniyle doğrusal olmayan, muğlak, değişken boyutlardaki hatalı girişlerde bile kendine birçok uygulama alanı bulmuştur. Bu yüzden endüstride zaman, emek ve iş gücü tasarrufu sağladığından büyük işletmelerde, fabrikalarda, otomasyon sistemlerinde, havacılıkta, veri analizinde, doğrusal olmayan sistem modellemede, sınıflandırmada, probabilistik fonksiyon tahminlerinde, korelasyon eşleminde, kontrol sistemlerinde yani tüm optimizasyon işlemlerinde kendine kullanım alanları bulmuştur.

3.5. Sinir hücreleri

Sinir hücreleri hiç kuşkusuz ki canlıların varlığından beri vardır. YSA sistemi de canlılardan esinlenerek yapılmıştır. Bir biyolojik sinir yapısı, merkezî ve çevresel olmak

üzere ikiye ayrılır. Merkezi sinir sisteminin görevi kendisine gelen bilgiyi işleyerek anlamlı hale getirip gerekli yere iletmektir. Çevresel sinir sistemi bünyedeki algılayıcılardan gelen uyarımları merkezi sinir sistemine iletmek ve buradan gelen komutlarla bünyede tepki üretmektir [61].

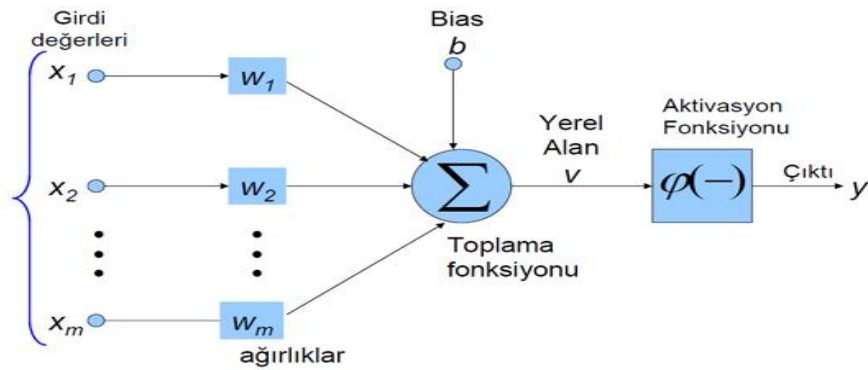


Şekil 3.1. Biyolojik Sinir Hücresi Şematik Yapısı [89]

Şekil 3.1 de görüldüğü üzere temel bir sinir hücresinin birimleri görülmektedir. Bu yapıda nöron; dentritler yoluyla sinyalleri alan ve hücre gövdesinde işleyen, işlenen sinyallere karşı gelen cevapları çıkış olarak aksonlar aracılığıyla diğer nöronlara ileten bir sistemdir.

3.6. Yapay Sinir Hücresi

Bir YSA sisteminde işlem mekanizması olarak yapay sinir hücreleri kullanılır. Temel bir yapay sinir sisteminde; giriş hücreleri, ara katmanlardaki ağırlıklar, toplama fonksiyonları, aktivasyon fonksiyonu ve çıkış birimi olmak üzere beş temel birim vardır [62].



Şekil 3.2. Temel Yapay Sinir Sistemi [90]

Şekil 3.2’ de görüldüğü gibi girdi değerleri, ağırlık öğrenme yapılabilmesi için örneklem oluşturulmuş veri kümesidir. Girişler başka bir sistemden gelebileceği gibi kendi sisteminden geri beslemeli olarak ta gelebilir. Buradaki ağırlıklar ise sisteme gelen girişlerin etki oranını belirlemektedir. Bu etki pozitif, negatif veya etkisiz olabilir. Bundan sonra toplama fonksiyonu yapılarak net girdi hesaplanır. Burada en yaygın kullanılan ağırlıklı toplam fonksiyonudur. Bu fonksiyonda her giriş kendi ağırlığı ile çarpılarak toplanır, sonra aktivasyon fonksiyonun eşik değeri bu toplam kısmına eklenmektedir. Neticede ağa gelen net girdi bulunur. w ağırlıkları, x girişleri, n hücrenin giriş sayısını ve b eşik değerini gösterir. Bu hesaplama şekli aşağıdaki eşitlik (3.1)’e göre yapılmaktadır:

$$NET = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b \quad (3.1)$$

Gelen girişlere göre toplama işlemi değişebilir. Girişlerine göre yapılan fonksiyonlar aşağıdaki tabloda verilmiştir:

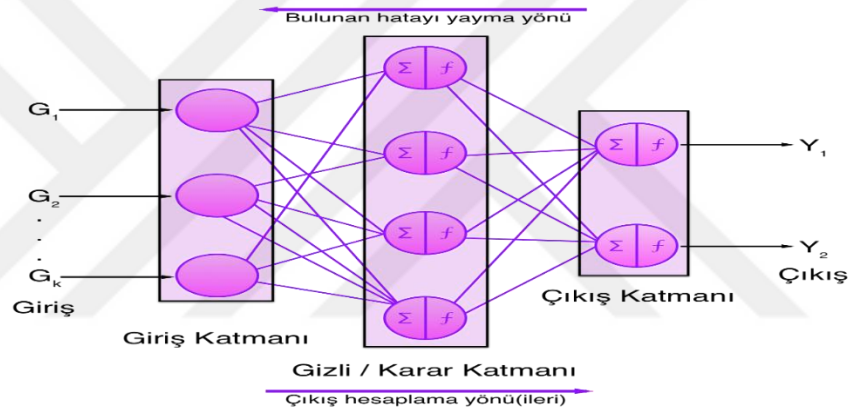
Tablo 3.1. Girişlerine Göre YSA’da Kullanılan Toplama Fonksiyon Çeşitleri

FONKSİYON TÜRÜ	GİRİŞ TÜRÜ HESAPLAMA
Çarpım Fonksiyonu $NET = \prod w_i x_i$	Ağırlık eklenmiş girişler çarpılarak net girdi hesaplanır.
Minimum Fonksiyonu $NET = \min[w_i x_i]$	Ağırlık eklenmiş girişlerin en büyüğü net girdi olarak alınır.
Maksimum Fonksiyonu $NET = \max[w_i x_i]$	Ağırlık eklenmiş girişlerin en küçüğü net girdi olarak alınır.
Kümelili Toplam Fonksiyonu $NET = NET_{eski} + \sum_{i=1}^n w_i x_i$	Ağırlık eklenmiş girişler toplanıp önceki gelen bilgilere eklenerek net girdi bulunur.

Burada en iyi fonksiyon deneme yanılma yöntemiyle bulunmaktadır. Bu toplama fonksiyonuna karşın net girdi değerine net çıktıyı üretecek aktivasyon fonksiyonu uygulanmalıdır. Burada normalizasyon yapılarak değişke değerlerini [0-1] aralığına dağıtır. Aktivasyon fonksiyonu seçerek nöron çıkış genliği belirlenir. Bunlar (1,0,-1) şeklinde olabilir. Genellikle türevi alınabilen fonksiyonlarda kullanıldığında karmaşık problemlerin çözümünü kolaylaştırıcıdır [62]. Buradan da çıkışa yönlendirilir.

3.7. Yapay Sinir Ağlarında Katmanlar

Yapay sinir ağlarında giriş, ara katman ve çıkış olmak üzere üç katman bulunmaktadır. Şekil 3.3' de şematik olarak verilmiştir:



Şekil 3.3. Yapay Sinir Ağları Katmanları [91]

Şekilde görüldüğü üzere giriş katmanı dış sistemlerden gelen bilgileri işlem katmanlarına (gizli / karar katmanı) iletmekle yükümlüdür. İşlem katmanında ise giriş katmanından gelen bilgileri işleyerek çıkışa yönlendirir. İşlem katmanı birden çok katmandan oluşabilir. Çıkış katmanı tekil bir yapıya sahip olup üretilen fonksiyonları diğer sisteme çıkış olarak iletmekle yükümlüdür.

3.8. Yapılarına Göre Yapay Sinir Ağları

YSA çeşitliliğini belirleyen birçok ağ topolojisi ve çalışma mantığı vardır. Bunları genel anlamda öğrenme biçimlerine göre, öğrenme algoritmalarına göre ve ağ yapılarına göre kümülatif olarak inceleyebiliriz.

3.8.1. Öğrenme Biçimlerine Göre YSA

Çevrim içi öğrenme; ağ gerçek zamanlı çalışmada fonksiyonları işlerken aynı zamanda öğrenme tecrübesini geliştirmektedir. Öğrenme girdirenin lineer olmadığı ve sistem girişlerinin sapmaya uğradığı yapılarda sıklıkla kullanılır. Buna ART ve Kohonen öğrenme kuralı örnek verilebilir [61,62].

Çevrim dışı öğrenme; doğa şartlarında kullanımı olmayan kurallarla öğrenme yapılmaz, öğrenme ağ eğitime verilmeden önce belirlenmiş şartlar üzerinde eğitilir. Sisteme yeni eğitim yükleneceği zaman sistemin çalışması durdurulur ve çevrim dışı yeni eğitim modeli yüklenir daha sonra sistem çalışmaya devam eder. Buna Delta öğrenme kuralı örnek gösterilebilir [61,62].

3.8.2. Öğrenme Algoritmalarına Göre YSA

Takviyeli öğrenme stilinde; geri beslemeli sistemler gibi çalışır. Çıkışın danışman tarafından kontrol edilerek olumlu veya olumsuz şekilde ağın girişine geri besleme uygulanmaktadır. Girdilerin türüne göre çıkış ürettiğinden çıkışın ne şekilde değişeceği bilinemez. Buna örnek olarak Boltzman kuralını verebiliriz [61,62].

Danışmanlı öğrenme stilinde; takviyeli öğrenme stiline genelleştirilmiş bir türüdür. Bu ağda eğitim seti, ağın çıktılarının girişe uygulanması için eğitim setine danışılıp çıkışla aradaki fark girişe hata beslemesi yapılır. İlk olarak ağ tarafından rasgele atanan ağırlık değerleri sürekli güncellenerek optimum çıkış bulana kadar öğrenme algoritması da güncellenir [63]. Özellikle çok katmanlı ağ topolojisinde bu duruma rastlanmaktadır. Buna örnek olarak geri yayılım algoritmali danışmanlı öğrenmeyi örnek verebiliriz [61,62].

Danışmansız öğrenme stilinde; ağ açık çevrim sistemleri gibi çalışır. Çıkışlar girişi etkilemez ve önerilen hedef çıktı dizini bulunmaz [63]. Ağ kendini verilen girişlerin işlevsel bağıntılarını ağdaki ağırlıklara göre ağ deseni oluşturarak biçimlendirir. Buna örnek SOM (Gülbüz Örgütlemeli Haritalar) ve ART (Adaptif Rezonans Teorisi) örnek olarak verebiliriz [61,62].

Karma strateji öğrenme stilinde; danışmansız, danışmalı ve takviyeli öğrenme türlerinden bazıları birlikte kullanılarak öğrenme gerçekleşmektedir [62].

3.8.3. Ağ Topolojilerine Göre YSA

İleri Beslemeli Yapay Sinir Ağları; işlem akışı tek yönlüdür, giriş kısmından verilen bilgiler işlenmek üzere ara ve çıkış katmanlarının üzerine ağırlık fonksiyonu uygulayarak gönderilirler. Giriş katmanında işlem yapılmaz. İlerleme tek yönlü olduğundan doğrusal olmayan statik bir davranış gösterdiğinden statik sitemlerde kullanılabilirler. Ağda sistem geri beslemesi olmadığından giriş örnekleriyle birlikte çıkış formunu belirleyen kurallar ağa birlikte verilir. Bu örneklere göre ağ genelleme yaparak bir çözüm uzayı oluşturur ve istenilen çıkış formuna göre kurallar uygulayarak çıkış üretir [54, 62]. Bu ağ yapısı katı cisim tanıma ve istatistiksel işaret işleme işlemlerinde tercih edilir.

Geri Beslemeli Yapay Sinir Ağları; işlem akışı çift yönlü olan ağ türüdür. Geri besleme başka bir katmanla olabileceği gibi kendi katmanındaki diğer nöronlar arasında da olabilir. Çıkışın girişi etkilediği bir sistem üzerinde yürüdüğünden öğrenme ağa gelen girişin değişimine göre hal alır. Bu da dinamik bir işleve sahip olduğundan dinamik modellemelerde kullanılabilir.

3.9. Katmanlarına Göre Yapay Sinir Ağları Modeli

Tek katmanlı yapay sinir ağları; giriş katmanı, toplama / fonksiyon işlemi yapan tek ara katman ve çıkış katmanından oluşur. Birden fazla girişi olabilir fakat tek çıkış olmalıdır. Tek katmanlı ağlarda çıkışın sıfır olmasını önleyecek bir eşik mekanizması vardır. Bu mekanizmanın giriş değeri daima 1'dir. Bu eşik değeri istenildiğinde ağırlık değerlerine göre değişebilir [62]. Çıkış, ağırlık katsayısı uygulanmış giriş değerlerinin eşik değerinin toplanması ile elde edilir. Eşitlik (3.2)'deki fonksiyon kullanılarak çıkış elde edilir:

$$\zeta = f [\sum_{i=1}^n w_i x_i + F] \quad (3.2)$$

Ağ çıkışının 1 veya -1 değerini alması girişin Öklid bağıntısında iki sınıfta örnek uzayda işlem yaptığını göstermektedir. Çıkışın istenilen değerleri üretebilmesi için giriş ayracı uygulaması kullanıcının insiyatifine kalmaktadır [62].

Çok katlı yapay sinir ağları; giriş ve çıkış katmanları haricinde bir veya birden fazla ara katman bulundurmaktadır. Giriş ve çıkış katnındaki nöron sayısı, ara katman sayısı, her ara katmandaki nöron sayısı problemi ağa uygulayan kişi tarafından probleme uygun şekilde belirlenmektedir. Performansın optimum olması için ara katman sayısı ve nöron

sayılarının uygun seçilmesi gerekmektedir. Sofistike ve lineer olmayan problemlerin çözümünde tek katlı yapının yetersiz kalmasından dolayı çok katlı sisteme geçilmiştir. XOR (özel veya) problemlerinin çözümü için bu yapı tahmin, kümülatif işlemler ve entegre sistemler için mühendislik problemlerinde kullanılmaktadır [64, 65].



4.BÖLÜM

BULANIK MANTIK

Evrenin oluşumundan bu zamana kadar olaylar dizisi incelendiğinde oluşum silsilesinde kesin geçişler olmamıştır. Dünyanın ve doğanın yapısı gereği netlik dediğimiz olguların içerisinde sonsuz derecede belirsizlikler vardır. Matematik kurallarının oluşumunda sayılar, formüller, tanımlamalar ve teoriler bir varsayımdan yani kabullenmeden ileri gelir. Evrende zaman kavramının haricindeki bu ölçüler gözlemsel olarak insanların daha iyi tanımlayıp gözlemlemesi için teori haline getirilmiştir. Bundan dolayı bu sonsuzluk silsilesinde kesin olmayan bir olguyu daha iyi tanımlayabilesi için insanoğluna bulanık mantıkla çıkarım yolu gösterilmiştir. Yalnızca 0 ile 1 arasında bile kesin geçişin olmadığı ve bir sonsuzluğun yattığı, siyahın tam siyah olmadığı veya beyazın tam beyaz olmadığı bu evrende ara değerleri kavrama açısından insanoğlunun düşünce yapısı ve kavrayış şekli bulanık mantıkla şekillenmiştir. Milyonlarca belirsizliklerin içerisinde bir çıkarım yapabilmek için bulanık bir perspektifte karar verilmesinde insanlığa doğasının düşünce tarzı olan bulanık mantık bahşedilmiştir.

Bilimsel araştırmalarda kullanılan bazı hesaplama yöntemleri birçok belirsizliğin ve lineer olmayan olayların çözümünde yetersiz kalmıştır. Bu belirsizliklerin tanımlanıp çözülebilmesi için doğanın en harika varlığı olan insan beyninin çalışma mantığı ile çözüm üretme yoluna gidilmiştir. Bu sayede geliştirilen bulanık sistemler belirsizliklerin ve doğrusal olmayan gelişimlerin tanımlanmasında ve çözülmesinde bizlere yardımcı olmuştur. Özellikle mühendislik biliminde atom füzyon olaylarının, elektriksel kapasite değişimleri gibi değişimlerin sonucunu hesaplayamadığımız durumlarda bize yüksek doğrulukta tahminler üretmektedir. Muallakta kaldığımız bir durumda sonucun adını koymak namına evet mi, hayır mı deme için “evet”e ne kadar, “hayır”a ne kadar yakın olduğunu saptamada bize yardımcı olmuştur.

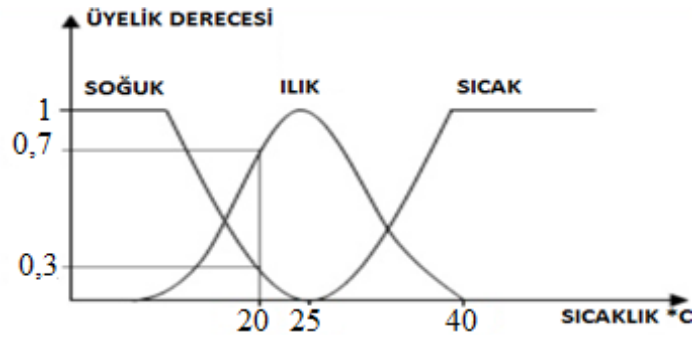
Klasik mantıkta bir şey bir kümenin kesin olarak ya elemanıdır ya da değildir. Bulanık kümelerde ise kısmen veya birden çok kümeye üyelik dereceleri olabilir yani kısmi üyelik vardır [73]. Bulanık mantık sistemleri olaylara klasik yaklaşıma nazaran daha esnek ve daha belirleyici taraftan bakar. Sembolik birimlerin arasında kesinleşmemiş örüntüleri ortaya çıkararak gerçekliği artırır. Özellikle kontrol sistemlerinde daha gerçeğe yakın yumuşak geçişlerle sistemlerin optimize çalışmasını sağlamış olur [74].

“Fuzzy Logic – Bulanık Mantık” kuramını bilimsel olarak ilk kez Azerbaycanlı bilim adamı Prof. Lutfi A. Zadeh tarafından 1965 yılında yazılan makaleyle ortaya atılmıştır [75]. 1973 yılında bulanık küme değişkenlerini detaylı olarak tanımlanan yeni bir makale daha yayınlamıştır [76].

Bulanık mantık ilk olarak endüstriyel anlamda Mamdani tarafından 1974 yılında buhar makinesinde sabit basınç ve hız kontrolü sağlamak için kullanılmıştır [77]. Daha sonraları çimento fabrikalarında, metrolarda, elektronik ev aletlerinde kullanılmıştır. Havacılık alanında ise 1984 yılında ilk olarak Larkin isimli bir bilim adamı uçuş kontrollerinde pilota yardımcı olması amacıyla hareket problemlerini formüle etti ve ilk bulanık uçuş kontrolörü tasarlanmış oldu [78]. Daha sonra savaş uçakları, ticari uçaklar ve insansız hava araçları için de kullanımı artarak yaygınlaşmıştır.

4.1. Bulanık Mantık Karakteristikleri

Klasik Boolean mantığında ikili sistem üzerinde sıfır ve bir vardır. Bu iki kavramın arasındaki geçiş kesindir. Ara değer olmamaktadır ve elektronik yonga sisteminin çalışma mantığını oluşturur. Bulanık mantıkta sıfır ve bir kavramlarının arasında kısmi aitlik özelliği vardır ve aradaki geçiş yumuşaktır. Yani bir şeyin ne kadar bir kümeye ait olduğunu veya hangi tarafa daha yakın olduğunu belirlemek için kullanılır [79]. Örneğin bir ortamın ne kadar sıcak veya soğuk olduğunu belirlemek için kesin sıcak veya soğuk diyemeyiz. Bu arada kalan kısımlarda çelişki yaratacak durumda en iyi açıklamayı kısmi üyelik sistemiyle bulanık mantık açıklamaktadır. Şekil 4.1 de sıcaklık kavramının bulanık mantıkla anlatımı grafiksel olarak gösterilmiştir.



Şekil 4.1. Sıcaklık Olgusunun Bulanık Mantıkla Gösterimi

Boolean mantığında olduğu gibi bulanık mantıkta da küme kavramlarında birleşme, kesişme ve tümlleme işlevleri vardır.

Kesişim; evrensel bir X kümesinde A ve B kümelerinin kesiştiği alan olarak adlandırılır, $A \cap B$ şeklinde ifade edilir ve üyelik fonksiyonu Eşitlik (4.1)'de verilmiştir:

$$\mu_{A \cap B(x)} = \min [\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (4.1)$$

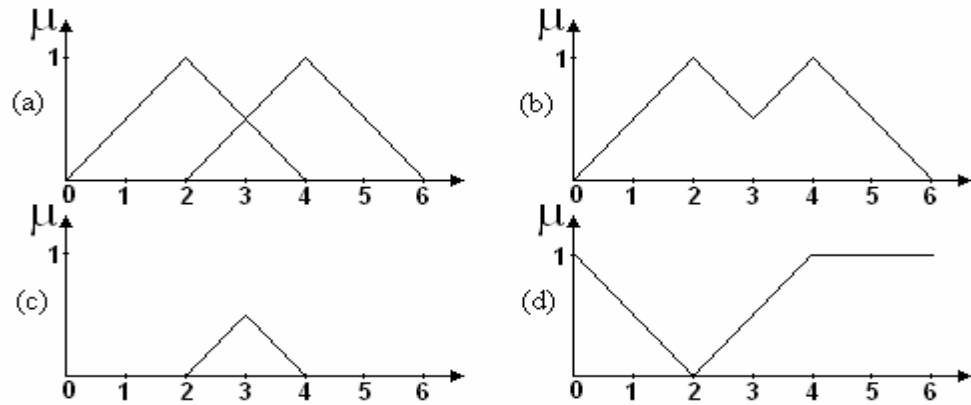
Birleşim; evrensel bir X kümesinde A ve B kümelerinin birleştiği alan olarak adlandırılır, $A \cup B$ şeklinde ifade edilir ve üyelik fonksiyonu Eşitlik (4.2)'de verilmiştir:

$$\mu_{A \cup B(x)} = \max [\mu_A(x), \mu_B(x)] \quad (4.2)$$

Tümlleme; evrensel bir X kümesinde A kümesine ait olmayan tüm alan A^{-1} şeklinde ifade edilir ve üyelik fonksiyonu Eşitlik (4.3)'te verilmiştir:

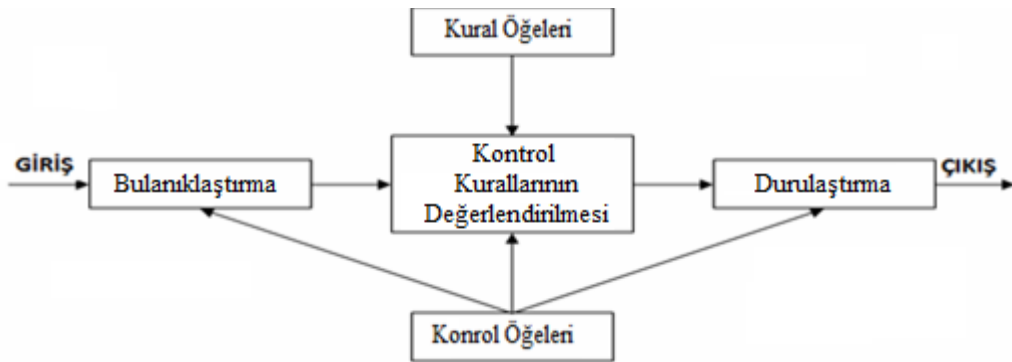
$$\mu_{A^{-1}} = 1 - \mu_A \quad (4.3)$$

Bulanık mantıktaki üç temel küme tanımlama aşağıdaki grafiklerde verilmiştir.



Şekil 4.2. Bulanık kümelerin temel özellikleri: a) A ve B bulanık kümeleri, b) Birleşim kümesi, c) Kesişim kümesi, d) A kümesinin değili [92].

Genelde bulanık mantık çalışma stilinde ilk olarak sisteme girişten gelen bilgiler bulanıklaştırılır. Önceden belirlenmiş kurallar dizinine göre işlemler yapılır, gerekli harmanlamayı yaptıktan sonra çıkışta istenilen değerleri saptamak için durulaştırma işlemi gerçekleştirilir. Şekil 4.3’ de sistemin diyagramı verilmiştir.



Şekil 4.3. Bulanık Sistemin Diyagramı

Bilgi tabanında, kurallar biriminde, bilgi işleme ilişkilerini açıklayan bazı bulanık kurallar vardır. Bu kuralların akışı; Eğer, Öyleyse (If, Then) işlemiyle yapılmaktadır [80]. Mesela; iki giriş (X_1, X_2), tek çıkış (Y) bir bulanık denetleyici için kural sıralaması aşağıdaki gibidir:

Kural 1 : Eğer $X_1 = A1_1, X_2 = A1_2$ ise O Halde $Y = C_1$;

Kural 2 : Eğer $X_1 = A2_1, X_2 = A2_2$ ise O Halde $Y = C_2$;

Kural 3 : Eger $X_1 = A3_1$, $X_2 = A3_2$ ise O Halde $Y = C_3$;

.....

.....

Kural i : Eger $X_1 = Ai_1$, $X_2 = Ai_2$ ise O Halde $Y = C_i$. şeklindedir.

Burada X_1 ve X_2 giriş değişkenleri, Y ise çıkış değişkenidir. Ai_1 , X_1 değişkeni için; Ai_2 ise X_2 değişkeni için X evrensel kümesinde belirlenen bulanık kümelerden biridir. C_i ise Y evrensel kümesinde i için belirlenen bulanık kümelerden birisi veya sabit bir değerdir.

Görüldüğü üzere bulanık mantığın çalışma prensibi insan mantığı gibi çalışmaktadır. İnsan beyninin yaptığı gibi olaylardan çıkarım yapma esasına dayalı bir kural tabanında yapılmaktadır. Bulanık çıkarımda kural işlemi uygulamak için bazı işlemler yapmak gerekir [81]. Her bir bulanık girişin sistem kümesiyle birbirini karşılama derecesi belirlenmektedir. Buna kısaca benzerlik ölçüsü belirleme denir. Bu karşılama derecesine göre her girişe ağırlık derecesi atanmaktadır. Bu ağırlık derecesine göre hangi kümeye ait ise ait olma miktarına göre çıkışa yansıtılır. Bu işlemde hesaplanmış çıkış fonksiyonlarının seçilip çıkışa kesin değer olarak verilmesine durulaştırma fazı denir.

4.2. Bulanık Parametreler ve Giriş Değişkenleri

Bulanık sistemin girişleri genellikle sözel olarak ifade edilebilen dış dünya için kesinlik taşıyan ifadelerin sistemde tanımlanabilmesi ve bulanıklaştırma işlemine tabi tutulabilmesi için giriş çıkış sayılarını, giriş değişkenlerini, bulanıklaştırma parametrelerini ve işlem fonksiyonlarını belirlemek gerekir.

Bulanık sistemlerin karmaşıklığına bağlı olarak giriş/çıkış değişkenlerinin sayısı ve kural matrisinin yapısı değişmektedir. Bu durumda tek giriş tek çıkışlı (TGTC), birden fazla giriş ve tek çıkışlı (ÇGTC) ve birden fazla giriş ve çıkışlara (ÇGÇÇ) sahip olan yapı tasarlanmalıdır [82]. Her sistem değişkeni belli alanlarda ölçeklendirilebilmesi için ayrı ayrı parametre kısımlarına ayrılıp boyutlandırılırlar. Mesela bu tez çalışmasında bir ivme değişkeni için çok küçük (ÇK), küçük (K), orta (O), büyük (B), çok büyük (ÇB) şeklinde ölçeklendirme yapılmıştır. Bu sayede giriş değişkenleri evrensel kümeye göre üyelik fonksiyonlarına tanımlanmıştır.

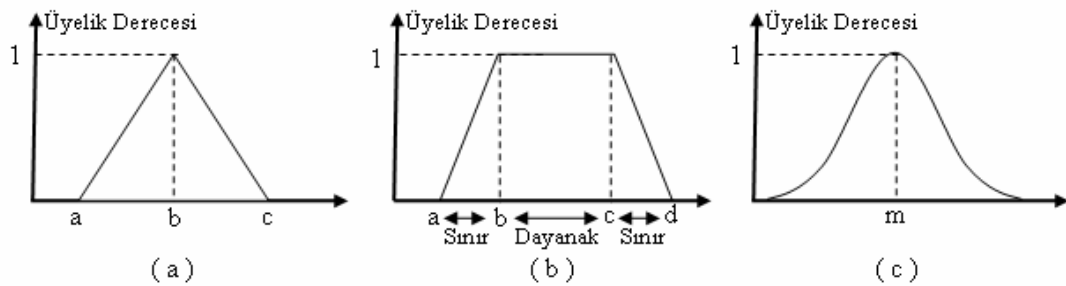
Bir bulanık kümenin üyelik değerleri nümerik ya da sözel fonksiyonlar olarak iki türlü tanımlanabilir. Nümerik tanımlama bir bulanık kümenin üyelik fonksiyonlarının derecesini belli vektörel sayılar aralığında tanımlar. Sözel fonksiyonlarla tanımlama ise temsil edilen üyelik değerlerini sözel büyükleri karşılar. Buna örnek olarak üçgen, çan eğrisi, yamuk, π fonksiyonu ve üstel fonksiyon olarak gösterilebilir. Bu üyelik fonksiyonlarının çeşidi, aralık miktarı ve üyelik ağırlığı tasarımcının seçimine bağlı olarak değişmektedir [82].

4.3. Bulanıklaştırma İşlemleri

Bir olgu evrende bir kümeye ait olabilir ama bunu gerçek anlamda ifade edebilmek için o kümeye ne kadar ait olduğunu belirlemek gerekir. Üyelik değeri sıfır ise o kümeye üye değildir, eğer üyelik değeri bir olmuşsa o kümeye tamamen üyedir. Gerçek evrende böyle bir kesinlik olmadığından problemleri ele alırken sıfır ile bir arasında üyelik derecelendirmesine tabi tutarak sisteme bulanıklaştırma fonksiyonu eklemiş oluruz [83].

Bulanıklaştırma işlemi yapılırken girişin değişim özelliği ve sözel karşılığının matematiksel boyutlarını iyi belirleyerek üyelik fonksiyonlarına doğru karşılık gelecek şekilde baremlendirilmesi gerekmektedir [82].

Bulanıklaştırma işlemleri için referans kümesi gerekmektedir. Üyelik fonksiyonlarının seçiminde yüksek kalitede gerçeklik ortaya koymada önem arz ettiğinden uygun küme seçilmelidir. Bunlardan en sık kullanılan türleri üçgen, yamuk ve (Gauss) çan eğrisidir.



Şekil 4.4. a) Üçgen üyelik fonksiyonu, b) Yamuk üyelik fonksiyonu, c) Çan eğrisi üyelik fonksiyonu [93]

Fonksiyonel girişler yapılırken sayılar tekil olarak değil de belli bir bant aralığında verilmelidir. Buna fonksiyonel boyutlandırmada bulanık sayı denmektedir [84].

Oluşturulan bu bulanık sayıları oluşturduğumuz bilgi tabanına göre işlememiz gerekmektedir. Bu bilgi tabanı sistemin tasarımını yapan kişinin sübjektif düşüncesine göre şekillendirilir. Bilgi tabanı, veri tabanı ve kural tabanını meydana getirmektedir. Veri tabanı, bulanık parametrelerin gerekli tanımlamalarını, her bir değişken için evrensel kümede tanımlanmış üyelik fonksiyonları ile bulanık olarak belirlemektedir. Kural tabanı ise kontrol amacını gerçekleştirmek üzere tasarlanmış bulanık kontrol sistemini uyarlar. İlk olarak evrensel küme tasarlanması gerekmektedir. Belirlenecek girişler belli aralıklarda dijital değerlere çevrilip normalize edilmesi gerekmektedir. Normalize edilen değerler üyelik fonksiyonu üzerinden belli parametresel boyutlara ayrıldıktan sonra çıkış için belli aralıklarda sınırlar belirleyerek çıkışın üretilmesi sağlanmaktadır. Her bir değişken için tanımlanan bulanık kümelerin sayısı, bir bulanık denetleyicinin hassasiyetinin ölçütü olmaktadır. Bununla birlikte, giriş sistem değişkenleri için tanımlanan bulanık kümelerin toplam sayısı, bulanık kontrol kurallarının da maksimum sayısına bir sınırlama getirmektedir [85].

Kontrol kurallarındaki üyelik fonksiyonlarının; giriş değişkenlerinin sayısı g , bulanık küme fonksiyon sayısı f olarak belirlendiğinde oluşturulacak kural sayısı K eşitlik (4.4)'e göre hesaplanmaktadır:

$$K = f^g \quad (4.4)$$

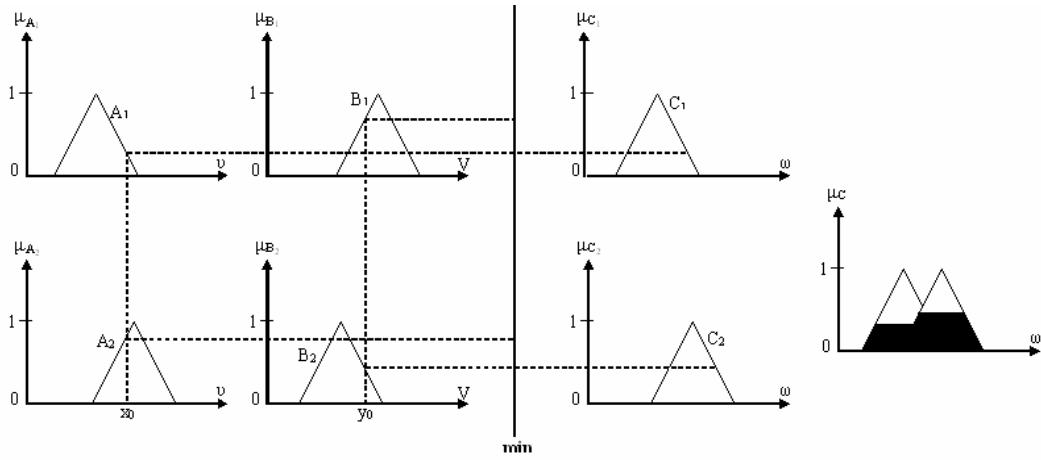
4.4. Bulanık Analiz Yöntemi

Bulanık mantık denetleyicisindeki sonuç çıkarma işlemi, bulanık girişin değişken parametrelerini, silsileli sözel kuralın üzerinden bulanık kontrol birimine aktarmaktadır. Alınan giriş bilgileri için hangi kuralların uygulanacağı ve hangi uygun bulanık kontrol tabanının çıkarılacağını belirlemek için iki metot vardır [87]:

Max-Min metodunda; bulanık muhakemede, bulanık çıkarım için Mamdani'nin minimum operasyonu kural μ_c kullanılmaktadır. Buna göre i . Kural $\alpha_i \cap \mu_{Ci}(w)$ ile açıklanarak kontrol kuralına ulaşılmaktadır. Böylece çıkarım sonucu C 'nin üyeliği şu şekilde olmaktadır:

$$\mu_C(w) = [\alpha_1 \cap \mu_{C1}(w)] \cup [\alpha_2 \cap \mu_{C2}(w)] \quad (4.5)$$

Sekil 4.5’de kesin giriş değerleri x_0 ve y_0 için Max-Min çıkarım işlemi görülmektedir.

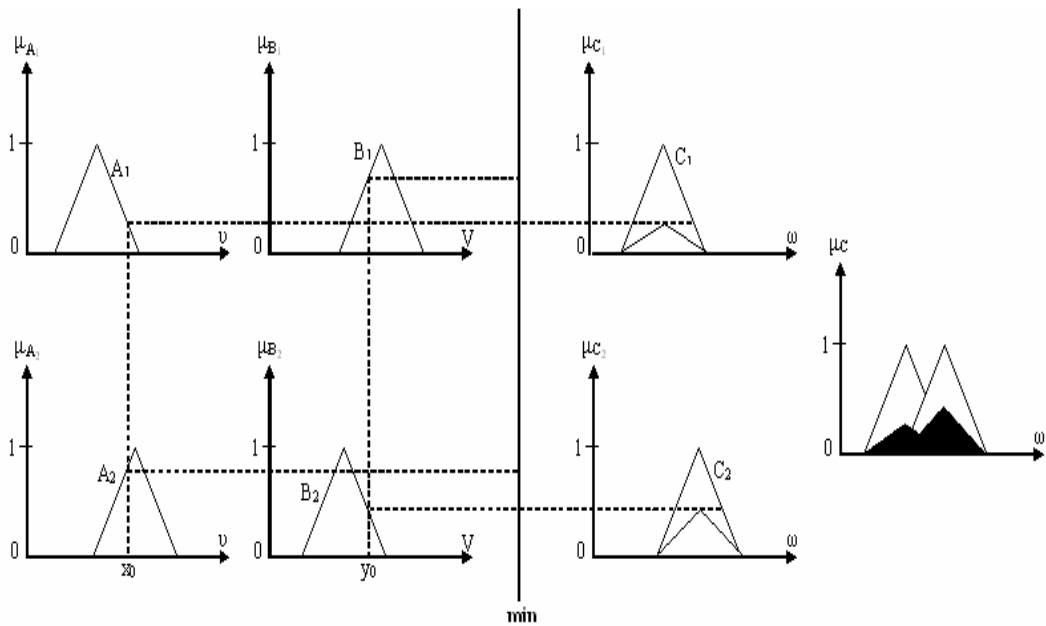


Sekil 4.5 Max-Min Bulanık Çıkarımı [93]

Max-Dot bulanık muhakemede; Larsen’in çarpım işlemi kural R_p bulanık çıkarım fonksiyonu olarak kullanılmaktadır. i . Kuralın Kural $q_i \cap \mu_{Ci}(w)$ olarak açıklanması ile kontrol kararı alınmaktadır. Çıkarım sonucu C ’nin üyeliği ise şu şekilde olmaktadır:

$$\mu_C(w) = [\alpha_1. \mu_{C1}(w)] \cup [\alpha_2. \mu_{C2}(w)] \quad (4.6)$$

Sekil 4.6’da kesin giriş değerleri x_0 ve y_0 için Max-Dot çıkarım işlemi görülmektedir.



Sekil 4.6 Max-Dot Bulanık Çıkarım [93]

4.5. Bulanık Mantıkta Durulaştırma

Bulanık çıkarım sonucu elde edilen bulanık kontrol işlevinin bulanık olmayan kontrol işlevine çevrilmesi işlemine durulaştırma denmektedir. Diğer ismiyle (defuzzification) çıkışa net sonuç verebilmesi için üyelik oranlarına göre muhtemel yükseklik oranı fonksiyonlarıyla bu işlemi gerçekleştirebilmektedir [87]. Bu metotlar:

Maksimumların Ortalaması Metodu; maksimumların ortalaması metodu, üyelik fonksiyonları maksimuma ulaşan bütün yerel kontrol fonksiyonlarının ortalama değerlerini ifade eden bir kontrol aksiyonu üretmektir. W fonksiyonu aşağıdaki eşitlik (4.7)'de verilmektedir.

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot H_i \cdot W_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot H_i} \quad (4.7)$$

Formülde α_i : i 'ninci kuralın kullanılma ağırlığı, H_i : i 'ninci kuralın çıkışı için tanımlanan üyelik fonksiyonunun maksimum yüksekliği, W_i : çıkış evrensel kümesinde i 'ninci kurala karşılık gelen değerdir.

Ağırlık Merkezi Metodunda; her bir kural için çıkış üyelik fonksiyonunun ağırlık merkezinin yeri değerlendirilir. Daha sonra son çıkış aşağıdaki formülde verildiği şekilde üyeliğin derecesi ağırlık işlemine tabi tutularak her bir ağırlık merkezinin ortalaması hesaplanır. Bu ortalama aşağıdaki eşitlik (4.8)'de verilmektedir.

$$W = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot M_i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i \cdot A_i} \quad (4.8)$$

Bu formülde α_i : i 'ninci kuralın uygulanma ağırlığı, M_i : i 'ninci kuralın çıkışı için tanımlanan kümenin üyelik fonksiyonunun momenti, A_i ; M_i 'nin etki alanıdır.

5. BÖLÜM

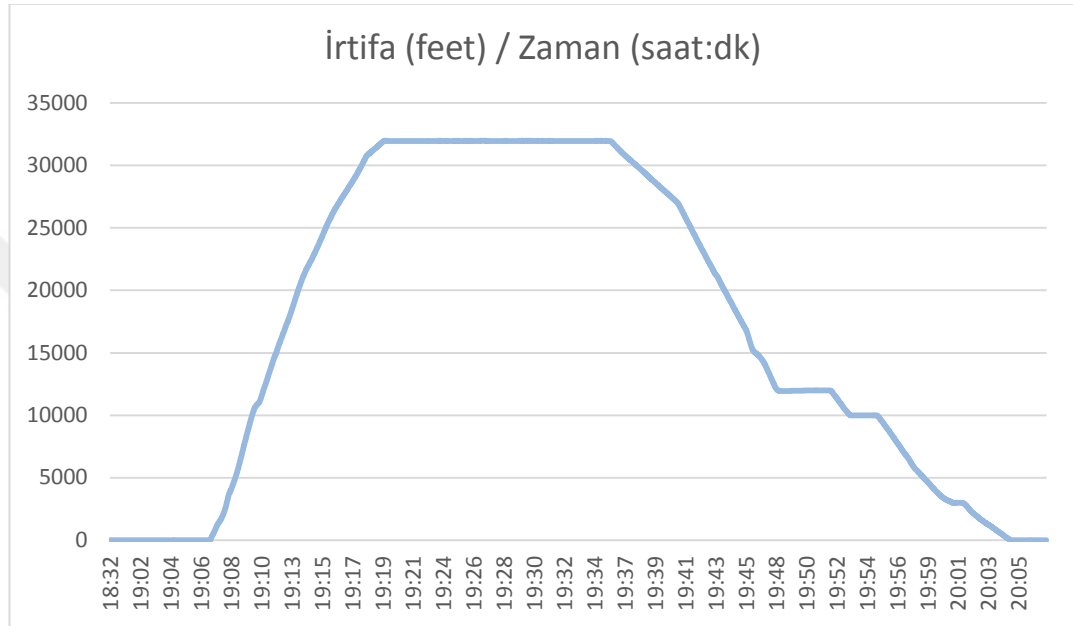
İRTİFA TAHMİNİ

5.1. FDR Verilerinin Analizi

Uçak motorunun çalıştığı anda başlayıp, motor durduktan sonra beş dakika daha FDR sistemine yapılan kayıtlar alınarak, excel dosya formatında düzenlenebilmekte ve incelenebilmektedir. Veriler incelenerek sistemlerin sağlık durumları izlenebilmektedir. Bu tez çalışmasında barometrik irtifa kayıtları, dikey ivme kayıtları ile zaman dizisi kayıtları, tırmanış, alçalış ve tam uçuş fazı olmak üzere ayrı ayrı incelenecektir. Sadece bu üç fazın incelenmesinin sebebi “Cruise” yatay uçuş fazında ivmenin etkisinin olmaması ve uçağın kendisini sabit irtifada tutmasından dolayı ölçümlerdeki değişimin ihmal edilebilir seviyelerde kalması ve irtifayı tahmin etme gereksiniminin ortadan kalkmasıdır. Yani bu uçuş fazında irtifada önemli değişimler olmadığından anlık ivmelerin sistemde sapma meydana getirmeyeceği için tahmin yapma gereksinimimizi ortadan kaldırmıştır. Bundan dolayı irtifa değerleri dikey ivmelenmelerin çok yaşandığı tırmanış, alçalış ve tam uçuş fazında incelenecektir. Yatay uçuş fazı tek başına incelenmeyecektir.

Bu tezde, Boeing firmasına ait 737-700/800/900 tipi uçaklardaki FDR kayıtlarından alınan zaman dizisi (Time Domain), dikey ivme (Vertical Acceleration) ve barometrik irtifa (Altitude Height – in/Hg) verileri analiz amacıyla kullanılmıştır. Bu verilerden zaman dizisi saniye bazında ilerlemektedir. Her saniye bir excel satırına denk geldiğinden dikey ivme ve barometrik irtifa verilerinin her saniyedeki değişimi satırlara kaydedilmektedir. Dikey ivmelenme verileri, uçağın saniyedeki yer çekimi ivmesini ölçmektedir, kg/sn^2 cinsinden ölçülür. Barometrik irtifa deniz seviyesinden olan yüksekliği feet cinsinden ölçmektedir. Bu ölçüm statik portlardan alınan Aneroid kapsülün basınç değerlerine göre deniz seviyesindeki basınç in/Hg olarak ölçülmüştür. Bu veriler excel dosyasından alınarak MATLAB da kullanılmak üzere normalizasyon işlemine tabi tutulmuş ve işlenmeye hazır hale getirilmiştir. Kullanılan verilere göre

uak; saat 19:00' da APU alıřtırmıř, saat 19:02' de motorların alıřmasıyla FDR kayıt almaya bařlamıř, saat 19:06' da pistte hızlanmaya bařlamıř ve saat 19:07' de burun yukarı yaparak irtifa kazanmaya bařlamıř saat 19:21' de 31960 feet seviyesine kadar tırmanmıřtır. Saat 19:35' e kadar irtifa bu seviye dolaylarında kalmıř ve saat 20:05' e kadar iniře geip piste teker koymuřtur.

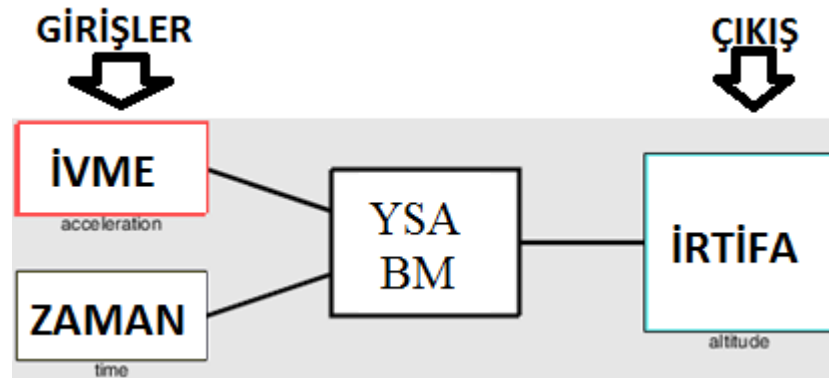


řekil 5.1. İrtifa / Zaman Grafięi

Uak yatay uuřta seyrettięi srece barometrik altimetreye gre maksimum 16 feet civarında deęiřim grlmř yani srekli sabit irtifada utuęundan ivmede bariz bir deęiřim gzlenmemiřtir. Bu verilerin 438'i taksi sırasında, 870'i tırmanıř fazında, 847'si yatay seyirde, 1788'i alalıř fazında ve 156'sı son taksi sırasında kaydedilmiřtir. Bu verilerden sadece tırmanıř ve alalıř fazındaki barometrik irtifa, zaman domenii ve dikey ivme kayıtları kullanılacaktır.

5.2. Giriř-ıkıř Parametreleri

Uak zerinde Pitot-Statik Sistemden tamamen baęımsız alıřan ivmeler cihazı zerinden alınan ivme verileri ve zaman dizisi YSA ve Fuzzy Logic sisteminde kullanılmak zere giriř parametreleri olarak seilmiřtir. Tanımlanan modelin rnek diyagramı řekil 5.2' de verilmiřtir.



Şekil 5.2. Giriş Ve Çıkış Parametreleri

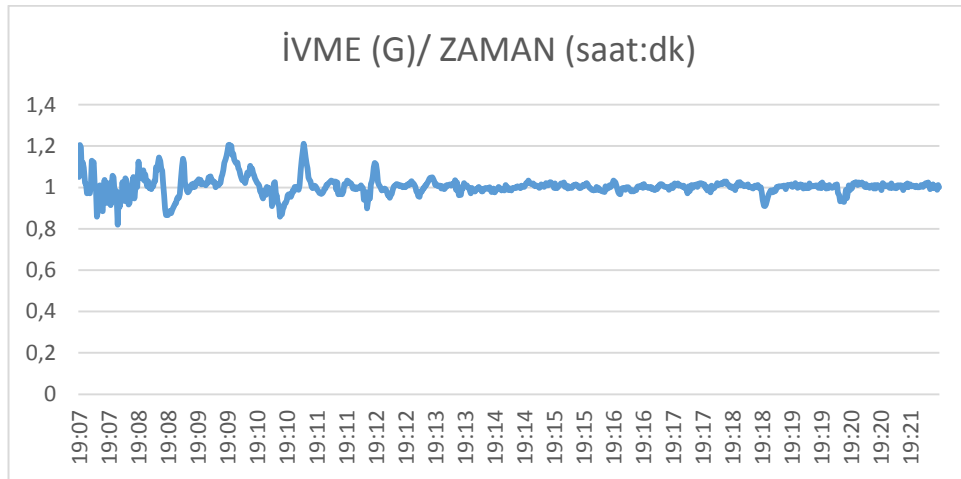
Tez çalışmasında diyagramdaki giriş verileri ÇKYSA (Çok Katlı Yapay Sinir Ağı) ve Fuzzy Logic (Bulanık Mantık) sistemlerine tahmin ve karşılaştırma yöntemleri için tanımlanmış ve elde edilen tahmin değerleri gerçek barometrik altimetre değerleri ile karşılaştırılmıştır.

Tez çalışmasında kullanılan verilerin maksimum ve minimum değerleri ile bunlara ait birimler aşağıdaki tabloda verilmiştir.

Tablo 5.1 Girişlerin Verilerinin Minimum, Maksimum Değerleri ve Birimleri

VERİ	Maksimum Değer	Minimum Değer	Birimler
İRTİFA	32316	0	feet
İVME	1,211	0,82	α (m/sn ²)
ZAMAN	870	1	sn

Aşağıda verilen grafikte görüldüğü üzere FDR sisteminden alınan ivme verilerinde lineer değişim olmadığından ve doğrusal hesaplama yöntemleri kullanılamadığından YSA tahmin ve öğrenme yöntemine başvurulmuştur.



Şekil 5.3. İvme/Zaman Grafiği (Tırmanma fazı)

5.3. Performans Ölçütlerinin Belirlenmesi

Bu çalışma yönteminde ÇKYSA (Çok Katlı Yapay Sinir Ağı) ve Fuzzy Logic (Bulanık Mantık) sistemlerine tahmin ve kararlaştırma yöntemlerindeki çıkış verilerinin doğruluk oranlarının hesaplanması için; MSE (Mean Square Error), RMSE (Root Mean Square Error), MAD (Mean Absolute Deviation), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ve R^2 (Regression) analiz yöntemleri kullanılacaktır.

MSE analizi YSA ve Bulanık Mantık için tahmin edilen değerler ile gerçekte ölçülen değerler arasındaki hata oranını analiz etmede kullanılan bir hesaplama yöntemidir. MSE analizinde elde edilen sonuçlar sıfıra ne kadar yaklaşırsa elde edilen tahminlerin o kadar gerçeğe yakın değerler verdiğini gösterir. MSE'nin hesaplama şekli aşağıdaki formülle yapılmaktadır;

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n} \quad (5.1)$$

Bu formülde n oluşturulan veri kümesi sayısını, X_{obs} tahmin değerini, X_{model} gerçek değeri simgeler. RMSE analizi YSA ve Bulanık Mantık için tahmin edilen değerler ile gerçekte ölçülen değerler arasındaki hata oranını analiz etmede kullanılan bir hesaplama yöntemidir. RMSE; MSE analizinin karekök içerisindeki halidir ve RMSE analizinde elde edilen sonuçlar ne kadar sıfıra yaklaşırsa elde edilen tahminlerin o kadar gerçeğe yakın değerler verdiğini gösterir. RMSE'nin hesaplama şekli aşağıdaki formülle yapılmaktadır;

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{obs,i} - X_{model,i})^2}{n}} \quad (5.2)$$

Bu formülde de n oluşturulan veri kümesi sayısını, X_{obs} tahmin değerini, X_{model} gerçek değeri simgeler.

MAD analizi Bulanık Mantık için tahmin edilen değerlerin gerçek değerlere oranla mutlak sapmasının bir ölçüsüdür.

$$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n |x_i - x^i|}{n} \quad (5.3)$$

Bu formülde x_i gerçek değer, x^i tahmin edilen değerlerin ortalaması ve n dizide kullanılan veri sayısıdır.

MAPE analizi YSA ve Bulanık Mantık için tahmin edilen değerlerin gerçeğe oranla hatasının yüzdelik bir ölçüsüdür.

$$MAPE = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \left| \frac{x^T}{x_i} \right| \quad (5.4)$$

Burada T kullanılan veri kümesinin sayısı, x^T tahmin değerini, x_i gerçek değeri simgelemektedir.

Regresyon analizinde R^2 değerinin 1(bir)'e yaklaşması tahminde istenilen değerlerin gerçek değerlere yakın bir ilintisinin olduğunu gösterir.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (y_t - r_t)^2}{\sum_{t=1}^n (r_t - y_m)^2} \quad (5.5)$$

Burada y_t tahmin değerlerinin toplamını, r_t gerçek değerlerin toplamını, y_m gerçek değerlerin ortalamasını ifade etmektedir.

Buradaki performans ölçütlerine ulaşılabilmesi için YSA'da çok katlı ve geri beslemeli ağ topolojisinde beş ayrı algoritma kullanılmıştır. Bunlar:

LM (Levenberg-Marquardt) algoritması; komşuluk prensibine göre kurulmuş Gauss-Newton ve **GD** (Gradient Descent) algoritmalarının bileşkesidir. Hata düzlemini parabolik minimum olarak hata çözmektedir [66, 67, 68]. Çözüm denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\Delta w = [J - 1j + \mu I] - 1 J E(w) \quad (5.6)$$

Burada μ Marquardt parametresi, I birim matris, $E(w)$ hatanın performans fonksiyonu, J ise Jakobian matrisidir. Jakobian matrisi ağ hatalarının ağırlıklara göre birinci türevlerinin alınmasıyla bulunur.

BFG (Broyden&Fletcher&Goldfarb&Shanno) algoritması; Newton yöntemi eşlenik Gradyan yöntemlerine bir alternatif olarak hızlı optimizasyon için geliştirilen algoritmadır [54, 66]. Çözüm denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\Delta w = -H_{güncel}^{-1} \cdot G_{güncel} \quad (5.7)$$

RP (Resilient Backpropagation) algoritması; kısmi türev ölçütlerinin etkilerini ortadan kaldırmaktadır ve ağırlık değişiminin büyüklüğü ayrı bir güncelleştirme değeri (Δ) ile belirlenmektedir. Ağırlıklarla ilişkili performans fonksiyonunun türevi silsileli iki iterasyon için aynı polariteye sahip olursa her ağırlık ve bias için güncelliği artmaktadır. Eğer işaret bir önceki iterasyona göre değişirse güncelliği azalmaktadır. Türev sıfır olduğunda ise güncelleme değeri sabit kalmaktadır [69, 70]. Çözüm denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\Delta w = -sign(G_{güncel}) \cdot \Delta \quad (5.8)$$

Burada Δ güncelleştirme değeri, G ise güncel ağırlık değerinin Gradyanıdır.

SCG (Scaled Conjugate Gradient) algoritması; Bu algoritma diğer **CG** algoritmaları gibi her iterasyonda hat arama yöntemini kullanmaz [71]. Her öğrenme iterasyonunda yapılan hat aramadaki zaman kaybını önlemek için adım boyutlandırma mekanizmasını kullanmaktadır. Çözüm denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\Delta w = -\alpha \cdot G_{güncel} \quad (5.9)$$

CGF (Fletcher-Powell Conjugate Gradient) algoritması; Bu algoritma da α değerini bulmak için hat arama yöntemini kullanmaktadır. Her seferinde yeni arama yönünü hesaplamak için önceki arama yönü ile mevcut gradyanı birleştirmektedir [66, 69, 72]. Çözüm denklemi aşağıdaki gibidir:

$$\beta = \frac{G_{güncel}^{-1} \cdot \alpha_{güncel}}{G_{önceki}^{-1} \cdot \alpha_{önceki}} \quad (5.10)$$

Bu denklemde α öğrenme oranı, β Fletcher-Reeves güncelleme değeri, G ise önceki ve güncel ağırlık değerinin gradyanıdır.

5.4. Tahmin Sonuçları

5.4.1. Bulanık Mantık İle Elde Edilen Sonuçlar ve Üyelik Fonksiyonlarının Belirlenmesi

Bulanık mantıkta değerlerin saptanması için giriş ve çıkış üyelik fonksiyonlarının oluşturulması gerekir. Bu değerlerin uygun kural tabanında işlenip yorumlanması için kural ara yüzü için üyelik fonksiyonu atanması işlemleri yapılmalıdır. Atanan üyelik fonksiyonunun istenildiği şekilde girişleri işleyip yorumlaması için uygun formatta hazırlanmış doğruluk tablosu tanımlanmalıdır. Kurallar için oluşturulan doğruluk tablosu değerlerin büyüklük dizgesine göre doğru ölçekte sıralanmalıdır. Nihayetinde oluşturulan kurallar uygun seçildiğinde çıkışın doğruluğu artacak ve gerçek değerler arasındaki hata payı azalacaktır. Bu tip değerlerde bulanıklaştırma işlemi ve kural tabanı uygulanırken hata (e), hatanın değişimi (e') giriş fonksiyonlarına işlem katsayısı olarak uygulanır. Burada hata miktarı ve hata değişim oranına ait fonksiyonlar girişte bulanıklaştırılarak kural işleme prosesinden geçirilir. İşlenen bu veriler durulaştırma prosesinden geçirilerek girişte uygulanan en küçük üyelik derece değeri ile aksiyon ağırlık değeri çarpılarak bulunan sonuçlar toplanmıştır. Bulunan bu toplam değer kuralların toplam üyelik değerine bölünerek çıkış değeri bulunur.

Performans kriterleri Bölüm 5.3' te açıklandığı için bu kısımda tekrar yazılmayacaktır. Bulanık mantık için MAD, MSE, RMSE, MAPE, R^2 ölçütleri kullanılacaktır. Alt başlıklarda sunduğumuz bulanık mantık yönteminde yöntemin oluşturulması hakkında bilgi verilecektir.

5.4.2. Bulanık Mantıkta Üyelik Fonksiyonlarının Belirlenmesi

Uçaklar atmosfer içerisinde hareket ederken ve ivmelenme yaparken doğrusal olmayan değişken koşullara maruz kalmaktadır. Maruz kalınan bu etkiler lineer olmadığından ve elde ettiğimiz verilerin yönü sürekli zıtlık gösterdiğinden Gauss fonksiyonlarının daha iyi sonuç vereceğine kanaat getirilmiştir. Gauss fonksiyonu diğer fonksiyonlara nispeten

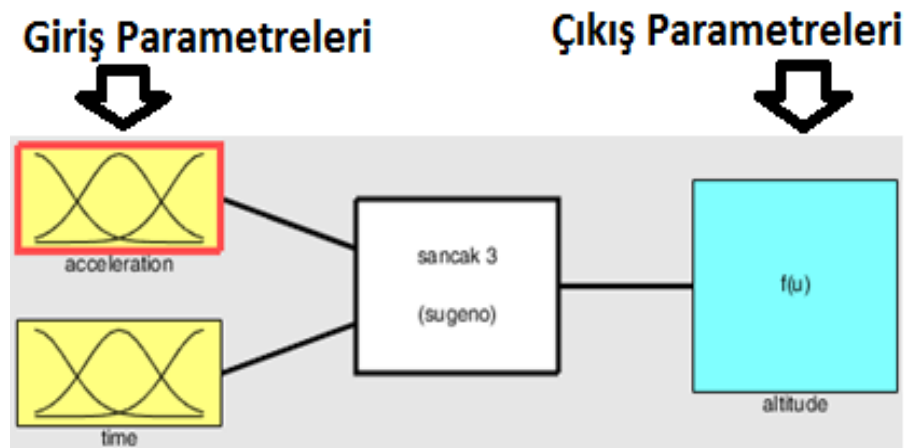
değişimler arasındaki geçişin keskin olmadığından dolayı tercih edilmiş ve aralık ağırlıklarının ortalaması yöntemi kullanılarak bulanıklık derecesini artırarak tahmin değerlerini kestirmemizde daha iyi sonuç vermiştir [88].

5.4.3. Bulanık Mantıkta Giriş Çıkış Parametrelerinin Belirlenmesi

Bulanık mantık ara yüzüne giriş parametreleri olarak uçak FDR kayıtlarından alınan zaman domeni ve ivme verileri kullanılmıştır. Zaman domeni saniye cinsinden, ivme verileri G (Gravitiy) katsayısı olarak kg/sn^2 cinsinden ft/sn^2 cinsine çevrilip Simulink üzerinden m/sn^2 ye çevrilerek girilmiştir. Bu iki verinin kullanılmasının amacı FDR kayıtlarına bakıldığında her veriyi saniyede bir olarak işlediğinden ve ivmenin ölçüsünün m/sn^2 cinsinden olmasıdır. Bu sebeple sonuçlar kısmında açıklanan regresyon analizinde görüldüğü üzere verilerden tırmanma fazında ivme-zaman analizinde regresyon değeri $R^2=1$, alçalma fazında ivme-zaman analizinde regresyon değeri $R^2=0,9741$ ve tam uçuş fazındaki ivme-zaman analizinde regresyon değeri $R^2=0,9543$ olarak hesaplandığından giriş parametrelerine uygun olduğu görülmüştür.

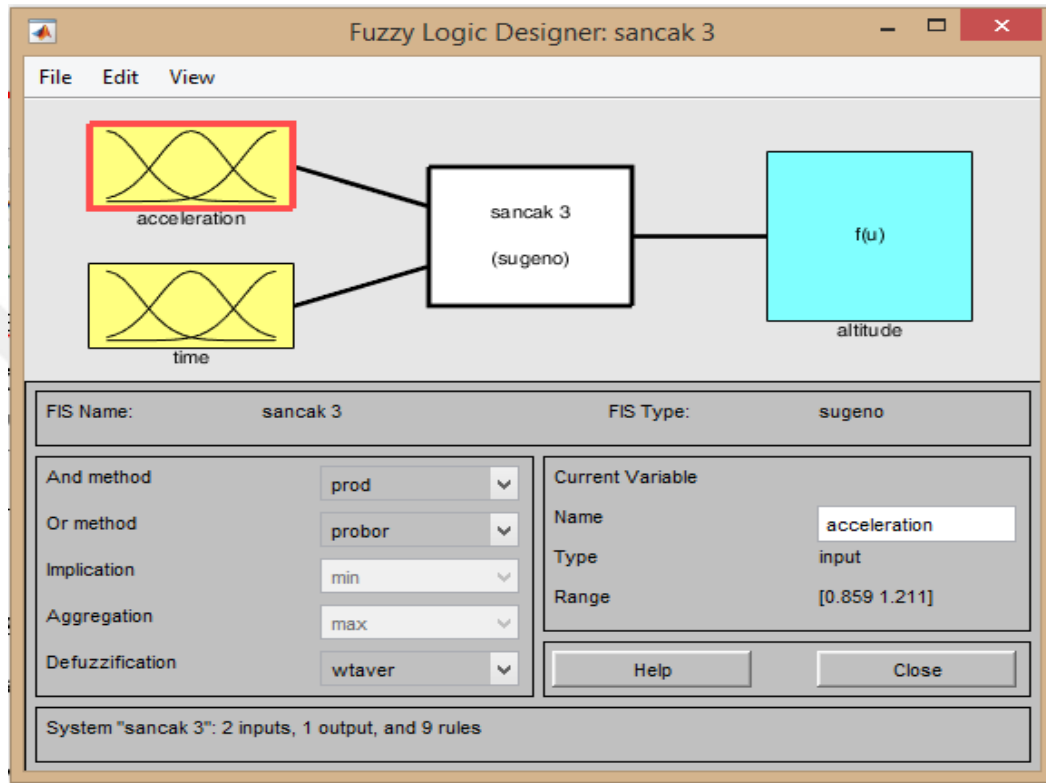
Çıkış parametresi olarak irtifa karşılığı olan Altitude değerleri belirlenmiştir. İrtifa çıkışı feet cinsinden hesaplanmaktadır.

Şekil 5.4' te giriş ve çıkış parametrelerinin bulanık mantık ara yüzündeki görünümü verilmiştir.



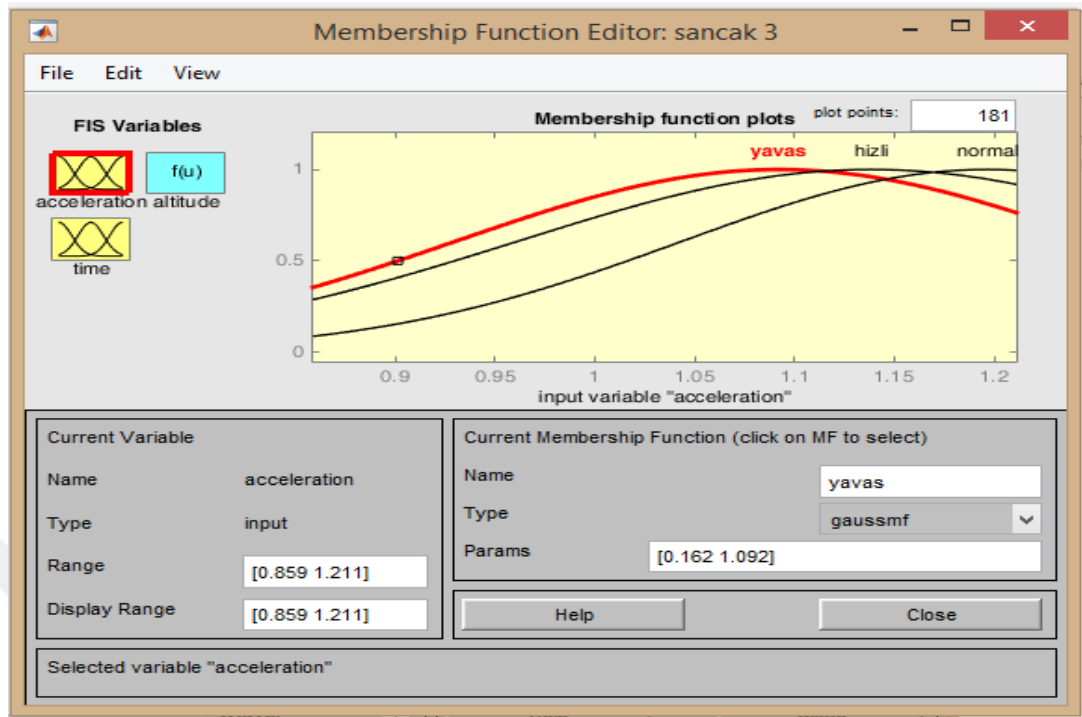
Şekil 5.4. Bulanık Mantıkta Kullanılan Giriş Çıkış Parametreleri

İvme parametrelerinin ‘acceleration’ ve zaman domeninin ‘time’ girişini sağlayabilmek için MATLAB Fuzzy Logic ara yüzünden Fuzzy jeneratörünü kullanarak Fuzzy Logic Desinger Tool Box sisteminden Membership Function Editor kullanılarak giriş parametreleri oluşturulmuştur.



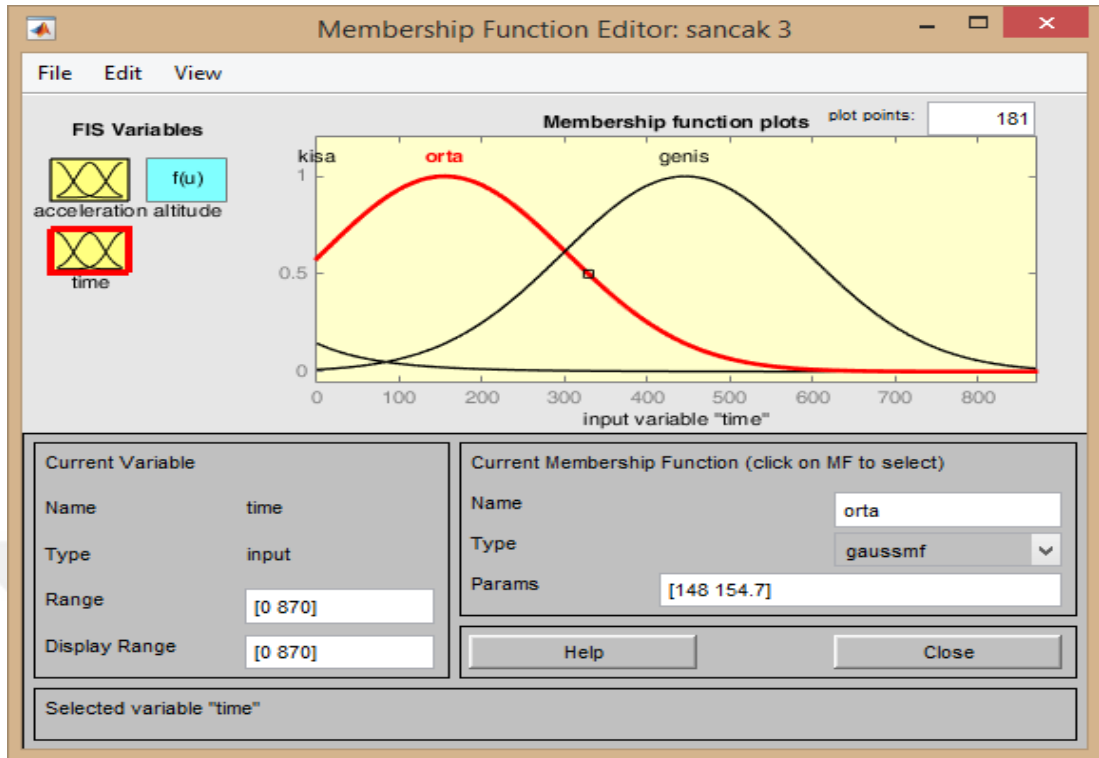
Şekil 5.5. Fuzzy Logic Desinger Tool Box

Giriş parametresi ivme için üç ayrı Gauss fonksiyonu kullanılmıştır. Bu fonksiyonların bulanık sistemde korelasyonlarının çalışma biçimini belirlemek için ‘Centeroid’ ağırlıkların merkezi yöntemi kullanılmıştır. Şekil 5.6’ da görüldüğü gibi “Gaussian Curve Membership” fonksiyonu Ağırlıkların Ortalaması prensibi ile bulunmuştur. FDR sisteminden alınan verilerin değişimi (0,82 – 1,211) aralığında olduğundan şekil 5.6’da görüldüğü gibi Range kısmına bu değerler girilmiştir. Şekil 5.6’ da ivmenin hareket durumuna göre Hızlı, Yavaş ve Normal olmak üzere kural tablosunda kullanılması için üç ölçüt belirlenmiştir.



Şekil 5.6. Fuzzy Logic Membership Editor'den İvme Parametrelerinin Girilmesi

Giriş parametresi zaman için Kısa, Orta ve Geniş olmak üzere üç ayrı Gauss fonksiyonu tanımlanmıştır. Şekil 5.28 ve Şekil 5.29' da görüldüğü gibi en fazla ivmelenmenin yaşandığı zaman aralığı ilk zamanlar olduğu için “Gaussian Curve Membership” fonksiyonu olarak en uygun aralık olan genelleştirilmiş ikinci tip bulanık üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Sebebi anlık ivmelenmeleri dar zaman aralıklarında meydana geldiğinden kestirimin zaman çizgisini yayarak belirlenmiş olan üyelik aralığında rahat tanımlanmasını sağlamak içindir. FDR sisteminden alınan zaman örneğin tırmanış için 870 saniye olduğundan geniş zaman aralığını 870 saniyenin tamamına, orta ölçekli zaman aralığını yarısına ve kısa zaman aralığını ise 3,28 saniyede seviyelendirecek şekilde üyelik fonksiyonlarına tanımlanmıştır. Verilerin değişimi Şekil 5.6'da görüldüğü gibi Range kısmına bu değerler girilmiştir. Şekil 5.7' de ivmenin hareket durumuna göre Kısa, Orta ve Geniş olmak üzere kural tablosunda kullanılması için üç ölçüt belirlenmiştir.



Şekil 5.7. Fuzzy Logic Membership Editorden İvme Parametrelerinin Girilmesi

Bu verilerin hesaplanmasında Gauss formülü kullanılmıştır:

$$W_{ij} = \text{Exp} \left(-\frac{d_{ij}^2}{h^2} \right) \quad (5.11)$$

Bağıntıdaki ‘ h ’ değeri verilerin genişlik değerini ifade etmektedir. ‘ i ’ zaman domenindeki verinin ‘ j ’ katsayısı kadar ağırlık dağılımını temsil etmektedir. Verinin ağırlığı Gauss eğrisi boyunca ‘ i ve ‘ j ’ arasındaki verinin mesafesinin artması ile düşecektir. Veriler regresyon analizinde birbiriyle ne kadar örtüşürse dağılım ve ağırlıklar o kadar dengeli yayılacaktır ve bize net sonuçlar verecektir. ‘ d ’ değeri ise verinin maksimum noktadaki değerini vermektedir. Fuzzy Tolbox’ta bu değerlerin optimize edilmiş hali aşağıdaki satırda verilmiştir.

[Input1]

Name='acceleration'

Range=[0.82 1.211]

NumMFs=3

MF1='yavas': 'gaussmf', [0.162 1.09206349206349]

MF2='normal': 'gaussmf', [0.153 1.19647619047619]

MF3='hizli': 'gaussmf', [0.177 1.13813756613757]

[Input2]

Name='time'

Range=[0 870]

NumMFs=3

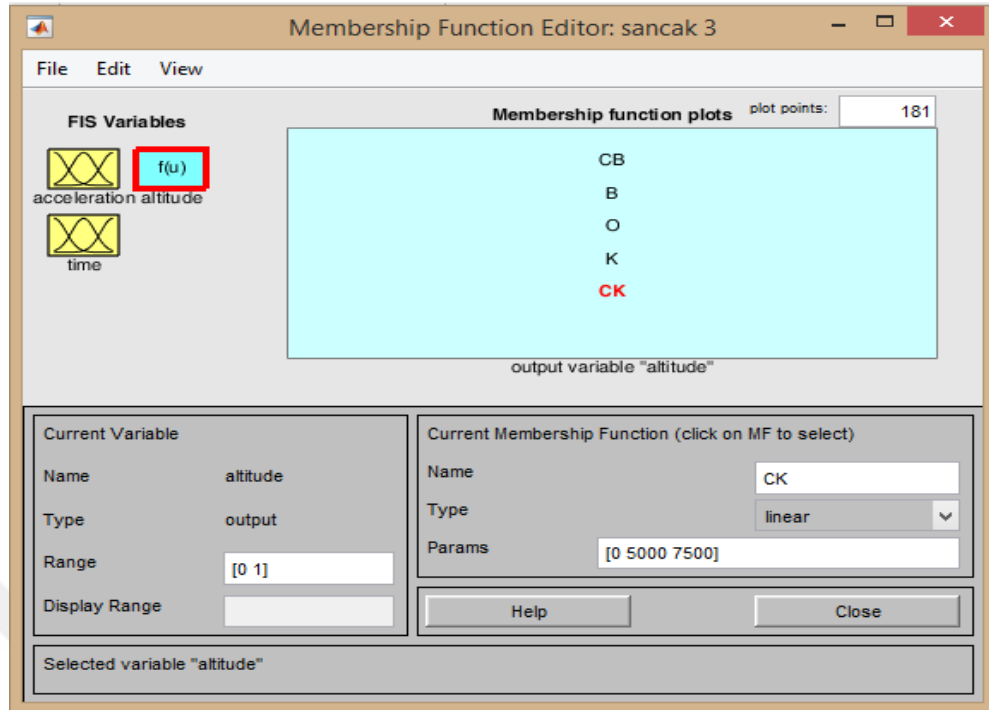
MF1='kisa': 'gbellmf', [322 3.28 -421.84126984127]

MF2='orta': 'gaussmf', [148 154.7]

MF3='genis': 'gaussmf', [148 446]

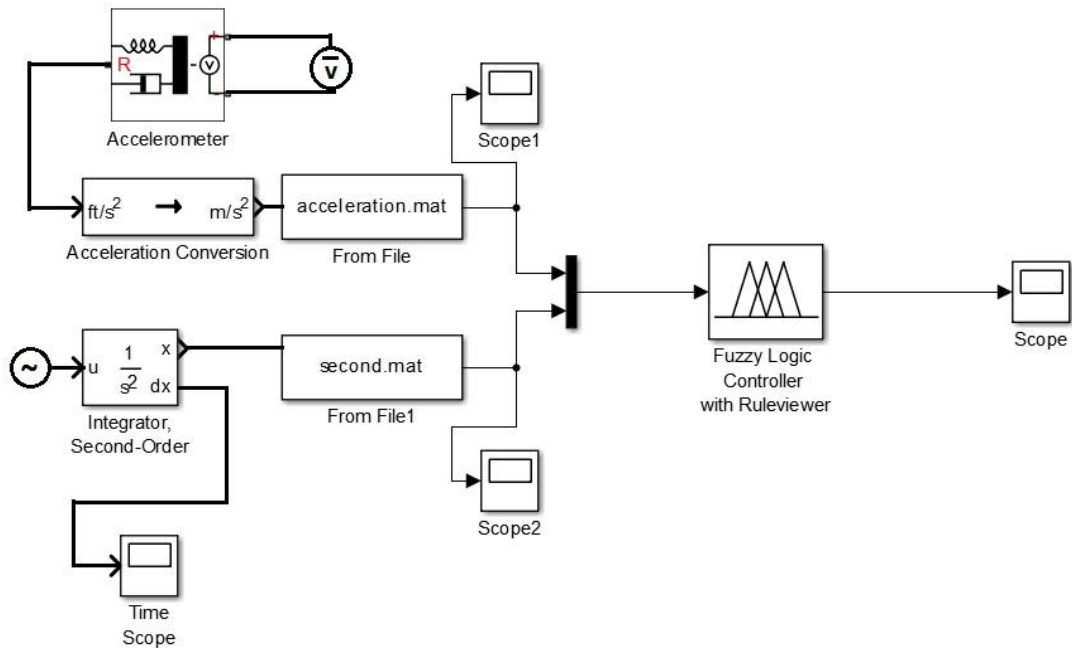
MATLAB kod satırında görüldüğü gibi üyelik fonksiyonlarının genişlik ve maksimum değerlerinin dağılımı hesaplanmış şekilde kod satırlarına girilmiştir.

Çıkış parametresi olarak ‘altitude’ değeri feet cinsinden irtifa hesabı yapılması için ÇK; Çok Küçük, K; Küçük, O; Orta, B; Büyük ve ÇB; Çok Büyük olmak üzere beş ayrı ölçütlendirmeye tabi tutulmuştur. Bu ölçütler 32000 feet aralığını beş eşit parçaya bölerek irtifa seviyeleri oluşturulmuştur. Şekil 5.8’de görüldüğü üzere bu çıkış fonksiyonunda çıkışın doğrusal sonuç verilebilmesi için lineerize edilmesi amacıyla çıkış fonksiyon türü “linear” olarak seçildi. Çıkış fonksiyonu aralık değeri (0-1) aralığında belirlenmesinin sebebi MATLAB işlem yaparken verileri lineerize ettiğinden çıkışı da lineer aralıkta vermektedir. Bu değerleri sonradan de-lineerize ederek hesaplama tablosuna yansıtılmaktadır.



Şekil 5.8. MATLAB Bulanık Mantık Çıkış Üyelik Fonksiyonu Editörü

Oluşturulan bu üyelik fonksiyonlarına göre MATLAB Simulink sisteminden oluşturulan ağ yapısının simülasyonunu gözlemlemek için şekil 5.9’da devre şeması verilmiştir.



Şekil 5.9. ‘Sancak 3.fis’ Bulanık Mantık Kurallarının MATLAB Simulink Şema Devresi

Bu şema devresindeki uçak ivmeölçerinden alınan ivme FDR sisteminde kullanılmak üzere m/sn^2 cinsinden bulanık mantık giriş üyelik fonksiyonlarına tanımlanmıştır. Zaman domeni elde etmek için ivmenin zaman aralığındaki değişim miktarına karşılık gelen seri, veri olarak bulanık mantık giriş üyelik fonksiyonlarına tanımlanmıştır. Bulanık mantık kural tabanı kontrolcü sistemi üzerinden üretilen irtifa saptamaları çıkış osiloskopundaki gözlem penceresinde incelenmektedir.

5.4.4. Bulanık Mantıkta Kural Tablosunun Belirlenmesi

MATLAB’da Bulanık Mantık ara yüzü kullanılırken çıkışların belli skalalara göre dağılımını belirlemek için bir kural tablosu oluşturulması gerekmektedir. Bu kural tablosu giriş verileri karşılaştırılırken çıkışa hangi miktarda Gauss hesap yoğunluğu kullanılacağını belirlenmesi için yapılmaktadır. Bunu yapmak için de sonuçlara etki yüzeyi nasıl yansıması isteniyorsa genellikle lineer dağılımlı doğruluk tablosu oluşturulması gerekmektedir. Bu tablo oluşturulurken aşağıdaki formül kullanılmaktadır.

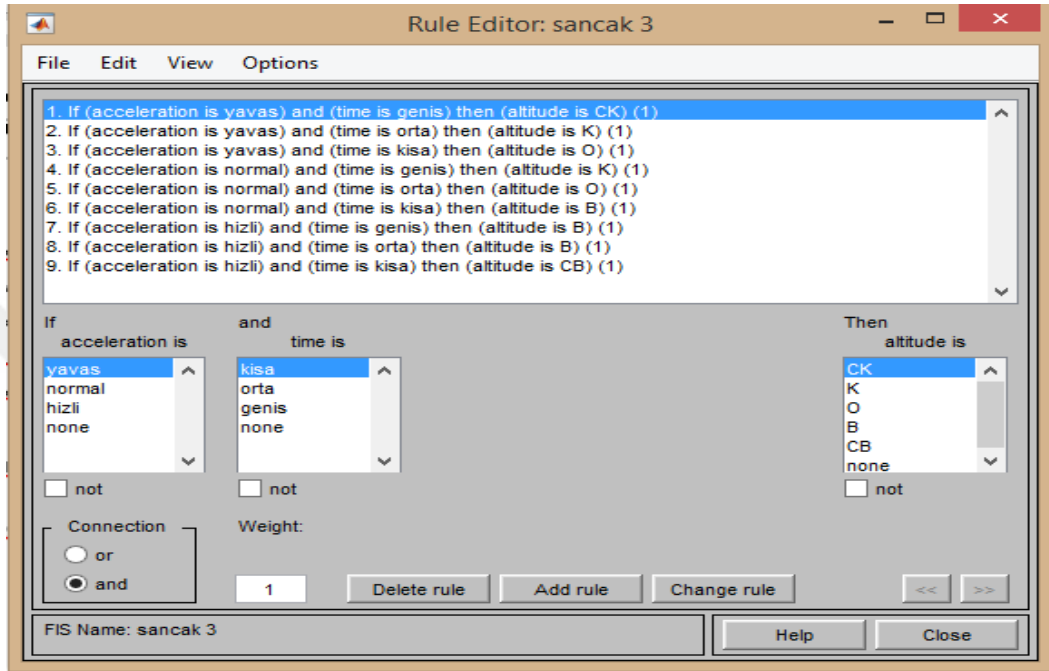
$$K = f^g \quad (5.12)$$

Bu denklemde ‘K’ kural sayısı, ‘f’ üyelik fonksiyonu miktarı ve ‘g’ giriş sayısı olarak ifade edilmektedir. Bizim giriş fonksiyonlarımızda üç adet üyelik ölçütü ve iki adet giriş türü olduğundan denkleme göre dokuz adet kural oluşturmamız gerekmektedir. Bu kurallar çıkış fonksiyonundaki **ÇK**; Çok Küçük, **K**; Küçük, **O**; Orta, **B**; Büyük ve **ÇB**; Çok Büyük olmak üzere beş ayrı ölçütü eşleştirilecektir. Aşağıda tablo 5.2’ de doğruluk tablosu verilmektedir.

Tablo 5.2. Bulanık Mantıkta Çıkış Fonksiyonunda Kullanılacak Kural Tablosu

RULES:	YAVAŞ	NORMAL	HIZLI
GENİŞ	ÇK	K	O
ORTA	K	O	B
KISA	O	B	ÇB

Bu kural tablosundaki matrise göre giriş fonksiyonlarını çıkış ölçütlerine göre korelasyonunun sağlanması yapılmıştır. Bu eşleştirme MATLAB Fuzzy Logic Rule Editor üzerinden giriş fonksiyonları eşleştirilerek matriste karşılığına gelen çıkış ölçütleriyle eşleştirilmiştir.



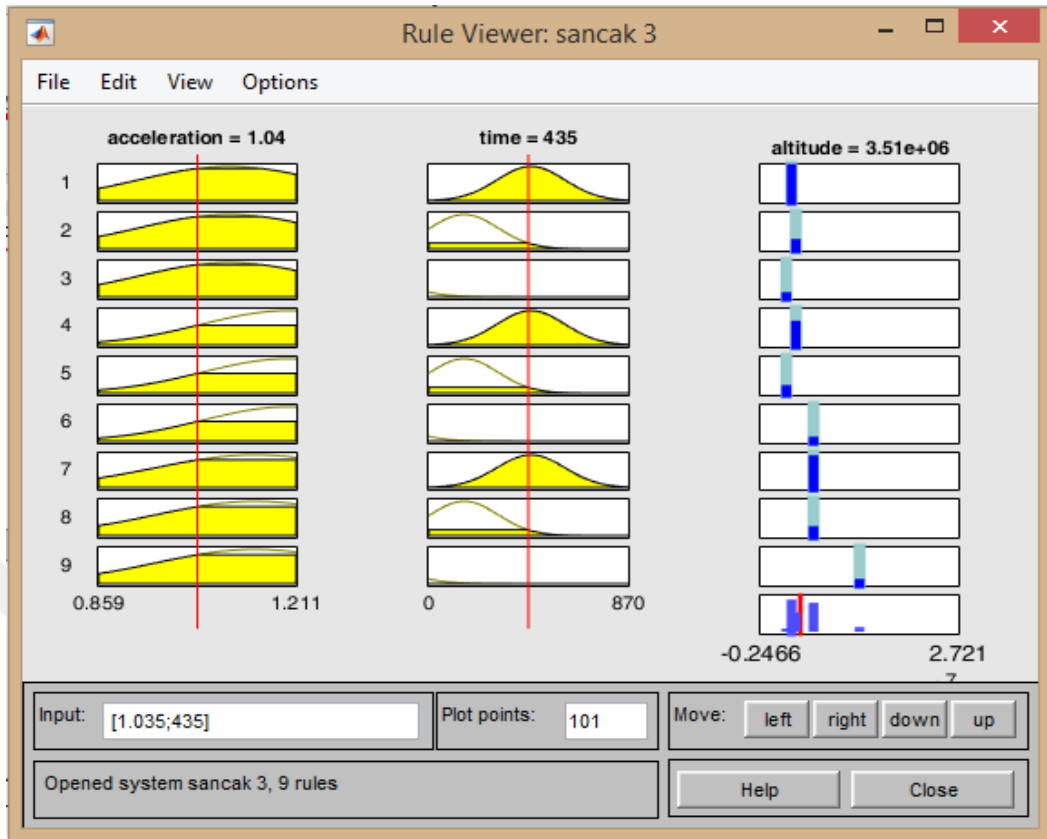
Şekil 5.10. MATLAB Fuzzy Logic Kural Editörü

Kural editöründe eşleştirme yapılırken ‘or/and’ seçenekleri kullanılarak korelasyon türü sunulmaktadır. Bu çalışmada ‘and’ korelasyonunun kullanılmasının sebebi irtifa tahmini yapılırken çıkışta aralık sapmasının önüne geçebilmek içindir.

5.4.5. Bulanık Mantıkta Kural Ara Yüz Modelinin/Bağıntısının Belirlenmesi

Bu tez çalışmasında giriş üyelik fonksiyonlarında Gauss modeli kullanıldığından kural ara yüzünde Sugeno kural tabanı kullanılmıştır. Bulanık ara yüzü yoğunluk değerlerini bulandırırken Gauss fonksiyonunu kullanarak korelasyonda kullanılan giriş fonksiyonlarını genişletirerek çıkarımın daha detaylı yapılmasını sağladığından tercih edilmiştir.

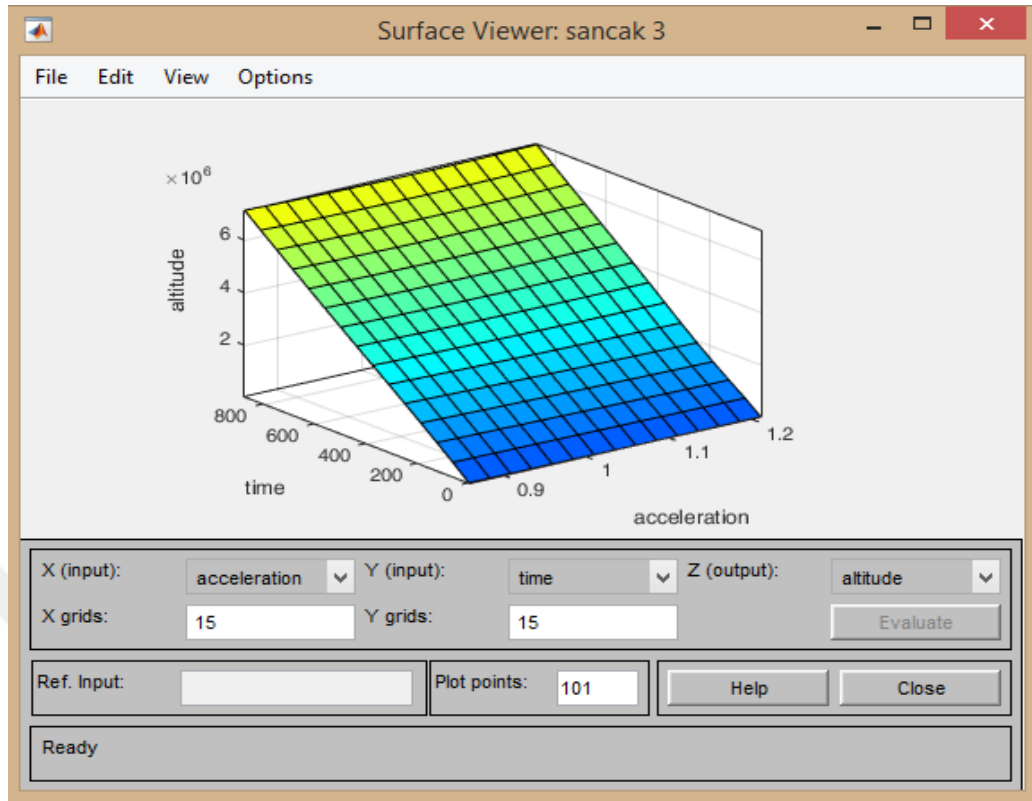
Giriş ve çıkış kural aralıklarının ve çıkarım sonuçlarının görüntülenmesi için MATLAB Fuzzy Logic Rule Wiewer editöründen giriş değerlerinin çıkışa yansımaları test etmek amacıyla bakılabilir.



Şekil 5.11. MATLAB Fuzzy Logic Rule Wiewer Editörü Sugeno Kural Sayfası

Ayrıca bu editörden dikey kırmızı barları hareket ettirerek çıkışta hangi değeri verdiğini manuel olarak görebiliriz. Editörün giriş skalalarında üyelik fonksiyonlarının yoğunluk değeri verilmektedir. Giriş üyelik fonksiyonlarında ivme için ağırlıkların merkezi ‘Centeroid’ prensibi kullanıldığından giriş eğrileri eş uzanımlı, zaman üyelik fonksiyonu için genelleştirilmiş ikinci tip bulanık üyelik fonksiyonu “Gaussian Curve Membership” kullanıldığından giriş eğrileri yataya genleşmiş olarak görülmektedir. Skalanın sağ tarafında giriş kurallarının ‘and’ bağdaşımıyla kullanıldığından keskin bir sonuç çıkaracak şekilde aralıkların dar olduğu görülmektedir. Bu da çıkışın kesin sonuçlara daha yakın olacağını ifade etmektedir.

Ayrıca kural tabanının lineer düzlemde sonuç verdiğini görüntülemek için MATLAB Fuzzy Logic Rule Wiewer editöründen yüzeysel görüntüle seçeneğinden çıkışın nasıl üretileceğine ait bir kural tabanının düzlemsel çıktısını görüntüleyebilmek için ‘wiew’ komutuyla görüntülenebilmektedir.



Şekil 5.12. MATLAB Fuzzy Logic Rule Surface Wiewer Editörü

Şekil 5.12’de görüldüğü gibi 870 saniye zaman domeninde (0,82 – 1,211) G aralığında değişen ivmenin 32000 feet içinde nasıl bir yükseliş değeri elde edildiği görülmektedir. Bu üç boyutlu yüzeysel grafiğe göre girilen değerlere göre çıkışa gayet lineer değerler üreteceği anlamına gelmektedir. Özellikle uçak kontrol sistemlerinde sistemlerin optimize çalışması için çıkışların lineer üretilmesi gerekmektedir.

5.4.6. Bulanık Mantık Uygulamasında Uçuş Fazlarının Belirlenmesi Ve Sonuçların Elde Edilmesi

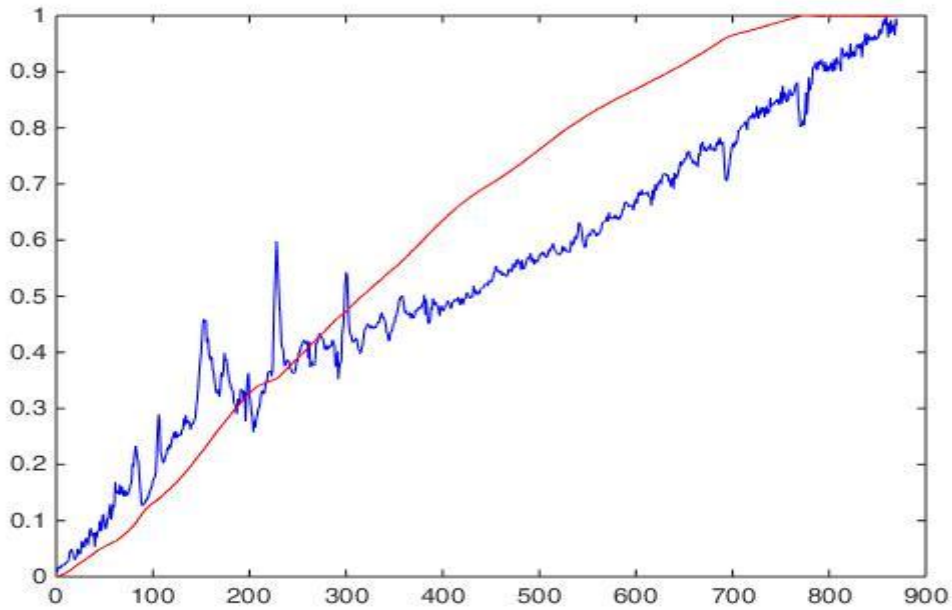
Bu çalışmada kullanılan bulanık mantık yönteminde FDR verileri uçuş fazlarına göre ayrı ayrı değerlendirmeye tabi tutulmuş ve en son tüm uçuş verileri tek bir değerlendirme işleminde gözlemlenmiştir. YSA çalışmasında olduğu gibi yatay uçuşta dikey ivme değişimleri gözlenmediğinden değerlendirmeye gerek duyulmamış sadece tam uçuş fazında değerlendirmeye alınmıştır.

Uçuş fazları; tırmanma, alçalma ve tam uçuş fazı olmak üzere üç ayrı kategoride değerlendirilecektir.

5.4.6.1. Tırmanma Fazı

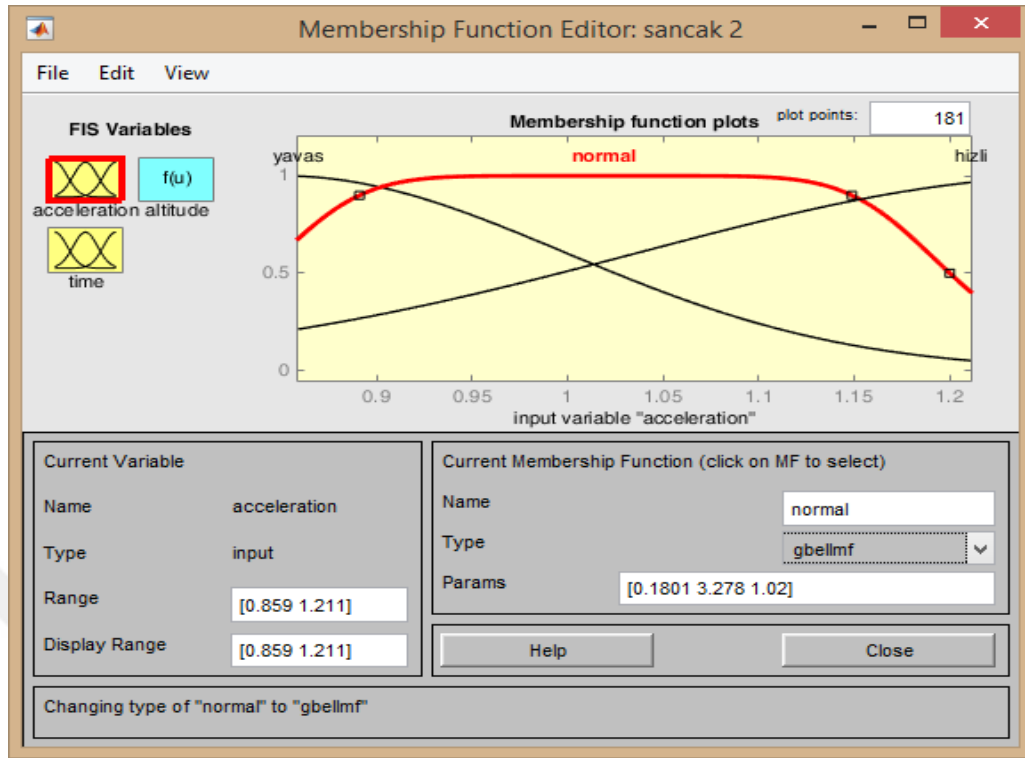
Tırmanma fazı için 870'şer adet barometrik veri, zaman domenı ve dikey ivme verisi giriş verileri için tanımlanmıştır. Barometrik veriler ile bulanık mantıkta çıkış için üretilen barometrik saptama verileri karşılaştırılarak MAD, MSE, RMSE, MAPE ve R^2 değerleri hesaplanmıştır. Bu karşılaştırmalar sonucu FDR'da üretilen gerçek barometrik irtifa değerleri ile bulanık mantıkta çıkış olarak üretilen irtifa saptama verilerin arasındaki sapma miktarı ölçülerek sonuca yansıtılmıştır.

Giriş verilerini yukarıda bahsedildiği üzere Gauss fonksiyonuna tabi tutmadan eşit ölçekli olarak girdiğimizde dikey ivmeye bağlı olarak verilerdeki anlık Kartezyen yön değişimleri çıkıştaki lineerlikleri bozmaktadır. Şekil 5.13'deki üretilen 'Sancak 2.fis' bulanık mantık çıkış grafiğinde bozulmalar net olarak görülmektedir.

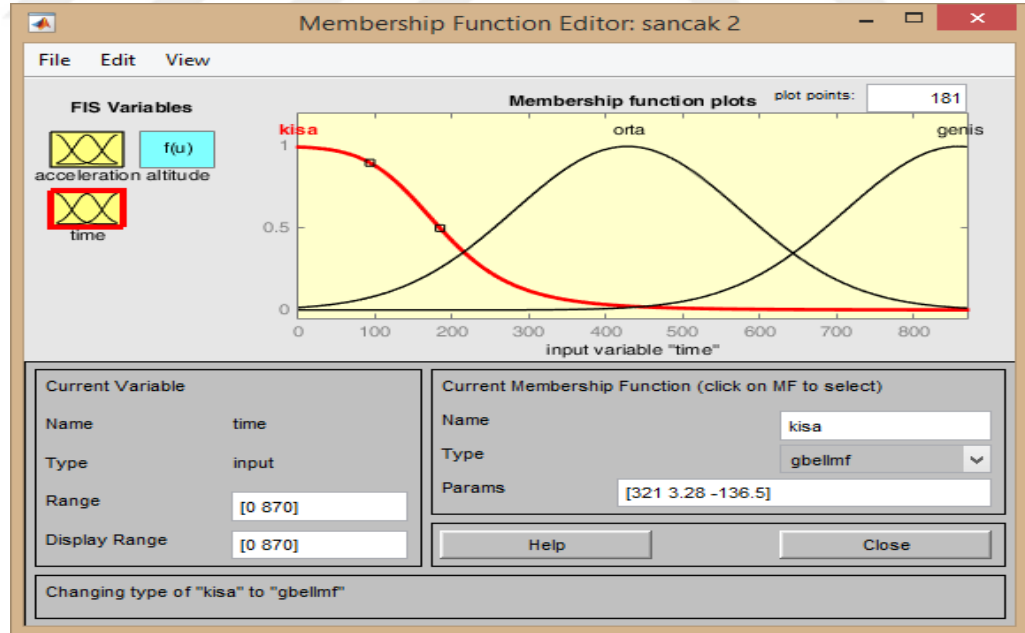


Şekil 5.13. 'Sancak 2.fis' Çıkış Grafik Verileri (Kırmızı FDR İrtifa Verisi, Mavi Üretilen Çıkış)

Gauss modeline uyarlanmadan giriş üyelik fonksiyonları aşağıdaki şekilde verilmiştir.

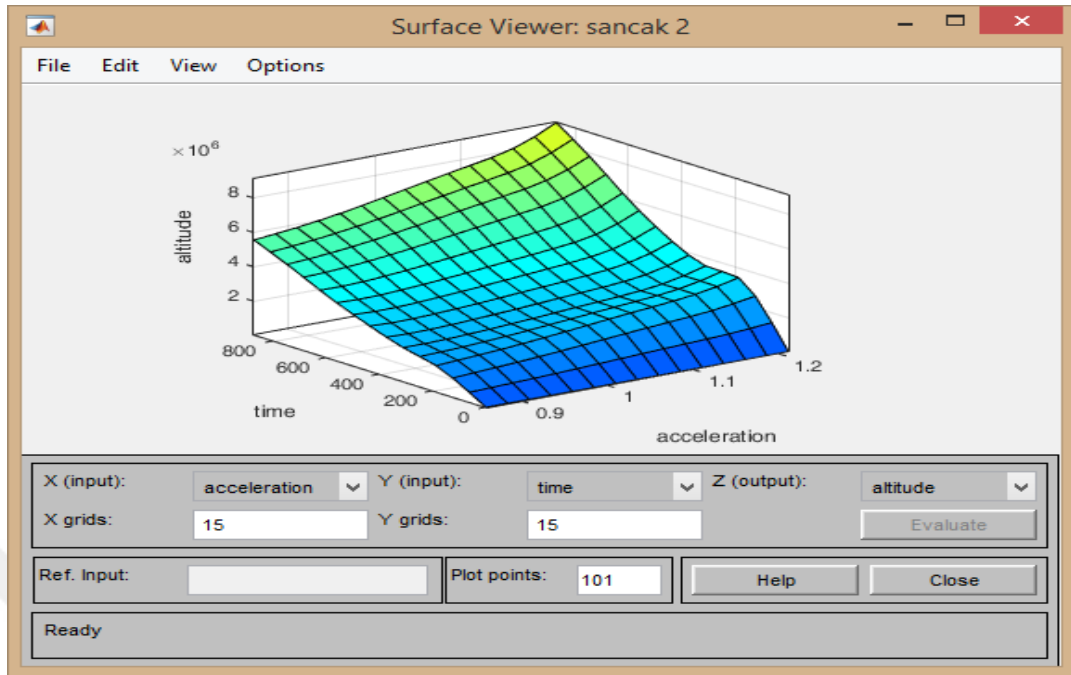


Şekil 5.14. Gauss Modeli Kullanılmadan Uygulanan İvme Girişi



Şekil 5.15. Gauss Modeli Kullanılmadan Uygulanan Zaman Domeni Girişi

Bu girişler sonucunda üretilen çıkış yüzey grafiği lineerliğini korumadığından doğru sonuçlar üretememektedir. Aşağıdaki şekilde çıkış yüzey grafiği ve analiz tablosu verilmiştir.



Şekil 5.16. ‘Sancak 2.fis’de Gauss Fonksiyonu Kullanılmadan Üretilen Yüzey Çıkış
Grafığı

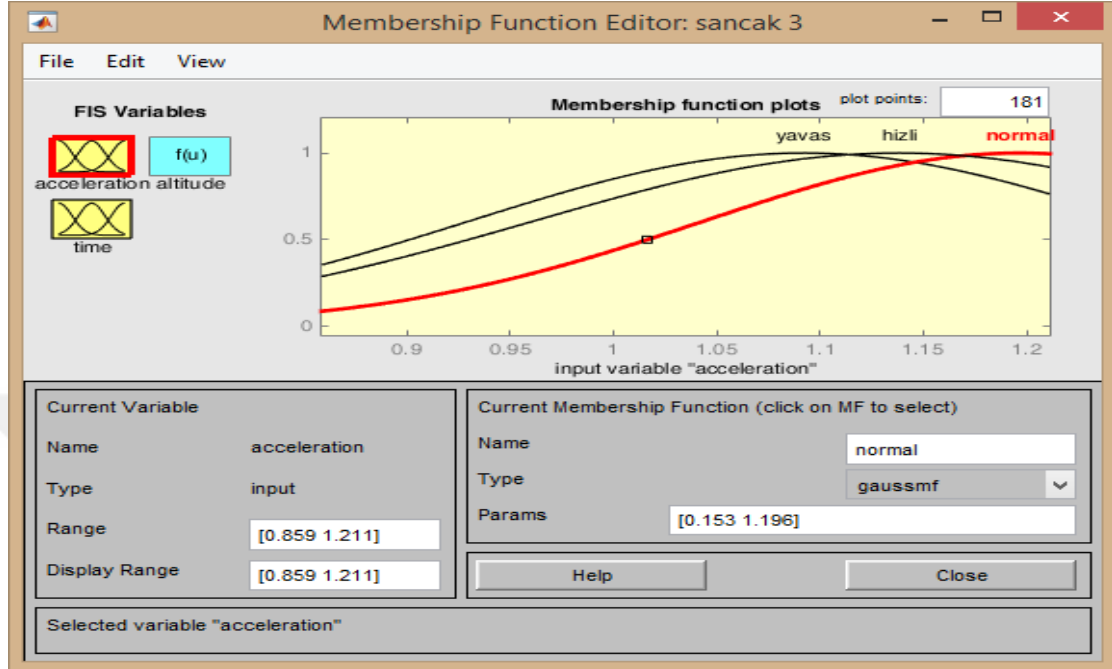
Tablo 5.3. ‘Sancak 2.fis’de Üretilen Analiz Değerleri

MAD	MSE	RMSE	MAPE	R^2
93283,25885	11688892193	108115,2	532,4316	0,9654

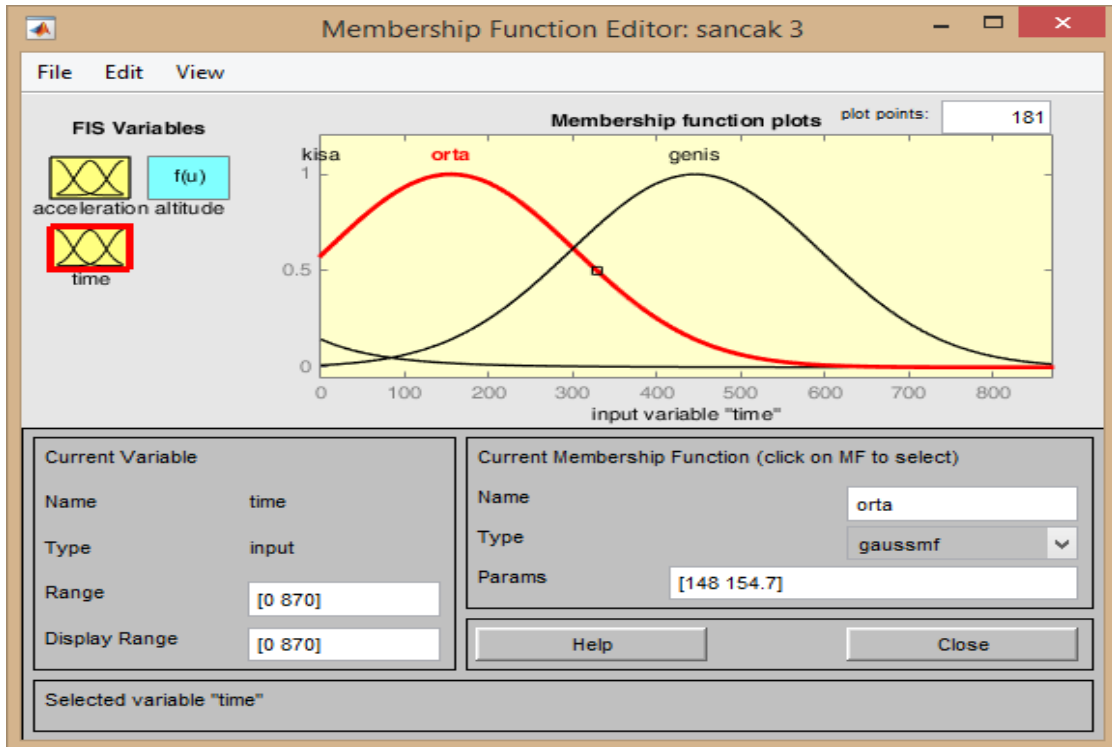
Tabloda görüldüğü üzere R^2 değeri 1’e yakın görülmektedir bu da giriş verilerinin birbirleriyle ilişkisinin iyi olduğunu gösterir. Aynı şekilde MAD, MSE ve RMSE değerleri ivme sapmasının aşırı olaması ve regresyon analizinin 1’e yakın çıkmasından dolayı çok yüksek değerler gözlemlenmiştir. Lakin diğer değerlerden MAPE çok yüksek bir değer göstermiştir bu da tırmanma fazında toplamda 170387 feet üretilen değerlerle FDR değerleri arasında irtifa farkı oluşturmaktadır ve kabul edilebilir bir değer değildir.

Gauss denklemi kullanılarak üretilen ‘Sancak 3.fis’ giriş üyelik fonksiyonları dar zaman aralıklarında yüksek değişkenlik gösteren ivmelerin olduğu bölgelerde bulanıklaştırma işlemini yoğunlaştırması için ‘Centeroid’ ağırlıkların merkezi yöntemiyle ivme girişi için “Gaussian Curve Membership”, zaman domenı girişi için “Gaussian Curve

Membership” fonksiyonu kullanılmıştır. Giriş dağılımlarını gösteren ‘Sancak 3.fis’ üyelik öğeleri aşağıdaki şekilde verilmiştir.

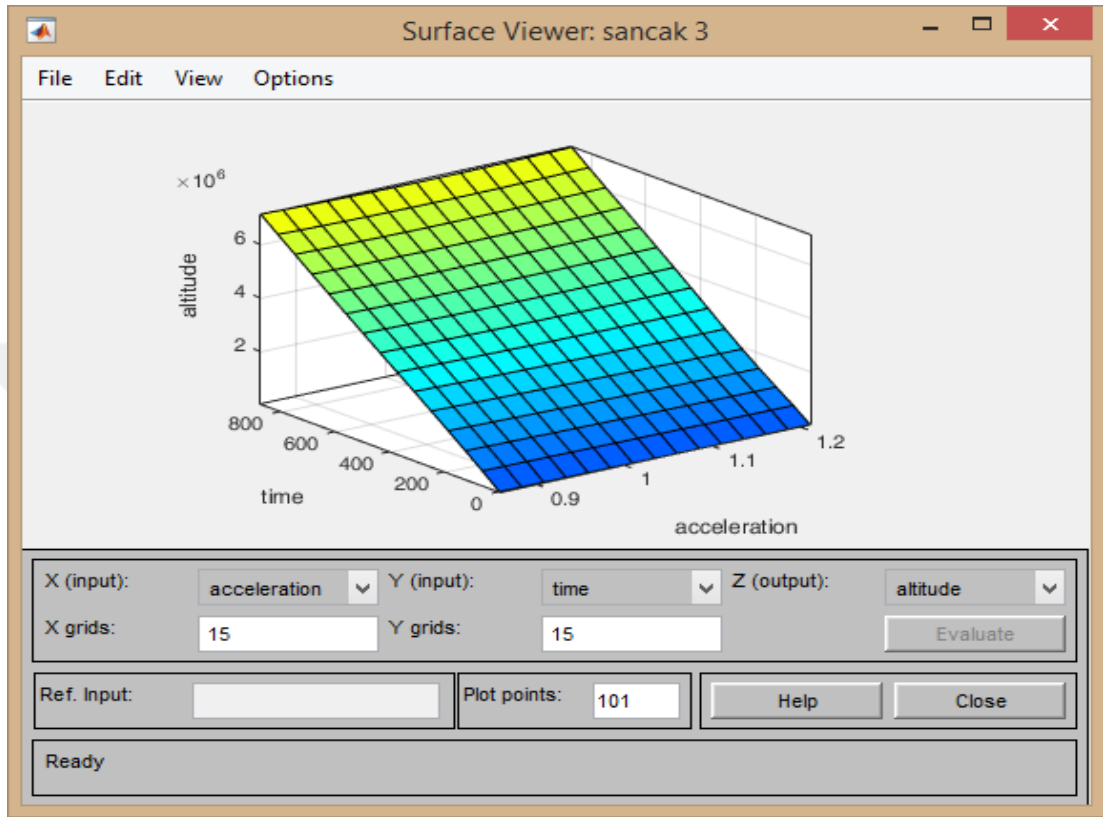


Şekil 5.17 ‘Sancak 3.fis’ İvme Girişi Üyelik Öğeleri



Şekil 5.18. ‘Sancak 3.fis’ Zaman Domeni Girişi Üyelik Öğeleri

Bu girişler sonucunda üretilen çıkış yüzey grafiği lineerliğini koruduğundan doğruya yakın sonuçlar üretecektir. Aşağıdaki şekilde çıkış yüzey grafiği ve analiz tablosu verilmiştir.



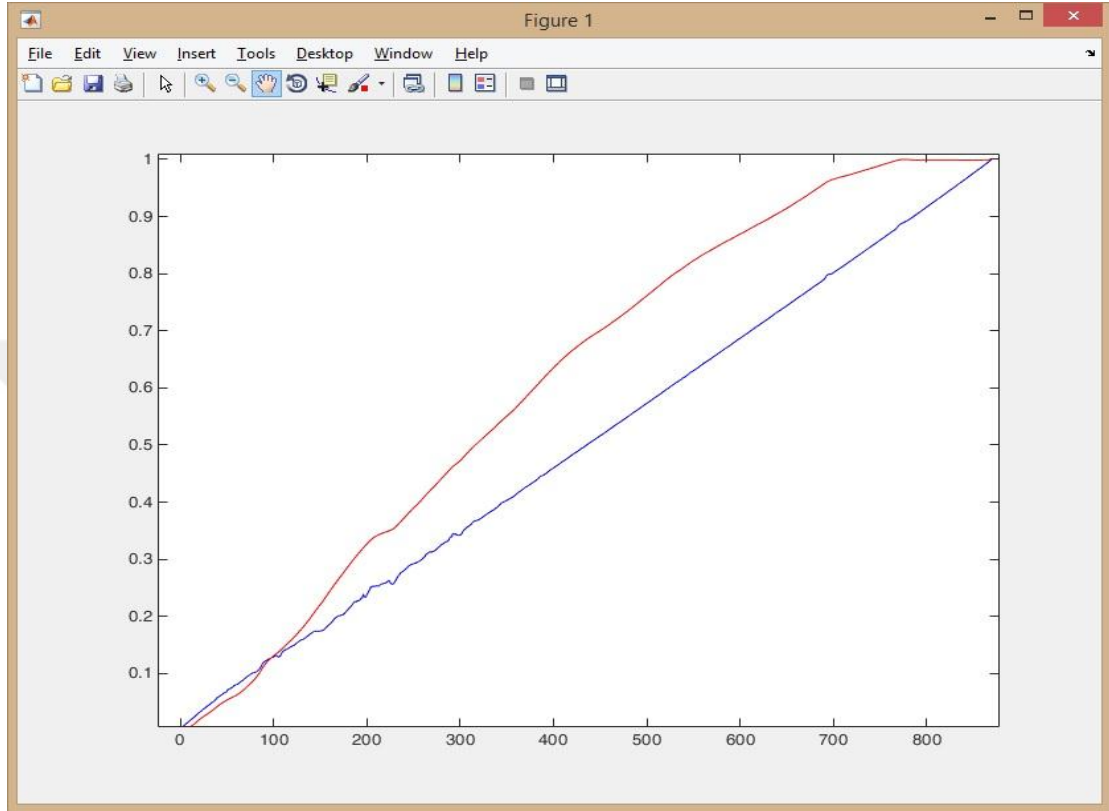
Şekil 5.19. ‘Sancak 3.fis’de Gauss Fonksiyonu Kullanılmadan Üretilen Yüzey Çıkış Grafiği

Tablo 5.4. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerleri

MAD	MSE	RMSE	MAPE	R ²
3751,010207	18365493	4285,498	26,51104	1

Tabloda görüldüğü üzere R² değeri 1 görülmektedir bu da giriş verilerinin birbirleriyle ilişkisinin çok iyi olduğunu gösterir. Aynı şekilde MAD, MSE ve RMSE değerleri ivme sapmasının aşırı olamaması ve regresyon analizinin 1 çıkmasından dolayı normalden değerler gözlemlenmiştir. Lakin diğer değerlerden MAPE pek az bir değer göstermemiştir bu da tırmanma fazında toplamda 8484 feet üretilen değerlerle FDR değerleri arasında irtifa farkı oluşturmaktadır ve kabul edilebilir bir değer değildir.

Aşağıdaki grafikten de anlaşılacağı gibi gerçek barometrik irtifa değeri ile üretilen sonuç arasında bariz farklar meydana gelmektedir. Fakat Gauss modeliyle üretilen değer için diğer değerlere göre %95 oranında hatayı azalttığı görülmektedir.



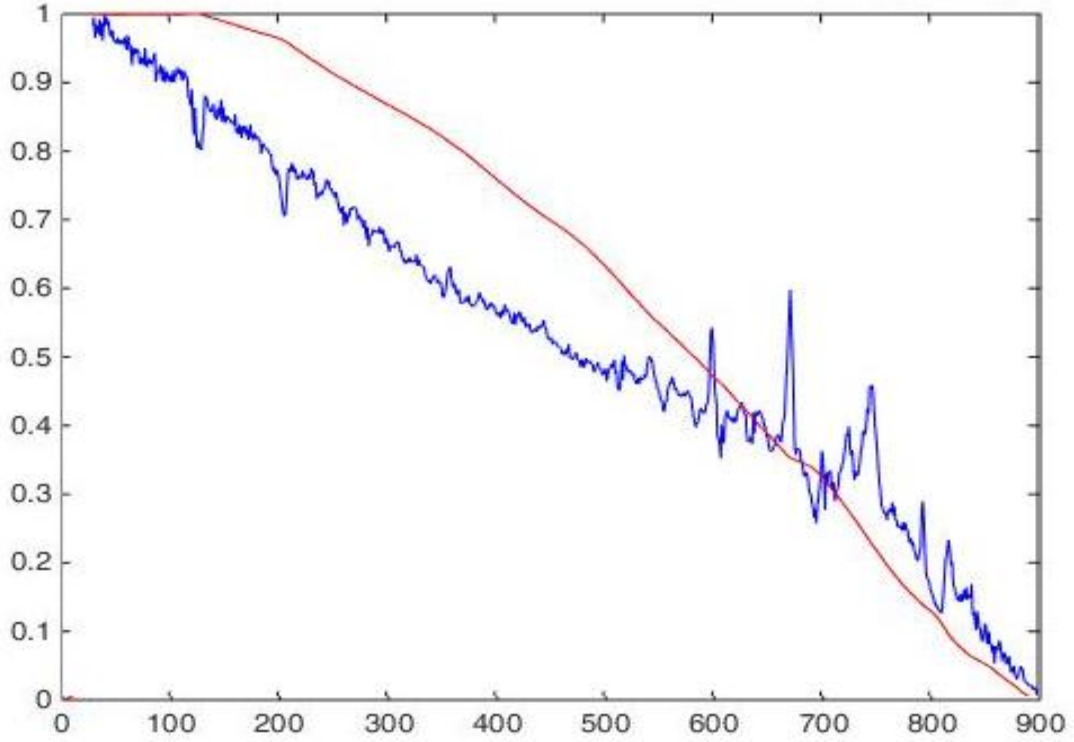
Şekil 5.20. ‘Sancak 2.fis’ Gauss Modeline Uyarlanarak Giriş Üyelik Fonksiyonlarının Ürettiği Değerlerin Çıkış Grafik Verileri (Kırmızı FDR İrtifa Verisi, Mavi Üretilen Çıkış)

5.4.6.2. Alçalma Fazı

Alçalma fazı için 1711’er adet barometrik veri, zaman domen ve dikey ivme verisi giriş verileri için tanımlanmıştır. Barometrik veriler ile bulanık mantıkta çıkış için üretilen barometrik saptama verileri karşılaştırılarak MAD, MSE, RMSE, MAPE ve R^2 değerleri hesaplanmıştır. Bu karşılaştırmalar sonucu FDR’da üretilen gerçek barometrik irtifa değerleri ile bulanık mantıkta çıkış olarak üretilen irtifa saptama verilerinin arasındaki sapma miktarı ölçülerek sonuca yansıtılmıştır.

Giriş verilerini yukarıda bahsedildiği üzere Gauss fonksiyonuna tabi tutmadan eşit ölçekli olarak girdiğimizde dikey ivmeye bağlı olarak verilerdeki anlık Kartezyen yön

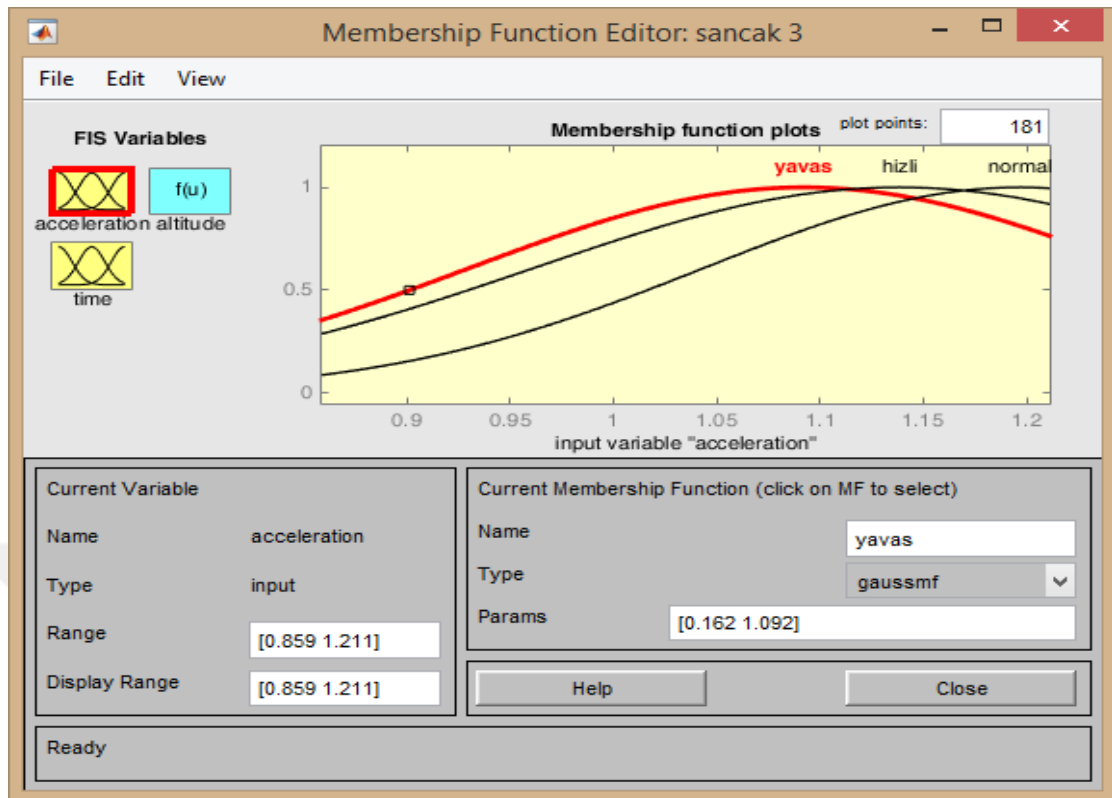
değişimleri çıkıştaki lineerlikleri bozmaktadır. Şekil 5.21'deki üretilen 'Sancak 2.fis' bulanık mantık çıkış grafiğinde bozulmalar net olarak görülmektedir.



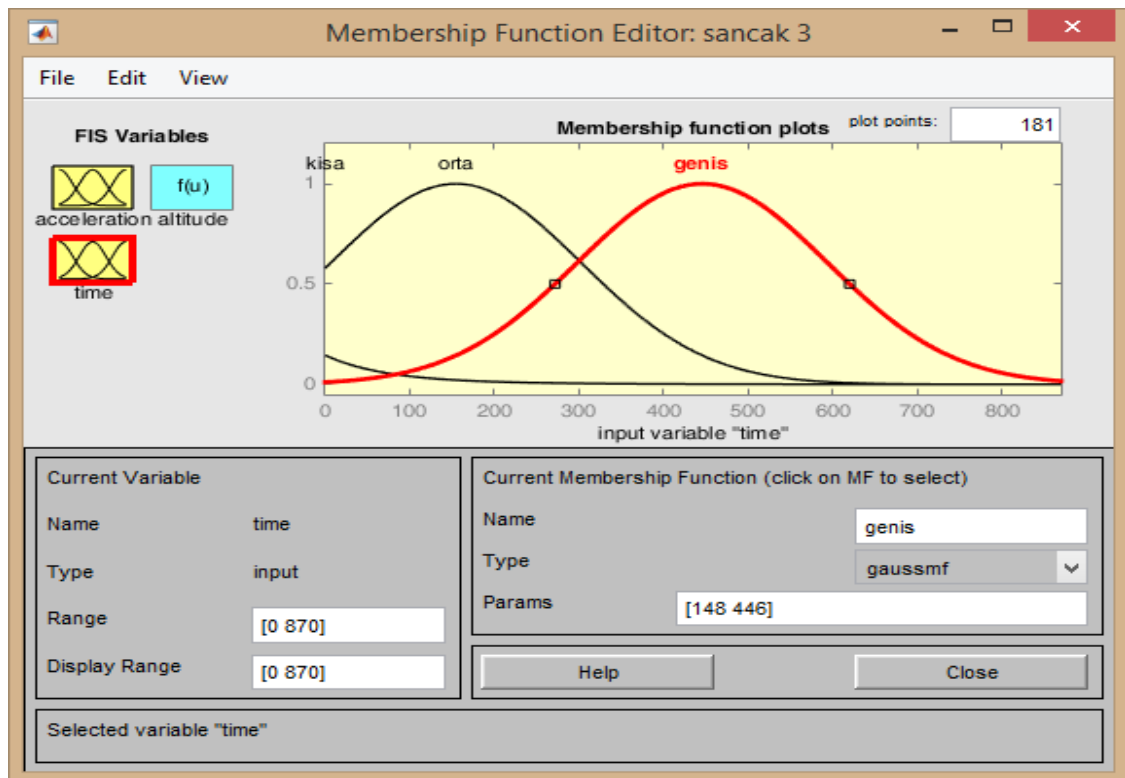
Şekil 5.21. 'Sancak 2.fis' Çıkış Grafik Verileri (Kırmızı FDR İrtifa Verisi, Mavi Üretilen Çıkış)

Tırmanma fazında görüldüğü gibi Gauss denklemi kullanılmadığında 19 kat daha fazla hata yapıldığından alçalma ve tam uçuş fazlarında Gauss denklemi kullanılmıştır. Tırmanma fazında kullanılan 'Sancak 2.fis' bulanık sistemindeki giriş değerleri üyelik fonksiyon editörleri ve çıkış yüzey grafiği aynı görüntüde olduğundan tekrar koyulmamıştır. Aynı zamanda çıkan sonuçlar yüksek hata değeri verdiği için değerlendirilmeye alınmamıştır.

Tırmanma fazında olduğu gibi Gauss denklemi kullanılarak üretilen 'Sancak 3.fis' giriş üyelik fonksiyonları dar zaman aralıklarında yüksek değişkenlik gösteren ivmelerin olduğu bölgelerde bulanıklaştırma işlemini yoğunlaştırması için 'Centeroid' ağırlıkların merkezi yöntemiyle ivme girişi için "Gaussian Curve Membership", zaman domeni girişi için "Gaussian Curve Membership" fonksiyonu kullanılmıştır. Giriş dağılımlarını gösteren 'Sancak 3.fis' üyelik öğeleri aşağıdaki şekilde verilmiştir.

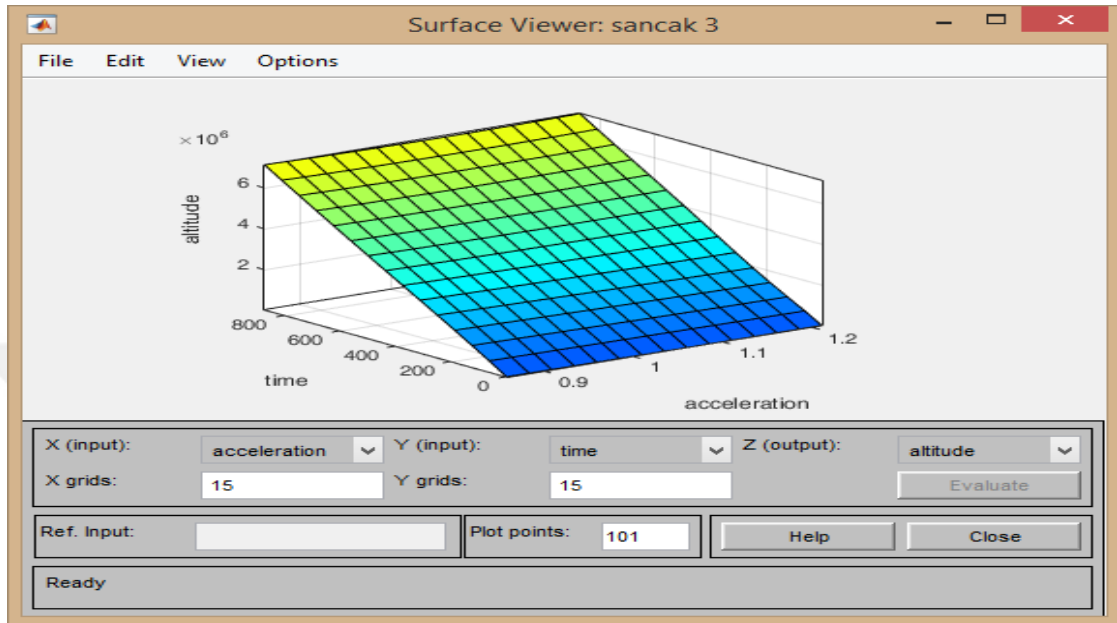


Şekil 5.22. 'Sancak 3.fis' İvme Girişi Üyelik Öğeleri



Şekil 5.23. 'Sancak 3.fis' Zaman Domeni Girişi Üyelik Öğeleri

Bu girişler sonucunda üretilen çıkış yüzey grafiği lineerliğini koruduğundan doğruya yakın sonuçlar üretecektir. Aşağıdaki şekilde çıkış yüzey grafiği ve analiz tablosu verilmiştir.



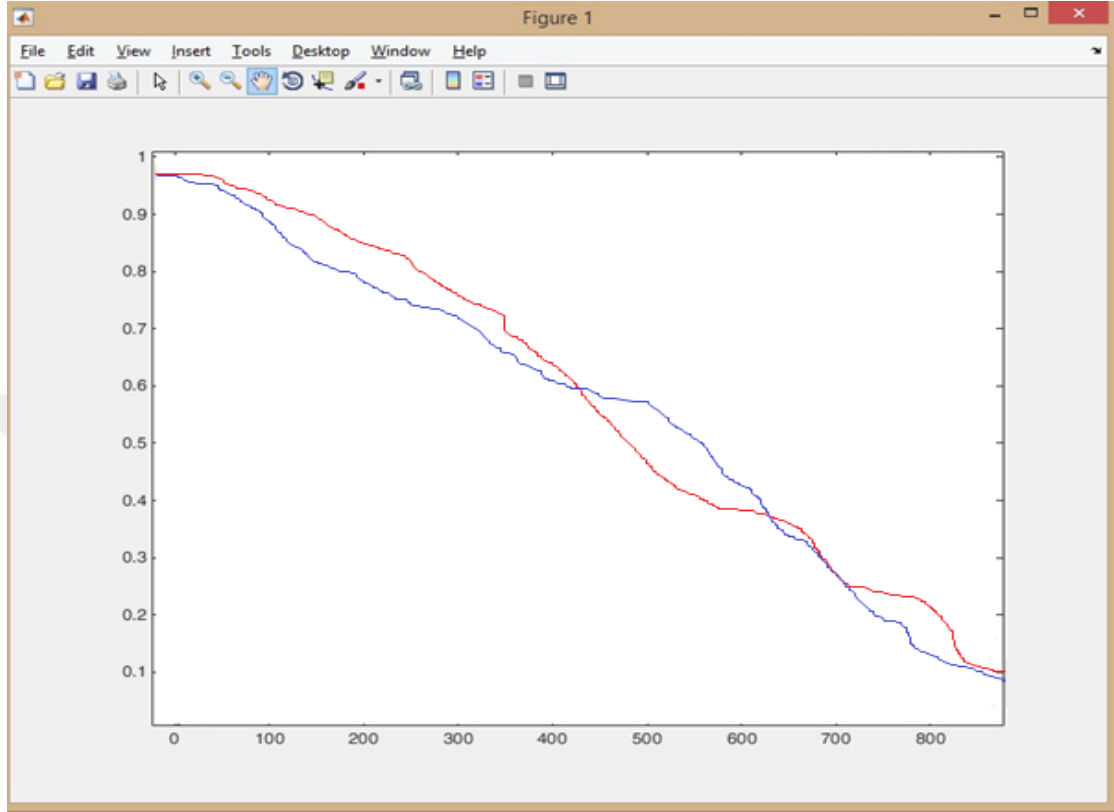
Şekil 5.24. ‘Sancak 3.fis’de Gauss Fonksiyonu Kullanılmadan Üretilen Yüzey Çıkış Grafiği

Tablo 5.5. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerleri

MAD	MSE	RMSE	MAPE	R^2
1747,856075	4483695,258	2117,474	24,10917	0,9741

Tabloda görüldüğü üzere R^2 değeri 1’e yakın görülmektedir bu da giriş verilerinin birbirleriyle ilişkisinin iyi olduğunu gösterir. Aynı şekilde MAD, MSE ve RMSE değerleri ivme sapmasının aşırı olamaması ve regresyon analizinin 1’e yakın çıkmasından dolayı normalden uzak değerler gözlemlenmiştir. Lakin diğer değerlerden MAPE pek az bir değer göstermemiştir bu da alçalma fazında toplamda 7715 feet üretilen değerlerle FDR değerleri arasında irtifa farkı oluşturmaktadır ve kabul edilebilir bir değer değildir. Aşağıdaki grafikten de anlaşılabileceği gibi gerçek barometrik irtifa değeri ile üretilen sonuç arasında bariz farklar meydana gelmektedir. Fakat Gauss

modeliyle üretilen değer için diğer değerlere göre %97 oranında hatayı azalttığı görülmektedir.



Şekil 5.25. ‘Sancak 3.fis’ Gauss Modeline Uyarlanarak Giriş Üyelik Fonksiyonlarının Ürettiği Değerlerin Çıkış Grafik Verileri (Kırmızı FDR İrtifa Verisi, Mavi Üretilen Çıkış)

5.4.6.3. Tam Uçuş Fazı

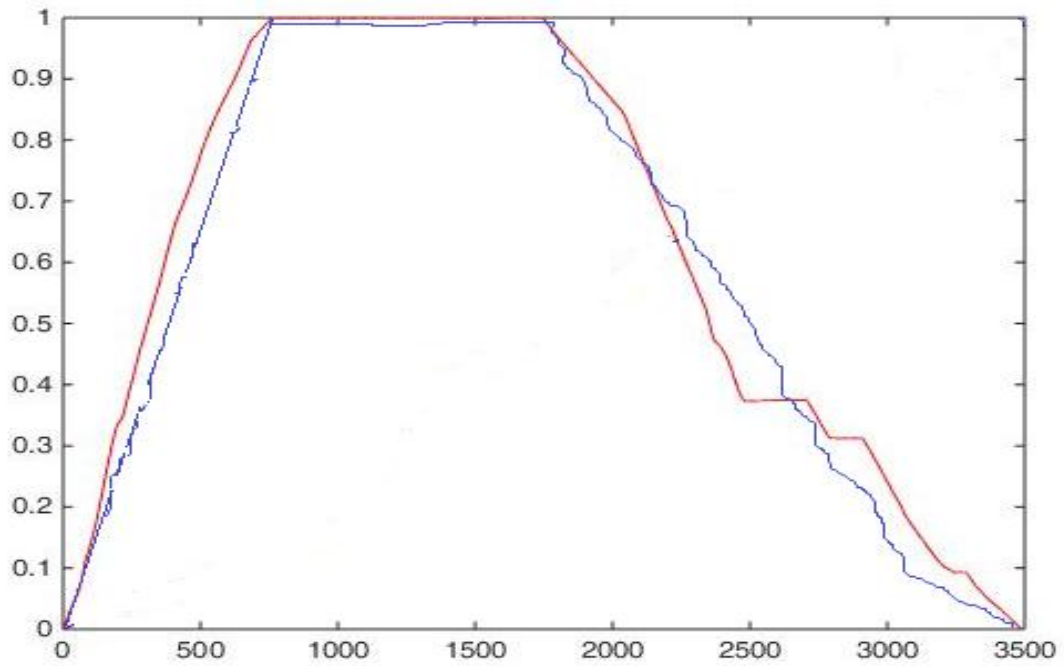
Tam uçuş fazı için 3492’şer adet barometrik veri, zaman domeni ve dikey ivme verisi giriş verileri için tanımlanmıştır. Barometrik veriler ile bulanık mantıkta çıkış için üretilen barometrik verileri karşılaştırılarak MAD, MSE, RMSE, MAPE ve R^2 değerleri hesaplanmıştır. MATLAB’tan çekilen verilerin birçoğu ardışık tekrür ettiğinden dolayı maksimum sapma eğilimlerini daha net görebilmek için tekrür edenleri eleyerek çıkış verileri normalize edilmiştir. Bu işlem sonrası saptanan çıkış verileri 1497 adet olarak alınmış ve o zaman aralığına denk gelen FDR barometrik irtifa gerçek değerleri ile karşılaştırılmıştır. Bu karşılaştırmalar sonucu FDR’da üretilen gerçek barometrik irtifa değerleri ile bulanık mantıkta çıkış olarak üretilen irtifa saptama verilerin arasındaki sapma miktarı ölçülerek sonuca yansıtılmıştır. Bu sonuçlar diğer

fazlarda olduğu gibi ‘Sancak 3.fis’ bulanık mantık yöntemi ile çözümlenerek aşağıdaki tabloda verilen değerlere ulaşılmıştır.

Tablo 5.6. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen Analiz Değerleri

MAD	MSE	RMSE	MAPE	R²
2214,619685	9081484,997	3013,55	17,20936	0,9543

Tabloda görüldüğü üzere R^2 değeri 1’e yakın görülmektedir bu da giriş verilerinin birbirleriyle ilişkisinin iyi olduğunu gösterir. Aynı şekilde MAD, MSE ve RMSE değerleri ivme sapmasının aşırı olamaması ve regresyon analizinin 1’e yakın çıkmasından dolayı normalden uzak değerler gözlemlenmiştir. Ancak diğer değerlerden MAPE az bir değer göstermemiştir bu da tam uçuş fazında toplamda 5507 feet üretilen değerlerle FDR değerleri arasında irtifa farkı oluşturmaktadır ve kabul edilebilir bir değer sayılamaz. Aşağıdaki grafikten de anlaşılacağı gibi gerçek barometrik irtifa değeri ile üretilen sonuç arasında bariz farklar meydana gelmektedir. Fakat Gauss modeliyle üretilen değer için diğer değerlere göre %98 oranında hatayı azalttığı görülmektedir.



Şekil 5.26. 'Sancak 3.fis' Gauss Modeline Uyarlanarak Giriş Üyelik Fonksiyonlarının Ürettiği Değerlerin Çıkış Grafik Verileri (Kırmızı FDR İrtifa Verisi, Mavi Üretilen Çıkış)

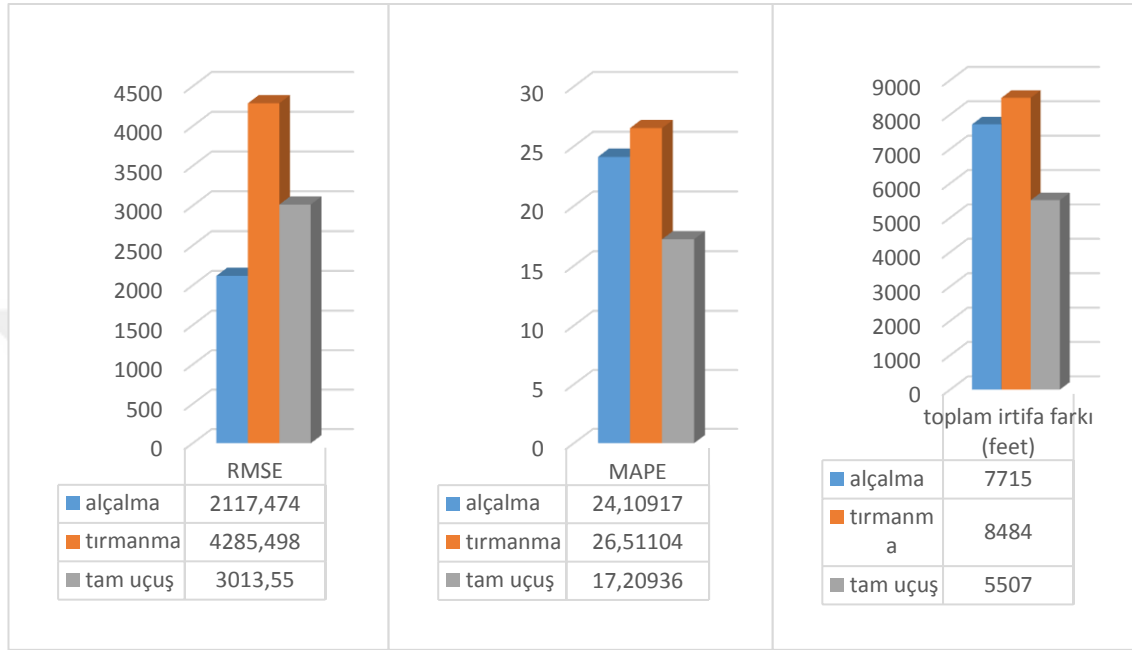
5.4.7. Uçuş Fazlarındaki Sonuçların Karşılaştırılması

Bulanık mantık yöntemiyle üç ayrı uçuş fazında yapılan analizlerde karşılaştırılan değerler tablo 5.7'de verilmiştir.

Tablo 5.7. 'Sancak 3.fis'de Üretilen Analiz Değerlerini uçuş fazına göre değerlendirilmesi

Uçuş Fazı	MAD	MSE	RMSE	MAPE	R ²	Toplam İrtifa Farkı (feet)
Alçalma	1747,856075	4483695,258	2117,474	24,10917	0,9741	7715
Tırmanma	3751,010207	18365493	4285,498	26,51104	1	8484

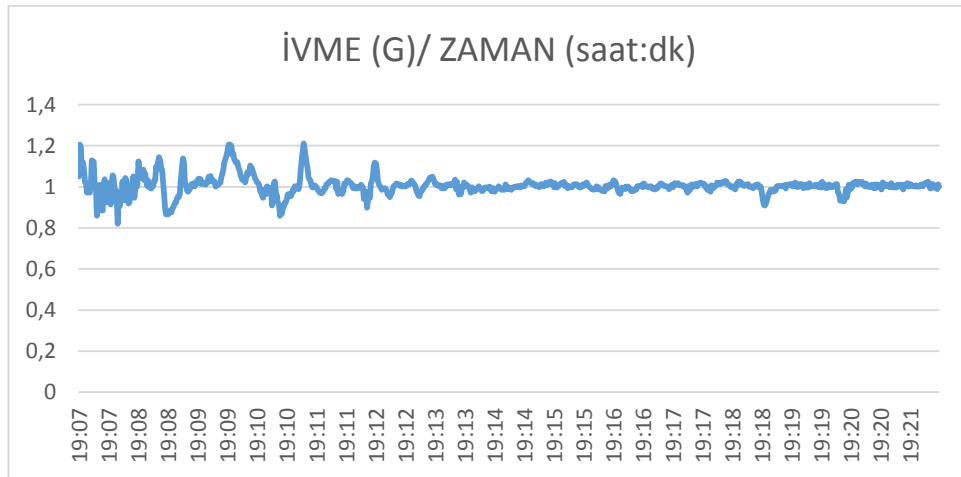
Tam uçuş	2214,619685	9081484,997	3013,55	17,20936	0,9543	5507
-----------------	-------------	-------------	---------	----------	--------	------



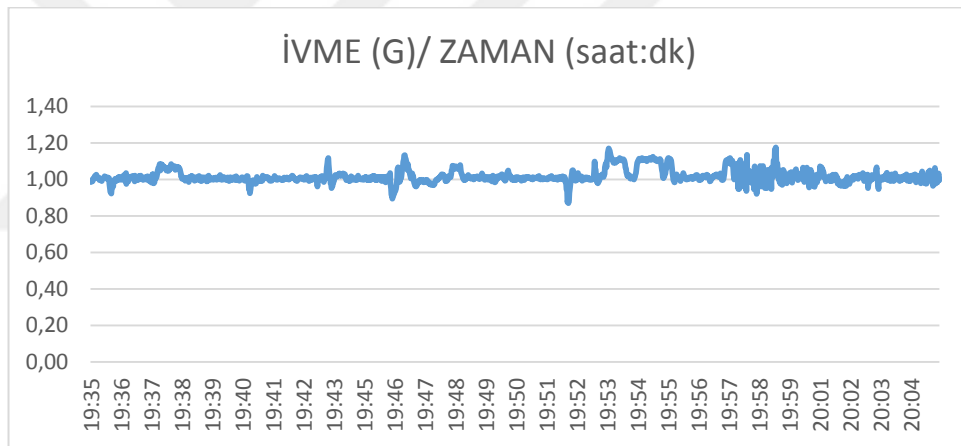
Şekil 5.27. ‘Sancak 3.fis’de Üretilen İrtifa Analizlerinin Uçuş Fazlarına Göre Karşılaştırılması

Grafikte ve tabloda alçalma, tırmanma ve tam uçuş fazından bulanık mantık ‘Sancak 3.fis’ yöntemiyle üretilen değerle FDR’dan alınan gerçek barometrik irtifa değerleri arasındaki analiz değerleri MAD, MSE, RMSE, MAPE ve R^2 formülleriyle elde edilmiştir. MAPE analizi MAD analizinin mutlak hatasını yüzde olarak verdiğinden ve RMSE analizi MSE analizini karekök olarak verdiğinden kıyaslama RMSE, MAPE ve R^2 üzerinden yapılmıştır.

Yapılan bu kıyaslamada en iyi regresyon değeri tırmanma fazında verilmesine karşın MAPE değeri en kötüsü olarak karşımıza çıkmaktadır. Sebebi ivme değerlerinin tırmanış fazında çok fazla değişkenlik göstermesidir. Şekil 5.28 ve şekil 5.29’da hem tırmanma fazındaki hem de alçalma fazındaki ivme değişim grafiği verilmiştir.



Şekil 5.28. İvme/Zaman Grafiği (Tırmanma fazı)



Şekil 5.29. İvme/Zaman Grafiği (Alçalma fazı)

Grafiklerde görüldüğü üzere G ivmesinin sürekli 1 değerinden yukarı ve aşağı yönlü olmasından dolayı MAPE değerini yükseltmektedir. Ancak ivme değerlerinde görüldüğü gibi sapmaların fazla olması Bulanık Mantık tarafından sönümlemesine karşın MATLAB fonksiyonlarında çıkışı lineerleştirmesinden dolayı gerçek FDR verilerinden farklı yönelimler gözlemlenmiştir. Bu sonuç ise tahmin edilen değerlerin değişimlerindeki sapmaların kısa süreli, az miktarda ve sıralı gelen sapmaların birbirine zıt yönde olduğundan dolayı ortaya çıkmaktadır. Nitekim bu analizlere göre irtifa değerlerindeki toplam sapma miktarını feet cinsinden hesaplamak için MAPE analizi kullanılmıştır. Bu analize göre alçalma fazında 7715 feet, tırmanma fazında 8484 feet, tam uçuş fazında 5507 feet toplamda sapma miktarı görülmektedir. Bu değerleri

zamandaki miktara böldüğümüzde alçalma fazına 4,5 feet, tırmanma fazında 9,75 feet, tam uçuş fazında 3,7 feet saniye başına sapma göstermektedir. En iyi değer tam uçuş fazı için çıkmıştır. Sebebi yataydaki uçuşun dahil edilmesidir. Yatay uçuşta ivme değişimleri sıfıra yakın olmasından dolayı tahmin sonuçlarında sapma meydana getirmemektedir. Bu yüzden totalde hata ve sapma miktarı azaldığından sonuca irtifa sapmaları azalarak yansımıştır.

Bu analizlerin sonucunda MAPE değerlerine göre bakılan toplamadaki irtifa farklılıkları uçuş güvenliği için yeterli görülmemektedir.

5.5. ÇKYS İle Elde Edilen Sonuçlar ve Ağ Yapısının Belirlenmesi

Bu tez çalışmasında ÇKYSA'da bazı algoritmaların çeşitli ara katman değerleriyle denenerek optimum sonuçların karşılaştırılması yapılmıştır. Üzerinde çalışılan YSA yapıları (Feed Forward Backpropagation) ileri beslemeli geri yayılım algoritma sistemleri üzerinden ÇKYSA yapısı için aktivasyon fonksiyonunun gizli katmanlarında tanjant sigmoid, çıkış katmanlarında doğrusal aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiştir. Her bir uçuş fazında her katman için nöron sayıları belirlenerek oluşturulan ağ mimarileri için öğrenme algoritmaları kullanılarak tek tek sonuçlar karşılaştırılacaktır.

Çalışma tırmanma, alçalma ve tam uçuş fazı olmak üzere üç uçuş fazına bölerek inceleyecektir ve son kısımda her bir uçuş fazı için çeşitli ağ mimarileri karşılaştırılarak en uygun yöntem sunulacaktır.

5.5.1. Tırmanma Fazı

5.5.1.1. Ağ Yapısının Belirlenmesi

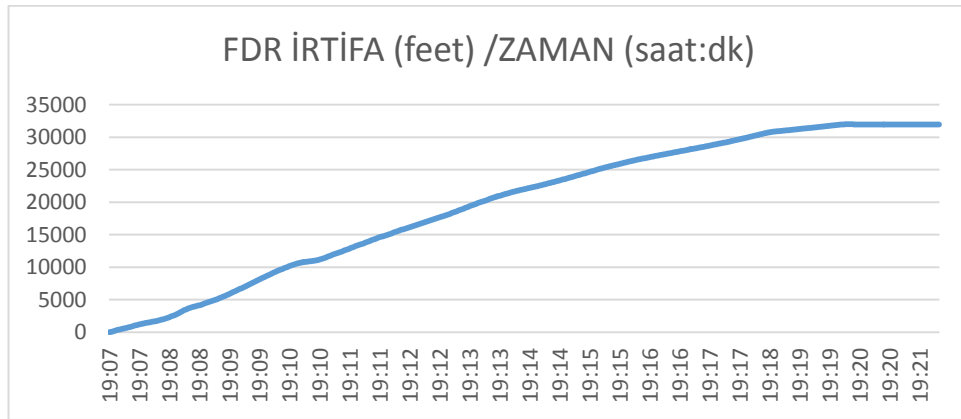
Çalışmada kullanılacak olan nöron sayılarına göre ağ mimarisi (5x5), (5x8), (8x5), (8x8), (8x10), (10x8), (10x10), (10x15), (15x10) ve (15x15) şeklindedir. Bu ağ mimarileri ağ topolojisindeki ağırlık değerlerine göre en iyi sonucu veren regresyon analizine göre belirlenmiştir. Bu ağ mimarileri için GD algoritması olarak Esnek Geri Yayılım (RP) algoritması, CG algoritması olarak Ölçekli Eşlenik Azaltma (SCG) ve Fletcher-Powell Eşlenik Azaltma (CGF) Algoritmaları, QN algoritması olarak ise

Levenberg-Marquardt (LM) ve Broyden&Fletcher&Goldfarb (BFG) öğrenme algoritmaları kullanılmıştır[54, 66-72].

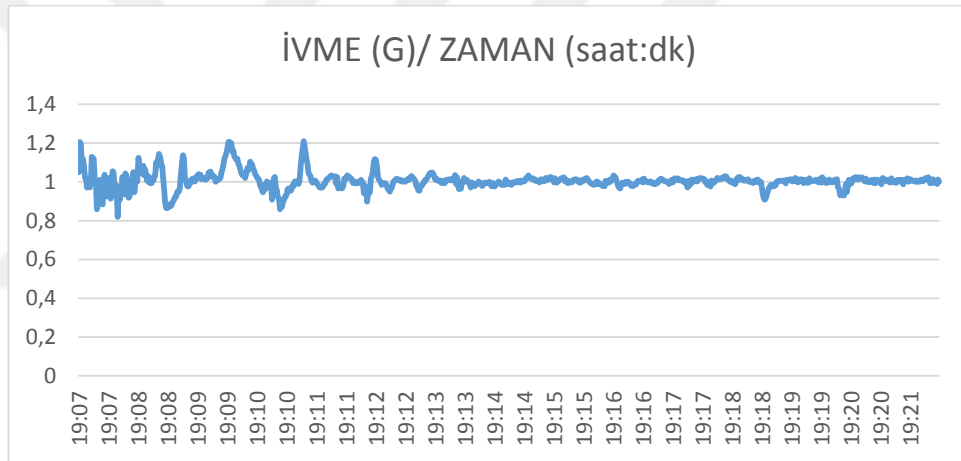
Bu algoritmalarından ayrı olarak bazı algoritmalar da denenmiştir. Fakat bazı eksiklikleri sebebiyle tercih edilmemiştir. Bunlara örnek olarak, R Code algoritması son derece yavaş olması ve analiz değerlerinin iyi olmaması sebebiyle tercih edilmemiştir. Bu algoritma LM algoritmasının 20 saniyede yaptığı hesaplamayı 38 dakikada yapmakla birlikte RMSE değerlerini 399,641 olarak çıkarmıştır. BR algoritması LM algoritması gibi 20 saniyede hesaplamasına karşın RMSE değerleri çok yüksek çıkmıştır. CGB algoritması (Conjugate Gradient Backpropagation) çok kısa sürede bitirmesinden dolayı öğrenme işlemini tam yapamıyor ve RMSE değerleri yüksek çıkıyor. Bu şekil çok kısa sürede hesaplama yapıp öğrenme faaliyetini tam olarak bitiremeyen bazı algoritmalar şunlardır. CGP (Cartesian Genetic Programming) algortması RMSE ve MAPE değerlerini çok yüksek çıkartmıştır. GD (Gradient Descent) algoritması RMSE ve MAPE değerlerini milyon derecesinde aşırı değerlerde çıkarmıştır. GDM (Gradient Descent with Momentum), GDX (Variable Learning Rate Backpropagation) ve GDA (Gaussian Discriminant Analysis) algoritaları da aynı şekil RMSE ve MAPE değerlerini milyon derecesinde aşırı değerlerde çıkarmıştır. OSS (One-Step Secant) algoritması ise MAPE değeri iyi verirken RMSE değerleri milyon seviyesinde çok yüksek çıkmaktadır. [54, 66-72].

Bu tez çalışmasında tercih edilen algoritmalara ve ağ yapılarına göre tercih edilen YSA ağ yapılarında irtifa tahmini için elde edilen RMSE, MAPE ve R^2 değerleri Tablo 5.8., Tablo 5.9., Tablo 5.10., Tablo 5.11. ve Tablo 5.12.' de verilmiştir.

Kullanılan algoritma ve ağ yapılarının çıkışı MATLAB'ta oluşturulan tahmin değerleri ile karşılaştırılmıştır. Tırmanma ve alçalma fazında ivme sürekli değişim gösterdiği için çıkış parametrelerinde sapmalar meydana getirmiştir. En çok ivme değişimi tırmanma fazında görülmektedir. Şekil 5.31'de tırmanma fazındaki ivme değişimleri grafiksel olarak verilmektedir. İvmedeki değişim seri şekilde zıt yönlü olduğundan yapay sinir ağlarında öğrenmeyi zorlaştırmaktadır. Bundan dolayı çeşitli ağ yapılarında yukarıda önermiş olduğumuz beş ayrı algoritma her uçuş fazı için tek tek denenmiştir. Elde edilen sonuçlar sonuç kısmında grafiklerle sunulmuştur.



Şekil 5.30. İrtifa Grafiği (Tırmanma Fazı)



Şekil 5.31. İvme/Zaman Grafiği (Tırmanma fazı)

Tırmanma fazında Şekil 5.30’da görüldüğü gibi yukarı eğimli bir tırmanış gözlemlenmektedir. Bunun sebebi Şekil 5.31’ deki grafikte görüldüğü üzere ivmelenmenin ilk kalkış anında aşırı osilasyonlar göstermesi ve yatay uçuş fazına gelmeye başladığında osilasyonların sönümlendiğinden anlaşılmaktadır. Bunun anlamı lineer değişimlerin olmadığı ve oluşan değişimlerin yönünü sürekli değiştirmesinden dolayı öğrenme eğiliminin sürekli değişime maruz bırakılmasıdır. Bu da eğitimi zorlaştırmaktadır. Bundan dolayı her algoritma için ağ yapısını değiştirerek en iyi MAPE sonuçlarından irtifa miktarının toplamdaki değişim miktarını ve RMSE sonuçlarından tahmin sonuçlarına nispeten yapılan hatanın miktarı analiz edilecektir.

5.5.1.2. Algoritma Türlerine Göre Ağ Yapılarının RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Önceki kısımda açıklandığı gibi LM, RP, SCG, CGF ve BFG algoritmaları (5x5), (5x8), (8x5), (8x8), (8x10), (10x8), (10x10), (10x15), (15x10) ve (15x15) ağ mimarileriyle yapay sinir ağlarında işleme tabi tutularak RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca gerçek değerler ile üretilen tahmin değerleri arasındaki farkı ortaya koyan irtifa grafikleri MATLAB üzerinden elde edilmiştir. Bu bölümün sonunda en iyi sonuçları veren yapının irtifa grafiği verilecektir ve sonuçlar karşılaştırılacaktır.

Tablo 5.8. ÇKYSA İle LM Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Tırmanma Fazında LM Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	27,8610	0,6389	1
5x8	13,7666	0,2067	1
8x5	55,2304	0,7931	0,9998
8x8	14,4073	0,2140	1
8x10	8,7037	0,1408	1
10x8	19,3815	0,6407	1
10x10	9,6420	0,2278	1
10x15	55,6418	2,2993	0,9999
15x10	27,7230	1,1480	1
15x15	62,1275	1,1978	1

LM algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (8x10) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=8,7037 değeri, MAPE=0,1408 ve $R^2=1$ değeri (8x10) ağ yapısı ile alınmıştır.

Tablo 5.9. ÇKYSA İle RP Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Tırmanma Fazında RP Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	113,6099	2,0313	0,9994
5x8	134,1607	2,9259	0,9992
8x5	90,1457	1,5754	0,9996
8x8	99,0848	1,6615	0,9996
8x10	70,8328	1,2224	0,9998
10x8	73,9576	1,0038	0,9998
10x10	174,7595	3,6668	0,9998
10x15	97,4593	0,9721	0,9998
15x10	112,0399	4,4015	0,9994
15x15	124,2165	2,9046	0,9993

RP algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (10x15) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=70,8328 değeri (8x10)'da vermesine karşın MAPE=0,9721 değeri ve $R^2 = 0,9998$ ile (10x15) ağ yapısında vermektedir. Tek bir ağ yapısında optimum değerler görülmediğinden bu algoritmada belirsizlik gözlenmiştir.

Tablo 5.10. ÇKYSA İle SCG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Tırmanma Fazında SCG Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	92,2248	0,9878	0,9996

5x8	108,3690	1,7041	0,9995
8x5	89,8048	1,5481	0,9996
8x8	111,2102	2,4261	0,9994
8x10	88,2080	2,0442	0,9996
10x8	95,8509	0,9119	0,9996
10x10	116,9086	1,6287	0,9994
10x15	136,7812	0,9747	0,9991
15x10	88,7927	2,7068	0,9996
15x15	79,3984	2,2112	0,9997

SCG algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (10x8) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=88,2080 değeri (8x10) ağ yapısında, MAPE=0,9119 ve $R^2=0,9996$ değeri (10x8) ağ yapısı ile alınmıştır.

Tablo 5.11. ÇKYSA İle CGF Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Tırmanma Fazında CGF Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	126,2946	1,0834	0,9993
5x8	162,2663	1,7717	0,9988
8x5	138,5928	2,9828	0,9991

8x8	155,5444	1,9960	0,9989
8x10	93,0557	2,2832	0,9996
10x8	125,8075	2,0306	0,9993
10x10	116,4768	2,2429	0,9994
10x15	95,2427	1,8182	0,9996
15x10	99,9814	3,3210	0,9995
15x15	106,4842	2,3057	0,9995

CGF algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (8x10) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. Fakat en düşük RMSE=93,0557 değeri, vermesine karşın MAPE=1,0834 değeri ile (5x5) ağ yapısında ve $R^2 = 0,9996$ değerini (8x10) vermektedir. Tek bir ağ yapısında optimum değerler görülmediğinden bu algorithmada belirsizlik gözlenmiştir.

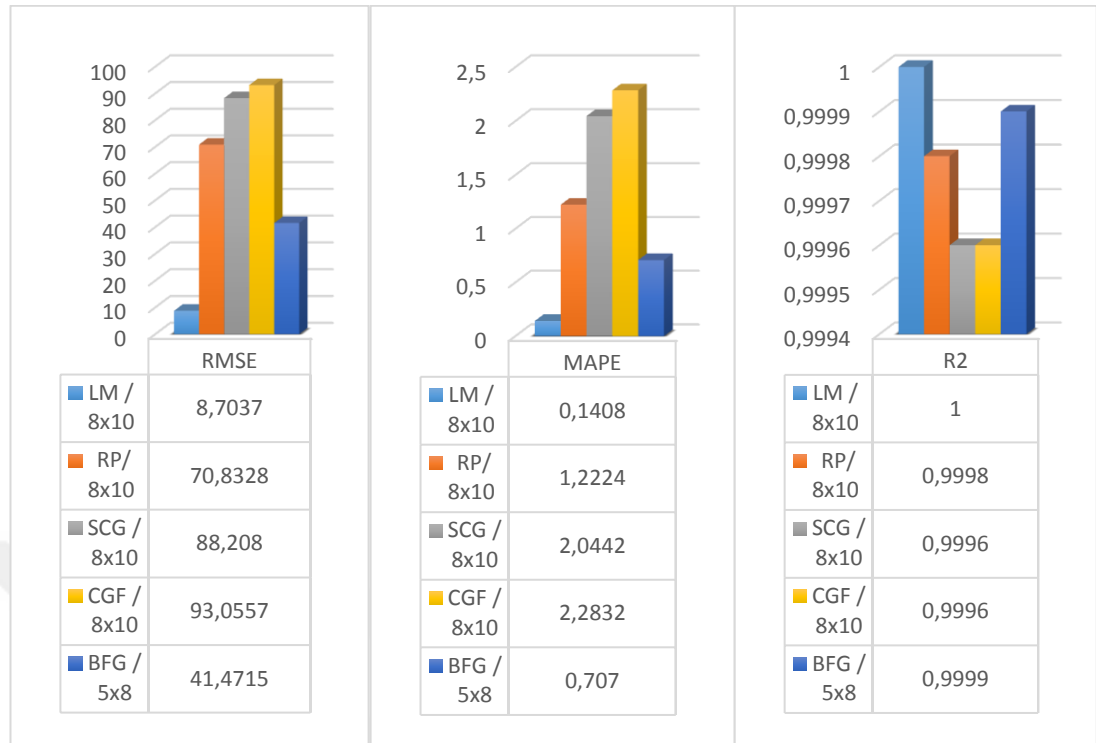
Tablo 5.12. ÇKYSA İle BFG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Tırmanma Fazında BFG Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	67,8850	0,7223	0,9998
5x8	41,4715	0,7070	0,9999

8x5	76,8875	1,4496	0,9997
8x8	82,7598	2,0020	0,9997
8x10	66,4299	0,7780	0,9998
10x8	60,6892	0,6753	0,9998
10x10	49,4203	1,6653	0,9999
10x15	42,6605	0,8979	0,9999
15x10	43,1958	1,1155	0,9999
15x15	44,6724	1,5178	0,9999

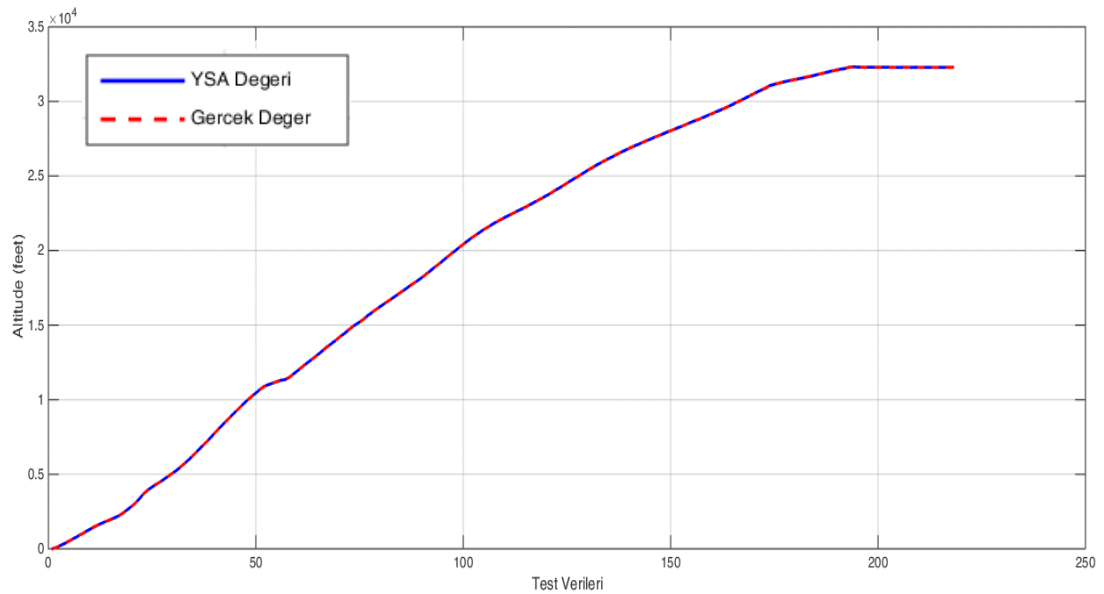
BFG algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (5x8) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=41,4715 değeri, $R^2=0,9999$ değeri (5x8) ve MAPE=0,6753 değeri (10x8) ağ yapısı ile alınmıştır. Tek bir ağ yapısında optimum değerler görülmediğinden bu algorithmada belirsizlik gözlenmiştir.

Bu karşılaştırmalar ışığında en iyi sonucu LM algoritmasının (8x10) ağ yapısı vermiştir. Şekil 5.32’de görüldüğü gibi LM algoritmasının (8x10) ağ yapısı RMSE ve MAPE de en düşük değerleri, R^2 değerinde en büyük değeri vermiştir. Bu yüzden tırmanma fazında bu ağ yapısının kullanılması uygun görülmüştür.



Şekil 5.32. Tırmanma Fazına Ait ÇKYSA da En İyi Değeri Veren Ağ Yapılarının Grafiği

MATLAB üzerinden elde edilen sonuçlara göre LM algoritmasında (8x10) ağ yapısının üretmiş olduğu grafik aşağıdaki gibidir.



Şekil 5.33. LM Algoritması (8x10) Ağ Yapısıyla Üretilen Tırmanma Fazına Ait Tahmin Değerleri ile FDR Değerleri Karşılaştırması

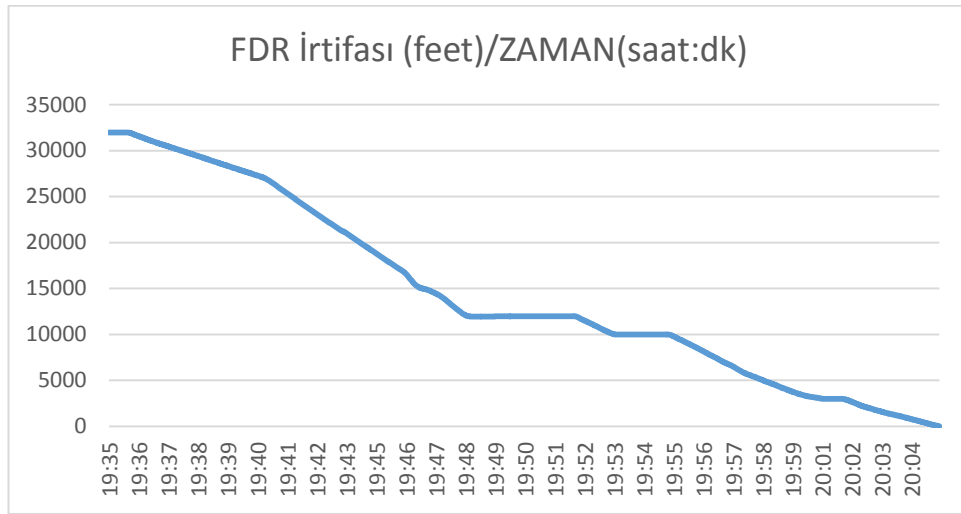
Grafikte mavi çizgi YSA ile üretilen değer, kırmızı çizgi FDR kayıtlarından alınan gerçek değerlerdir. Grafikte mavi çizginin kırmızı çizgiyle örtüşmesinden dolayı tahmin değerleri ile gerçek değerlerin tamamen örtüştüğü görülmektedir. Elde edilen MAPE değerine göre bakılacak olunursa tırmanış fazının toplamında 45 feet hata payı görülmektedir. Bu hata tamamen her saniyede eşit olarak gerçekleşmiş olsaydı saniye başına 0,05172 feet gibi bir değer ortaya çıkacaktı. Grafikten de görüldüğü gibi mavi çizgi kırmızı çizginin arkasından hiçbir sapma ile görünmediğinden hata payının düşük olmasını açıklamaktadır ve bu değerler tolerans dahilinde kabul edilebilir.

5.5.2. Alçalma Fazı

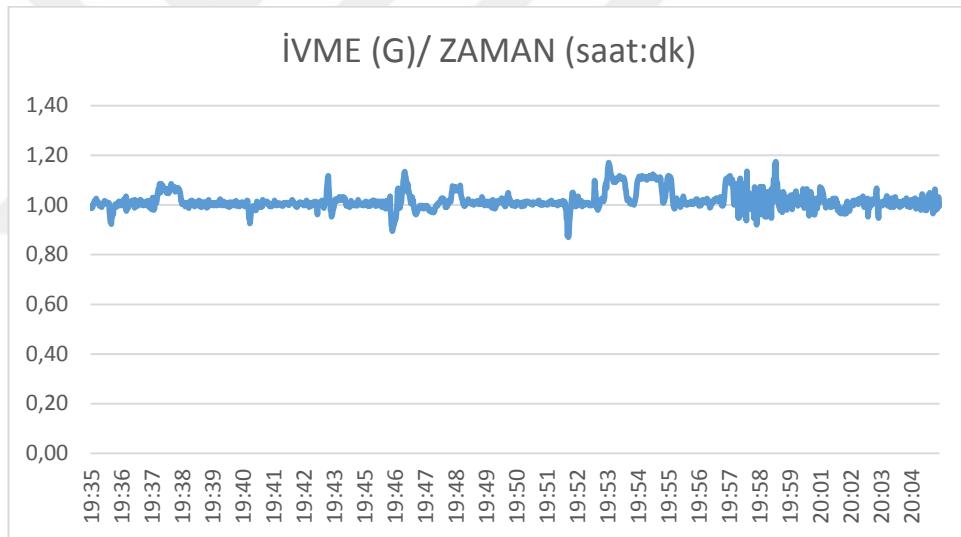
5.5.2.1. Ağ Yapısının Belirlenmesi

Çalışmada kullanılacak olan nöron sayılarına göre ağ mimarisi tırmanma fazında olduğu gibi aynı yöntem ve algoritmalarla RMSE, MAPE ve R^2 değerleri hesaplanmıştır. Bu verilen algoritmalara ve ağ yapılarına göre tercih edilen YSA ağ yapılarında irtifa tahmini için elde edilen RMSE, MAPE ve R^2 değerleri Tablo 5.13., Tablo 5.14., Tablo 5.15., Tablo 5.16. ve Tablo 5.17.' de verilmiştir.

Kullanılan algoritma ve ağ yapılarının çıkışı MATLAB'ta oluşturulan tahmin değerleri ile karşılaştırılmıştır. İvme sürekli değişim gösterdiği için uygun ağ yapısı ve uygun öğrenme algoritması belirlenerek çıkıştaki sapmalar önlenmiştir. Büyük oranda ivme değişimi alçalma fazında da görülmektedir. Şekil 5.35'de alçalma fazındaki ivme değişimleri grafikte verilmektedir. İvmedeki değişim seri şekilde zıt yönlü olduğundan Yapay Sinir Ağlarında öğrenmeyi zorlaştırmaktadır. Bundan dolayı çeşitli ağ yapılarında yukarıda önermiş olduğumuz beş ayrı algoritma her uçuş fazı için tek tek denenmiştir. Elde edilen sonuçlar sonuç kısmında grafiklerle gösterilmiştir.



Şekil 5.34. İrtifa Grafiği (Alçalma Fazı)



Şekil 5.35. İvme/Zaman Grafiği (Alçalma Fazı)

Alçalma fazında şekil 5.34’de görüldüğü gibi aşağı yönde değişken kademelerde alçalma biçimi gözlemlenmektedir. Bunun sebebi şekil 5.35’deki grafikte görüldüğü üzere ivmelenmenin son yaklaşma anında aşırı osilasyonlar göstermesi ve piste teker koyana kadar sönümlenmeden zıt yöndeki ivme değişimlerine devam ettiği görülmektedir. Bunun anlamı lineer değişimlerin olmadığı gibi oluşan değişimlerin biçimini sürekli değiştirmesinden dolayı öğrenme eğiliminin sürekli değişime maruz bırakılmasıdır. Bundan dolayı her algoritma için ağ yapısını değiştirerek en iyi MAPE sonuçlarından irtifa miktarının toplamdaki değişim miktarını ve RMSE sonuçlarından tahmin sonuçlarına nispeten yapılan hatanın miktarı analiz edilecektir.

5.5.2.2. Algoritma Türlerine Göre Ağ Yapılarının RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Önceki kısımda açıklandığı gibi LM, RP, SCG, CGF ve BFG algoritmaları iki katmanlı (5x5), (5x8), (8x5), (8x8), (8x10), (10x8), (10x10), (10x15), (15x10) ve (15x15) nöron sayılarındaki ağ yapılarıyla yapay sinir ağlarında işleme tabi tutularak RMSE, MAPE ve R^2 değerleri hesaplanmıştır. Ayrıca gerçek değerler ile üretilen tahmin değerleri arasındaki farkı ortaya koyan irtifa grafikleri MATLAB üzerinden elde edilmiştir. Bu bölümün sonunda en iyi sonuçları veren yapının irtifa grafiği verilecektir ve sonuçlar karşılaştırılacaktır.

Tablo 5.13. ÇKYSA İle LM Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Alçalma Fazında LM Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	73,5133	1,0329	0,9997
5x8	47,9278	0,7455	0,9999
8x5	42,3708	0,3770	0,9999
8x8	57,5217	0,9879	0,9998
8x10	26,0793	0,3109	0,9999
10x8	22,8803	0,2588	1
10x10	25,7243	0,2735	1
10x15	20,6265	0,2499	1
15x10	126,7604	0,4896	0,9992
15x15	77,6606	0,7395	0,9997

LM algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (10x15) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=20,6265 değeri, MAPE=0,2499 ve $R^2=1$ değeri (10x15) ağ yapısı ile alınmıştır.

Tablo 5.14. ÇKYSA İle RP Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Alçalma Fazında RP Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	282,1843	4,9673	0,9958
5x8	229,9940	3,6660	0,9972
8x5	292,6442	7,5280	0,9955
8x8	264,9425	2,2599	0,9963
8x10	168,8500	3,0169	0,9984
10x8	196,2245	2,9852	0,9979
10x10	167,8858	2,2904	0,9985
10x15	120,1572	2,4867	0,9992
15x10	115,6740	1,6774	0,9993
15x15	150,8811	2,6492	0,9988

RP algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (15x10) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=115,6740 değeri, MAPE=1,6774 ve $R^2=0,9993$ değeri (15x10) ağ yapısı ile alınmıştır.

Tablo 5.15. ÇKYSA İle SCG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Alçalma Fazında SCG Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	301,9040	11,1612	0,9952
5x8	215,3024	2,2829	0,9976
8x5	214,4842	4,7640	0,9976
8x8	241,9948	3,0882	0,9969
8x10	340,1087	3,2246	0,9930
10x8	187,8847	3,1224	0,9981
10x10	134,8645	4,2009	0,9999
10x15	117,2142	4,4002	0,9993
15x10	140,0559	3,1237	0,9999
15x15	123,1612	2,6225	0,9992

SCG algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (5x8) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=117,2142 değeri, vermesine karşın MAPE=2,2829 değeri ile (5x8) ağ yapısında ve (10x10) ağ yapısında $R^2 = 0,9999$ değeri vermektedir. Tek bir ağ yapısında optimum değerler görülmediğinden bu algorithmada belirsizlik gözlenmiştir.

Tablo 5.16. ÇKYSA İle CGF Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Alçalma Fazında CGF Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	312,9925	6,1446	0,9949
5x8	233,0652	2,1055	0,9971
8x5	355,4267	14,3953	0,9934
8x8	210,5711	3,9321	0,9977
8x10	307,2675	3,3061	0,9951
10x8	174,8258	6,8381	0,9984
10x10	133,5124	3,9284	0,9991
10x15	128,1982	4,5285	0,9991
15x10	162,7872	3,3832	0,9986
15x15	138,9110	3,1421	0,9999

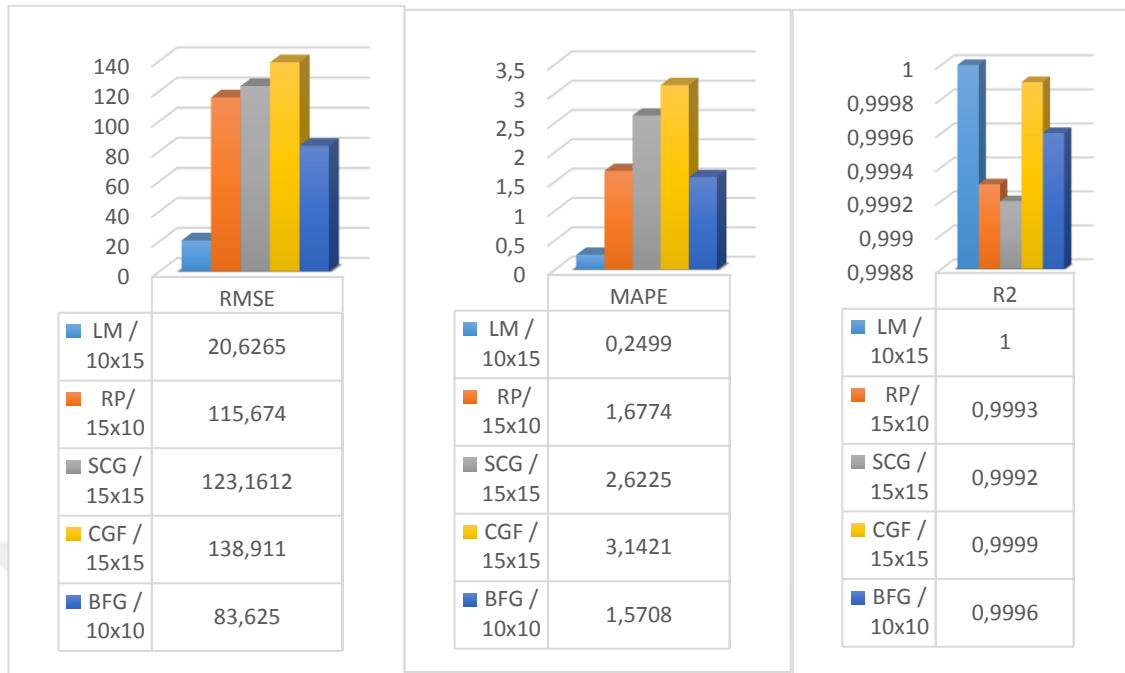
CGF algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (5x8) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. En düşük RMSE=128,1982 değeri ile (10x15) ağ yapısında ve (15x15) ağ yapısında $R^2=0,9999$ değeri vermesine karşın MAPE=2,1055 değeri ile (5x8) ağ yapısında vermektedir. Tek bir ağ yapısında optimum değerler görülmediğinden bu algorithmada belirsizlik gözlenmiştir.

Tablo 5.17. ÇKYSA İle BFG Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R^2 Değerleri

Alçalma Fazında BFG Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R^2
5x5	135,3781	2,4681	0,9999
5x8	111,8215	1,9346	0,9993
8x5	100,4663	1,7405	0,9995
8x8	97,6661	1,4418	0,9995
8x10	102,8878	1,7148	0,9994
10x8	76,6642	2,3008	0,9997
10x10	83,6250	1,5708	0,9996
10x15	88,1491	2,4278	0,9996
15x10	88,0665	2,2669	0,9996
15x15	132,9274	2,0387	0,9991

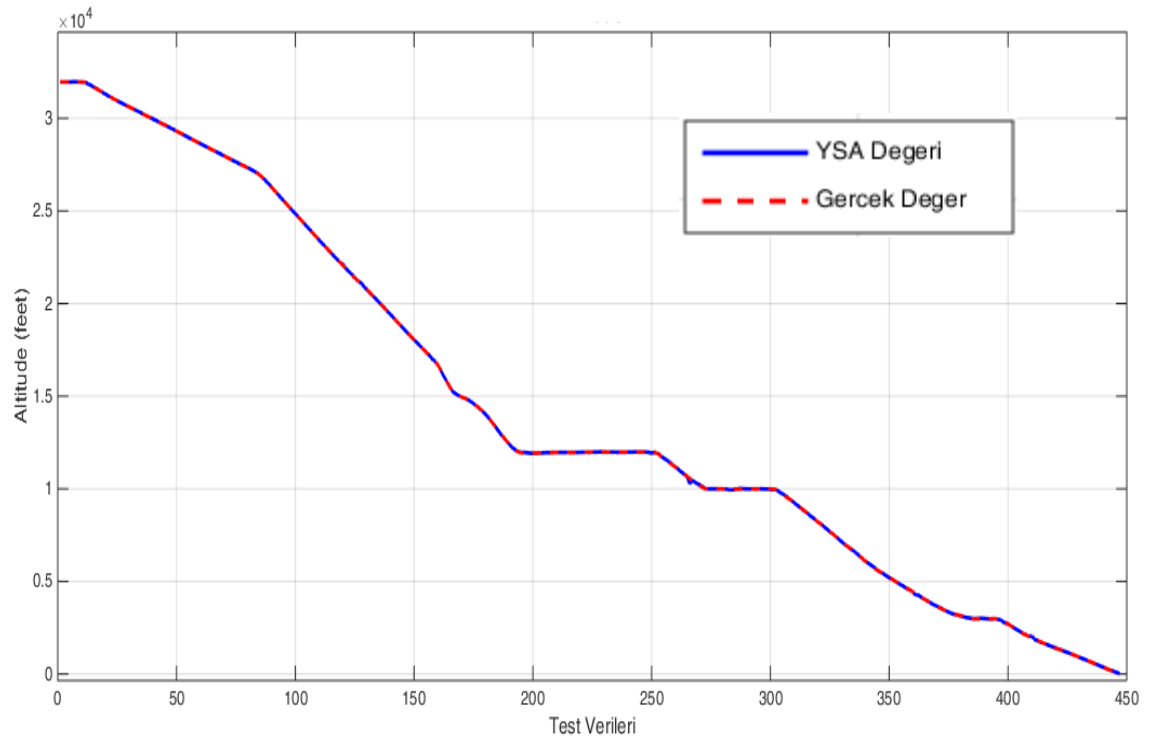
BFG algoritmasına göre yapılan tırmanma fazının analizinde (8x8) ağ yapısı en iyi sonuçları vermektedir. Fakat en düşük RMSE=76,6642 değeri (10x8) de vermesine karşın MAPE=1,4418 değeri ile (8x8) ağ yapısında ve $R^2 = 0,9999$ değerini (5x5) ağ yapısında vermektedir. Tek bir ağ yapısında optimum değerler görülmediğinden bu algorithmada belirsizlik gözlenmiştir.

Bu karşılaştırmalar neticesinde en iyi sonucu LM algoritmasının (10x15) ağ yapısı vermiştir. Şekil 5.36' da görüldüğü gibi LM algoritmasının (10x15) ağ yapısı RMSE ve MAPE de en düşük değerleri, R^2 değerinde en büyük değeri vermiştir. Bu yüzden alçalma fazında bu ağ yapısının kullanılması uygun görülmüştür.



Şekil 5.36. Alçalma Fazına Ait ÇKYSA da En İyi Değeri Veren Ağ Yapılarının Grafığı

MATLAB üzerinden elde edilen sonuçlara göre LM algoritmasında (10x15) ağ yapısının üretmiş olduğu grafik aşağıdaki gibidir.



Şekil 5.37. LM Algoritması (10x15) Ağ Yapısıyla Üretilen Alçalma Fazına Ait Tahmin Değerleri ile FDR Değerleri Karşılaştırması

Grafik üzerindeki mavi çizgi YSA ile üretilen değer, kırmızı çizgi ise FDR kayıtlarından alınan gerçek değerlerdir. Grafikte mavi çizginin kırmızı çizgiyle örtüşmesinden dolayı tahmin değerleri ile gerçek değerlerin tamamen örtüştüğü görülmektedir. Elde edilen MAPE değerine göre alçalış fazının toplamında 80 feet hata payı görünmektedir. Bu hata tamamen her saniyede eşit olarak gerçekleşmiş olsaydı saniye başına 0,04474 feet'lik değer ortaya çıkacaktı. Grafikten de görüldüğü üzere mavi çizgi kırmızı çizginin arkasında hiçbir sapma ile görünmediğinden hata payının düşük olmasını açıklamaktadır ve bu değerler tolerans dahilinde kabul edilebilir değerlerdir.

5.5.3. Tam Uçuş Fazı

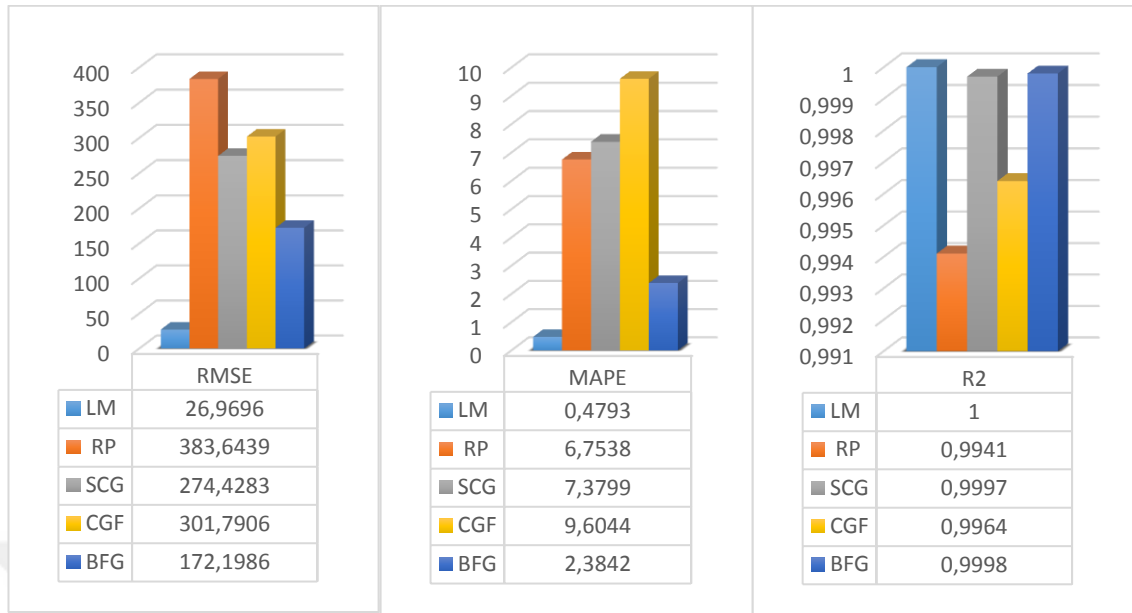
5.5.3.1. Ağ Yapısının Belirlenmesi

Çalışmada kullanılacak olan nöron sayılarına göre ağ mimarisi tırmanma fazında olduğu gibi aynı yöntem ve algoritmalarla RMSE, MAPE ve R^2 değerleri hesaplanmıştır. Bu verilen algoritmalarla ve ağ yapılarına göre tercih edilen YSA ağ yapılarında irtifa tahmini için elde edilen RMSE, MAPE ve R^2 değerleri Tablo 5.18 ve Tablo 5.19' da verilmiştir.

Kullanılan algoritma ve ağ yapılarının çıkışı MATLAB'ta oluşturulan tahmin değerleri ile karşılaştırılmıştır. Çıkışı etkileyen faktörlerden olan giriş parametresi ivme sürekli değişim gösterdiği için çıkış parametrelerinde sapmalar meydana getirmiştir. Büyük oranda ivme değişimi yatay uçuş fazı haricinde tırmanma ve alçalma anında görülmektedir. Tırmanma ve alçalma fazındaki ivme değişimleri önceki konuda grafik olarak verilmiştir. İvmedeki değişim seri şekilde zıt yönlü olduğundan yapay sinir ağlarında öğrenmeyi zorlaştırmaktadır. Bundan dolayı çeşitli ağ yapılarında yukarıda önermiş olduğumuz beş ayrı algoritma her uçuş fazı için tek tek denenmiştir. Tırmanma ve alçalma fazındaki başarısı göz önüne alındığında LM algoritmasının en iyi sonuçları verdiği gözlemlenmiştir. Bundan dolayı tüm uçuş fazında LM algoritması ağ yapısı türleriyle denenmiş ve en iyi sonucu veren (10x10) ağ yapısı diğer algoritmalar için uygulanmıştır. Bu algoritmalar içerisinde ise yine LM algoritması en iyi sonucu vermiştir. Elde edilen sonuçlar sonuç kısmında grafiklerle gösterilmiştir.

Tablo 5.18. ÇKYSA İle LM Algoritmasında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R² Değerleri

Tüm Uçuş Fazında LM Algoritması İçin Nöron Sayısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R ²
5x5	157,8286	3,3857	0,9999
5x8	104,9296	2,2180	0,9996
8x5	89,9888	2,2694	0,9997
8x8	69,6351	0,9389	0,9999
8x10	72,3138	1,1374	0,9999
10x8	66,8581	1,1551	0,9999
10x10	26,9696	0,4793	1
10x15	32,2946	0,4886	1
15x10	34,0510	0,6352	1
15x15	37,2925	0,4902	0,9999



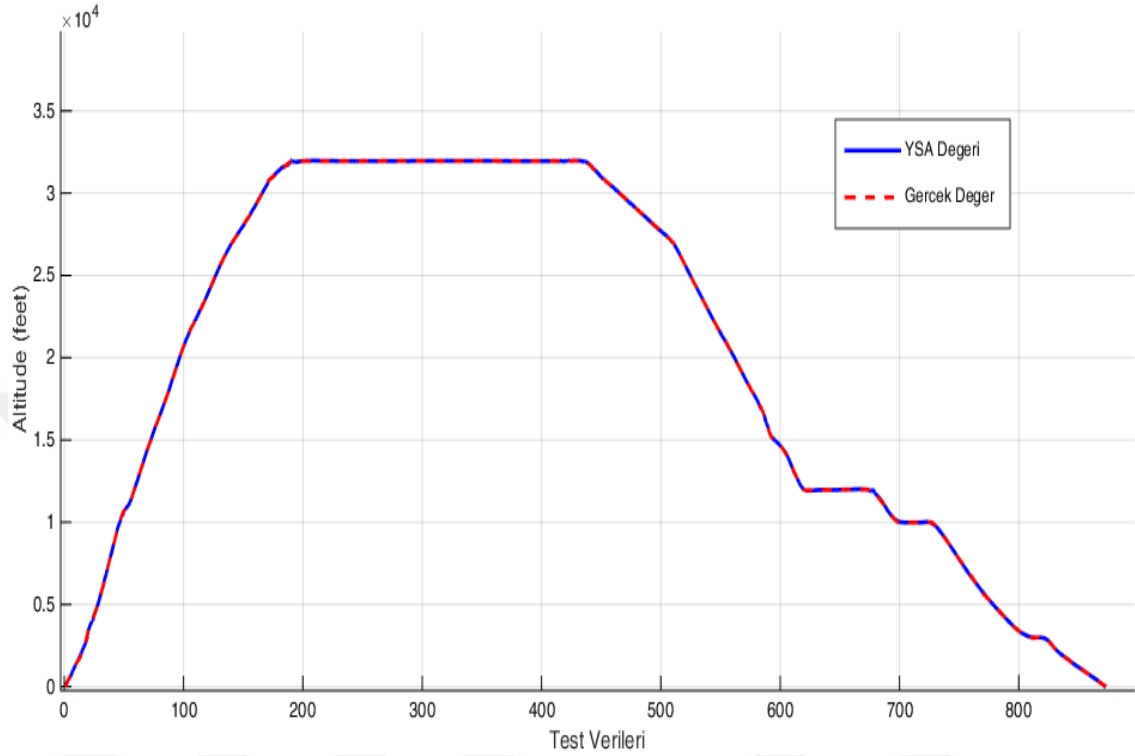
Şekil 5.38. Tam Uçuş Fazına Ait ÇKYSA da En İyi Değeri Veren Ağ Yapılarının Grafiği

Şekil 5.38’de görüldüğü gibi LM algoritmasının (10x10) ağ yapısı RMSE ve MAPE de en düşük değerleri, R² değerinde en büyük değeri vermiştir. Bu yüzden tam uçuş fazında bu ağ yapısının kullanılması uygun görülmüştür.

Tablo 5.19. ÇKYSA İle (10x10) Ağ Yapısının Algoritma Bazında Elde Edilen RMSE, MAPE ve R² Değerleri

Tüm Uçuş Fazlarında 10x10 ağ yapısında Algoritma Bazında Hata Verileri	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R ²
LM	26,9696	0,4793	1
RP	383,6439	6,7538	0,9941
SCG	274,4283	7,3799	0,9997
CGF	301,7906	9,6044	0,9964
BFG	172,1986	2,3842	0,9998

MATLAB üzerinden elde edilen sonuçlara göre LM algoritmasında (10x10) ağ yapısının üretmiş olduğu grafik aşağıdaki gibidir.



Şekil 5.39. LM Algoritması (10x10) Ağ Yapısıyla Üretilen Tam Uçuş Fazına Ait Tahmin Değerleri ile FDR Değerleri Karşılaştırması

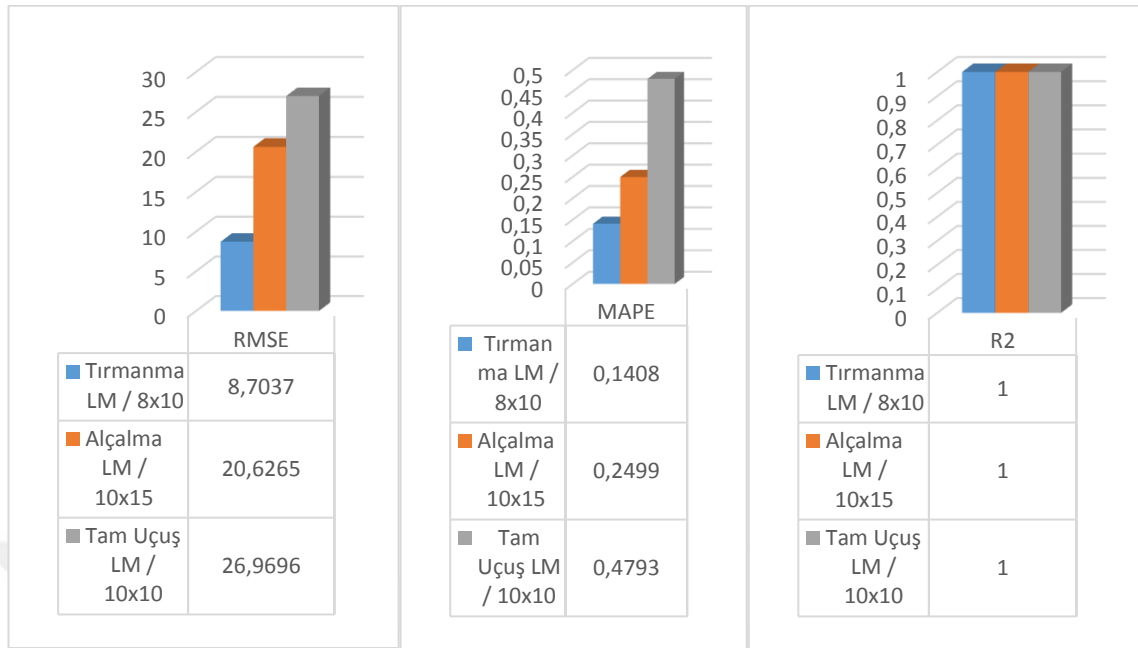
Grafik üzerindeki mavi çizgi YSA ile üretilen değer, kırmızı çizgi ise FDR kayıtlarından alınan gerçek değerlerdir. Grafikte mavi çizginin kırmızı çizgiyle örtüşmesinden dolayı tahmin değerleri ile gerçek değerlerin tamamen örtüştüğünü görülmektedir. Elde edilen MAPE değerine göre tam uçuş fazının toplamında 153 feet hata payı görünmektedir. Bu hata tamamen her saniyede eşit olarak gerçekleşmiş olsaydı saniye başına 0,038911 feet’lik değer ortaya çıkacaktı. Grafikten de görüldüğü üzere mavi çizgi kırmızı çizginin arkasında hiçbir sapma ile görünmediğinden hata payının düşük olmasını açıklamaktadır ve bu değerler kabul edilebilir miktarda değerlerdir.

5.6. ÇKYSA İle Elde Edilen Sonuçların Tüm Uçuş Fazlarına Göre Karşılaştırılması

Ayrı ayrı ele aldığımız uçuş fazlarında en iyi sonucu veren ağ topolojileri ve algoritması tablo 5.20’de verilmiştir.

Tablo 5.20. ÇKYSA İle Elde Edilen En İyi Sonuçların Uçuş Fazlarındaki Karşılaştırılması

Tırmanma Fazında En İyi Sonuç Veren Algoritma /Ağ Yapısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R ²
LM / 8x10	8,7037	0,1408	1
Alçalma Fazında En İyi Sonuç Veren Algoritma /Ağ Yapısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R ²
LM / 10x15	20,6265	0,2499	1
Tüm Uçuş Fazında En İyi Sonuç Veren Algoritma / Ağ Yapısı	İRTİFA		
	RMSE	MAPE	R ²
LM / 10x10	26,9696	0,4793	1



Şekil 5.40. ÇKYSA İle Elde Edilen En İyi Sonuçların Uçuş Fazlarındaki Karşılaştırılması

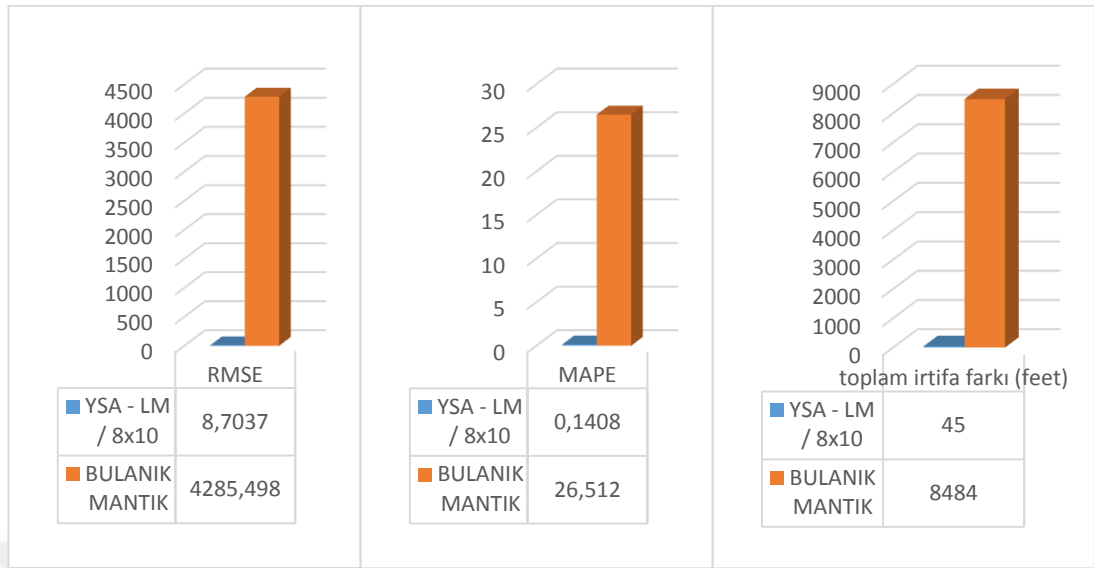
Tablo 5.20 ve Şekil 5.40’ da verilen grafikte görüldüğü gibi LM algoritması en iyi sonucu veren algoritma olarak sonuç vermiştir. Fakat her uçuş fazında aynı ağ yapılarına göre başarı sırası değişmiştir. Tırmanma fazında (8x10), alçalma fazında (10x15) ve tam uçuş fazında (10x10) ağ yapısında grafikte görüldüğü gibi en iyi sonucu vermektedir. Yapay Sinir Ağına girilen değerlerin regresyon analizi bu ağ yapılarında 1 olduğundan değerler birbiriyle tam olarak bağdaşmaktadır. Sırasıyla tırmanma, alçalma ve tam uçuş fazları için RMSE ve MAPE değerleri artmıştır fakat bu artışın sebeplerinden en önemlileri ivme sapmaları ve veri sayısıdır. İvme grafiklerinde verilen veri sayısı kadar ivme değişimleri de artış gösterdiğinden RMSE ve MAPE değerleri artış göstermiştir. Tırmanma fazında elde edilen MAPE değerine göre bakılacak olunursa tırmanış fazının toplamında 45 feet hata payı görünmektedir. Bu hata tamamen her saniyede eşit olarak gerçekleşmiş olsaydı saniye başına 0,05172 feet gibi bir değer ortaya çıkacaktı. Alçalma fazı için elde edilen MAPE değerine göre alçalış fazının toplamında 80 feet hata payı görünmektedir. Bu hata tamamen her saniyede eşit olarak gerçekleşmiş olsaydı saniye başına 0,04474 feet’lik değer ortaya çıkacaktı. Tam uçuş fazı için elde edilen MAPE değerine göre tam uçuş fazının toplamında 153 feet hata payı görünmektedir. Bu hata tamamen her saniyede eşit olarak gerçekleşmiş olsaydı saniye başına 0,038911 feet’lik değer ortaya çıkacaktı. Tırmanma fazında 870, alçalma

fazında 1788 ve tam uçuş fazında 3932 çift girişli (İvme / Zaman Domeni) veri seti kullanılmıştır. Her uçuş fazı için giriş sağlanan bu veri miktarlarının her biri için %50'si eğitim, %25'i doğrulama ve %25'i ise test için atanmıştır. Bu her bir giriş değerlerine iterasyon değeri olarak 1000 epoch, validasyon doğrulaması için 6, öğrenme katsayısını 0,01 ve momentum katsayısını 0,9 olarak hesaplama fonksiyonlarına atanmıştır. Bu değerlere bakılacak olursa ivmenin yere yakın irtifalardaki zamanlarda sapmanın zıt yönlü şiddetlenmesinden dolayı irtifa hatalarını tırmanma ve alçalma fazlarında yoğunlaştırdığını görmekteyiz. Yatay uçuşta ivme değişimi sıfıra yakın olmasından dolayı tam uçuş fazına etki eden toplam hatayı düşürdüğü ortaya çıkmaktadır. Veri sayısının tam uçuş fazında fazla olması ortalamayla hesaplandığında saniye başına düşen veri hatasını düşürmektedir.

Yapay sinir ağlarıyla tavsiye edilen algoritma Levenberg-Marquardt (LM) algoritması, ağ yapıları açısından tırmanma fazı için (8x10), alçalma fazı için (10x15) ve tam uçuş fazı için (10x10) ağ yapısı önerilmektedir.

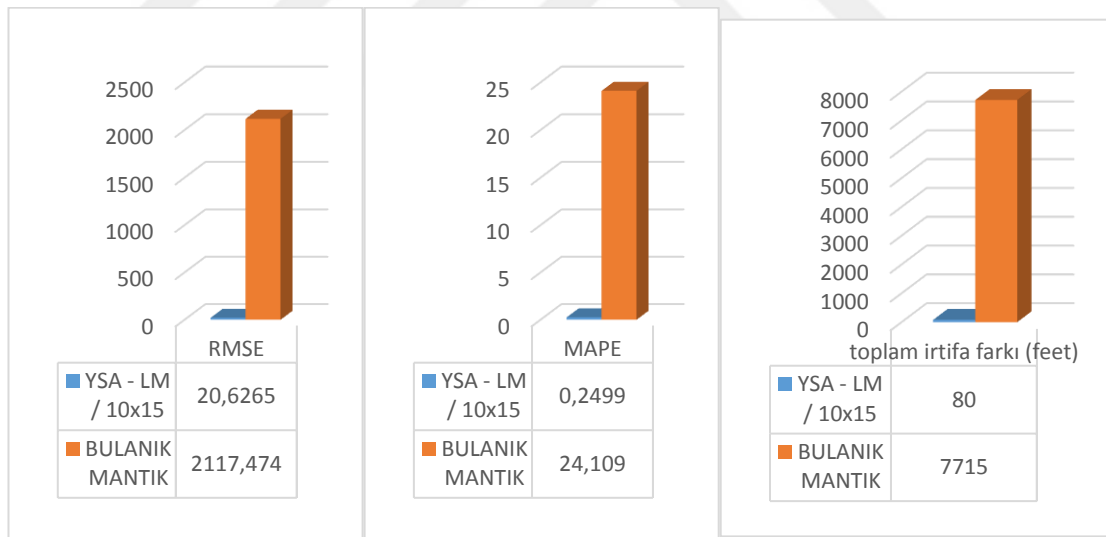
5.7. Yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantıkla Elde Edilen Sonuçların Karşılaştırılması

Bu tez çalışmasında üç ayrı uçuş fazını MATLAB programı üzerinden hem yapay sinir ağlarıyla hem de bulanık mantıkla oluşturulan yöntem ile irtifa tahminleri yapılmıştır. Tahminlerin gerçek FDR verilerine nispeten ne kadar hata ve sapma meydana getirdiklerini MAPE ve RMSE ile analiz edilmiş ayrıca R^2 regresyon analiziyle giriş verilerinin (ivme / zaman domeni) birbirleriyle ne kadar ilintili olduğu da analiz edilmiştir. Bu değerlendirmeler ışığında üç uçuş fazındaki analizler aşağıdaki grafiklerde sunulmuştur.



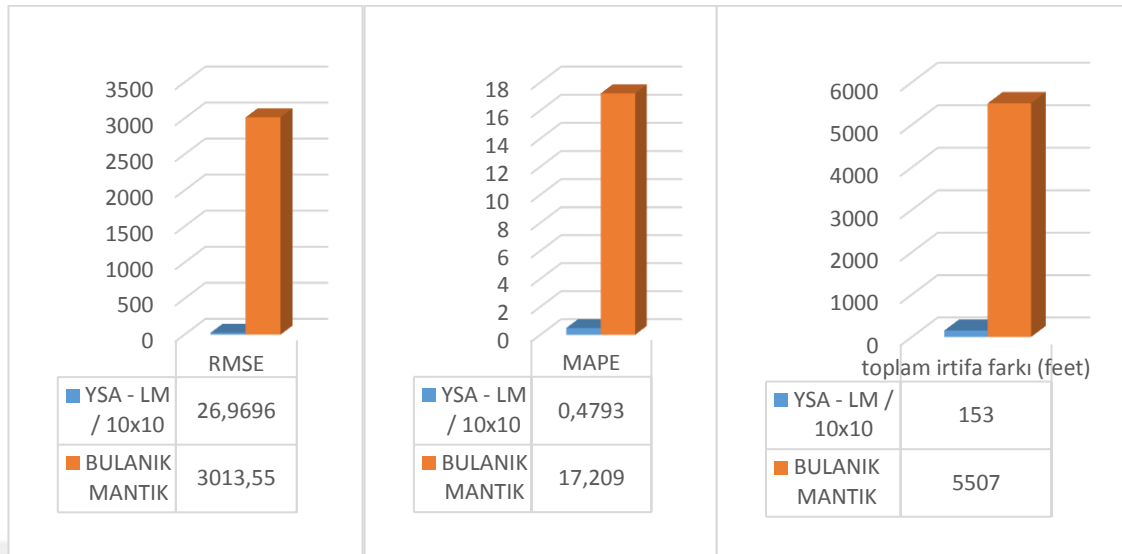
Şekil 5.41. Tırmanma Fazının YSA ve Bulanık Mantık Analizlerinin Karşılaştırılması

Tırmanma fazında YSA ile üretilen değerler bulanık mantığa göre daha üstün değerler sağlamıştır. YSA ile yapılan tahmin gerçeğe daha yakın olduğunu göstermiştir.



Şekil 5.42. Alçalma Fazının YSA ve Bulanık Mantık Analizlerinin Karşılaştırılması

Alçalma fazında YSA ile üretilen değerler bulanık mantığa göre daha üstün değerler sağlamıştır. YSA ile yapılan tahmin gerçeğe daha yakın olduğunu göstermiştir.



Şekil 5.43. Tam Uçuş Fazının YSA ve Bulanık Mantık Analizlerinin Karşılaştırılması

Tam uçuş fazında YSA ile üretilen değerler bulanık mantığa göre daha üstün değerler sağlamıştır. YSA ile yapılan tahmin gerçeğe daha yakın olduğunu göstermiştir.

Bu tez çalışması için önerilen yöntem; yapay sinir ağlarıyla tavsiye edilen algoritma Levenberg-Marquardt (LM) algoritması, ağ yapıları açısından tırmanma fazı için (8x10), alçalma fazı için (10x15) ve tam uçuş fazı için (10x10) ağ yapısı önerilmektedir.

6.BÖLÜM

SONUÇ, TARTIŞMA VE ÖNERİLER

Gelişen teknoloji den şüphesiz havacılık ta nasibini almıştır. Teknolojinin gelişiminden artan uçuş sayısı, konfor gereksinimlerinin uçak karakteristiklerine etkisi, ulaşım da hızlanma talepleri ve yoğun hava trafiği de nasibini almıştır. Bu gelişimlerin artması ile birlikte güvenlik problemlerini de beraberinde getirmiştir. Havacılıkta oluşacak en küçük hata bile büyük kaza kırımlarını beraberinde getireceğinden kuralları kan ile yazılan havacılık olaylarındaki belli kazalardan tecrübe edilmiş durumlar sistemleri hata payı daha az bir düzende çalışmaya mecbur etmiştir. Gelişimin beraberinde getirmiş olduğu eksikliklerin giderilmesinde bilim çevrelerince yeni yöntemlere başvurulmuştur. Bu yöntemler geliştirilirken var olan uçak sistemlerinde bir hata meydana gelmesinde bu sisteme alternatif olacak şekilde başka sistemden alınan verilerle aynı performansı gösterecek bir yöntem aranmıştır. Aranan bu yöntemlere en çok konu olan irtifa bilgileri kötü hava şartlarındaki uçuşta pilotların yanlış irtifa okumasına, herhangi bir Pitot-Statik Sisteme bağlı olan alet sisteminde arıza meydana gelmesine karşı doğru olanda karar kılmasında, dağlık bölgede gece uçuşu yapılırken karşılaşılan alet arızasında uçuşun emniyetli olması açısından önem arz eder. Son zamanlarda yaşanan uçak kazalarının birçoğu Pitot-Statik Sistemden kaynaklandığı görülmüştür. Bu sisteme alternatif olarak geliştirilen yöntemde Pitot-Statik Sistemden tamamen bağımsız ve sağlamlığı zamanla kanıtlanmış bakım gerektirmeyen dikey ivmeölçerden alınan veriler ile evrende varoluşun sebebi olan gerçek tek ölçü birimi olan zamanı; Yapay Sinir Ağlarında ve Bulanık Mantıkta giriş verileri olarak kullanan bir yöntem geliştirilmiştir. Bu tez çalışmasında öncelikle irtifa problemlerinin önemi belirtilmiş, kullanılan yapay sinir ağları ve bulanık mantık sistemleri hakkında bilgiler sunulmuştur. Yapılan analizler sonucunda tespit edilen problemlerin çözümü için; yapay sinir ağlarında RP, CGF, LM, SCG ve BFG algoritmaları kullanılmıştır. Bulanık mantık için Gauss fonksiyonlarının ağırlık merkezi korelasyonları kullanılarak ivme ve zaman için “Gaussian Curve Membership” ve “Generalized Bell-Shaped Membership Function”

fonksiyonları kullanılmıştır. Elde edilen sonuçların doğruluk karşılaştırması için MAPE, MAD, MSE, RMSE ve R^2 analizleri kullanılmıştır.

En doğru irtifa değerini veren yöntemin belirlenmesi için yapay sinir ağlarında her bir algoritma için (5x5), (5x8), (8x5), (8x8), (8x10), (10x8), (10x10), (10x15), (15x10) ve (15x15) ağ yapıları; tırmanma, alçalma ve tam uçuş fazları için denenerek çıkan sonuçlar RMSE, MAPE ve R^2 analizleriyle karşılaştırılmıştır. Bulanık mantık için uygulanan üyelik fonksiyonlarını ‘Sancak 2.fis’ ve ‘Sancak 3.fis’ kural tabanlarında tırmanma, alçalma ve tam uçuş fazları için denenerek MAD, MSE, RMSE, MAPE ve R^2 analizleriyle karşılaştırılmıştır. Bulanık mantık ve yapay sinir ağları için kendi içinde bulunan en iyi analizler en son kısımda her bir uçuş fazı için bulanık mantık ve yapay sinir ağları arasında karşılaştırılmıştır. Şekil 5.41, Şekil 5.42 ve Şekil 5.43’ teki tabloda elde edilen analizlere göre yapay sinir ağı ile elde edilen değerler bulanık mantıkta elde edilen değerlere göre üstünlük sağlamıştır. $R^2=1$ değerleri ile sisteme girilen değerlerin birbirleriyle uyumlu olduğu, RMSE değerleri ile ortalama karesel hatanın grafiklerde görüldüğü üzere aşırı değişimli ivmelere rağmen kabul edilebilir oranlarda olduğu ve MAPE değeri ile ortalama mutlak yüzde sapmanın düşük değerlerde olup toplam ivmede gerçek barometrik ölçümlere nispeten yapılan hatanın 45 feet’e kadar düşürüldüğünü ortaya koymuştur. Nihayetinde yapılan karşılaştırmalar için yapay sinir ağlarıyla tavsiye edilen algoritma Levenberg-Marquardt (LM) algoritması, ağ yapıları açısından tırmanma fazı için (8x10), alçalma fazı için (10x15) ve tam uçuş fazı için (10x10) ağ yapısı önerilmiştir.

Tez çalışmasında önerilen yapay sinir ağlarıyla oluşturulan yöntemler uygulanabilirlik açısından gayet yeterli ve kolaydır. Aşırı karmaşık proses istemeden ve haricen düzeltme tablolarına gerek kalmadan hızlı ve güvenilir şekilde sonuç vermektedir. Barometrik irtifa bilgisi elde etmek için gereken Pitot-Statik Sistemi, FDR sistemi, ADC sistemi, harici karşılaştırma/düzeltilme tablolarına ihtiyaç duyan ve birbirine bağımlı bu sistemlere karşın herhangi birinde arıza çıkması durumunda düşük hata ve yüksek başarımla alternatif bir sistem sunmaktadır. Önerilen bu alternatif hesaplama yöntemi uçuş emniyetinin artırılması ve sürdürülebilir uçuş slotlarının geliştirilmesinde önem arz etmektedir. Bu tez çalışması için sonuç olarak Yapay Sinir Ağları modelleriyle üretilen irtifa bilgisi geleneksel yöntemlere göre gayet basit ve yüksek doğrulukta alternatif sistem üretmiştir.

KAYNAKLAR

1. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 5.1 Volume 1 Elektronik Instrument Systems, Total Training Support Ltd, 1-6 s.
2. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 35-38 s.
3. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 127-129 s.
4. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 71-75 s,99-100 s.
5. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 221-233 s.
6. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 591-607 s.
7. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 71-99 s.
8. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 140 s.
9. Boeing, 2002. Boeing 737-600/700/800/900 Aircraft Maintenance Manual Chapter 31-31-00 Flight Data Recorder System / Accelerometers, The Boeing Company, 56 s.
10. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 5.3 Volume 1 Data Conversion, Total Training Support Ltd, 18-23 s.
11. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.18 Volume 5 Onboard Maintenance Systems, Total Training Support Ltd 9-20 s.
12. Fablec. Y.L., Alliot. J. M., 1999. Using Neural Networks to predict aircraft trajectories, *Researchgate/Publication/2487739*. pp 1-5.
13. Fauset, L., 1994. Fundamentals of Neural Networks, Prentice Hall Inc., USA, 461 pp.
14. Rolston D. W., Principles of artificial intelligence and expert systems development,s. 31, McGraw-Hill, 1988.
15. Jang J.-S. R., “ANFIS: Adaptive-Network-BasedFuzzy Inference System”, IEEE Trans.Systems, **Man and Cybernetics**, **23**,:665-685, 1993.

16. Temel, R., 2017. Uçak Kara Kutusundan Alınan Veriler Kullanılarak Hücum Açısı ve Mach Sayısının YSA Ve ANFIS İle Tahmini. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 90 s.
17. Arık, S., 2014. Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Hava Veri Bilgisayarı Parametrelerinin Hesaplanması. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 103 s.
18. Özemre, M., 2000. Gövdeye Bağlı Ataletsel Navigasyon Sisteminin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak İlk Yöneliminin Yapılması. Orta Doğu Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 133 s.
19. Altuntaş, Y., 2007. Uçak Kara Kutusundan Alınan Kayıtların Yapay Sinir Ağları İle İncelenmesi. Haliç Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Ankara, 94 s.
20. Türkmen, M., 2011. Motor Performans ve Emisyon Parametrelerinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Belirlenmesi. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 76 s.
21. Şener, T., 2003. Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı İle Uçuş Kontrol Sisteminde Arıza Tespiti ve Yalıtımı. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 93 s.
22. Karatay, E., 2015. Çeşitli Kanat Profillerinin Aerodinamik Parametrelerinin Yapay Sinir Ağları İle Belirlenmesi. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 81 s.
23. Aykan, R., 2005. Kalman Filtresi Ve Yapay Sinir Ağları İle Uçak Buzlanmalarının Tespiti, Teşhisi ve Yeniden Şekillendirilebilir Kontrol. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, İstanbul, 144 s.
24. Uçarlar, A., 2006. Bir Uçak Kanadının Sağladığı Toplam Taşıma Değerinin Ortam ve Uçuş Şartlarına Bağlı Olarak Değişiminin Yapay Sinir Ağları Metodu İle Programlanması. Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Isparta, 80 s.
25. Fenar, S., 2016. Uçaklarda Uçuş Esnasında Meydana Gelebilecek Buzlanma Risk Derecesinin Ysa Kullanılarak Tahmin Edilmesi. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 87 s.

26. Badalov, M., 2004. Yapay Sinir Ağları Temelinde Uçağın Yanlamasına ve Uzunlamasına Hareket Kontrolü. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 76 s.
27. Güleç, K., 2002. C-130 Uçaklarının Performans Hesaplarında Yapay Sinir Ağlarının Kullanılması. . Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 68 s.
28. Savran, A., 2000. Yapay Sinir Ağları Ve Bulanık Sistemler Temelli Uçuş Kontrol Tasarımı. İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, İstanbul, 159 s.
29. Konar, M., 2010. Bulanık Mantık ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Uçuş Kontrol Sistemlerine Ait Bazı Parametrelerin Hesaplanması. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 80 s.
30. Buja, K., Grzesik, N., Kuzma, K., 2018. The use of a fuzzy logic to eliminate an error in measuring the flight altitude of the w-3 „sokol” helicopter, *Air Force Academy in Deblin, 2018, Wydział Lotnictwa*, pp. 125-141.
31. Türkmen, İ., Korkmaz, Y., 2011. Uçaklardaki hava veri bilgisayarında basınç irtifasının bulanık mantık sistemine dayalı uyarlanır ağ ile hesaplanması, *2011 IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU 2011)*, pp. 1142-1144.
32. Saltoğlu, R., 2001. Integrated Radio-INS Altimeter Development Via Kalman Filitering, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul, 88 s.
33. Kayton, M., Fried, W. R., 1997. Avionics Navigation Systems. John Wiley & Sons, Inc., Second Edition, 800 pp.
34. Collinson, R. P. G., 2011. Introduction to Avionics Systems. Springer Netherlands Publish, 492 pp.
35. Megep, 2011. Uçak Bakım, Alet sistemleri-I. Ankara, 78 s.
36. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 71-126 s.
37. "atmospheric pressure." Encyclopædia Britannica Ultimate Reference Suite. Chicago: Encyclopædia Britannica, 2011.
38. Anderson, J. D., 2005. Introduction to Flight. McGraw-Hill, Fifth Edition, 1041 pp.

39. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 127-134 s.
40. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 22-38 s.
41. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 609-615 s.
42. EASA, 2016. TTS – Total Training Support Modüle 11.5 Volume 2 Instrument/ Avionic Systems, Total Training Support Ltd 641-646 s.
43. Crew, Henry (2008). The Principles of Mechanics. BiblioBazaar, LLC. s. 43. ISBN 0559368712.
44. Bondi, Hermann (1980). Relativity and Common Sense. Courier Dover Publications. s. 3. ISBN 0486240215.
45. Demir, K.A., Erten, S., Dönmez, E., Cicibaş, H., "İnsansız Hava Araçlarının Operasyonel Ortamda Modellenmesi ve Simülasyonu", 2. *Yazılım Kalitesi ve Yazılım Geliştirme Araçları Sempozyumu*, İstanbul 3-4 Aralık 2010.
46. Holt, A., Engineering Analysis of Flight Vechicles, Dover Publishing, 1992.
47. Boeing, 2002. Boeing 737-600/700/800/900 Aircraft Maintenance Manual Chapter 31-31-00 Flight Data Recorder System / Accelerometers, The Boeing Company, 57 s.
48. FAA, 2008. review of flight data recorder data from non-revenue flights. (https://www.faa.gov/documentlibrary/media/order/lid_feb_28_2019.pdf), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
49. UTEd, 2007. Kara kutu. (<https://uteddergi.com/teknik/>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
50. Boeing, 2002. Boeing 737-600/700/800/900 Aircraft Maintenance Manual Chapter 31-31-00 Flight Data Recorder System / Accelerometers, The Boeing Company, 52 s.
51. Boeing, 2002. Boeing 737-600/700/800/900 Aircraft Maintenance Manual Chapter 31-31-00 Flight Data Recorder System / Accelerometers, The Boeing Company, 23-24 s.
52. Boeing, 2002. Boeing 737-600/700/800/900 Aircraft Maintenance Manual Chapter 31-31-00 Flight Data Recorder System / Accelerometers, The Boeing Company, 27-32 s.

53. Kayton, M., Fried, W. R., 1997. Avionics Navigation Systems. John Wiley & Sons, Inc., Second Edition, 800 pp.
54. Haykin, S., 1994. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall PTR, USA, 768 pp.
55. Anderson, D., McNeill, G., 1992. Artificial Neural Networks Technology. A DACS (Data & Analysis Center for Software) State-of-the -Art Report, Contract Number F30602-89-C-0082, 87. New York, Kaman Sciences Corporation.
56. Tsoukalas, L.H., Uhring, R.E., 1997. Fuzzy and Neural Approaches in Engineering. John Wiley & Sons, New York, 606 pp.
57. Abiyev, R., 2003. Neural Network Based Fuzzy Inference System For Identification and Control Of Dynamic System. Near East University, *IJCI of Int XII. Turkish Symposium on Artificial Intelligence and Neural Networks*, 1.
58. Zhang, J., Morris, A.J., 1995. Fuzzy Neural Network for Nonlinear System Modelling. *IEEE Proceedings, Control Theory Applications*, **42/6**:550-560.
59. Ergezer, H., Dikmen, M., Özdemir, E., 2006. Yapay Sinir Ağları ve Tanıma Sistemleri. **PİVOLKA**, **2(6)**: 10-19.
60. Narendra, K. S., Parthasarathy, K., 1991. Gradient Methods for the Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks. **IEEE Trans. on Neural Networks**, **(2-2)**:250-261.
61. Sağiroğlu, Ş., Beşdok, E., Erler, M., 2003. Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları-I:Yapay Sinir Ağları. Ufuk Kitap, 426 s.
62. Öztemel, E., 2003. Yapay Sinir Ağları. İstanbul, Papatya Yayıncılık, 232 s.
63. Yao, X., 1999. Evolving artificial neural networks. **Proceedings of the IEEE**, **87/9**: 1421-1449.
64. Manic, M., 2003. Techniques in Neural Network Training with An Enhanced Robustness. Doctor of Philosophy Thesis, University of Idaho, 676 pp.
65. Kantardzic, M., 2003. Data Mining: Concepts, Models, Methods, and Algorithms. John Wiley & Sons, 480 pp.
66. Hagan, M.T., Menjah, M., 1994. Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. **IEEE Trans. on Neural Networks**, **5/6**:987-995.
67. Lourakis, M. I. A., 2005. A brief description of the Levenberg-Marquardt algorithm implemented by levmar. Institute of Computer Science Foundation for Research and Technology, Crete, Greece.

68. Cong, T.C., Han, D.J., Au, F.T.K., Than, L.G., 2003. Acceleration of Levenberg- Marquardt training of neural networks with variable decay rate. **IEEE Trans. on Neural Networks**, 3/6:1870-1879.
69. Lahmiri, S., 2011. A comparative study of backpropagation algorithms in financial prediction. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA)*, 1/4.
70. Charalambous, C., 1992. Conjugate gradient algorithm for efficient training of artificial neural networks, **IEEE Proceedings, Circuits, Devices and Systems**, 139/3 :301-310.
71. Moller, M. F., 1993. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. **Neural Networks**, 6:4 :520–535.
72. Lahmiri, S., 2011. A comparative study of backpropagation algorithms in financial prediction. *International Journal of Computer Science, Engineering and Applications (IJCSEA)*, 1:4.
73. Brubaker D. I., 1991. *Introduction to Fuzzy Logic Systems*, The Huntington Group, s. 30-40.
74. Ross J. T., Ekim 2004. *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, John Wiley & Sons Ltd, England, s: 24.
75. Zadeh, L.A. 1965. Fuzzy Set, **Information and Control**, 8:338-353.
76. Zadeh, L.A. 1973. Outline of a New Approach to the Analysis of Complex Systems and Decision Processes, **IEEE Transactions on Systems**, 3:28-44.
77. Mamdani E. H., 1974. Application of Fuzzy Algorithms for Control of Simple Dynamic Plant, **Proceedings of IEEE**, 121:1585-1588.
78. Larkin I. L., 1984. A Fuzzy Logic Controller for Aircraft Flight Control, *Decision and Control, 23rd IEEE Conference*, s. 894-897.
79. Dubois, D. and Prade, H. 1980. *Fuzzy Sets and Systems: Theory and Applications*, Academic Press, s. 9-19.
80. Almeida O.M., 2002. Coelho A. R., A Fuzzy Logic Method for Autotuning a PID Controller: *SISO and MIMO Systems, 15th Triennial World Congress*. 377pp.
81. Passino M. K., 1997. Yurkovich S., *Fuzzy Control*, Addison Wesley Publishing Company, s. 21-30.

82. Brubaker D. I., 1991. Introduction to Fuzzy Logic Systems, The Huntington Group, s. 35-40.
83. Kıyak E., Kahvecioglu A., 2003. Bulanık Mantık ve Uçuş Kontrol Problemine Uygulanması, *Havacılık ve Uzay Teknolojileri Dergisi*, Cilt:1 Sayı:2 s. 63-72.
84. Czekalzkı P., 2006. Fuzzy Rule Based System With Parameterized Consequences, *Int. J. Appl. Math. Comput. Sci.*, **16**:373-385.
85. Nguyen H.T., Walker E.A., 1999. A First Course In Fuzzy Logic, Chapman&Hall/CRC, New York, s. 214.
86. Bai Y., Zhuang H., Wang D., 2007. Advanced Fuzzy Logic Technologies in Industrial Applications, Springer London, s. 37.
87. Nurcahyo G. W., 2003. Selection of Defuzzification Method to Obtain Crisp Value for Representing Uncertain Data in a Modified Sweep Algorithm, Faculty of Computer Science, University of Putera Indonesia, *JCS&T*, **3**:22-28.
88. Yıldırım, M., T., 2003. Dürtü Gürültüsü İle Bozulmuş Sayısal Görüntülerde Kenar Çıkarımı İçin Bulanık Sinir Ağı Tabanlı Bir Kenar Sezici. Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri, 47 s.
89. Orhan, U., 2019. Makine öğrenmesi ve biyolojik sinir hücresi.
(<http://bmb.cu.edu.tr/uorhan/DersNotu/Ders06.pdf>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
90. Psikolojik.gen, 2018. Yapay Sinir Ağları.
(<https://www.psikolojik.gen.tr/yapay-sinir-aglari.html>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
91. Güzel, Y., 2018. Yapay Zeka Ders Notları 04- Yapay Sinir Ağlarının Yapısı.
(<https://medium.com/@yasinguzel/yapay-zeka-ders-notlar%C4%B1-04-yapay-sinir-a%C4%9Flar%C4%B1n%C4%B1n-yap%C4%B1s%C4%B1-6b9bfc3004bf>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
92. Cs.Princeton Univercitiy, 2018. What are fuzzy sets and who uses them.
(<http://www.cs.princeton.edu/courses/archive/fall07/cos436/HIDDEN/Knapp/fuzzy002.htm>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
93. Cs.Princeton Univercitiy, 2018. What are fuzzy sets and who uses them.
(<https://www.cs.princeton.edu/courses/archive/fall07/cos436/HIDDEN/Knapp/fuzzy004.htm>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı, Soyadı: Sancak DEMİRYÜREK
 Uyruğu: Türkiye (TC)
 Doğum Tarihi ve Yeri: 31 Mart 1987, Malatya/Battalgazi
 Medeni Durumu: Bekâr
 Tel: +90 506 5650587
 Fax: +90 384 3535125
 Email: sancakde@gmail.com
 Yazışma Adresi: Kapadokya Üniversitesi, Üniversite Cad. No:1 İdari Bina Mustafapaşa Köyü Ürgüp/Nevşehir

EĞİTİM

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Lisans	Kocaeli Ün. Sivil Havacılık YO. UEE	2013
Lisans	Kocaeli Ün. Sivil Havacılık YO. UGM (Çift Ana Dal)	2013
Lisans	Anadolu Ün. İİB Fak. İşletme böl.	2012
Ön Lisans	Ankara Ün. Çankırı MYO Elektronik Haberleşme.	2008
Lise	Malatya Lisesi, Malatya	2003

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görev
2014- Halen	Kapadokya Üniversitesi Uçak Teknolojisi Programı	Öğretim Görevlisi
2014–2014	İstanbul Bilgi Üniversitesi Uçak Teknolojisi Programı	Öğretim Görevlisi

YABANCI DİL

İngilizce

YAYINLAR

Demiryürek. S., Yıldırım. M.T. “Uçuş Veri Kaydedicisi Verilerinden Bulanık Mantık Yöntemi İle İrtifa Tahmini” HORA - Uluslararası İnsan-Bilgisayar Etkileşimi, Optimizasyon ve Robotik Uygulamaları Kongresi European Journal of Science and Technology (EJOSAT) Özel Sayı, (2019)