

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

**UÇAK AĞIRLIK MERKEZLERİNİN
ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE
HESAPLANMASI**

**Hazırlayan
Esra ATİK KARACA**

**Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Nurcan SARIKAYA BAŞTÜRK**

Yüksek Lisans Tezi

**Şubat 2021
KAYSERİ**

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

**UÇAK AĞIRLIK MERKEZLERİNİN
ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE
HESAPLANMASI
(Yüksek Lisans Tezi)**

**Hazırlayan
Esra ATİK KARACA**

**Danışman
Dr. Öğr. Üyesi Nurcan SARIKAYA BAŞTÜRK**

**Şubat 2021
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.

Esra ATİK KARACA

İmza

YÖNERGEYE UYGUNLUK

“Uçak Ağırlık Merkezlerinin Esnek Hesaplama Yöntemleri ile Hesaplanması” adlı Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi Lisansüstü Tez Önerisi ve Tez Yazma Yönergesi’ne uygun olarak hazırlanmıştır.



Hazırlayan

Esra ATİK KARACA

İmza

Danışman

Dr. Öğr. Üyesi Nurcan SARIKAYA BAŞTÜRK

İmza

Sivil Havacılık ABD Başkanı

Prof. Dr. İlke TÜRKMEN

İmza

Dr. Öğr. Üyesi Nurcan SARIKAYA BAŞTÜRK danışmanlığında **Esra ATİK KARACA** tarafından hazırlanan “**Uçak Ağırlık Merkezlerinin Esnek Hesaplama Yöntemleri ile Hesaplanması**” adlı bu çalışma jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü **Sivil Havacılık** Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

..... /...../

JÜRİ:

Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Nurcan S. BAŞTÜRK

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Asuman SAVAŞÇIHABEŞ

Üye : Dr. Öğr. Üyesi Mehmet Ali SOYTÜRK

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun tarih ve sayılı kararı ile onaylanmıştır.

..... /...../

Prof. Dr. Mehmet AKKURT

Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Tez çalışmam süresince beni yönlendiren, her zaman bana destek olan ve deneyimlerini benimle paylaşan değerli danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Nurcan SARIKAYA BAŞTÜRK'e, engin bilgi birikimiyle her zaman arkamda olan canım abim Hakan ÜNER'e ve manevi desteğini hiçbir zaman esirgemeyen ve bu süreçte bana en büyük katkıyı sağlamış olan değerli eşim ve aileme teşekkür ederim.

Esra ATİK KARACA

Şubat 2021, KAYSERİ

UÇAK AĞIRLIK MERKEZLERİNİN ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE HESAPLANMASI

Esra ATİK KARACA

Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Şubat 2021
Danışman: Dr. Öğr. Üyesi Nurcan SARIKAYA BAŞTÜRK

ÖZET

Güvenlik ve denge havacılık sektörünün iki vazgeçilmez unsurudur. Uçak ağırlık merkezi ve balans hesabı hem uçuş esnasında hem de uçak bakımı yapılırken oldukça önemlidir. Havacılık alanında yeni gelişmeler olsa da yaşanan bazı kazaların önüne geçilememektedir. Pek çok bakım kartı gereği uçağı havaya kaldırırken, ağırlık merkezi ve balans hesabının doğru yapılmaması sebebi ile çok ciddi kazalara yol açabilecek uçak denge problemleri yaşanabilmektedir. Bu kazalar bazen geri dönülmez sonuçlar doğurmaktadır.

Gelişen teknoloji ile birlikte klasik matematiksel hesaplamalar yerini esnek hesaplama yöntemlerine bırakmıştır. Esnek hesaplama literatürü incelendiğinde, bu yöntemin neredeyse her konuya entegre edilebildiği görülmektedir. Literatürde havacılık ve uçak bakımı ile ilgili çalışmalar da mevcuttur. Bu tez çalışmasında uçak ağırlık merkezi esnek hesaplama yöntemlerinden olan yapay sinir ağları ve bulanık mantık ile hesaplanarak sonuçların optimum değerlerde olması amaçlanmıştır. Tez çalışmasında birbirinden farklı bir küçük (Cirrus SR20) ve bir büyük uçak (Boeing737 Jumbo Jet) için ağırlık merkezi problemleri incelenmiştir.

Uçak ağırlık merkezinin yerinin doğru tespiti pek çok güvenlik açığını ortadan kaldırmakla birlikte işletmeleri oluşabilecek büyük mali kayıplardan kurtaracaktır. Dolayısıyla kullanılan yöntemlerin etkin sonuçlar üretmesi büyük önem taşımaktadır. Bu tez çalışmasında kullanılan teknikler ile elde edilen sonuçlar bu açıdan detaylı bir biçimde irdelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Uçak ağırlık merkezi, yapay sinir ağı, bulanık mantık.

CALCULATION OF AIRCRAFT WEIGHT CENTERS WITH SOFT COMPUTING METHODS

Esra ATIK KARACA

Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences

Master Thesis, February 2021

Supervisor: Assist. Prof. Dr. Nurcan SARIKAYA BASTURK

ABSTRACT

Security and balance are two essential elements of the aviation industry. Aircraft weight center and balance calculations are very crucial both during flight and while maintaining. Although there are new advancements in the aviation industry, some accidents occurred can not be prevented. While the aircraft lifted due to maintenance cards, balance problems that may lead to severe accidents may occur due to incorrect weight center and balance calculations. These mishaps sometimes have irreversible consequences.

With the developing technology, classical mathematical calculations replaced by soft computing methods. When soft computing literature examines, it may be seen that these methods can be integrated into almost any subject. There are also studies on aviation and aircraft maintenance in the literature. In this research, we have estimated aircraft weight center values by utilizing artificial neural networks and fuzzy logic, which are soft computing methods, and aimed that the results are to be at optimum values. The center of weight problems for a small (Cirrus SR20) and a large aircraft (Boeing737 Jumbo Jet) were investigated.

Determining the exact location of the aircraft's center of weight will both resolve many operation safety problems and preserve companies from major financial losses. Therefore, it is of utmost importance that the methods used produce effective results. The results obtained with the techniques used are examined in detail in this respect.

Keywords: Aircraft center of gravity, artificial neural network, fuzzy logic.

İÇİNDEKİLER

UÇAK AĞIRLIK MERKEZLERİNİN ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE HESAPLANMASI

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK	ii
YÖNERGEYE UYGUNLUK.....	iii
KABUL VE ONAY	iv
TEŞEKKÜR.....	v
ÖZET.	vi
ABSTRACT.....	vii
İÇİNDEKİLER	viii
KISALTMALAR	xi
TABLOLAR LİSTESİ.....	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ	xiii
GİRİŞ	1

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER VE LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

1.1. Genel Bilgiler	4
1.2. Uçaklarda Jaka Alma Hususları	6
1.3. Kararlılık ve Denge Kontrolü	11
1.4. Ağırlık ve Balans	11
1.4.1. Moment ve Denge.....	12
1.4.2. Yerde Bakım Amaçlı Ağırlık Merkezinin Belirlenmesi	14
1.5. Literatür Araştırması	19

2. BÖLÜM

ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ

2.1. Giriş	22
2.2. Yapay Sinir Ağları (YSA).....	23
2.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri.....	25
2.2.2. Geriye Yayılım Algoritması	27
2.2.3. Tez Çalışmasında Kullanılan Eğitim Algoritmaları	30
2.2.3.1. Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Quasi-Newton Geriye Yayılım Algoritması (BFGS-QN)	31
2.2.3.2. Ölçeklenmiş Eşlenik Gradyent Algoritması (ÖEG).....	35
2.2.3.3. Fletcher-Reeves Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması (EG-FR).....	41
2.2.3.4. Powell-Beale Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması (EG-PB).....	42
2.2.3.5. Polak-Ribière Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması (EG-PR).....	42
2.2.3.6. Uyarlanır Öğrenme Oranlı ve Momentumlu Gradyent Azaltımı Geriye Yayılım Algoritması (UÖM).....	43
2.2.3.7. Tek Adım Sekant Geriye Yayılım Algoritması (TAS)	44
2.2.3.8. Esnek Geriye Yayılım Algoritması (EGY).....	45
2.2.3.9. Levenberg-Marquardt Algoritması (LM)	46
2.3. Bulanık Mantık Sistemleri (BMS).....	50
2.3.1. Bulanık Sinir Ağları (BSA)	54
2.3.1.1. Bulanık Sinir Ağı Mimarisi.....	54
2.3.1.2. En Küçük Kareler Algoritması.....	58

3. BÖLÜM

UÇAKLARIN AĞIRLIK MERKEZLERİNİN ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE HESAPLANMASINA YÖNELİK BENZETİM ÇALIŞMALARI

3.1. Giriş	60
3.2. Cirrus SR20 Uçağının Ağırlık Merkezinin Hesaplanması	61
3.2.1. Cirrus SR20 Uçağının Ağırlık Merkezinin YSA İle Hesaplanması	61
3.2.2. Cirrus SR20 Uçağının Ağırlık Merkezinin BSA ile Hesaplanması	71
3.3. Boeing737 Jumbo Jet Uçağının Ağırlık Merkezinin Hesaplanması.....	77
3.3.1. Boeing737 Jumbo Jet Uçağının Ağırlık Merkezinin YSA ile Hesaplanması.....	77
3.3.2. Boeing737 Uçağının Ağırlık Merkezinin BSA ile Hesaplanması.....	87

4. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

4.1. Tartışma, Sonuç ve Öneriler	93
---	-----------

KAYNAKLAR	97
------------------------	-----------

ÖZGEÇMİŞ.....	102
----------------------	------------

KISALTMALAR

EHY: Esnek Hesaplama Yöntemleri

EASA: European Aviation Safety Agency

FAA: Federal Aviation Administration

SHGM: Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü

YSA: Yapay Sinir Ağları

BMS: Bulanık Mantık Sistemleri

ATA: Air Transport Association

AMM: Aircraft Maintenance Manuel

MCDU: Multi-function Control and Display Unit

MAC: Mean Aerodynamic Chord

BFGS-QN: Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Quasi-Newton Geriye Yayılım Algoritması

ÖEG: Ölçeklenmiş Eşlenik Gradyent Algoritması

EG-FR: Fletcher-Reeves Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması

EG-PB: Powell-Beale Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması

EG-PR: Polak-Ribière Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması

UÖM: Uyarlanır Öğrenme Oranlı ve Momentumlu Gradyent Azaltımı Geriye Yayılım Algoritması

TAS: Tek-adım Sekant Geriye Yayılım Algoritması

EGY: Esnek Geriye Yayılım Algoritması

LM: Levenberg-Marquardt Algoritması

BSA: Bulanık Sinir Ağları

MSE: Mean Squared Error

TABLÖLER LİSTESİ

Tablo 1.1. Datum çizgisine göre ağırlık merkezi hesabı.....	15
Tablo 2.1. Karma (hibrit) eğitim algoritması kullanıldığında gerçekleşen eniyileme süreci.....	58
Tablo 3.1. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin YSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.....	64
Tablo 3.2. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.....	73
Tablo 3.3. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin YSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.....	80
Tablo 3.4. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.....	89
Tablo 4.1. Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin hesabı için geliştirilmiş en başarılı modeller.....	96

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 1.1. Uçak kanat profilinin ağırlık merkezi.....	5
Şekil 1.2. Cirrus SR20.....	6
Şekil 1.3. Boeing737 Jumbo Jet.....	7
Şekil 1.4. Jumbo jet uçağın AMM’de belirtilen jaka alma noktaları.....	8
Şekil 1.5. Şakül ile ağırlık merkezi hesabı.....	9
Şekil 1.6. Uçak denge merkezleri.....	10
Şekil 1.7. Denge kuvvetleri.....	11
Şekil 1.8. Momentlerin toplamı.....	13
Şekil 1.9. Moment sistemi.....	13
Şekil 1.10. Uçak tartım bilgisi örneği.....	14
Şekil 1.11. Datum çizgisi.....	15
Şekil 1.12. Uçak ağırlık merkezi hesaplama örneği.....	16
Şekil 1.13. Uçak üzerinde MAC oranı.....	18
Şekil 1.14. Yüzde olarak ifade edilen ağırlık merkezi.....	18
Şekil 2.1. Biyolojik sinir hücresi.....	23
Şekil 2.2. Yapay sinir hücresi.....	24
Şekil 2.3. Tez çalışmasında kullanılan transfer fonksiyonları ve matematiksel ifadeleri...	25
Şekil 2.4. Sıcaklığın örnek bir bulanık üyelik fonksiyonu ile ifade edilmesi.....	51
Şekil 2.5. Tipik bir BMS’nin blok diyagramı.....	52
Şekil 2.6. BMS’nde yaygın kullanılan üyelik fonksiyonları.....	53

Şekil 2.7. İki girişli tek çıkışlı birinci dereceden Sugeno tipi örnek BSA mimarisi.....	55
Şekil 3.1. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve BFGS-QN algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	67
Şekil 3.2. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve ÖEG algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	67
Şekil 3.3. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-FR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	68
Şekil 3.4. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PB algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	68
Şekil 3.5. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	69
Şekil 3.6. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve UÖM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	69
Şekil 3.7. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve TAS algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	70
Şekil 3.8. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EGY algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	70
Şekil 3.9. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve LM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....	71

Şekil 3.10. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve geriye yayılım algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....76

Şekil 3.11. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve karma eğitim algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....76

Şekil 3.12. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve BFGS-QN algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....83

Şekil 3.13. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve ÖEG algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....83

Şekil 3.14. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-FR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....84

Şekil 3.15. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PB algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....84

Şekil 3.16. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarım grafiği.....85

- Şekil 3.17. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve UÖM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarıım grafiği.....85
- Şekil 3.18. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve TAS algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarıım grafiği.....86
- Şekil 3.19. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EGY algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarıım grafiği.....86
- Şekil 3.20. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve LM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarıım grafiği.....87
- Şekil 3.21. Boing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve geriye yayılım algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarıım grafiği.....92
- Şekil 3.22. Boing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve karma eğitim algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarıım grafiği.....92

GİRİŞ

Her gün yeni gelişmeler yaşanan havacılık alanında dikkat edilen önemli noktalardan biri güvenlidir. İnsanların hava yolu ulaşımını tercih etme sebebi de güvenliğe verilen bu önemdir. Uçuş esnasında uçak emniyeti ne kadar önemli ise bakım sırasında da aynı hassasiyet devam etmektedir. Uçuş süresince olduğu gibi bakım sürecinde yapılan tüm işlemler belirli kurallara göre yapılmalı ve gerekli güvenlik tedbirleri alınmalıdır. Yapılacak en ufak bir hata can kaybına veya yüksek maliyetli kazalara sebep olabilmektedir. Teknolojinin gelişmesiyle birlikte hayati derecede önemli olan ölçümler daha güvenilir bir şekilde yapılmaya başlanmıştır. Havacılıkta sıfır kaza kırımı yakalama konusunda her geçen gün daha güvenilir ve alternatif yöntemler aranmaktadır.

Son yıllarda klasik hesaplamalara alternatif bir yöntem olarak esnek hesaplama yöntemleri (EHY) ile yapılan çalışmaların sayısı giderek artmıştır. Literatür araştırması yapıldığında esnek hesaplamanın havacılıkla ilgili problemlere de entegre edildiği görülmektedir. EHY'nin kullanılmasıyla birlikte pek çok alanda hem zamandan tasarruf edilmiş hem de güvenilirlik açısından yeni parametreler elde edilmiştir.

Sunulan tez çalışması konusu olan uçağın ağırlığı ile ağırlık merkezi konumunun; Avrupa Havacılık Emniyeti Ajansı (European Aviation Safety Agency-EASA), Amerika Birleşik Devletleri Federal Havacılık İdaresi (Federal Aviation Administration-FAA) ve Sivil Havacılık Genel Müdürlüğü (SHGM) kuralları gereği işletmeci tarafından periyodik olarak belirlenmesi zorunludur. Bu ölçümde dengesizlik oluşması sonucunda yüksek maliyetli kazalar meydana gelmektedir. Özellikle uçuş sırasında kalkış, iniş ve bakım amaçlı uçağın havaya kaldırılma işlemlerinde uçak ağırlığının ve denge merkezinin doğru

tespitinin oluşabilecek herhangi bir kaza kırımını önleme konusundaki rolü oldukça büyüktür.

Uçak ağırlık merkezi hesaplamasında kriko sistemi ile yukarı kaldırma işlemi yapılmaktadır. Yapılan bu uygulanma sürecinde yıllar boyunca uçak dengesinin bozulması kaynaklı pek çok bakım kazası yaşanmıştır. Bazen uçakların tekrar uçamayacak durumlara geldiği olmuştur. Bu tür kazaların yaşanmaması adına yapılacak hesaplamalar sonrasında daha doğru sonuçlar elde edebilmek için alternatif sistemlere ihtiyaç duyulmaktadır. Bu tez çalışmasında uçak ağırlık merkezi hesaplanmasında EHY kullanılmış ve alternatif bir yöntem olarak sunulmuştur.

Tez Çalışmasının Amacı ve Yöntemi

Günümüzde uçaklar en güvenilir ulaşım aracı olarak bilinmektedir. Kaza oranı en düşük ulaşım aracı olmasının temelinde her ayrıntının dikkatli bir şekilde değerlendirilmesi yatmaktadır.

Uçaklarda denge, güveni oluşturan başlıca etkidir. Aynı zamanda dengedeki bir uçak tasarruf yapıyor demektir ki bu durum havayolu şirketleri için ticari açıdan oldukça önemlidir [1]. Uçuş esnasında yakıt ağırlığına göre ağırlık merkezinin yeri otomatik olarak değişmektedir ve bu pek çok sistem ile dengelenmektedir. Uçak bakım amaçlı havaya kaldırılırken öncelik ağırlık merkezinin yerinin bilinmesidir. Herhangi bir dengesizlik durumu uçakta ciddi hasar oluşmasına sebebiyet verebilir [2]. Bakım amaçlı havaya kaldırılan uçakta dengesizlikler olabilir. Bu durumu engellemek için, uçaktan uçağa değişmekle birlikte, farklı yöntemler uygulanır. Ağırlık merkezinin hesabı pek çok makinada olduğu gibi uçaklarda da denge için çok önemsenen bir konudur.

Sunulan bu tez çalışmasında, denge problemini çözmek amaçlı jaka alma noktalarından, farklı yakıt ağırlıkları ile EHY kullanılarak ağırlık merkezi ve denge (balans) hesabı yapılmıştır. Böylelikle ağırlık merkezi ve balans hesabında alternatif yeni bir yaklaşım sunulmuştur. Bu yaklaşım, Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının kendi ağırlıklarıyla ve içerisinde değişken miktarda yakıt değerleri kullanılarak uygulanmıştır.

Tez Çalışmasının Organizasyonu

Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin EHY kullanılarak hesaplandığı ve yöntemlerin başarımlarının kıyaslandığı bu tez çalışmasının organizasyonu şu şekildedir:

Tez çalışmasının birinci bölümünde; uçak ağırlık ve denge hesabı tanımı ve yöntemleri hakkında bilgiler verilmiştir. Bu bölümde ayrıca uçak ağırlık merkezi ve havacılıkta EHY alanında literatürde mevcut olan çalışmalara da değinilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümde; EHY, yapay sinir ağları (YSA) ve bulanık mantık sistemleri (BMS) hakkında temel bilgiler verilmiştir.

Üçüncü bölümde; YSA ve BMS'nin uçak ağırlık merkezlerinin hesaplanması problemindeki başarımları sunulmuş ve birbirleri ile karşılaştırılmıştır.

Dördüncü bölümde ise tez çalışması süresince elde edilen sonuçlar değerlendirilmiş, gelecekte yapılabilecek olası çalışmalar hakkında önerilerde bulunulmuştur.

1. BÖLÜM

GENEL BİLGİLER VE LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Tez çalışmasının bu bölümünde, uçak ağırlık merkezi, uçaklarda jaka alma hususları, kararlılık ve denge kontrolü, ağırlık ve denge hakkında temel bilgiler verilmiştir. Daha sonra da literatür araştırması sunulmuştur.

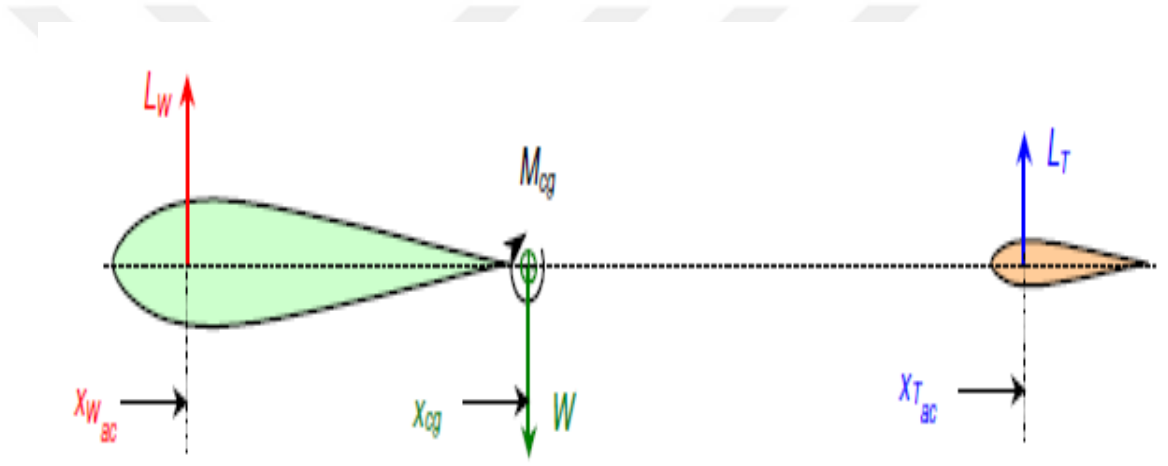
1.1. Genel Bilgiler

Uçak tasarımında ağırlık ana kuvvetlerden biridir. Ağırlık dengesi, teknisyen ve pilotlar tarafından dikkat edilen önemli bir parametredir. Fazla ağırlık, uçakların verimini azaltır. Boya ve yapılan modifikasyonlar uçağa fazla ağırlık yapabilir. Bu nedenle her boya, modifikasyon ve uçağın ağırlığını etkileyen yapısal tamirden sonra bakımda mutlaka uçak tartım işlemi yapılmalıdır. Oluşması muhtemel dengesizlikler bu şekilde önceden tespit edilerek gerekli önlemler alınmalıdır.

Bir uçak tasarlanırken, hafif ve gerekli yapısal dayanımda olması amaçlanır. Kanatlar veya rotorlar izin verilen maksimum ağırlığı destekleyen yapılardır. Uçak üzerindeki ağırlık koordine edilmemiş ise uçuş esnasında yapılan manevralar veya karşılaşılan türbülanslar uçağın yapısına etki eden dinamik yüklerin uçağın yapısal bütünlüğüne zarar verecek kadar büyük olmasına sebep olabilir ve bunun sonucunda istenmeyen durumlarla karşılaşılabilir.

Bir kanat tarafından üretilen kaldırma kuvvetinin büyüklüğü, kanat profilinin şekli ile ilişkilidir. Aynı zamanda kanat profili jaka alma konusunda da büyük bir öneme sahiptir. Eğer jaka almada uçakta herhangi bir dengesizlik olursa maliyeti yüksek kazalar oluşmaktadır. Bu yüzden kanat profilinin de ağırlık merkezini bilmek ve yapılacak hesaplamalarda göz önüne almak gerekmektedir [3].

Jaka alınma işlemi gerçekleşirken destek noktası olarak kanatlar kullanılır. Uçakların havadayken ağırlık merkezi hesabı kanat profili üzerinden moment ile hesaplama yapılarak bulunur. Şekil 1.1.'de kanat profilinin ağırlık merkezi görülmektedir.



Şekil 1.1. Uçak kanat profilinin ağırlık merkezi

Burada, L_W kanat taşıma kuvveti, L_T kuyruk taşıma kuvveti, X_W uçak kanat profilinin moment alınacak noktaya mesafesi, X_{cg} uçak merkezi, X_T uçak yatay kuyruk yüzeyinin moment noktasına olan uzaklık ve W ise toplam ağırlıktır. W , L_W ve L_T büyüklüklerinin toplamına eşittir. Bu durumda ağırlık merkezi etrafında kanat ve kuyruğun oluşturacağı momentler birbirini dengeleyecek ve Denklem (1.1) ile ifade edilecektir [3]:

$$M_{cg} = L_W \cdot (X_{cg} - X_{W_{ac}}) - L_T \cdot (X_{T_{ac}} - X_{cg}) = 0 \quad (1.1)$$

1.2. Uçaklarda Jaka Alma Hususları

Bu bölümde öncelikle sunulan tez çalışmasında uçak ağırlık merkezlerinin hesaplanmasında kullanılan uçaklar hakkında bilgiler verilmiş daha sonra uçaklarda jaka alma hususlarından bahsedilmiştir.

Cirrus SR20 Uçağı Teknik Özellikleri:

- Cirrus SR20; Cirrus Tasarım tarafından tasarlanmış bir Amerikan uçağıdır [4].
- Genellikle dört ya da beş kişilik olup piston motorlu ve kompozit yapılıdır.
- Kontrol kaybı, yapısal başarısızlık veya havada çarpışma sonrası uçağı güvenli bir şekilde yere indirmek için paraşütle donatılmış ilk üretim genel havacılık uçağıdır.
- Şekil 1.2.'den görüldüğü gibi tamamen kompozit ve düz panel aviyonik nitelikte üretilen ilk hafif uçaktır.
- Ticari amaçlı kullanım için oldukça uygundur.



Şekil 1.2. Cirrus SR20

Boeing737 Jumbo Jet Uçağı Teknik Özellikleri:

- Boeing737 Jumbo Jet; ilk olarak 1964 yılında tasarlanmış ve ilk uçuşunu 1967 yılında gerçekleştirmiştir [5].
- Ulusal kökeni Amerika'dır.
- Konfigürasyonuna göre değişmekle beraber ortalama 189 koltuk kapasitesine sahiptir.
- Şekil 1.3.'ten görüldüğü gibi dar gövdeli, jet motorlu, kısa ve orta mesafe menzilli bir havayolu uçağıdır.



Şekil 1.3. Boeing737 Jumbo Jet

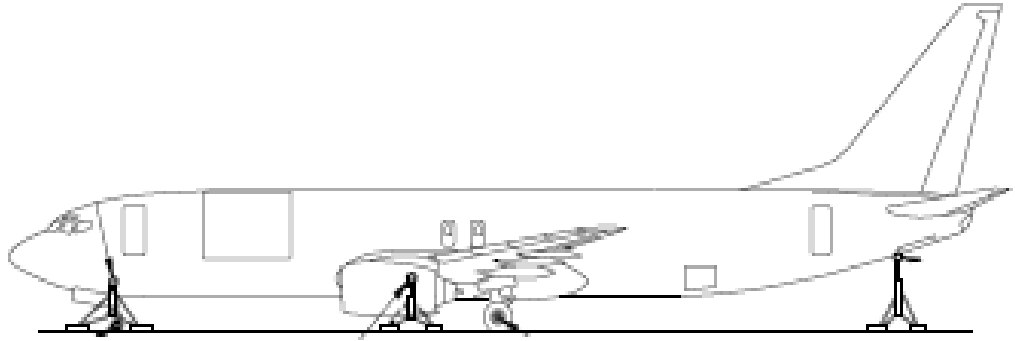
Tüm uçaklarda dokümantasyonda ortak bir dil bulabilmek için uçak bakımında kullanılan el kitapları mevcuttur. Bu el kitaplarında üreticiler tarafından oluşturulan gruplandırma söz konusudur.

Hava Taşımacılığı Birliği (Air Transport Association)'nin baş harflerinden oluşan ATA, bölüm numaraları ile tüm dünyadaki uçaklar için ortak standart sağlamak amacıyla ortaya

çıkıştır. Bu tez çalışmasında sıkça kullanacağımız uçak ağırlık ve balans ölçümü ise Uçak Bakım El Kitabı (Aircraft Maintenance Manuel-AMM) 8. bölümde mevcuttur. Balans hesabı ve bakım için gerekli olan jaka alma işlemlerinin nasıl yapılacağı ise AMM 7. bölümde belirtilmektedir [5].

Jaka alma işlemi uçağı güvenli şekilde havaya kaldırmak demektir. Jaka alma sistemi arabalarda kullanılan krika sisteminin benzeridir. Burun ve kanatlar olmak üzere üç ana noktadan yapılmaktadır. Bazı uçaklarda kuyruk noktasından da destek verilmektedir. Uçak bakım işlemlerinin önemli bir kısmında jaka alma işlemini uygulamak zorunludur. Uçaktan hava modu verilerini alabilmek yani uçağın havada olduğu durumdaki verileri hava modu ile alabilmek için uçağı jaka alma işlemi yapılır. Uçağın jaka alınması işlemi uçağın iniş takımlarının yer ile olan bağlantısının kesilmesiyle gerçekleştirilir [6].

Uçaklar iniş takımı ve hidrolik arızalarında AMM’de belirtilen jaka alma noktalarından havaya kaldırılır. Şekil 1.4.’te Jumbo Jet uçaklar için AMM jaka alma noktaları gösterilmiştir [7]. Jaka alma işlemi ağırlık dengesinin hesabı için önemli bir süreçtir. Bazen çok fonksiyonlu kontrol ve gösterge ünitesi üzerinden dengeye bakılırken, bazen su terazisi ile jaka alma işleminin doğruluğu kontrol edilmektedir [8].

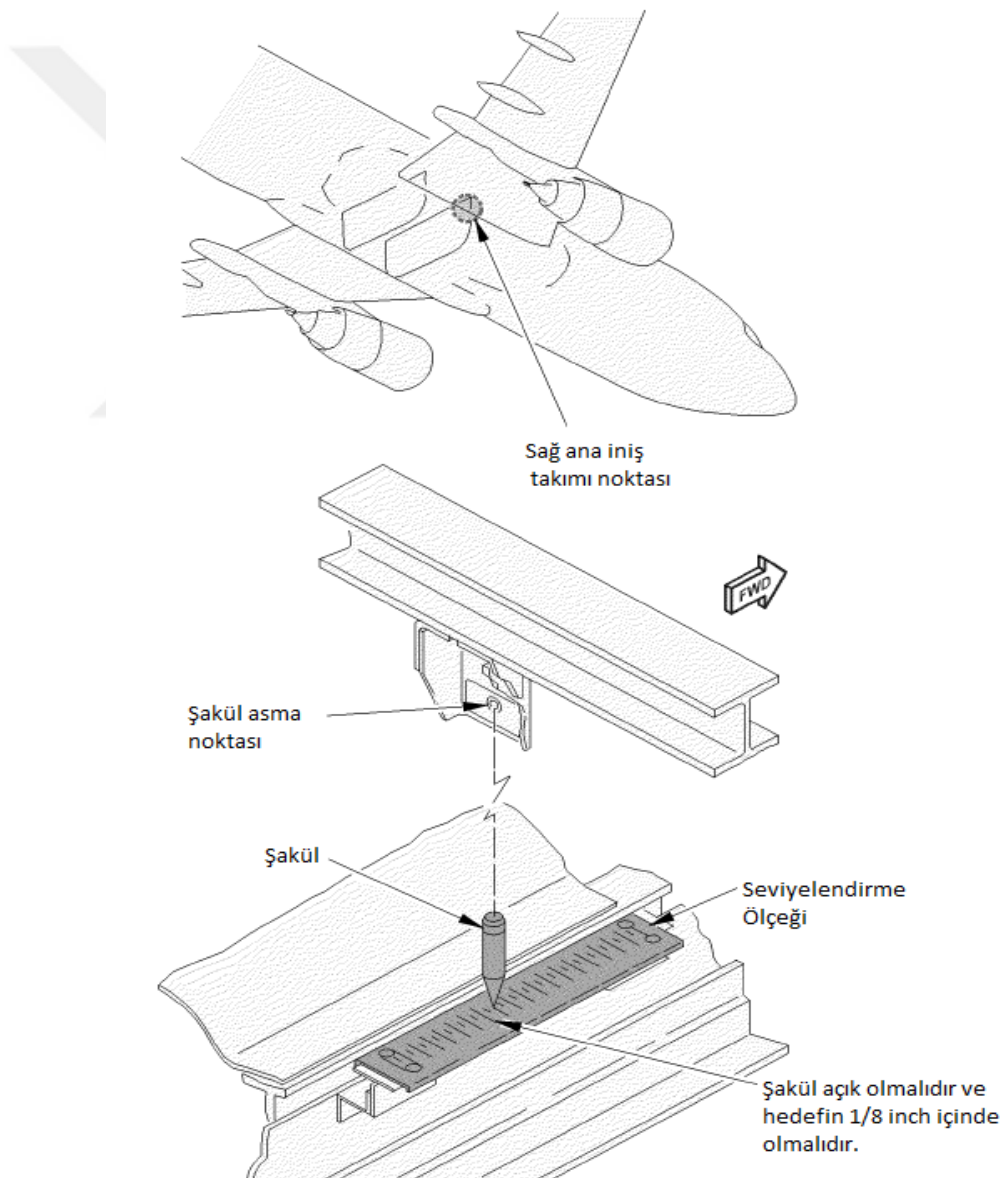


Şekil 1.4. Jumbo Jet uçağın AMM’de belirtilen jaka alma noktaları

Uçak jaka alınırken uçak dengesi hesabı için kullanılan yöntemlerden biride şakül ile hesaplamaktır. Şakül pek çok sektörde denge hesaplamalarında kullanılan bir araçtır. Bir ip ucuna bağlı demir parçası ile doğrultu manuel olarak hesaplanabilmektedir.

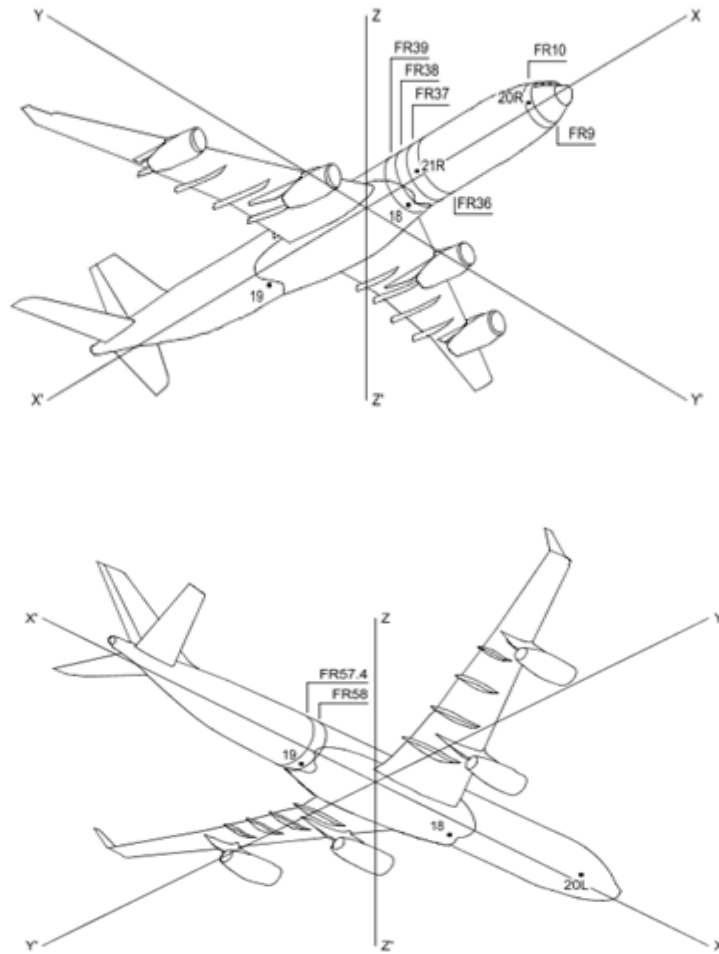
Seviyelendirme ölçeğine 90 derecelik açı ile konumlandırılarak, dengeleme işlemi sıfır noktasına gelene kadar uçak belirli seviyede yükseltilir.

Özetlenecek olunursa; sağ ana iniş takımında şakül için belirlenen bir destek noktası bulunmaktadır ve şakül buraya asılır. Şekil 1.5.'te belirtildiği üzere şakül destek noktasına asıldıktan sonra şakül sabit kalmak koşulu ile seviyelendirme ölçeğinde ağırlık noktası sıfır görülene kadar dengeleme işlemine devam edilir. Bu yöntem uçak jaka alma ve uçak tartı işlemi sırasında kullanılmaktadır [9].



Şekil 1.5. Şakül ile ağırlık merkezi hesabı

Uçak jaka alınırken uçak dengesi hesabı için kullanılan bir diğer yöntem ise çok fonksiyonlu kontrol ve gösterge ünitesi (Multi-function Control and Display Unit-MCDU) üzerinden denge hesabıdır. MCDU, çok fonksiyonlu kontrol ve gösterge ünitesi olup bakımda pek çok bilginin test edilebileceği uçuş kontrole yardımcı bir cihazdır. Jaka alınma sırasında sadece Airbus uçaklarında dengeyi ayarlamak için kullanılabilir. MCDU ekranından hangi noktaların ne kadar dengesiz olduğu görülür ve buna uygun önlem alınır. Şekil 1.6.'da uçağın belirtilen yatay ve dikey eksenindeki durumu sayısal veri olarak MCDU'dan görülmektedir. Yatay ve dikey eksen açıları sıfır derece oluncaya kadar işleme devam edilir. Bu şekilde uçak denge bakımından güvenli bir seviyeye getirilir [10].

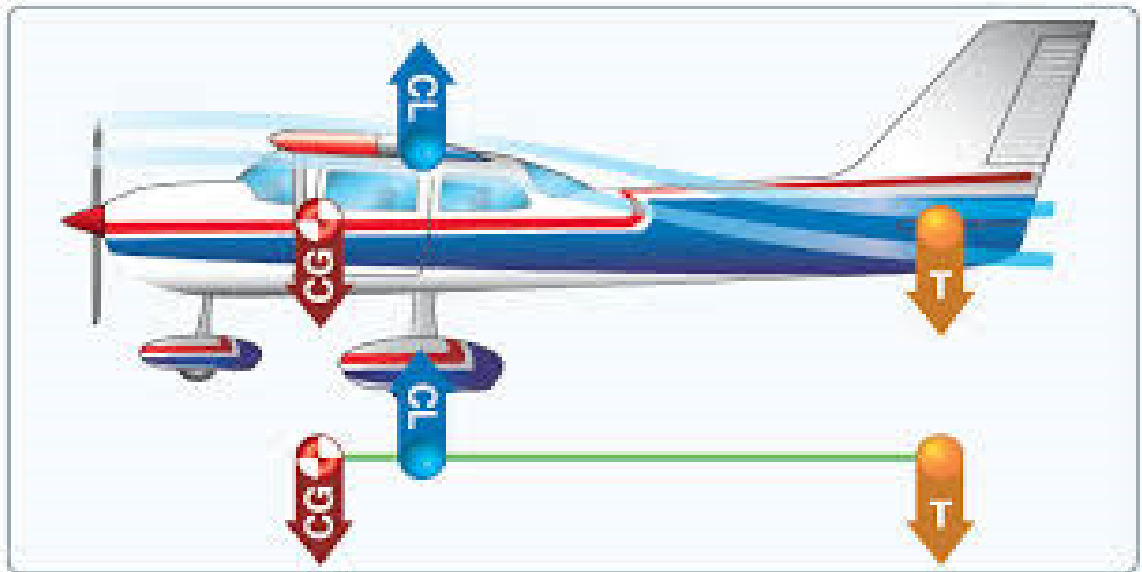


Şekil 1.6. Uçak denge merkezleri

1.3. Kararlılık ve Denge Kontrolü

Denge kontrolü, bir uçağın ağırlık merkezinin tespitinde kullanılır ve ağırlık merkezinin yerini belirler. Bu faktör uçak uçuş emniyetinde istikrar için birincil öneme sahiptir. Ağırlık merkezinin bulunduğu noktada uçağın ağırlığının yoğunlaştığı varsayılır. Ağırlık merkezi, güvenli uçuş için belirli sınırlar içinde bulunmalıdır. Yanal ve uzunlamasına dengenin her ikisi de önemlidir.

Uçaklar, olması gereken stabiliteye sahip olacak şekilde tasarlanır. Hava hızından bağımsız olarak sabit burun aşağı bir kuvvet üretilir. Bu kuvvet üretilen değişken bir burun kuvveti ile dengelenir. Şekil 1.7.'de doğrudan hava hızına göre değişen yatay kuyruk yüzeyleri üzerinde aşağı doğru aerodinamik kuvvetler örneklendirilmiştir [11]. Burada, CG ağırlık merkezi noktası, CL toplam kaldırmanın merkezi, T ise yatay stabilizenin aşağı yönlü oluşturduğu kuvvettir.



Şekil 1.7. Denge kuvvetleri

1.4. Ağırlık ve Balans

Ağırlık, bir cisme uygulanan kütle çekim kuvvetidir. Uçaklarda ağırlık, tasarımdan servisten çıkışına kadar kontrol altında tutulması gereken bir değerlendirme faktörüdür.

Balans yani denge basitçe bir cismin düşmeden durabilmesi olarak tanımlanabilir. Dengeli halde bulunan bir cismin üzerine etki eden kuvvetlerin bileşkesi sıfırdır. Bu kuvvetlerden herhangi bir parametre değişmedikçe denge hali bozulmaz. Uçaklarda da bu bilgiler ışığında hesaplama yapılmaktadır.

Uçaklarda dengeyi etkileyen pek çok dış parametre mevcuttur. Sunulan bu tez çalışmasında, uçakların bakım esnasında yerde bulunma halindeki yakıt parametreleri ile denge durumu incelenmiştir.

Hangar ortamında ağırlık ve denge ölçümünde doğru sonuç alabilmek için hangar camları ve kapıları kapalı olmalı, hangar ısıtıcıları ve klima sistemi durdurulmuş olmalıdır. Oluşacak en ufak bir dalgalanma bile hassas ölçümler açısından oldukça önemlidir [12].

Uçaklarda da denge hesabı moment eşliğinde bulunmaktadır. Moment bir kuvvetin döndürmeye etkisidir. Denge de olan bir cismin momenti sıfırdır. Yani uçağa etki eden kuvvetlerin bileşkesi sıfıra eşit olmalıdır.

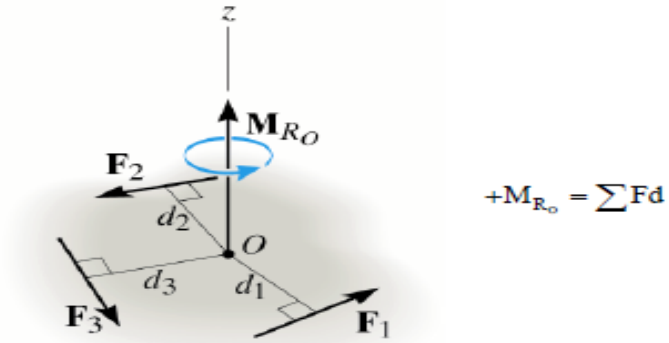
1.4.1. Moment ve Denge

Bir kuvvetin bir cisim üzerinde oluşturduğu etkiye moment denir. Moment vektörel bir büyüklüktür. Bir kuvvetin momenti, kuvvetin üzerinde bir eksen etrafında hareket ettiği gövdeyi döndürme eğiliminin bir ölçüsüdür [13].

Şekil 1.8.'den görüldüğü gibi bir kuvvetin bir noktaya veya eksene göre momenti; kuvvet ile kuvvetin noktaya veya eksene olan dik uzaklığının çarpımına eşittir ve Denklem (1.2)'de ifade edilmiştir:

$$M = F \cdot d \cdot \sin(a) \quad (1.2)$$

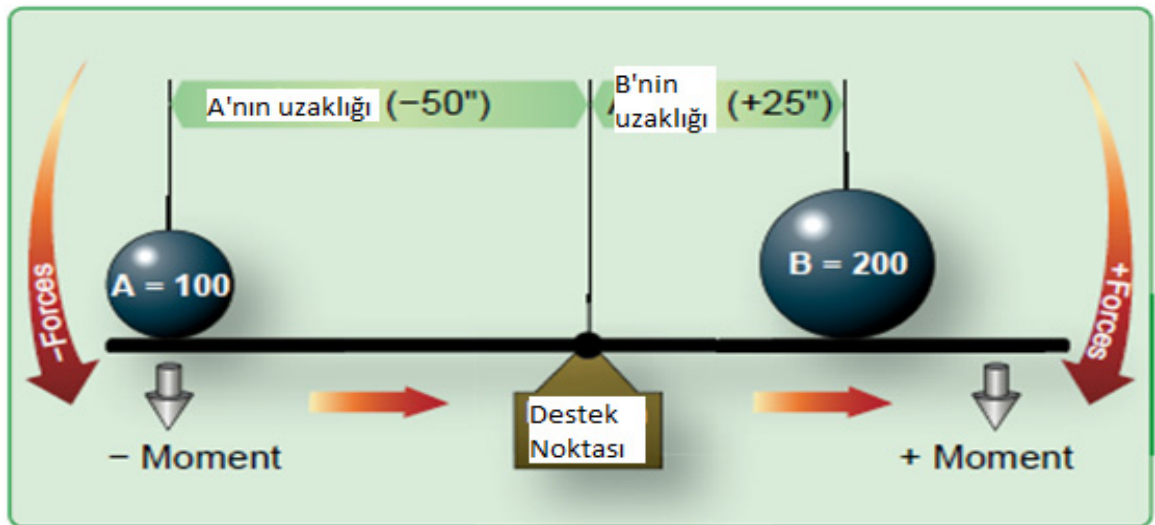
Burada; M moment, F toplam kuvvet, d uzaklık ve a ise açıdır.



Şekil 1.8. Momentlerin toplamı

Şekil 1.8.'de; F_1 , F_2 ve F_3 kuvvetlerinin sırasıyla d_1 , d_2 ve d_3 uzaklıktaki O noktasına göre momentleri alınmış ve tüm momentler aynı yönlü olduğu için burada toplam moment M_{RO} pozitif olarak elde edilmiştir.

Şekil 1.9.'da moment sistemi klasik bir şekilde anlatılmıştır. Uçaklarda da Şekil 1.9.'da gösterilen sistemden yararlanılmaktadır [11]. Uçaklarda yakıt, kanatlarda ve gövdede bulunan yakıt tanklarının içerisinde yer almaktadır. Kanatlarda depolanan yakıt uçağın kanatlarının daha sert olmasını ve havada savrulma yaşamamasını sağlar. Bazı uçaklarda uçuş sırasında yunuslama hareketi kontrolü için yatay stabilize de yakıt tankı mevcuttur.

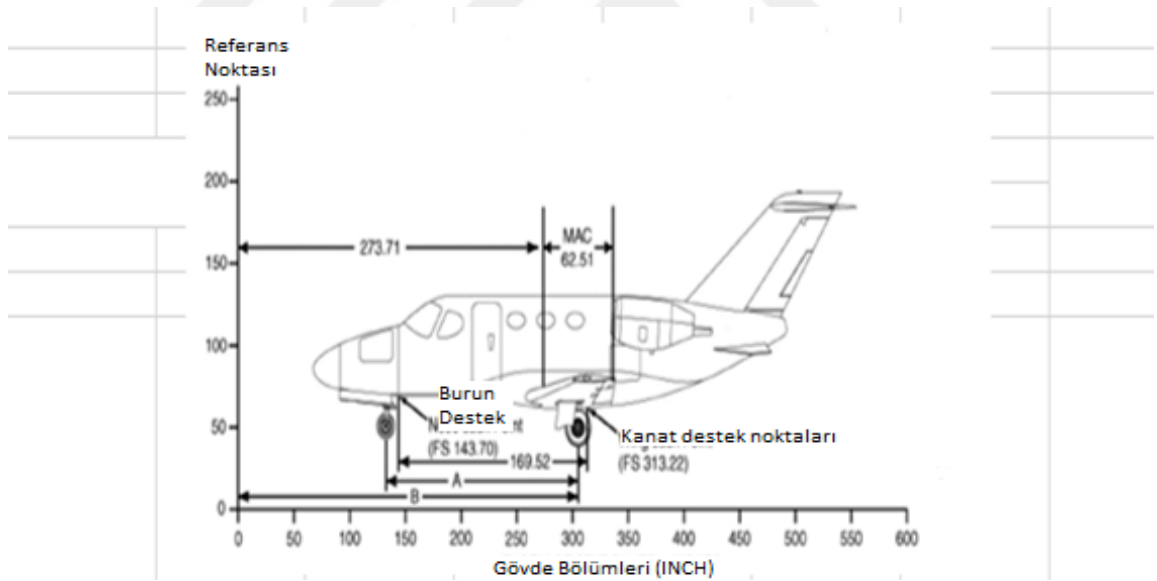


Şekil 1.9. Moment sistemi

1.4.2. Yerde Bakım Amaçlı Ağırlık Merkezinin Belirlenmesi

Uçak seviyesi yer düzleminde olduğunda, referans noktasından bir şakül ipi çekilir ve hangarın alt kısmındaki bobun ucuna bir işaret koyulur. Bu noktadan uçağın boyuna eksenine paralel bir tebeşir çizgisi çizilir. Ardından, ana tekerlekler için gerçek ağırlık noktaları arasına yanal çizgiler çizilerek ve burna veya kuyruk tekerleği için ağırlık noktasında uzunlamasına çizgi boyunca bir işaret daha belirlenir. Bu çizgi ve üzerindeki işaretler, kolları belirlemek için ve referans noktası ile ağırlık noktaları arasında doğru ölçümler yapmak için kullanılır.

Uçak yerde iken bakım çıkışında bakım kartı gereğince uçak tartımı ve moment hesabı yapılmaktadır. Bunu pek çok farklı şekilde kayıt altına alıp bildirmek zorunluluğu vardır. Şekil 1.10.'da bir uçak tartım bilgisi örneği verilmiştir [10].

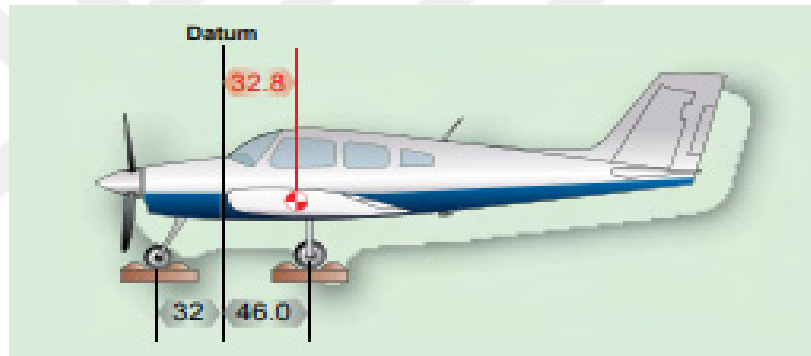


Tartım Noktası	Ölçüm	Okunan Değer	Sapan Değer	Dara Ağırlığı	Net Ağırlık
Tekerlek Başına	ID	(Lb)	(Lb)	(Lb)	(Lb)
Burun İniş Takımı					0,00
Sol Ana İniş Takımı					0,00
Sağ Ana İniş Takımı					0,00
Toplam Uçak Ağırlığı (Lb)					0,00

Şekil 1.10. Uçak tartım bilgisi örneği

Uçak park freni kapalı durumda ölçüm yapılırken, uçağın kaymasını önlemek için tekerleklerin etrafına takozlar yerleştirilir. Her tartım noktasındaki net ağırlığı belirlemek için de takozlar konumlandırılır. Toplam ağırlığı ve toplam momenti belirlemek için her tartma noktasının ağırlık ve momentini ekleyerek ağırlık merkezi belirlenir. Daha sonra ağırlık merkezini belirlemek üzere toplam moment toplam ağırlığa bölünür [14].

Datum çizgisi, ağırlık ve denge hesaplamaları için uçak yapımcısı tarafından belirlenen, hayali bir başlangıç hattıdır. Datum çizgisi komponent yer tayini, hasar tespiti kolaylaştırmak ve uçağın denge hesabında kullanılır. Bu hayali çizginin yerine göre moment alındığı için formüllerde buna göre değişiklik olmaktadır. Şekil 1.11.'de hayali bir çizgi olan datum çizgisinin ısı duvarı önünde belirlendiği bir örnek verilmiştir [11].



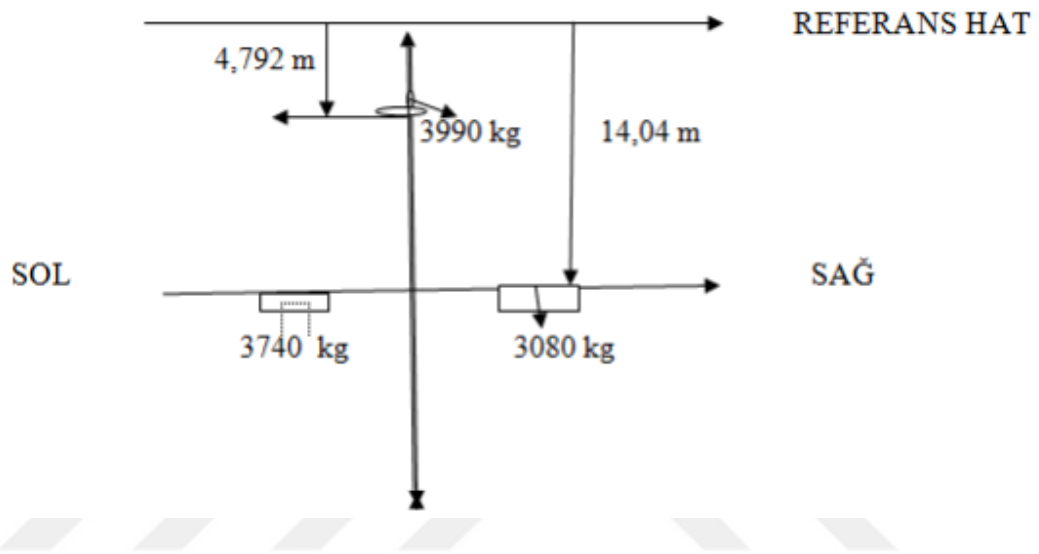
Şekil 1.11. Datum çizgisi

Tablo 1.1.'de ise Şekil 1.11'de belirtilen ısı koruyucu duvar önünde belirlenen datum çizgisine göre Cirrus SR20'ye ait datum çizgisine göre ağırlık merkezi hesabı için gerekli parametrelere örnek verilmiştir.

Tablo 1.1. Datum çizgisine göre ağırlık merkezi hesabı.

Tartım Noktası	Okunan Değer (Lb)	Dara Ağırlığı (Lb)	Net Ağırlık (Lb)	Uzaklık (in)	Moment (Lb/in)	Ağırlık Noktası
Sağ taraf	846	16	830	46,0	38.180	
Sol taraf	852	16	836	46,0	38.456	
Burun	348	8	340	-32,0	-10.880	
Toplam			2006		65.756	32,78

Burada, sağ ve sol taraf olarak belirtilen destek noktalarından alınan değerlerden daha ağırlığı çıkartılarak net ağırlık bulunur. Her bir taraf kendi uzaklığı ile çarpılarak momenti hesap edilir. Toplam moment net ağırlığa bölünerek ağırlık noktasının yeri tespit edilir [8]. Uçak ağırlık merkezinin hesaplanması Şekil 1.12.'de matematiksel olarak örneklendirilmiştir.



Şekil 1.12. Uçak ağırlık merkezi hesaplama örneği

Şekil 1.12.'den görüldüğü gibi, burun jak probundan alınan miktar değer 3990kg, sol kanat jak probundan alınan miktar değer 3740kg ve sağ kanat jak probundan alınan miktar değer 3080kg'dır. Sağ ve sol kanat jak problemlerinden alınan iki ayrı ağırlığı tek bir ağırlık gibi düşünmek amacıyla miktar değerler toplanıp referans hattına uzaklıkla çarpılır ve 95752,8kgm moment elde edilir. Burun jak probundan ise 19120,08kgm moment elde edilir. Burun ve gövde momentleri aynı yönlü olduğu için toplam moment 114872,88kgm olarak hesaplanır. Son olarak toplam moment toplam ağırlığa bölünerek ağırlık merkezinin referans hattına olan uzaklığı 10,6265m olarak hesaplanır [8].

Sunulan tez çalışmasında kullanılan referans hattına uzaklık değerleri FAA tarafından yayınlanmış "Ağırlık ve Denge El Kitabı" ile her üreticinin kendi bakım kitaplarında bulunan değerlerdir [11, 12]. Her bir uçak için sol ve sağ kanatta farklı olmak üzere 800 farklı yakıt ağırlığı ile deneme yapılmıştır.

Tez çalışmasında Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin referans hattına uzaklıklarının hesabında kullanılan formüller Denklem (1.3) ve Denklem (1.4)'te verilmiştir. Denklem (1.3) için datum çizgisi ısı duvarının önünde seçilmiştir. Bu nedenle burun momenti negatif alınmaktadır. Denklem (1.4) için ise uçak önünden alınan datum ile tüm momentler aynı yönlü olduğu için burun momenti pozitif etki etmiştir [11, 12]. Burada, NA net ağırlık ve JND ise jak net değeri'dir.

Piston Motorlu:

$$\frac{\{(SağKanatNA + SolKanatNA).46'' - BurunJND.32''\}}{(SağKanatNA + SolKanatNA + BurunJND)} \quad (1.3)$$

Jumbo Jet:

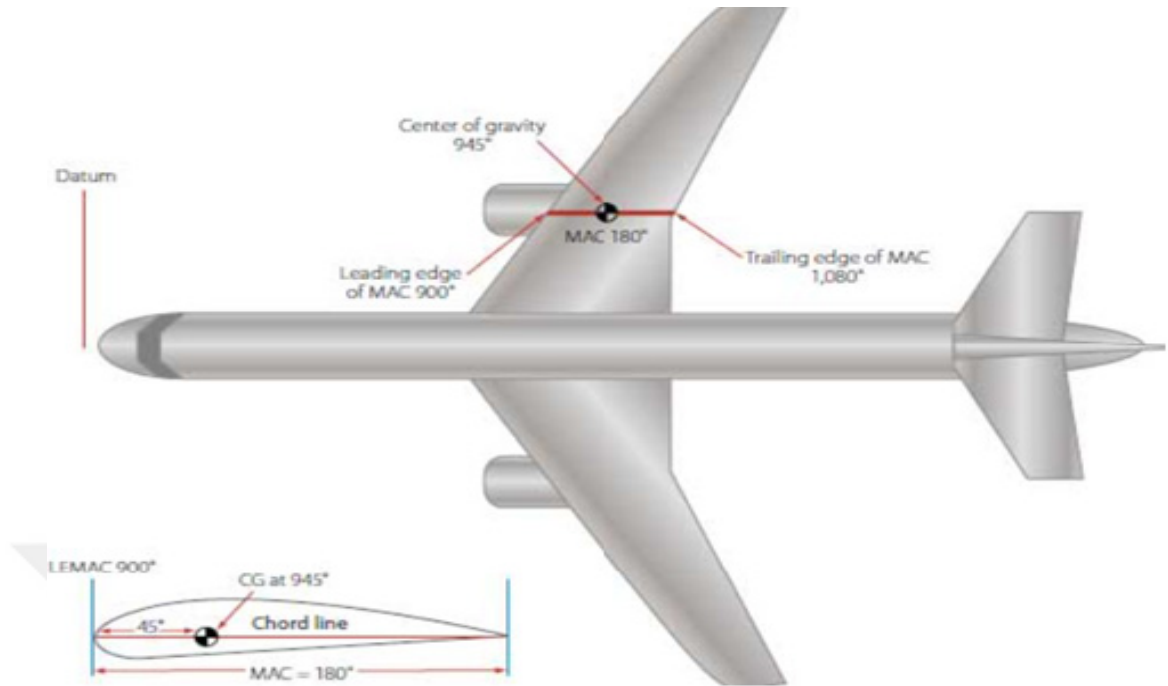
$$\frac{\{(SağKanatNA + SolKanatNA).706,2'' + BurunJND.31'' + KuyrukJND.1340,9''\}}{(SağKanatNA + SolKanatNA + BurunJND + KuyrukJND)} \quad (1.4)$$

Ortalama Aerodinamik Akor (Mean Aerodynamic Chord-MAC) uçak ağırlık merkezinin ifade edilmesini sağlamak üzere, uçak imalatçı firması tarafından tanımlanan, uzunluğu ve datum çizgisinden mesafesi sabit olan referans mesafedir. Şekil 1.13.'te görüldüğü gibi MAC, kanat üzerine yayılmış yüzdelik skala ile gösterilmektedir [11].

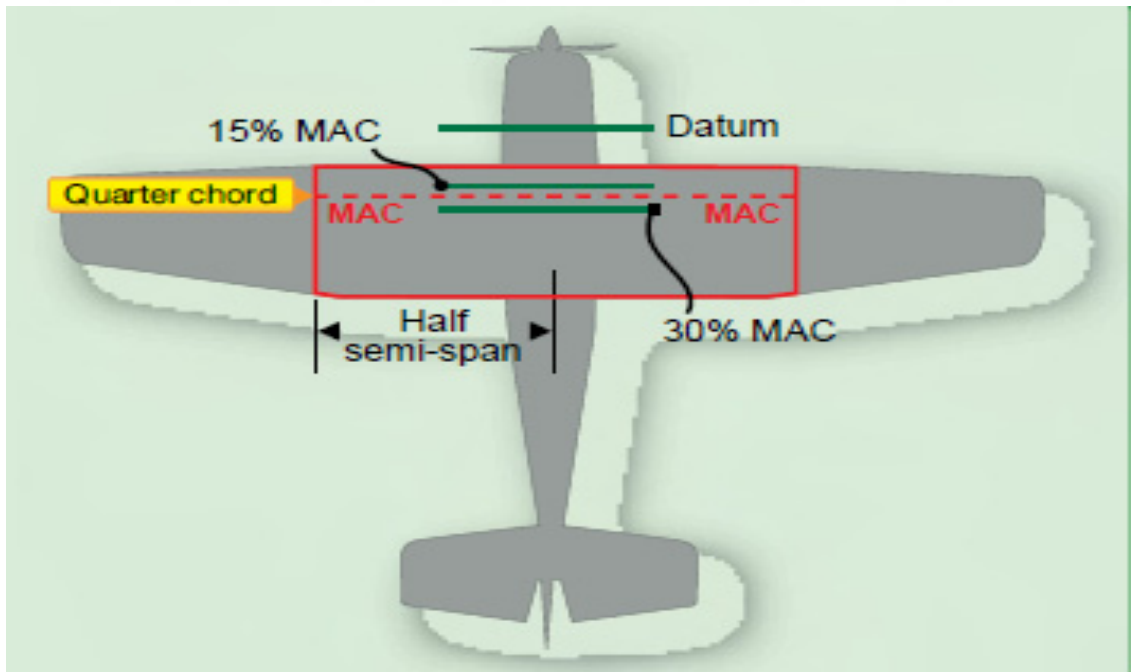
Tek kişilik veya iki kişilik uçaklarda genellikle MAC için en ileri konum %30–35 oranında olacaktır. Bu nedenle, hafif bir uçakta izin verilen ağırlık merkezi aralığı %20 MAC'ı geçmemelidir. Bu durum Şekil 1.14.'te gösterilmiştir [11]. % MAC ağırlık merkezinin MAC uzunluğu üzerinde yerinin yüzde değeridir. % MAC ifadesi Denklem (1.5)'te verilmiştir [15]:

$$\%MAC = \frac{(Kol\ Mesafesi - LEMAC).100}{MAC} \quad (1.5)$$

Burada; LEMAC bir kanat kesitinin hücum kenarının datum çizgisine olan uzaklığıdır. Uçağın ağırlık merkezi, inç veya milimetre olarak referans hattından olan mesafe ile veya MAC yüzdesi ile ifade edilir [16].



Şekil 1.13. Uçak üzerinde MAC oranı



Şekil 1.14. Yüzde olarak ifade edilen ağırlık merkezi

1.5. Literatür Araştırması

Armutlu [17]; pervaneli uçaklarda uçak ağırlık merkezinin yerini tespit etmek için otomatik ağırlık denge raporu çıkaran ve rapor için Microsoft Access'ten yararlanan bir bilgisayar programı geliştirmiştir. Uçak yükleme şartlarını değiştirerek ağırlık ölçümü yapmış ve sonuçları sistemsal olarak hesaplatmıştır. Yüklü halde bulunan uçağın ağırlık merkezinin üreticinin sınırlarında olup olmadığının testinin yapılabileceği sonucuna varmıştır.

Stanley [18]; uçak ağırlık merkezinin uçuştaki değişikliğiyle alakalı beklenmeyen açılal ivmeyi saptamak için durum tahmini yapmıştır. Hem uzunlamasına hem de yanal ağırlık merkezi tahmini açıklayarak performansını bir Kalman filtresi ile karşılaştırarak farklı sonuçlar elde etmiştir.

Komendat [19]; geleneksel uçak ölçümlerine dayalı olarak uçak ağırlık merkezinin yerini tahmin etmek için yeni bir algoritma sunmuştur. Algoritma geliştirmede üç model kullanmıştır. Modellerden birincisi irtifa ölçümlerini kullanmaya, ikincisi hava veri ölçümlerini kullanmaya ve üçüncüsü navigasyon tipi ölçümlerini kullanmaya dayalıdır. Sunulan yeni yaklaşımda uçağın aerodinamik parametrelerinin tahmini gerekli değildir. Yaklaşımın fizibilitesini test etmek için yüksek performanslı bir uçak simülasyon modeli kullanılmıştır. Ayrıca, ağırlık merkezinin başarıyla konumlandırılmasında algoritmanın etkinliğini doğrulamak için uçuş test verileri de kullanılmıştır. Tüm bireysel ve kombine model simülasyonlarında ağırlık merkezi yüksek derecede doğrulukla tahmin edilmiştir.

Teixeira [20]; yakıt tasarrufu için ağırlık merkezinin konum optimizasyonu üzerine çalışmıştır. Bunun için çoklu kuadratik radyal temelli fonksiyon kullanmıştır. Bu çalışma ile ağırlık merkezi pozisyonunun uçak tipine göre değiştiğini görmek mümkün olmuştur. Yakıt tasarruflarının da farklı olduğu anlaşılmıştır. Doğru ağırlık merkezi pozisyonunu benimseyerek çok fazla yakıt tasarrufu yapıldığı ve atmosfere kirletici emisyonların azaldığı görülmüştür. Önerilen model ile elde edilen verilerin analizi yoluyla, ağırlık merkezi konumunun değiştirilmesinin yakıt tüketiminde önemli bir değişikliğe yol açtığını doğrulamıştır.

Konar [21]; Boeing737-300 uçağına ait hız ve yakıt problemlerini ayrı ayrı ele alırken, Boeing767-200 uçağındaki hız ve yakıt problemlerini birlikte incelemiştir. Bu problemler için, farklı YSA modelleri oluşturmuştur. Ortaya koyduğu modellere ait sonuçları gerçek değerlerle karşılaştırmıştır. YSA modellerinin uçuş kontrol sistemlerinde pratik ve başarılı olduğu sunulmuştur.

Fenar [22]; uçuş esnasında meydana gelebilecek hava aracı buzlanma risk derecesinin hesaplanması konusunda YSA ile modelleme yapmıştır. Bu modellemeler için buzlanma risk derecesini en doğru tahmin edebilen YSA modelini oluşturmak için farklı öğrenme algoritmaları ve farklı ağ yapılarını denemiştir.

Baomar ve Bentley [23]; YSA ve taklitli öğrenme yöntemlerini kullanarak gerçek pilot taklidi yapan, kendine ait seyrüsefer ve iniş özelliklerine sahip büyük jetleri otopilot sistemlerine tanıtmışlardır. Önerilen akıllı otopilot sistemi uygun YSA modelleri ile büyük jetlerin özel kontrol mantığını elde ederek yeni yaklaşımda bulunmuştur.

Arık [24]; Boeing737-400 uçağına ait irtifa, CAS, MACH sayısı ve SAT gibi değerlerden oluşan eğitim seti ile hava veri bilgisayarını YSA ile eğitmiş ve alternatif bir yöntem geliştirmiştir.

Sergaki ve Kalaitzakis [25]; bulanık mantığı küçük bir ticari uçağın uçuş kontrol sisteminde kullanmışlardır. Bulanık mantık denetleyicisinin kullanımıyla, uçakta kullanılan iki adet sensörün herhangi bir arıza durumunda, hangisinin arızalı olduğunu bulmak daha kolay olmuştur. Bu yöntemle daha az iş gücü sağlamış ve zamandan tasarruf edilmiştir.

Chiu vd. [26]; ileri teknoloji kanat uçak modeli için tasarlanmış bir bulanık mantık tabanlı çoklu giriş ve çoklu çıkış rulo denetleyicisi sunmuşlardır. İleri teknoloji kanat, belirli uçuş performans kriterlerini karşılamak için en uygun kanat şekillerini sağlamak üzere aktif kontrolleri, esnek bir kanat yapısıyla birleştirmişlerdir. Kanat yüklerinin güvenli sınırlar içinde kalmasını sağlarken, istenen merdane oranını elde etmek için uygun kontrol yüzeyi sapmalarını belirlemek amacıyla bulanık kurallar geliştirmişlerdir.

Haktan [27]; Türkiye’de havalimanlarının etkinlik tahmini üzerinde çalışmış ve veri zarflama analizi ile hesaplamıştır. Ardından veri zarflama analizi sonuçları ve veri zarflama analizinde kullanılan veriler yardımıyla mevcut veya yeni açılacak bir havalimanının etkinliğinin tahmin edilebileceği bir YSA modeli geliştirmiştir.

Hacıoğlu [28]; YSA ile güçlendirilmiş bir genetik algoritma önererek, tersten kanat profili dizaynı uygulaması yapmıştır. YSA ve genetik algoritmayı melez bir yapı içerisinde, yeni bir yaklaşımla birleştirerek hızlı bir tasarım algoritması elde etmiştir. Bu yeni uygulamayla tasarım süresini oldukça kısaltmıştır.

Karaca [29]; bulanık mantık kullanarak insansız hava aracı irtifa kontrolü ve simülasyonu sunmuştur. Matlab ortamında Rascal isimli insansız hava aracı uçuş parametreleri ve flightgear simülasyon programı kullanılarak kontrolcü testi gerçekleştirilmiş ve gözlemlenmiştir.

Karatay [30]; çeşitli kanat profillerinin aerodinamik parametrelerini YSA ile belirlemiştir. Aerodinamik ve kanat profillerinin temelinde önemli olan kaldırma ve sürüklenme katsayılarını geleneksel rüzgâr tünelleri ile ölçüm yerine alternatif bir yöntem olarak YSA’nın kullanılabileceğini göstermiştir.

Kıyak [31]; EHY’nden biri olan bulanık mantıkla uçuş kontrol problemleri konuları üzerinde çalışmıştır.

Hacıoğlu [32]; aerodinamik dizayn ve optimizasyon amacıyla kullanılacak genetik algoritmalar için yeni birer yaklaşım olan titreşim kavramı ile dağıtım stratejileri önermiş ve bunların uygulamalarını sunmuştur.

Sahinkaya [33] ve Sarıkaya Basturk [34]; yapay zekâ optimizasyon algoritmalarını hava trafik kontrolü problemine uygulamış ve algoritmaların başarımlarını detaylı bir biçimde analiz etmiştir.

2. BÖLÜM

ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ

2.1. Giriş

Esnek hesaplama, canlı varlıkların problem çözme yaklaşımlarını betimleyen yöntemlerin genel adıdır. Geleneksel hesaplama yaklaşımlarından farklı olarak esnek hesaplama tabanlı yaklaşımlar problemleri zeki davranışlar ve kabiliyetler içeren süreçler ile çözen varlıkların karşılaştırma, sezgi ve tecrübe gibi yeteneklerini modelleyerek çözmeye çalışırlar. Bu nedenle EHY'nin amacı zeki canlıların hayatlarını devam ettirme ve karar verme süreçlerini modelleyerek başarılı, basit, gerçekleştirilebilir ve düşük maliyetli çözümler üretmektir [35].

EHY'nin var olan klasik hesaplama yöntemlerine nazaran diğer bir avantajı ise hem nitel hem de nicel verileri kullanabilmeleridir. Dünyada pek çok alanda olduğu gibi EHY, havacılık alanında farklı pek çok problemin çözümünde kullanılmış ve alternatif başarılı yöntemler olarak önerilmiştir [21-34].

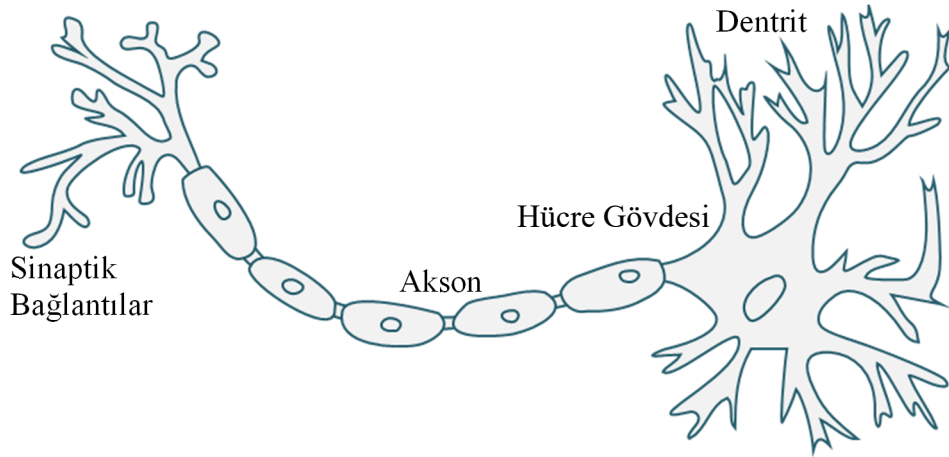
EHY'ni; YSA, BMS ve yapay zekâ optimizasyon algoritmaları olarak üç ana başlık altında kategorize etmek mümkündür [35].

Sunulan bu tez çalışmasında Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin hesaplanması amacı ile EHY'nden YSA ve BMS kullanılmıştır. Bu bölümde sunulan tez çalışmasında kullanılan YSA ve BMS hakkında bilgiler verilmiştir.

2.2. Yapay Sinir Ağları (YSA)

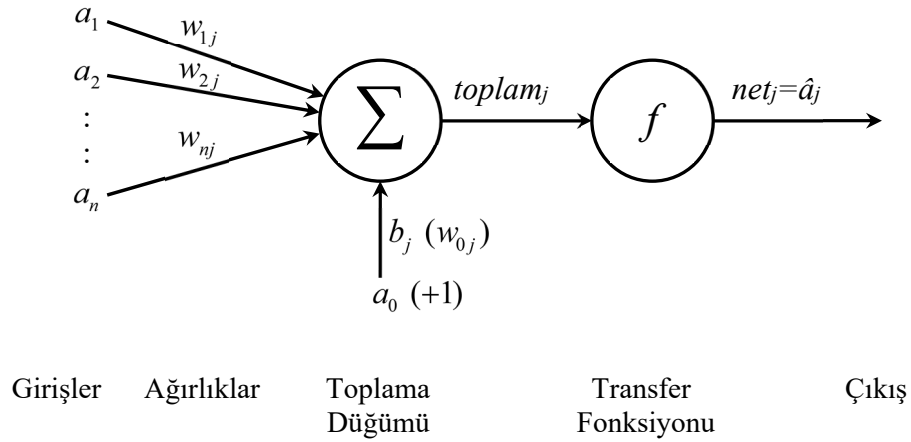
YSA, insan beynindeki sinir hücreleri ve bu hücrelerin birbirlerine bağlanarak oluşturdukları biyolojik ağ yapılarından esinlenerek oluşturulan hesaplayıcı ve bilgi işleyici modellerdir. YSA, örneklerden öğrenebilme ve hata toleransına sahip olma gibi özellikleri nedeniyle geleneksel teknikler ile çözümü zor ya da maliyetli olan problemler için çözüm üretebilmekte, daha önce karşılaşılmamış durumlarda genelleme yapabilmektedir. Bu tür zeki davranışları nedeniyle YSA araştırmacılar tarafından farklı pek çok problemin çözümünde yaygın bir biçimde kullanılmaktadır.

YSA ve bu ağ yapılarında kullanılan sinir hücreleri biyolojik sinir sistemini ve sinir hücrelerini betimlerler. Şekil 2.1.'de verilen temel biyolojik sinir hücresi; snaptik bağlantılar, akson ve dentrit gibi birimlerden oluşur. Snaptik bağlantılar, sinir hücreleri arasındaki bağlantılar olarak bilinmektedir ve hücreden hücreye elektrik iletimini sağlarlar. Sinir hücreleri kendi elektrik sinyalini oluşturur ve akson aracılığı ile diğer hücrelere gönderir [36, 37].



Şekil 2.1. Biyolojik sinir hücresi

Yapay sinir hücreleri biyolojik sinir hücrelerinden esinlenerek geliştirilmiştir. Şekil 2.2.'de biyolojik sinir hücresinden esinlenilerek geliştirilmiş yapay sinir hücresi gösterilmiştir.

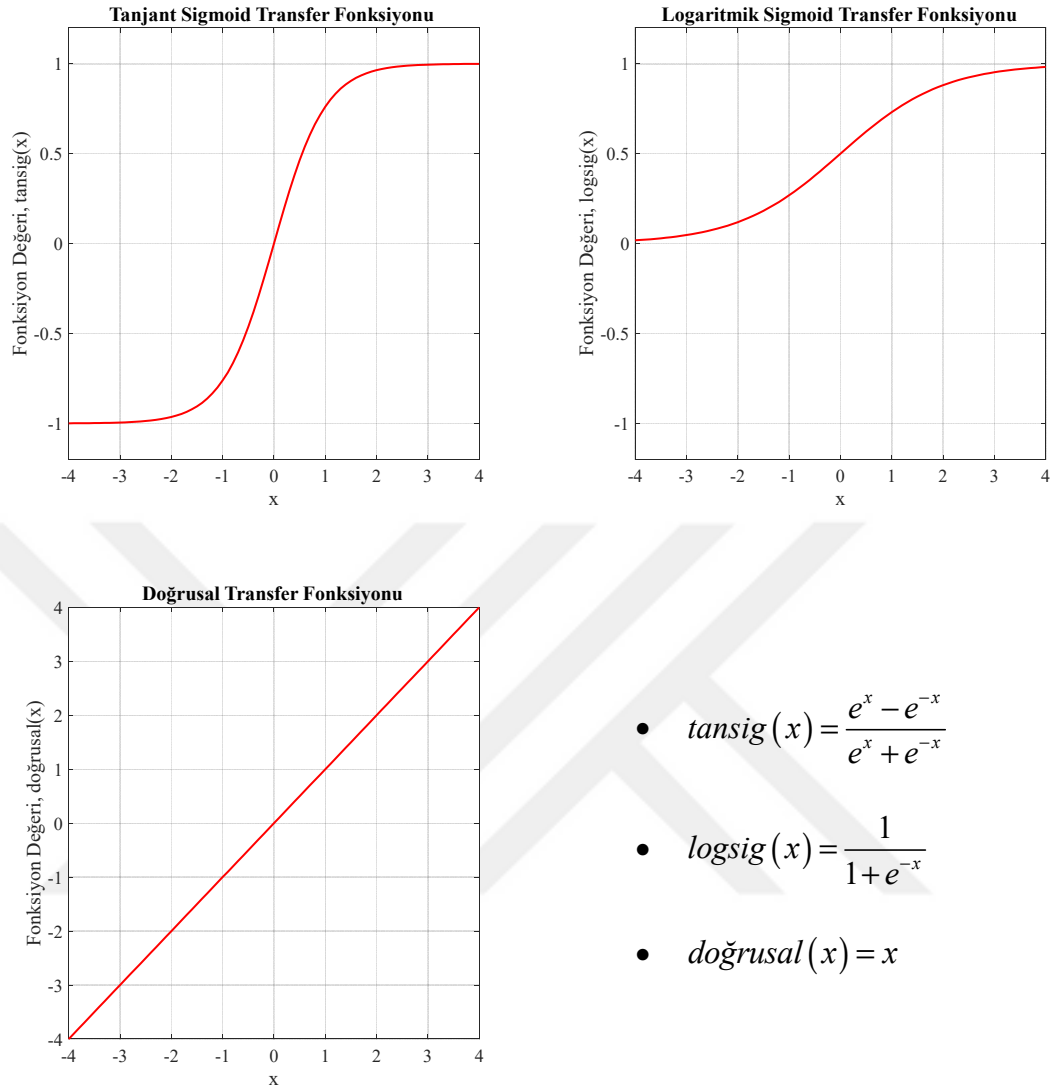


Şekil 2.2. Yapay sinir hücresi

Şekil 2.2.'den görüldüğü gibi yapay sinir hücresi beş ana bölümden oluşmaktadır. Bunlar; giriş(ler), ağırlıklar, toplama düğümü, transfer fonksiyonu ve çıkış(lar)'dır.

- **Giriş(ler):** Giriş verileri; dış ortamdan, başka hücrelerden veya hücrenin kendisinden yapay sinir hücresine uygulanan verilerdir.
- **Ağırlıklar:** Ağırlıklar; hücreye gelen bilginin önemini ve hücre üzerindeki etkisini ifade etmek için kullanılırlar. Her girişin kendine özgü bir ağırlığı bulunur. Ağırlıklar; pozitif, negatif, sıfır, sabit veya değişken olabilir.
- **Toplama Düğümü:** Toplama düğümü, hücreye gelen girişlerin ağırlıklandırılmış toplamını hesaplar. Bu amaçla gelen giriş işaretleri ağırlıkları ile çarpılır ve toplam değeri bulunur.
- **Transfer Fonksiyonu:** Transfer fonksiyonu, ağırlıklandırılmış girişler ile elde edilen toplam değerinin hücre çıkışında oluşturacağı çıkış işaretini belirler. Genelde transfer fonksiyonu doğrusal olmayan bir fonksiyondur ve katmandan katmana ya da hücreden hücreye değişen farklı transfer fonksiyonları seçilebilir.

Bu tez çalışmasında; tanjant sigmoid, logaritmik sigmoid ve doğrusal transfer fonksiyonları kullanılmıştır. Bu fonksiyonlarla ilgili grafikler ve matematiksel ifadeler Şekil 2.3.'te verilmiştir.



Şekil 2.3. Tez çalışmasında kullanılan transfer fonksiyonları ve matematiksel ifadeleri

- **Çıkış(lar):** Transfer fonksiyonu tarafından belirlenen çıkış işareti doğrudan dışarıya ya da bir sonraki katmandaki hücre veya hücrelere giriş işareti olarak yönlendirilir.

2.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Özellikleri

YSA, insan beynini ve biyolojik sinir sisteminin fizyolojik özelliklerini betimleyen matematiksel modellerdir. Sinir ağları yapısal manada katmanlar şeklinde oluşturulurlar. Ağa giriş işaret(ler)inin uygulandığı katman giriş katmanı, çıkış(lar)ın alındığı katman ise

çıkış katmanı olarak adlandırılır. Giriş ve çıkış katmanları arasında ise saklı katman(lar) bulunur. Çıkış katmanında modellenen sistemin çıkışı adedince sinir hücresi bulunur. Saklı katmanların sayısı, bu katmanlardaki sinir hücresi sayısı ve ağdaki tüm sinir hücrelerinin transfer fonksiyonları ağı başarılı sonuçlar üretmesini sağlayacak biçimde tasarımcı tarafından belirlenir. Böylelikle yapısal olarak tasarlanan sinir ağı, beslenen giriş işareti için arzu edilen çıkış işaretini üretecek tarzda eğitim algoritmaları kullanılarak eğitilir. Genel manada eğitim işlemi katmanlardaki sinir hücreleri arasındaki bağlantıların optimale yakın (idealde optimum) değerlerinin eğitim algoritmaları ile belirlenmesi anlamına gelir. Böylelikle YSA; bilgiyi toplama, katmanlar arası bağlantılar sayesinde bilgiyi koruma ve daha önce karşılaşılmamış veri girişlerine karşılık sonuç üretebilme (genelleme yapabilme) yeteneğine sahip ağ yapıları olarak tarif edilebilirler. Bu tanımlardan yola çıkarak, YSA'nın hesaplama kabiliyetlerinin, bilgiyi paralel ve dağıtık bir biçimde işleyebilme özelliklerinden ve öğrenme-genelleme yapabilme yeteneklerinden kaynaklandığı söylenebilir [36, 37].

Literatürde çok sayıda farklı sinir ağı mimarisi geliştirilmiştir. İleri beslemeli bir sinir ağı yapısında giriş katmanındaki tampon sinir hücreleri vasıtasıyla ağa beslenen giriş işareti, saklı katmanlardaki sinir hücreleri tarafından işlenir ve son olarak çıkış katmanındaki sinir hücreleri ile çıkış işaretine dönüştürülür. Yapıdaki herhangi bir sinir hücresinin çıkış işareti Denklem (2.1)'deki gibi ifade edilebilir [36, 37]:

$$net_j = f(\mathbf{w}^T \mathbf{a}) = f\left(w_{0j}a_0 \Big|_{w_{0j}=b_j, a_0=+1} + \sum_{i=1} w_{ij}a_i\right) = f\left(b_j + \sum_{i=1} w_{ij}a_i\right) \quad (2.1)$$

Burada; a_i sinir hücresine önceki katmandan gelen i . giriş işaretini, w_{ij} bu giriş işaretine yönelik bağlantı ağırlığını, $b_j = w_{0j}$ sinir hücresinin bias girişinin ağırlığını (bias girişi a_0 'ın değeri +1 olarak kabul edilir) ve f ise sinir hücresinin transfer fonksiyonunu ifade etmektedir. f fonksiyonu bir eşik fonksiyonu olarak kullanılabildiği gibi sigmoidal ya da doğrusal yapıda bir fonksiyon da olabilir.

YSA modellerinin, danışmanlı öğrenme, danışmansız öğrenme veya takviyeli öğrenme yaklaşımlarıyla üzerinde çalışılan problemi öğrenmeleri ve probleme çözüm üretmeleri

sağlanabilir. Bu tez çalışmasında, giriş değerlerinin ağa beslendiği ve bu giriş değerlerine karşılık ağ çıkışında üretilmesi arzu edilen çıkış değerlerinin belirtildiği danışmanlı öğrenme yaklaşımı kullanılmıştır. Yani ağ girişine uygulanan bir giriş veri seti ve bu giriş veri setine karşılık elde edilmek istenen bir çıkış veri seti mevcuttur. Tez çalışmasında kullanılan YSA mimarileri, bilgi işaretlerinin ağ boyunca ileri doğru yayıldığı ileri beslemeli sinir ağlarıdır. Kullanılan danışmanlı öğrenme algoritmaları geriye yayılım algoritmasını temel almaktadırlar. Yani ağ ağırlıkları en iyilenirken, arzu edilen çıkış değeri ile elde edilen çıkış değeri arasında oluşan hata katman bazında geriye yayılmaktadır. İlerleyen başlıklarda öncelikli olarak geriye yayılım algoritması incelenmiş daha sonra YSA eğitmek için kullanılan öğrenme algoritmaları hakkında bilgiler verilmiştir.

2.2.2. Geriye Yayılım Algoritması

Geriye yayılım algoritması, YSA eğitiminde kullanılan en yaygın yöntemlerdendir ve çok sayıda gerçek yaşam problemini YSA ile çözmek amacıyla kullanılmıştır.

Sade bir yöntem olması algoritmanın başarısında ve yaygınca kullanımında önemli bir rol oynamaktadır. Ayrıca, algoritmanın yerel hesaplamalar kullanıyor olması hafıza kaynaklarının daha az kullanılması imkanını sunmaktadır. Standart geriye yayılım algoritmasının yakınsama hızının nispeten yavaş olmasıyla birlikte yöntemin başarımı öğrenme oranının değerine oldukça bağımlılık göstermektedir. Bu nedenle algoritmanın çalışması esnasında öğrenme oranının uygun şekilde değiştirilmesi iyi sonuçlara yol açabilmektedir. Bu durumdan dolayı literatürde geriye yayılım algoritmasını temel alan ve öğrenme oranı ya da diğer parametre değerlerinin adaptasyonunu inceleyen çok sayıda farklı yöntem yer almaktadır.

Geriye yayılım algoritması, ileri beslemeli sinir ağları için, ağın performansının bir ölçüsünü temsil eden ve hata fonksiyonu olarak adlandırılan amaç fonksiyonunun yinelemeli optimizasyonunu içeren bir eğitim prosedürüdür. Bu hata fonksiyonu, ağın çıkış katında yer alan sinir hücrelerinin ürettikleri çıkış değerleri ile (P sayıda örneklemden oluşan) hedef değerler arasındaki farkların (hataların) karesel

toplamlarının ortalamaları olarak tanımlanır ve Denklem (2.2)'deki gibi ifade edilir [38-40]:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{j=1}^N (tr_j - \hat{a}_j)^2 \quad (2.2)$$

Burada, tr_j ve $\hat{a}_j$, sırasıyla elde edilmek istenen hedef çıkış değerini ve çıkış katındaki j . sinir hücresinden elde edilen değeri temsil etmektedir. N ise çıkış sinir hücresi sayısıdır.

Eğitim boyunca, giriş değerleri ve bu giriş değerlerine karşılık gelen hedef çıktı değer(ler)inden oluşturulan bir örneklem dizisi kullanılır. Örneklemeler ağa ardışık olarak tekrarlamalı bir şekilde beslenir. Bu süreç boyunca ağız arzu edilen başarıma ulaşabilmesi için ağ ağırlıklarının değerleri uygun biçimde güncellenir. Bu süreç, bağlantı ağırlıklarının ayarlanan değerleri ağızdan istenen eşleştirme kalitesini sağlayıncaya kadar devam ettirilir. Tüm örnek setinin ağa her beslenişine bir devir (epok) adı verilir.

Hata fonksiyonunun minimizasyonu gradyent iniş yöntemi kullanılarak gerçekleştirilir. Her bir yinelemede ağ ağırlıklarının güncellenmeleri için gerekli değişim miktarları, hata fonksiyonunun her w_{ij} ağırlığına göre kısmi türevinin en dik iniş yönünü verecek biçimde hesaplanmasıyla elde edilir. Böylece ağırlık uzayındaki en dik artış yönünü temsil eden gradyent vektörü elde edilir. Minimizasyon işlemi gerçekleştirileceği için, ağırlıkların güncellenme miktarını temsil eden Δw_{ij} bu ağırlık için karşılık gelen vektör ile zıt yöndeki negatif formunu kullanılır. Delta kuralı, adım büyüklüğü ile gradyent vektörünü de kullanarak ağ ağırlıklarının değerlerinin güncellenme miktarlarını belirler ve Denklem (2.3)'deki gibi ifade edilir [38-40]:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2.3)$$

Burada, η parametresi adım büyüklüğünü temsil eder ve öğrenme oranı olarak adlandırılır. w_{ij} ise herhangi bir k katmanındaki i . sinir hücresi ile $k+1$. katmandaki j . sinir hücresi arasındaki bağlantı ağırlığını temsil etmektedir.

Geriye yayılım algoritmasının her bir iterasyonu üç adımdan oluşan bir seriyi içerir:

1) İleri Hareket: Ağa bir giriş uygulanır ve çıktı katmanındaki sinir hücrelerinde bir sonuç elde edilinceye kadar veri iletimi tüm katmanlar boyunca ardışık olarak gerçekleştirilir. k katmanındaki ($2 \leq k \leq K$) j . sinir hücresinin çıkış (aktivasyon) değeri $\hat{a}_j$, f transfer fonksiyonu kullanılarak hesaplanır. Bu fonksiyonun sigmoid yapılı bir fonksiyon olması durumunda hücre çıkışı Denklem (2.4) ve Denklem (2.5)'deki gibi ifade edilir:

$$net_j = \hat{a}_j = f(toplam_j) = \frac{1}{1 + e^{-toplam_j}} \quad (2.4)$$

$$toplam_j = b_j + \sum_{i=1}^{N_{k-1}} w_{ij} a_i \quad (2.5)$$

Burada; i , k katmanındaki j . sinir hücresine bağlantılı $k-1$ katmanındaki i . sinir hücresini temsil etmektedir. b_j , ise söz konusu sinir hücresinin bias ağırlığı w_{0j} 'yi ifade etmektedir.

2) Genelleştirilmiş Delta Kuralı: Yerel gradyentleri hesaplamak için kullanılır. t iterasyonunda ağırlık değerlerinin güncellenme işlemi Denklem (2.6)-(2.8)'deki gibi gerçekleştirilir [38-40]:

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j a_i \quad (2.6)$$

$$\eta \delta_j a_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2.7)$$

$$\delta_j = -\frac{1}{a_i} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (2.8)$$

Buradan δ_j Denklem (2.9)-(2.11) ile bulunur [38-40]:

$$\delta_j = -\frac{1}{a_i} \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = -\frac{1}{a_i} \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial toplam_j} \frac{\partial toplam_j}{\partial w_{ij}} = -\frac{1}{a_i} \frac{\partial E}{\partial \hat{a}_j} \frac{\partial \hat{a}_j}{\partial toplam_j} \frac{\partial toplam_j}{\partial w_{ij}} \quad (2.9)$$

$$\delta_j = -\frac{1}{a_i}(-2)\frac{1}{2}(tr_j - \hat{a}_j)f'(\)a_i = (tr_j - \hat{a}_j)f'(\) = (tr_j - \hat{a}_j)\frac{d}{d\text{toplamlam}_j}(1 + e^{-\text{toplamlam}_j})^{-1} \quad (2.10)$$

$$\delta_j = (tr_j - \hat{a}_j)\frac{1}{1 + e^{-\text{toplamlam}_j}}\left(1 - \frac{1}{1 + e^{-\text{toplamlam}_j}}\right) = (tr_j - \hat{a}_j)\hat{a}_j(1 - \hat{a}_j) = \hat{a}_j(1 - \hat{a}_j)(tr_j - \hat{a}_j) \quad (2.11)$$

Hesaplanan δ_j değeri, çıkış katmanındaki sinir hücreleri için uygulanacak eşitlik olmakla birlikte, bu değer ara katmanlardaki bağlantı ağırlıkları için kullanılan formu Denklem (2.12)'deki gibi olacaktır [38-40]:

$$\delta_j = \hat{a}_j(1 - \hat{a}_j)\sum_{l=1}^{N_{k-1}}\delta_l w_{lj} \quad (2.12)$$

Çıkış katmanındaki sinir hücreleri için δ_j Denklem (2.11)'de olduğu gibi doğrudan hesaplanabilir. Çünkü ilgili eşitlik hedeflenen tr_j değeri ve hesaplanan a_j değeri arasındaki farka dayanmaktadır. Bununla birlikte, bu eşitlik ara katmanlar için aynı yaklaşımla kullanılamaz. Bu nedenle, δ_j ağırlık güncelleme değerleri ağ üzerinde katmandan katmana geriye yayılacaktır.

3) Ağırlıkların Güncellenmesi: Son adım olan bu adımda ise ağırlık değerleri güncellenecektir. Giriş değerlerinin ağa uygulanması ve akabinde ağırlık değerlerinin güncellenmesi esnasında iki ayrı yöntem takip edilebilmektedir. Bu yöntemlerin ilki olan çevrimiçi eğitimde (stokastik eğitim olarak da isimlendirilmektedir), yukarıdaki bahsedilen üç adımın her biri her bir iterasyon esnasında sırayla gerçekleştirilmektedir. Diğer yöntem olan toplu eğitimde ise, her iterasyonda sadece ilk iki adım gerçekleştirilir; üçüncü adım, her devir (epok) için bir kez gerçekleştirilir ve bu devirdeki tüm iterasyonlar için hesaplanan yerel gradyent değerlerinin toplamı kullanılır.

2.2.3. Tez Çalışmasında Kullanılan Eğitim Algoritmaları

Sunulan tez çalışmasında Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin hesaplanması amacıyla YSA eğitiminde dokuz farklı geriye yayılım

temelli eğitim algoritması kullanılmıştır. Bunlar: Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Quasi-Newton geriye yayılım algoritması (BFGS-QN) [41, 42], ölçeklenmiş eşlenik gradyent algoritması (ÖEG) [43], Fletcher-Reeves güncellemeli eşlenik gradyent geriye yayılım algoritması (EG-FR) [44], Powell-Beale güncellemeli eşlenik gradyent geriye yayılım algoritması (EG-PB) [45], Polak-Ribière güncellemeli eşlenik gradyent geriye yayılım algoritması (EG-PR) [44], uyarlanır öğrenme oranlı ve momentumlu gradyent azaltımı geriye yayılım algoritması (UÖM) [38, 39], tek adım sekant geriye yayılım algoritması (TAS) [46], esnek geriye yayılım algoritması (EGY) [47] ve Levenberg-Marquardt algoritması (LM)'dır [48-50].

2.2.3.1. Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Quasi-Newton Geriye Yayılım Algoritması (BFGS-QN)

Bir eğri üzerindeki noktanın teğet doğrultusunun değişim hızı olarak tarif edilen eğrilik değerinin hesaplanmasında kullanılan Hessian matrisi, Newton tipi arama yöntemlerinin başarısındaki ana unsur olarak ifade edilebilir. Hessian matrisi kullanılarak türevlenebilir F fonksiyonunun yerel bir kuadratik modeli geliştirilebilir. Quasi-Newton yöntemleri, yöntemde kullanılan iniş yaklaşımının her bir iterasyonunda F fonksiyonu ve gradyent fonksiyonu g 'deki değişimlere bağlı olarak elde edilen eğrilik değeri üzerine inşa edilmişlerdir. Bu durum tek bir noktada hesaplanan eğrilik değerini kullanan Newton tipi yöntemlerden farklılaşmaktadır. Quasi-Newton yöntemlerinin teorisini, doğrusal olmayan bir fonksiyonun eğrilik değerine yönelik bir yaklaşıklıkla tam olarak şekillendirilmiş bir Hessian matrisi olmaksızın da elde edilebileceği fikrini oluşturmaktadır [41, 42].

$\mathbf{s}$, $\mathbf{w}$ noktasından ilerlenen bir adım olmak üzere, $\mathbf{w}$ 'nin $\mathbf{s}$ de dikkate alarak hesaplanan Taylor serisinin gradyent fonksiyonu açılımı Denklem (2.13) ile verilebilir:

$$g(\mathbf{w} + \mathbf{s}) = \mathbf{g} + \mathbf{G}\mathbf{s} + \dots \quad (2.13)$$

F fonksiyonunun $\mathbf{s}$ civarındaki eğriliği $\mathbf{s}^T \mathbf{G}\mathbf{s}$ 'dir ve sadece birinci dereceden türev verisi kullanılarak ve Denklem (2.14) ile elde edilebilir:

$$\mathbf{s}^T \mathbf{G} \mathbf{s} \approx (\mathbf{g}(\mathbf{w} + \mathbf{s}) - \mathbf{g})^T \mathbf{s} \quad (2.14)$$

Bir Quasi-Newton yönteminin başlangıcında, yaklaşık Hessian matrisi $\mathbf{B}$ eğrilik değerini ifade etmek üzere kullanılabilir. $\mathbf{B}$ bir quadratik model fonksiyonunun Hessian matrisi olarak alındığında, arama doğrultusu $\mathbf{p}$ aşağıdaki gibi bir lineer sistem takımının çözümü olacaktır ve Denklem (2.15) ile verilmiştir:

$$\mathbf{B} \mathbf{p} = -\mathbf{g} \quad (2.15)$$

Eğer ek bir bilgi söz konusu değilse, algoritmanın başlangıcında Hessian matrisi yaklaşıklığı genellikle birim matris olarak alınır. Bu kabul sonucu, Quasi-Newton yönteminin ilk iterasyonu en dik iniş yönteminin ilk iterasyonuna denk olmaktadır.

$\mathbf{w}$ 'in hesaplanmasının sonrasında, güncel $\mathbf{B}$ Hessian yaklaşıklığı elde edilir. $\mathbf{B}$ 'nin güncellenme eşitliği Denklem (2.16) ile verilir:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} + \mathbf{U} \quad (2.16)$$

Burada $\mathbf{U}$ güncelleme matrisidir. $\mathbf{s}$ vektörü herhangi bir iterasyon anında $\mathbf{w}$ 'de olan değişimi ($\mathbf{s} \equiv \mathbf{w}_{t+1} - \mathbf{w}_t \equiv \alpha \mathbf{p}$) ve $\mathbf{y}$ gradyentdeki değişimi ($\mathbf{y} \equiv \mathbf{g}_{t+1} - \mathbf{g}_t$) ifade etmek üzere Hessian yaklaşıklığı matrisi $\mathbf{B}$ Quasi-Newton şartı olarak da bilinen Denklem (2.17)'de verilen özelliği sağlamalıdır:

$$\mathbf{B} \mathbf{s} = \mathbf{y} \quad (2.17)$$

Quasi-Newton şartı $\mathbf{B}$ 'ye bir rank-bir matrisi eklenerek de elde edilebilir. Bu nedenle $\mathbf{u}$ ve $\mathbf{v}$ vektörleri için Denklem (2.18) yazılabilir:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} + \mathbf{u} \mathbf{v}^T \quad (2.18)$$

Quasi-Newton şartı kullanılarak Denklem (2.19) ile $\mathbf{B} \mathbf{s}$ bulunur:

$$\mathbf{B}\mathbf{s} = (\mathbf{B} + \mathbf{u}\mathbf{v}^T)\mathbf{s} = \mathbf{y}, \quad \text{ya da} \quad \mathbf{u}(\mathbf{v}^T\mathbf{s}) = \mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s} \quad (2.19)$$

Dolayısıyla $\mathbf{u}$, $\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s}$ doğrultusunda olmalıdır ve $\mathbf{y}$ 'nin $\mathbf{B}\mathbf{s}$ 'ye eşit olmadığı kabul edilmektedir. $\mathbf{v}^T\mathbf{s}$ 'yi sıfır yapmayacak biçimde tanımlı herhangi bir $\mathbf{v}$ vektörü için, $\mathbf{u}$ vektörü $(1/\mathbf{v}^T\mathbf{s})(\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s})$ ile verilir ve $\mathbf{B}$, Denklem (2.20)'deki gibi tanımlanır:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} + \frac{1}{\mathbf{v}^T\mathbf{s}}(\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s})\mathbf{v}^T \quad (2.20)$$

Simetrik olarak verilen bir $\mathbf{B}$ matrisi için, ilk başta $\mathbf{B}^{(0)} = \mathbf{B}$ alınıp, Denklem (2.18)'deki genel rank-bir güncellemesi kullanılarak güncellenmiş $\mathbf{B}^{(1)}$ Denklem (2.21)'deki gibi elde edilir:

$$\mathbf{B}^{(1)} = \mathbf{B}^{(0)} + \mathbf{u}\mathbf{v}^T, \quad \mathbf{v}^T\mathbf{s} \neq 0 \quad (2.21)$$

Burada $\mathbf{B}^{(1)}$ Quasi-Newton şartını sağlar, ancak simetrik değildir. Bu nedenle $\mathbf{B}^{(1)}$ simetrikleştirilerek $\mathbf{B}^{(2)}$ Denklem (2.22)'deki gibi elde edilebilir:

$$\mathbf{B}^{(2)} = \frac{1}{2}(\mathbf{B}^{(1)} + \mathbf{B}^{(1)T}) \quad (2.22)$$

Ancak, $\mathbf{B}^{(2)}$ genellikle Quasi-Newton koşulunu sağlamadığı için süreç devam ettirilir. Bu yaklaşımla $j = 0, 1, \dots$ olmak üzere güncelleme matrislerinden oluşan bir seri aşağıdaki denklemler gibi elde edilir:

$$\mathbf{B}^{(2j+1)} = \mathbf{B}^{(2j)} + \frac{1}{\mathbf{v}^T\mathbf{s}}(\mathbf{y} - \mathbf{B}^{(2j)}\mathbf{s})\mathbf{v}^T \quad (2.23)$$

$$\mathbf{B}^{(2j+2)} = \frac{1}{2}(\mathbf{B}^{(2j+1)} + \mathbf{B}^{(2j+1)T}) \quad (2.24)$$

$\{\mathbf{B}^{(j)}\}$ serisinin limit değeri Denklem (2.25) ile verilir:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} + \frac{1}{\mathbf{v}^T \mathbf{s}} \left((\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s}) \mathbf{v}^T + \mathbf{v} (\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s})^T \right) - \frac{(\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s})^T \mathbf{s}}{(\mathbf{v}^T \mathbf{s})^2} \mathbf{v} \mathbf{v}^T \quad (2.25)$$

Elde edilen yeni güncelleme matrisinin rankı 2'dir. Simetrik rank-1 güncellemesine benzer biçimde rank-2 güncellemesi $\mathbf{v} = \mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{s}$ kullanılarak türetilir. Denklem (2.25)'deki $\mathbf{v} = \mathbf{s}$ simetrik güncellemesi Powell-Symmetric-Broyden güncellemesi olarak adlandırılır. $\mathbf{v} = \mathbf{y}$ olarak kullanıldığında ise Davidon-Fletcher-Powell güncellemesi Denklem (2.26)'daki gibi elde edilir [41, 42]:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} - \frac{1}{\mathbf{s}^T \mathbf{B}\mathbf{s}} \mathbf{B}\mathbf{s}\mathbf{s}^T \mathbf{B} + \frac{1}{\mathbf{y}^T \mathbf{s}} \mathbf{y}\mathbf{y}^T + (\mathbf{s}^T \mathbf{B}\mathbf{s}) \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^T \quad (2.26)$$

Burada, $\boldsymbol{\omega}$ Denklem (2.27)'de verilmiştir:

$$\boldsymbol{\omega} = \frac{1}{\mathbf{y}^T \mathbf{s}} \mathbf{y} - \frac{1}{\mathbf{s}^T \mathbf{B}\mathbf{s}} \mathbf{B}\mathbf{s} \quad (2.27)$$

$\boldsymbol{\omega}$ vektörünün $\mathbf{s}$ 'ye dik olması nedeniyle $\boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^T$ rank-bir matrisinin katları, Quasi-Newton koşulunu bozmaksızın $\mathbf{B}$ 'ye eklenebilir. Bu durum $\mathbf{B}^\phi$ ve $\mathbf{y}$ 'ye ϕ skaleri kullanılarak: Denklem (2.28)'deki biçimde yazılabilir:

$$\mathbf{B}^\phi = \mathbf{B} - \frac{1}{\mathbf{s}^T \mathbf{B}\mathbf{s}} \mathbf{B}\mathbf{s}\mathbf{s}^T \mathbf{B} + \frac{1}{\mathbf{y}^T \mathbf{s}} \mathbf{y}\mathbf{y}^T + \phi (\mathbf{s}^T \mathbf{B}\mathbf{s}) \boldsymbol{\omega} \boldsymbol{\omega}^T \quad (2.28)$$

$\phi \equiv 0$ kabul edildiğinde diğer seçimlere nazaran daha efektif bir çözüm sunan Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS) güncelleme kuralına ulaşılır. Bu durumda BFGS güncelleme kuralı Denklem (2.29)'daki gibi yazılabilir [41, 42]:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} - \frac{1}{\mathbf{s}^T \mathbf{B}\mathbf{s}} \mathbf{B}\mathbf{s}\mathbf{s}^T \mathbf{B} + \frac{1}{\mathbf{y}^T \mathbf{s}} \mathbf{y}\mathbf{y}^T \quad (2.29)$$

Denklem (2.15)'deki arama doğrultusu ifadesi ($\mathbf{B}\mathbf{s} = -\alpha\mathbf{g}$) kullanılacak olursa, ifade oldukça sade bir hale gelmektedir. Örneğin BFGS ifadesi Denklem (2.30)'daki gibi bulunur [41, 42]:

$$\mathbf{B} = \mathbf{B} + \frac{1}{\mathbf{g}^T \mathbf{p}} \mathbf{g} \mathbf{g}^T + \frac{1}{\alpha \mathbf{y}^T \mathbf{p}} \mathbf{y} \mathbf{y}^T \quad (2.30)$$

Böylelikle BFGS-QN geriye yayılım algoritmasındaki ağırlık güncelleme süreci aşağıdaki $\mathbf{d}$ arama doğrultusu, $\mathbf{B}$ yaklaşık Hessian güncelleme matrisi ve gradyent vektörü yardımıyla Denklem (2.31) ve Denklem (2.32)'de verilen şekilde elde edilir:

$$\mathbf{d} = -\mathbf{B}/\mathbf{g} \quad (2.31)$$

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \gamma \mathbf{d} \quad (2.32)$$

Burada, γ arama doğrultusundaki başarıımı iyileştirmek için seçilen bir parametreyi temsil etmektedir.

2.2.3.2. Ölçeklenmiş Eşlenik Gradyent Algoritması (ÖEG)

Ölçeklenmiş eşlenik gradyent algoritması, eşlenik gradyent algoritmasını temel aldığı için ilk olarak bu algoritmanın incelenmesi uygun olacaktır.

Yapay ağ mimarisini oluşturan sinir hücreleri arasındaki bağlantı ağırlıkları $\mathbf{w}$ matrisi ile temsil edilecek olursa, sinir ağının başarıımı ağ tarafından hesaplanan çıkış değerleri ve hedeflenen çıkış değerleri arasındaki farkı kullanan bir global hata fonksiyonu $E(\mathbf{w})$

ile ölçülebilir. Bu hata fonksiyonunun gradyenti $E'(\mathbf{w}) = \frac{\partial E(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}}$ ile ifade edilebilir.

Öteleme matrisi $\mathbf{y}$ kullanılarak ağ ağırlıkları civarındaki yeni komşu noktalar üretildiğinde $(\mathbf{w} + \mathbf{y})$, oluşacak bu yeni matris için Taylor serisi açılımı Denklem (2.33) ile verilecektir [43]:

$$E(\mathbf{w} + \mathbf{y}) = E(\mathbf{w}) + E'(\mathbf{w})^T \mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{y}^T E''(\mathbf{w}) \mathbf{y} + \dots \quad (2.33)$$

$N \times N$ boyutundaki karesel bir $\mathbf{A}$ matrisinin pozitif tanımlı olabilmesi için $\mathbf{y}^T \mathbf{A} \mathbf{y} > 0$ ($\forall \mathbf{y} \in \mathbb{R}^N$) koşulu sağlanmalıdır. $\mathbf{p}_1 \cdots \mathbf{p}_k$ sıfır olmayan ağırlık vektörleri ve $\mathbf{A}$ $N \times N$ boyutlu tekil olmayan bir karesel simetrik matris ise $\mathbf{p}_i^T \mathbf{A} \mathbf{p}_j = 0$ ($i \neq j, i = 1, \dots, k$) ifadesinin sağlanması durumunda $\mathbf{p}$ sistemi bir eşlenik sistem olarak adlandırılır. $\tilde{\mathbf{w}}$, ağırlık uzayındaki herhangi bir konum olmak üzere, $\mathbf{w}$ ağırlık matrisi için Denklem (2.34) yazılabiliyorsa:

$$\mathbf{w} = \tilde{\mathbf{w}} + \alpha_1 \mathbf{p}_1 + \alpha_2 \mathbf{p}_2 + \dots + \alpha_k \mathbf{p}_k, \quad \alpha_i \in \mathbb{R} \quad (2.34)$$

$\mathbf{p}_1 \cdots \mathbf{p}_k$ eşlenik sistemin bir alt kümesidir ve k -düzlem ya da π_k olarak adlandırılır.

$\mathbf{p}$ ve α , sırasıyla herhangi bir andaki arama yönü ve adım büyüklüğü olmak üzere, ağırlık uzayında araştırılacak yeni noktalara bağlı olarak hesaplanacak yeni hata fonksiyonu değerinin, önceki hata fonksiyonu değerinden daha küçük değerli olması beklenir. Bu koşul sağlandığında, üretilen yeni komşuluk değerleri sinir ağının yeni ağ parametreleri olarak kabul edilir. Bu durum Denklem (2.35)'de verilen biçimde ifade edilir:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \alpha \mathbf{p}, \quad E(\mathbf{w} + \alpha \mathbf{p}) < E(\mathbf{w}) \quad (2.35)$$

En dik iniş algoritmasında $\mathbf{p} = -E'(\mathbf{w})$ biçiminde gradyentin ters işaretli formu ve adım büyüklüğü $\alpha = \varepsilon$ biçiminde bir sabit değer olarak alınır. Gradyent azaltımı yöntemi $E(\mathbf{w} + \mathbf{y}) \approx E(\mathbf{w}) + E'(\mathbf{w})^T \mathbf{y}$ doğrusal yaklaşıklığını baz alır.

Eşlenik yön tekniklerinde, arama yönü ve adım büyüklüğü değerleri Denklem (2.36)'daki gibi ikinci dereceden yaklaşıklık ifadesi kullanılarak elde edilir [43]:

$$E(\mathbf{w} + \mathbf{y}) \approx E(\mathbf{w}) + E'(\mathbf{w})^T \mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{y}^T E''(\mathbf{w}) \mathbf{y} \quad (2.36)$$

$\mathbf{w}$ matrisi komşuluğunda olan quadratik hata fonksiyonu ise Denklem (2.37)'deki gibi ifade edilir:

$$E_{q\mathbf{w}}(\mathbf{y}) = E(\mathbf{w}) + E'(\mathbf{w})^T \mathbf{y} + \frac{1}{2} \mathbf{y}^T E''(\mathbf{w}) \mathbf{y} \quad (2.37)$$

$E_{q\mathbf{w}}(\mathbf{y})$ fonksiyonu için bir minimum bulunabilmesi amacıyla kritik noktaların Denklem (2.38)'deki ifadeyi sağlayacak biçimde belirlenebilmesi gerekir:

$$E'_{q\mathbf{w}}(\mathbf{y}) = E''(\mathbf{w}) \mathbf{y} + E'(\mathbf{w}) = 0 \quad (2.38)$$

$\mathbf{p}_1 \cdots \mathbf{p}_N$ bir eşlenik sistem olmak üzere, $\mathbf{y}$ konumundan kritik konum $\mathbf{y}_*$ konumu için yapılacak bir yer değiştirme $\mathbf{p}_1 \cdots \mathbf{p}_N$ 'nin bir doğrusal kombinasyonu olarak ifade edilebilir ve Denklem (2.39)'da verilmiştir:

$$\mathbf{y}_* - \mathbf{y} = \sum_{i=1}^N \alpha_i \mathbf{p}_i, \quad \alpha_i \in \mathbb{R} \quad (2.39)$$

Bu denklem $\mathbf{p}_j^T E''(\mathbf{w})$ ile çarpılır ve $-E''(\mathbf{w}) \mathbf{y}_*$ yerine $E'(\mathbf{w})$ kullanılacak olursa Denklem (2.40)-(2.42) elde edilir [43]:

$$\mathbf{p}_j^T (-E'(\mathbf{w}) - E''(\mathbf{w}) \mathbf{y}) = \alpha_j \mathbf{p}_j^T E''(\mathbf{w}) \mathbf{p}_j \quad (2.40)$$

$$\alpha_j = \mathbf{p}_j^T (-E'(\mathbf{w}) - E''(\mathbf{w}) \mathbf{y}) / \mathbf{p}_j^T E''(\mathbf{w}) \mathbf{p}_j \quad (2.41)$$

$$\alpha_j = -\mathbf{p}_j^T E'_{q\mathbf{w}}(\mathbf{y}) / \mathbf{p}_j^T E''(\mathbf{w}) \mathbf{p}_j \quad (2.42)$$

Kritik konum $\mathbf{y}_*$ Denklem (2.39) ve Denklem (2.42) kullanılarak iteratif adımlar sonrasında belirlenebilir, ancak yeterince düşük (minimal) bir değere ulaşamayabilir ve bir dönüm noktası ya da maksima ile karşılaşılabilir. Ancak, $E''(\mathbf{w})$ Hessian matrisi pozitif tanımlı ise $E_{q\mathbf{w}}(\mathbf{y})$ fonksiyonunun benzersiz (tekil) bir global minimumu olabilecektir [51]. Bu tanım aracılığıyla eşlenik gradyent algoritmasına ait süreç şu şekilde tarif edilebilir: Algoritmanın başlangıcında, $\mathbf{p}$ ve $\mathbf{r}$ vektörleri başlangıç ağırlık matrisi $E'(\mathbf{w})$ gradyentinin ters işaretlisi olarak $\mathbf{p} = \mathbf{r} = -E'(\mathbf{w})$ olarak belirlenir. Algoritmanın izleyen adımlarına ikinci dereceden terimlerin hesaplanması ile Denklem (2.43) ve Denklem (2.44) ile devam edilir:

$$\mathbf{s} = E''(\mathbf{w})\mathbf{p} \quad (2.43)$$

$$\delta = \mathbf{p}^T \mathbf{s} \quad (2.44)$$

Bu hesaplamaların ardından Denklem (2.45) ve Denklem (2.46) ifadeleri kullanılarak adım büyüklüğü hesaplanır:

$$\mu = \mathbf{p}^T \mathbf{r} \quad (2.45)$$

$$\alpha = \mu / \delta \quad (2.46)$$

Hesaplanan adım büyüklüğü vasıtasıyla izleyen adımda ağ ağırlıklarının sonraki değerleri ve $\mathbf{r}$ Denklem (2.47) ve Denklem (2.48) ile elde edilebilir:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \alpha \mathbf{p} \quad (2.47)$$

$$\mathbf{r} = -E'(\mathbf{w}) \quad (2.48)$$

Algoritma her optimize edilen parametre sayısı kadar çalıştırıldığında Denklem (2.49)-(2.51)'de verilen eşlenik yön ifadelerinden biri kullanılarak tekrar baştan başlatılır:

$$\mathbf{p} = \mathbf{r} \quad (2.49)$$

ya da (yeni eşlenik yönler ile)

$$\beta = \left(|\mathbf{r}|^2 - \mathbf{r}^T \mathbf{r} \right) / \mu \quad (2.50)$$

$$\mathbf{p} = \mathbf{r} + \beta \mathbf{p} \quad (2.51)$$

β skalerinin hesaplanması ile ilgili olarak literatürde farklı yöntemler mevcuttur. Ölçeklenmiş eşlenik gradyent algoritmasında temel algoritmadan farklı olarak yeni bir λ skaleri yöntemle kazandırılarak $E''(\mathbf{w})$ belirsizlikleri düzeltilmektedir. Algoritmaya λ terimi eklenerek Denklem (2.52) elde edilir:

$$\mathbf{s} = \frac{E'(\mathbf{w} + \alpha \mathbf{p})}{\alpha} + \lambda \mathbf{p} \quad (2.52)$$

Bu adımda $\alpha = \frac{\alpha}{|\mathbf{p}|}$ ve $\delta = \mathbf{p}^T \mathbf{s}$ dir. Her iterasyonda δ 'nın işareti kontrol edilerek λ 'nın değeri ayarlanır. $\delta < 0$ ise Hessian matrisi pozitif tanımlı değildir. Bu nedenle λ 'nın değeri artırılır ve $\mathbf{s}$ yeniden hesaplanır. Yeni hesaplanan $\mathbf{s}$ ve λ , $\bar{\mathbf{s}}$ ve $\bar{\lambda}$ sembolleri ile Denklem (2.53)'deki gibi gösterilecek olursa:

$$\bar{\mathbf{s}} = \mathbf{s} + (\bar{\lambda} - \lambda) \mathbf{p} \quad (2.53)$$

olarak elde edilir. Yeni hesaplanacak δ , $\bar{\delta}$ olarak temsil edilecek olursa, $\bar{\lambda}$ 'nın değişim miktarı $\bar{\delta} > 0$ ifadesi kullanılarak Denklem (2.54) ile bulunabilir [43]:

$$\bar{\delta} = \mathbf{p}^T \bar{\mathbf{s}} = \delta + (\bar{\lambda} - \lambda) |\mathbf{p}|^2 > 0 \quad (2.54)$$

Böylelikle $\bar{\lambda} > \lambda - \frac{\delta}{|\mathbf{p}|^2}$ olmalıdır. İlerleyen iterasyonlarda $\bar{\lambda}$ 'nin alabileceği değer ile

ilgili literatürdeki genel yaklaşım $\bar{\lambda} = 2 \left(\lambda - \frac{\delta}{|\mathbf{p}|^2} \right)$ biçimindedir. Buradan $\bar{\delta}$

Denklem (2.55) ile bulunur [43]:

$$\bar{\delta} = \delta + (\bar{\lambda} - \lambda) |\mathbf{p}|^2 = \delta + \left(2\lambda - 2 \frac{\delta}{|\mathbf{p}|^2} - \lambda \right) |\mathbf{p}|^2 = -\delta + \lambda |\mathbf{p}|^2 > 0 \quad (2.55)$$

Adım büyüklüğü α Denklem (2.56) ile verilen biçimde elde edilir:

$$\alpha = \frac{\mu}{\delta} = \frac{\mu}{\mathbf{p}^T \mathbf{s} + \lambda |\mathbf{p}|^2} \quad (2.56)$$

Yöntemde λ değerinin adım büyüklüğünü etkilediği görülmektedir. Daha büyük değerli bir λ daha küçük değerli bir adım büyüklüğüne sebebiyet vermektedir.

λ değeri vasıtasıyla Hessian matrisini yapay bir biçimde ölçeklendirmek yerine λ 'nın değer artış ve azalışlarına göre sistematik bir biçimde ölçeklendirebilmek amacıyla yeni bir skaler parametre olan Δ Denklem (2.57)'deki gibi tanımlanabilir [43]:

$$\Delta = \frac{E(\mathbf{w}) - E(\mathbf{w} + \alpha \mathbf{p})}{E(\mathbf{w}) - E_{q\mathbf{w}}(\alpha \mathbf{p})} = \frac{2\delta [E(\mathbf{w}) - E(\mathbf{w} + \alpha \mathbf{p})]}{\mu^2} \quad (2.57)$$

Bu durumda skaler Δ parametresi kullanılarak λ ölçekleme parametresinin yeni değeri Denklem (2.58)'deki gibi ayarlanabilir [43]:

$$\lambda = \begin{cases} \frac{1}{4}\lambda, & \Delta > 0.75 \\ \lambda + \frac{\delta(1-\Delta)}{|\mathbf{p}|^2}, & \Delta < 0.25 \\ \lambda, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.58)$$

Bu sürecin ardından temel eşlenik gradyent algoritmasında olduğu gibi eşlenik koordinatlar güncellenirler.

2.2.3.3. Fletcher-Reeves Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması (EG-FR)

$\mathbf{w}$ bir parametre vektörü ve $F(\mathbf{w})$ amaç fonksiyonu olmak üzere $F(\mathbf{w})$ fonksiyonunun gradyenti $\mathbf{g}(\mathbf{w}) = \nabla F(\mathbf{w})$ ile verilsin. Eşlenik gradyent algoritması ikinci türev bileşenlerinin hesaplanmasını gerektirmez. Algoritma ilerleyen iterasyonlarda gradyent vektörünü kullanacağından $\mathbf{g} = \mathbf{g}(\mathbf{w})$ olarak yazılabilir. $\mathbf{d}$ en dik iniş doğrultusu $\mathbf{d} = -\mathbf{g}$ ile verilebilir. Algoritmanın çözüme başlaması ile birlikte $\mathbf{d}$ Denklem (2.59) ile hesaplanabilir [44]:

$$\mathbf{d} = -\mathbf{g} + \beta \mathbf{d} \quad (2.59)$$

ve

$$\beta = \|\mathbf{g}_t\|^2 / \|\mathbf{g}_{t-1}\|^2 \quad (2.60)$$

olarak alınır. $\mathbf{w}$ parametre vektörünün hesabı $\mathbf{d}$ doğrultusundaki en küçük $F(\mathbf{w})$ değerini üreten $\mathbf{w}$ bulunarak gerçekleştirilir. Bu nedenle $\mathbf{w}$ Denklem (2.61) ile verilmektedir:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} + \lambda \mathbf{d} \quad (2.61)$$

Burada, λ Denklem (2.62)'de verilen ifadeyi minimize eden λ parametresinin değeridir [44]:

$$\phi(\lambda) = F(\mathbf{w} + \lambda \mathbf{d}) \quad (2.62)$$

Bu yöntemde β parametresinin hesabında daha farklı yöntemler kullanılabilir.

2.2.3.4. Powell-Beale Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması (EG-PB)

Eşlenik gradyent algoritmasının Powell-Beale varyasyonu iki özellik ile ayrılmaktadır. Bu yöntemin ayrıştığı ilk husus, arama yönünün gradyentin negatifine ne zaman geçirileceğini (sıfırlanacağını) belirlemek için bir test kullanmasıdır. İkincisi ise, arama yönünün, negatif gradyentten, önceki arama yönünden ve önceki sıfırlamadan önceki son arama yönünden hesaplanabilmesidir. Bu yöntemde Denklem (2.63)'te verilen şart sağlandığında arama yönü gradyentin negatifine tekrar sıfırlanır [45]:

$$|\mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_t| \geq 0.2 \|\mathbf{g}_t\|^2 \quad (2.63)$$

2.2.3.5. Polak-Ribière Güncellemeli Eşlenik Gradyent Geriye Yayılım Algoritması (EG-PR)

Polak- Ribière yönteminin β hesaplamasında kullandığı yöntem Denklem (2.64)'te verilen biçimdedir [44]:

$$\beta_t = \frac{\Delta \mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_t}{\mathbf{g}_{t-1}^T \mathbf{g}_{t-1}} \quad (2.64)$$

Bu değer, geçerli gradyent ile önceki gradyent arasındaki değişimin iç çarpımının önceki gradyentin kare normuna bölümü ile elde edilmektedir. Arama doğrultusu yine Denklem (2.65) yardımıyla hesaplanır [44]:

$$\mathbf{p} = -\mathbf{g} + \beta \mathbf{p} \quad (2.65)$$

2.2.3.6. Uyarlanır Öğrenme Oranlı ve Momentumlu Gradyent Azaltımı Geriye Yayılım Algoritması (UÖM)

Geriye yayılım algoritmasına Rumelhart tarafından momentum terimi eklenerek yöntem modifiye edilmiştir. Yönteme momentum teriminin kazandırılması ile, mevcut ağırlık değerlerinin güncellenmesi esnasında önceki iterasyonlardaki güncelleme değerleri de dikkate alınabilmektedir. Böylece momentum eklentili delta kuralı Denklem (2.66)'da verilen ifade haline gelmektedir [38, 39]:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} + \mu \Delta w_{ij} \quad (2.66)$$

Burada, μ momentum parametresini temsil etmekte olup önceki iterasyondan geçerli iterasyona aktarılabilecek etki miktarını belirler.

Momentum parametresi, araştırma prosedürü üzerinde bir sönümlleme etkisi oluşturmaktadır. Bu sayede, zıt işaretli gradyent bileşenlerinin ortalaması alınarak düz alanlarda yakınsama hızlandırılır ve hata yüzeyinin düzensiz alanlarında salınımlar önlenir. Ayrıca momentum eklentisi, yerel minimumlarda takılmayı engelleyerek bu bölgelerden uzaklaşılabilmesini mümkün kılar. Bu parametre kullanıldığında, genel olarak geriye yayılım algoritmasının yakınsama başarımının geliştiği görülmektedir [38, 39].

Bu yöntemde, ağırlık başarımı hedeflenen başarımlar değerine doğru azalma gösterirse öğrenme oranı η_{inc} faktörü kadar artırılır; başarımlar $\max_{inc}$ olarak temsil edilen maksimum başarımlar artışı parametresinden fazla arttığında ise, öğrenme oranı η_{dec} faktörü kadar azaltılır. Bu nedenle yöntemde öğrenme oranı adaptif bir biçimde ayarlanabilmektedir [38, 39].

2.2.3.7. Tek Adım Sekant Geriye Yayılım Algoritması (TAS)

Tek adım sekant algoritması da diğer birçok öğrenme algoritmasında olduğu gibi geriye yayılım algoritmasını temel alan bir eğitim algoritmasıdır. Yöntemde yeni arama yönü Denklem (2.67)'de verilen ifade ile verilmektedir [46]:

$$\mathbf{p}_+ = -\mathbf{g} + A\mathbf{s} + B\Delta\mathbf{g} \quad (2.67)$$

Burada, $\mathbf{g}$, $\mathbf{s}$ ve $\Delta\mathbf{g}$ sırasıyla mevcut gradyent vektörünü, geçerli adım büyüklüğünü (ağırlıkların değişim miktarını) ve mevcut ile önceki gradyent vektörü arasındaki farkı ifade etmektedirler. A ve B değerleri ise yöntemdeki skaler çarpanlar olup $\mathbf{g}$, $\mathbf{s}$ ve $\Delta\mathbf{g}$ terimleri kullanılarak Denklem (2.68) ve Denklem (2.69)'daki gibi hesaplanabilir [46]:

$$A = -\left(1 + \frac{\Delta\mathbf{g}^T \Delta\mathbf{g}}{\mathbf{s}^T \Delta\mathbf{g}}\right) \frac{\mathbf{s}^T \mathbf{g}}{\mathbf{s}^T \Delta\mathbf{g}} + \frac{\Delta\mathbf{g}^T \mathbf{g}}{\mathbf{s}^T \Delta\mathbf{g}} \quad (2.68)$$

$$B = \frac{\mathbf{s}^T \mathbf{g}}{\mathbf{s}^T \Delta\mathbf{g}} \quad (2.69)$$

Bu ifadelerden yola çıkarak ağırlıkların güncellenen değerleri Denklem (2.70)'deki gibi olmaktadır [46]:

$$\mathbf{w}_{ij} = \mathbf{w}_{ij} + \alpha \mathbf{p}_+ \quad (2.70)$$

Burada α parametresi, arama yönü boyunca performansı iyileştirmek amacıyla kullanılmaktadır.

Yöntemde eğitim algoritması başlatıldığında arama yönü negatif gradyent olarak alınır ve her ağıdaki ağırlık sayısı kadar iterasyon sonrasında arama yönünün tekrar gradyent vektörünün zıt işaretlisine ($-\mathbf{g}$) ayarlanmasının faydalı olacağı belirtilmektedir.

2.2.3.8. Esnek Geriye Yayılım Algoritması (EGY)

Esnek geriye yayılım algoritması, yerel gradyent bilgisine dayalı olarak ağ ağırlıklarını adaptif bir biçimde güncelleyen etkili bir öğrenme algoritmasıdır. Yöntemde her bir ağırlık bireysel manada (Δ_{ij}) güncelleştirilmektedir. Δ_{ij} uyarlanabilir güncelleme değeri Denklem (2.71)'de verilen öğrenme kuralına göre E hata fonksiyonu üzerindeki yerel hesaplamalara göre bulunmaktadır [47]:

$$\Delta_{ij}(t) = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ij}(t-1), & \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ij}(t)} \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}(t)} > 0 \\ \eta^- \Delta_{ij}(t-1), & \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ij}(t)} \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}(t)} < 0 \\ \Delta_{ij}(t-1), & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.71)$$

Burada $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$ dir. Yukarıdaki eşitlik şu mantığa göre çalışmaktadır: w_{ij} ağırlığına karşılık gelen kısmi türevin işareti değiştiğinde, son güncelleme değerinin oldukça büyük olduğu ve algoritmanın yerel bir minimumu es geçtiği kabul edilir. Bu nedenle Δ_{ij} güncelleme değeri η^- oranında azaltılır. Kısmi türevin işaretini koruduğu durumda, sığ bölgelerde yakınsamayı hızlandırmak için güncelleme değeri hafifçe artırılır. Her ağırlık için güncelleme değeri uyarlandıktan sonra, ağırlık değerlerinin güncellenmesi Denklem (2.72) ve Denklem (2.73)'deki gibi gerçekleştirilir [47]:

$$\Delta w_{ij}(t) = \begin{cases} -\Delta_{ij}(t), & \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}(t)} > 0 \\ +\Delta_{ij}(t), & \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}(t)} < 0 \\ 0, & \text{diğer} \end{cases} \quad (2.72)$$

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}(t) \quad (2.73)$$

Bu eşitliklerden yola çıkarak algoritmanın çalışma mantığının türev pozitifse (artan hata durumunda) ağırlığın güncelleme değeri kadar azaltılmasına, türev negatifse ağırlığın güncelleme değeri kadar artırılması üzerine kurulu olduğu anlaşılmaktadır. Ancak burada bir istisna mevcuttur: Kısmi türevin işareti değiştiğinde, yani bir önceki adım çok büyük ve yerel minimum es geçilmiş ise, bu durumda Denklem (2.74)'te ifade edildiği gibi önceki ağırlık güncellemesine geri dönlmektedir [47]:

$$\Delta w_{ij}(t) = -\Delta w_{ij}(t-1), \text{ eğer } \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ij}} \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} < 0 \quad (2.74)$$

Bu “geri takip” prosedürü nedeniyle, türevin bir sonraki adımda işaretini bir kez daha değiştirmesi beklenir. Güncelleme değerinin (art arda) çifte cezalandırılmasını önlemek için, sonraki adımda güncelleme değerinin uyarlanması olmamalıdır. Bu durum pratikte yukarıdaki Δ_{ij} adaptasyon kuralında $\frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ij}} = 0$ ayarlaması ile gerçekleştirilebilir.

Güncelleme değerleri ve ağırlıklar (epok bazlı öğrenme durumunda) veri setinin tamamı ağa beslendiğinde değiştirilir.

2.2.3.9. Levenberg-Marquardt Algoritması (LM)

Levenberg-Marquardt algoritması, doğrusal olmayan diğer fonksiyonların karelerinin toplamı olan fonksiyonları minimize etmek için tasarlanmış olan Newton yönteminin bir türüdür. Bu yönden Levenberg-Marquardt algoritması, başarımlı metriğinin ortalama karesel hata olduğu sinir ağlarının eğitimi için uygun bir yöntemdir.

$F(\mathbf{w})$ karesel toplamı bir başarımlı metriği olmak üzere Newton optimizasyon yönteminde optimize edilen parametreler için değer güncelleme ifadesi Denklem (2.75)'te verilen ifade şeklindedir [48-50]:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} - \mathbf{A}^{-1} \mathbf{g} \quad (2.75)$$

Burada $\mathbf{A} \equiv \nabla^2 F(\mathbf{w})$ ve $\mathbf{g} \equiv \nabla F(\mathbf{w})$ dir. $F(\mathbf{w})$ karesel toplamalı bir fonksiyon olduğu için Denklem (2.76) yazılabilir [48-50]:

$$F(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N v_i^2(\mathbf{w}) = \mathbf{v}^T(\mathbf{w}) \mathbf{v}(\mathbf{w}) \quad (2.76)$$

Gradyentin j . terimi Denklem (2.77)'deki gibi olacaktır [48-50]:

$$[\nabla F(\mathbf{w})]_j = \frac{\partial F(\mathbf{w})}{\partial w_j} = 2 \sum_{i=1}^N v_i(\mathbf{w}) \frac{\partial v_i(\mathbf{w})}{\partial w_j} \quad (2.77)$$

Bu gradyent değeri matris formunda Denklem (2.78) biçiminde yazılabilir [48-50]:

$$\nabla F(\mathbf{w}) = 2 \mathbf{J}^T(\mathbf{w}) \mathbf{v}(\mathbf{w}) \quad (2.78)$$

Burada $\mathbf{J}(\mathbf{w})$ Jacobian matrisidir ve Denklem (2.79)'da verilmiştir [48-50]:

$$\mathbf{J}(\mathbf{w}) = \begin{bmatrix} \frac{\partial v_1(\mathbf{w})}{\partial w_1} & \frac{\partial v_1(\mathbf{w})}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial v_1(\mathbf{w})}{\partial w_n} \\ \frac{\partial v_2(\mathbf{w})}{\partial w_1} & \frac{\partial v_2(\mathbf{w})}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial v_2(\mathbf{w})}{\partial w_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial v_N(\mathbf{w})}{\partial w_1} & \frac{\partial v_N(\mathbf{w})}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial v_N(\mathbf{w})}{\partial w_n} \end{bmatrix} \quad (2.79)$$

Bu ifadelerden yola çıkarak (k,j) yerleşimindeki Hessian terimi bulunacak olursa Denklem (2.80) ile elde edilir:

$$[\nabla^2 F(\mathbf{w})]_{k,j} = \frac{\partial^2 F(\mathbf{w})}{\partial w_k \partial w_j} = 2 \sum_{i=1}^N \left\{ \frac{\partial v_i(\mathbf{w})}{\partial w_k} \frac{\partial v_i(\mathbf{w})}{\partial w_j} + v_i(\mathbf{w}) \frac{\partial^2 v_i(\mathbf{w})}{\partial w_k \partial w_j} \right\} \quad (2.80)$$

Bu ifadeden yola çıkarak Hessian matrisi matris formunda Denklem (2.81)'deki gibi yazılabilir:

$$\nabla^2 F(\mathbf{w}) = 2\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{J}(\mathbf{w}) + 2\mathbf{S}(\mathbf{w}) \quad (2.81)$$

Burada, $\mathbf{S}(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^N \nu_i(\mathbf{w}) \nabla^2 \nu_i(\mathbf{w})$ dir. $\mathbf{S}(\mathbf{w})$ değerinin küçük olduğu kabul edildiğinde

Hessian matrisi Denklem (2.82)'deki gibi olacaktır:

$$\nabla^2 F(\mathbf{w}) \cong 2\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{J}(\mathbf{w}) \quad (2.82)$$

Denklem (2.78) ve Denklem (2.82), Denklem (2.75)'te yerine konulacak olursa Gauss-Newton yöntemine ait ifade Denklem (2.83)'deki gibi elde edilecektir [48-50]:

$$\mathbf{w} = \mathbf{w} - \left[2\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{J}(\mathbf{w}) \right]^{-1} 2\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{v}(\mathbf{w}) = \mathbf{w} - \left[\mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{J}(\mathbf{w}) \right]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{v}(\mathbf{w}) \quad (2.83)$$

Gauss-Newton yönteminin standart Newton yöntemine göre avantajı, ikinci türev ifadelerinin hesaplanmasını gerektirmemesidir. Ancak, Gauss-Newton yönteminde $\mathbf{H} = \mathbf{J}^T\mathbf{J}$ matrisinin tersinin alınamayacağı durumların çözümü kavuşturulması gerekmektedir. Bu problem, Denklem (2.84)'te verilen modifikasyon sayesinde yaklaşık Hessian matrisinin hesaplanması ile aşılabılır:

$$\mathbf{G} = \mathbf{H} + \mu\mathbf{I} \quad (2.84)$$

Hessian matrisi $\mathbf{H}$ 'nin özdeğerlerinin ve özvektörlerinin sırasıyla $\{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n\}$ ve $\{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_n\}$ oldukları kabul edildiğinde Denklem (2.85) elde edilir [48-50]:

$$\mathbf{G}\mathbf{z}_i = [\mathbf{H} + \mu\mathbf{I}]\mathbf{z}_i = \mathbf{H}\mathbf{z}_i + \mu\mathbf{z}_i = \lambda_i\mathbf{z}_i + \mu\mathbf{z}_i = (\lambda_i + \mu)\mathbf{z}_i \quad (2.85)$$

Bu nedenle $\mathbf{G}$ 'nin özvektörleri ile $\mathbf{H}$ 'nin özvektörlerinin aynı olduğu ve ayrıca $\mathbf{G}$ 'nin özdeğerlerinin $(\lambda_i + \mu)$ olduğu sonuçlarına ulaşılabılır. $\mathbf{G}$, tüm i değerleri için

$(\lambda_i + \mu) > 0$ oluncaya dek μ değerinin artırılması yoluyla pozitif tanımlı hale getirilebilir ve böylece matrisin tersi alınabilir. Bu sonuç vasıtasıyla Levenberg-Marquardt algoritmasına ulaşılabilir. Böylece Denklem (2.86) ve Denklem (2.87) elde edilir [48-50]:

$$\mathbf{w}(t+1) = \mathbf{w}(t) - [\mathbf{J}^T(\mathbf{w}(t))\mathbf{J}(\mathbf{w}(t)) + \mu(t)\mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{w}(t))\mathbf{v}(\mathbf{w}(t)) \quad (2.86)$$

ya da

$$\Delta\mathbf{w}(t) = -[\mathbf{J}^T(\mathbf{w}(t))\mathbf{J}(\mathbf{w}(t)) + \mu(t)\mathbf{I}]^{-1} \mathbf{J}^T(\mathbf{w}(t))\mathbf{v}(\mathbf{w}(t)) \quad (2.87)$$

Bu yaklaşım sayesinde Levenberg-Marquardt yönteminin etkili bir optimizasyon algoritması olmasını sağlayan çalışma mantığı elde edilmektedir: μ değeri artırıldıkça algoritma küçük öğrenme oranlı en dik iniş algoritmasına yaklaşırken (büyük μ değerleri için) Denklem (2.88) ifadesi elde edilir [48-50]:

$$\mathbf{w} \cong \mathbf{w} - \frac{1}{\mu} \mathbf{J}^T(\mathbf{w})\mathbf{v}(\mathbf{w}) = \mathbf{w} - \frac{1}{2\mu} \nabla F(\mathbf{w}) \quad (2.88)$$

μ değeri sıfıra doğru azaltıldığında algoritma Gauss-Newton algoritmasına yaklaşmaktadır. Algoritma, μ 'nin küçük bir değeri ile başlatılır. İzleyen iterasyonda $F(\mathbf{w})$ daha küçük bir değer vermezse, μ 1 'den büyük bir faktör ile (örneğin 10) çarpılarak iterasyon tekrarlanır. Sonunda, en dik iniş yönünde bir ilerleme sağlanabileceği için $F(\mathbf{w})$ azalacaktır. İzleyen adım $F(\mathbf{w})$ için daha küçük bir değer ürettiğinde, μ bir sonraki iterasyon için bahsi geçen faktöre bölünerek azaltılacaktır ve böylece algoritma daha hızlı yakınsama sağlayacak Gauss-Newton'a yaklaşacaktır. Algoritma bu çalışma mantığı sayesinde, Newton yönteminin hızı ile en dik inişin garantili yakınsaması arasında makul bir adaptasyon sağlamaktadır.

Çok katmanlı sinir ağlarında eğitim esnasında genellikle ortalama karesel hata metriği kullanılmaktadır. Her örneğin veri setinde eşit olasılıkla var olduğu kabul edildiğinde, ortalama karesel hata metriği, P örnekli eğitim kümesi için gerçekleşen karesel hataların toplamıyla orantılı olacaktır. Bu durumda Denklem (2.89) ifadesi elde edilecektir:

$$F(\mathbf{w}) = \sum_{p=1}^P (\mathbf{tr}_p - \hat{\mathbf{a}}_p)^T (\mathbf{tr}_p - \hat{\mathbf{a}}_p) = \sum_{p=1}^P \mathbf{e}_p^T \mathbf{e}_p = \sum_{i=1}^N (v_i)^2 \quad (2.89)$$

Elde edilen bu yeni performans eşitliğinin Denklem (2.76)'daki performans eşitliği ile aynı yapıda olması nedeniyle Levenberg-Marquardt algoritmasının çok katmanlı sinir ağlarında kullanılabilecek yapıda olduğu belirlenmiş olmaktadır [48-50].

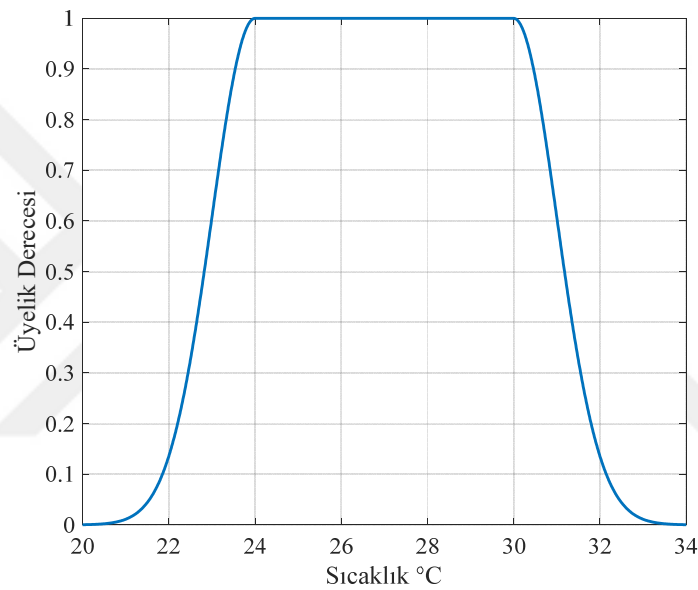
2.3. Bulanık Mantık Sistemleri (BMS)

1960'lı yıllarda Zadeh tarafından geliştirilen bulanık mantık yaklaşımı, bulanık set teorisini temel alır [52, 53]. Klasik Aristoteles set teorisinde bir elemanın bir kümeye üyeliği sadece iki üyelik durumu ile ifade edilebilir. Eleman bu kümenin ya bir üyesidir (üyelik durumu 1 ile ifade edilir) ya da eleman bu kümenin bir üyesi değildir (üyelik durumu 0 ile ifade edilir). Bulanık set teorisinde ise elemanların kümelere üyelikleri, 0 ve 1 gibi sadece iki ayrık değer yerine, 0 ile 1 arasındaki sonsuz sayıdaki reel değer ile ifade edilir. Yani, bir eleman herhangi bir bulanık kümeye 0.77 üyelik derecesi ile üye iken, başka bir bulanık kümeye de 0.48 üyelik derecesi ile ayrıca üye olabilir.

Bulanık mantık, sonsuz sayıda üyelik üzerinden çalışabildiği için daha doğru sonuçlar üretebilmekte ve belirsizlikleri (bulanık süreçleri) modelleyebilmektedir. Belirsizlikleri modelleyebilme özelliği aslında insanın problem çözme mantığını da yansıtmaktadır. Çünkü gerçek dünya problemleri de belirsizlikler içerirler ve insanoğlu bu problemleri çözerken klasik Aristoteles set mantığına ek olarak, mantık kurallarının esnek ve bulanık bir biçimde yorumlanmasını temel alan bulanık set mantığını da kullanır.

Bulanık mantık sayesinde [0,1] gibi iki sınır değer arasında kalan önermeler ve ifadeler kullanılabilir duruma gelir. Bu açıdan gündelik hayatta gerçekleşen olayların büyük bir kısmını oluşturan kısmen doğru ya da kısmen yanlış olan süreçler bulanık mantık ile çözülebilir [52-55]. Bu nedenle bulanık mantık bilimsel çalışmalarda ve teknolojik ürünlerde yaygın bir biçimde kullanılmaktadır. Geleneksel matematiksel yaklaşımlar, problemleri özellikle de karmaşık süreçleri çözerken, tam değerlere ve/veya tam tanımlamalara ihtiyaç duyarlar. Örneğin, klasik mantıkta “hava sıcaklığı 24°C ile 30°C arasında ise” tanımı yerine, bulanık mantıkta uygun ayarlamalar sayesinde “hava sıcaklığı

normal ise” kuralının tanımlanması, araştırmacıları rijit tanımlama yapma zorunluluğundan kurtarıırken, daha niteliksel bir modelleme imkânı sunar. Çünkü bu örnekte katı bir biçimde tanımlanan sınırlar ile çalışıldığında, sadece 1°C’lik fark nedeniyle 23°C’lik bir sıcaklık normal sınırlar içerisinde düşünülemezken, bulanık mantık sayesinde normal sıcaklık aralığına yakın olan bir sıcaklık değeri olarak tanımlanabilir ve bu yakınlık değeri örneğin 0.6 gibi bir bulanık üyelik derecesi ile ifade edilebilir. Bu durum Şekil 2.4.’teki gibi örnek bir grafik ile ifade edilebilir.



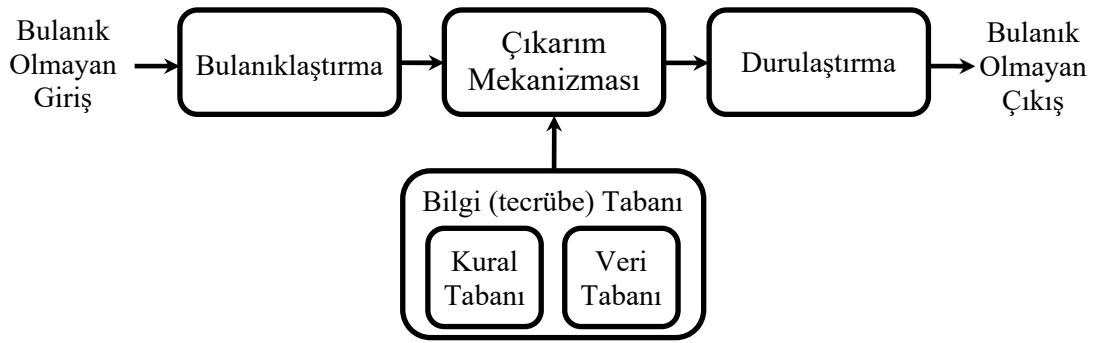
Şekil 2.4. Sıcaklığın örnek bir bulanık üyelik fonksiyonu ile ifade edilmesi

Örnek üzerinden devam edilecek olunursa, sıcaklık aralıkları kişiden kişiye farklı tanımlanabilir. 29°C’lik bir hava sıcaklığı bazı kişiler tarafından normal bir sıcaklık olarak tanımlanırken, bazı kişiler de bu sıcaklığı yüksek bulabilirler. Ya da benzer biçimde 22°C bazıları için serin, bazıları için de normal bir sıcaklık olarak tanım görebilir. Ancak genele göre bakıldığında ise 24°C-30°C dilimi çoğu koşulda ve kişiye göre normal hava sıcaklığı olarak değerlendirilecektir. Bu belirsizlik Şekil 2.4.’teki gibi örnek bir eğri ile ifade edilebilir. Grafikteki bu örnek eğriye bulanık üyelik fonksiyonu adı verilir. Bir bulanık küme şeklindeki gibi bir üyelik fonksiyonu ile temsil edilir. Üyelik fonksiyonunun [0,1] aralığındaki tüm değerleri alabildiği görülmektedir. Bu tarz bir temsil ile herhangi bir elemanın bulanık kümeye hangi düzeyde üye olduğunu gereken hassaslıkta ifade edebilmek mümkün hale gelmektedir [52-55].

Bulanık mantığın önemli özelliklerinden biri dilsel ifadeleri, gündelik hayatta kullandığımız tanımlamaları kullanabilmesidir. Hızlı, yavaş, soğuk, sıcak, yakın, uzak vb. gibi dilsel değişkenler bulanık mantık ile problemleri çözerken görev alabilirler. Örneğin bir uçağın piste iniş hızı bulanık olarak ifade edilirken, “çok yavaş”, “yavaş”, “normal”, “hızlı” ya da “çok hızlı” gibi bulanık üyelik fonksiyonları ile ifade edilebilir.

Bulanık mantık oldukça geniş bir uygulama alanına sahiptir. En büyük avantajlarından biri insanın gündelik hayatta kullandığı problem çözme mantığını betimlemesidir. Bu nedenle zeki canlılara özgü problemlere çözüm getirme ve edinilen tecrübe (öğrenme ve genelleme) sayesinde karşılaşılmaş durumlar için aksiyon üretebilme davranışları matematiksel olarak ifade edilebilir hale gelmekte, belirsiz kavramlar ve süreçler modellenenilmektedir. Bu nedenle bulanık mantık doğrusal olmayan süreçlerin kontrol edilmesi, çözüme kavuşturulması ve modellenenilmesi için özellikle uygundur.

Tipik bir BMS’nin blokları ve bloklar arası bağlantıları Şekil 2.5.’te verilmektedir.



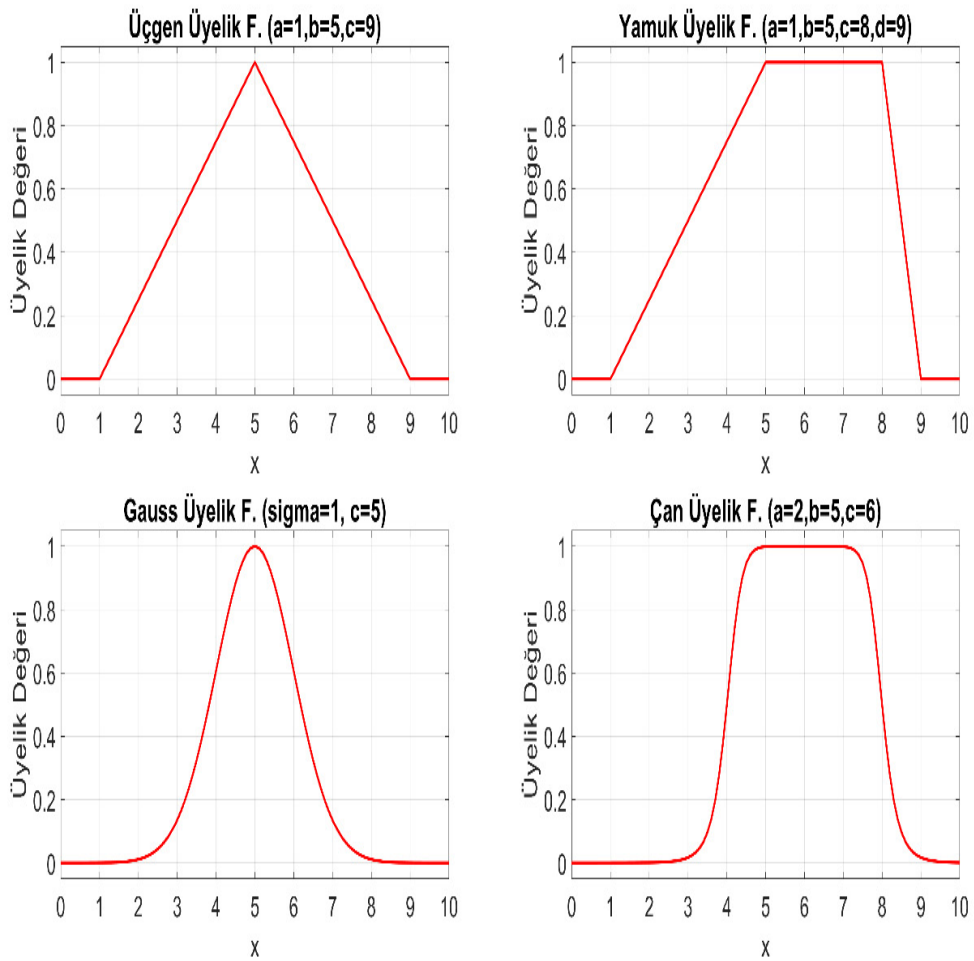
Şekil 2.5. Tipik bir BMS’nin blok diyagramı

Bulanık mantık tabanlı çalışan bir sistem; bulanıklaştırma, çıkarım mekanizması, bilgi tabanı (kural tabanı ve üyelik fonksiyonları veri tabanı) ve durulaştırma bloklarından oluşur.

Bulanıklaştırma bloğu bulanık olmayan girişleri bulanık değerlere dönüştürür. Üyelik fonksiyonları veri tabanı her bulanık kural için bulanık kümelerin üyelik fonksiyonlarını

sağlarken, kural tabanı eğer-ise bulanık kurallarını içerir. Çıkarım mekanizması bulanık kurallara dayalı biçimde verileri işler ve durulaştırma birimi hesaplanan bulanık çıkış değerlerini yeniden bulanık olmayan çıkış işaretlerine dönüştürür.

Şekil 2.6.'da BMS'nde kullanılan tipik üyelik fonksiyonlarından üçgen, yamuk, gauss ve genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonları, parametreleri ve şekilleri ile verilmektedir.



Şekil 2.6. BMS'nde yaygın kullanılan üyelik fonksiyonları

Üyelik fonksiyonlarına ait matematiksel eşitlikler; Denklem (2.90)-(2.93)'te verilmiştir. Eşitliklerden görüldüğü gibi üçgen, yamuk, gauss ve çan tipi üyelik fonksiyonları sırasıyla, 3, 4, 2 ve 3 parametrelili fonksiyonlardır [54, 55].

$$\ddot{U}\check{c}gen(x; a, b, c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, \frac{c-a}{c-b}\right), 0\right) \quad (2.90)$$

$$Yamuk(x; a, b, c, d) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a}, 1, \frac{d-x}{d-c}\right), 0\right) \quad (2.91)$$

$$Gauss(x; \sigma, c) = e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{x-c}{\sigma}\right)^2} \quad (2.92)$$

$$\check{C}an(x; a, b, c) = \frac{1}{1 + \left|\frac{x-c}{a}\right|^{2b}} \quad (2.93)$$

2.3.1. Bulanık Sinir Ağları (BSA)

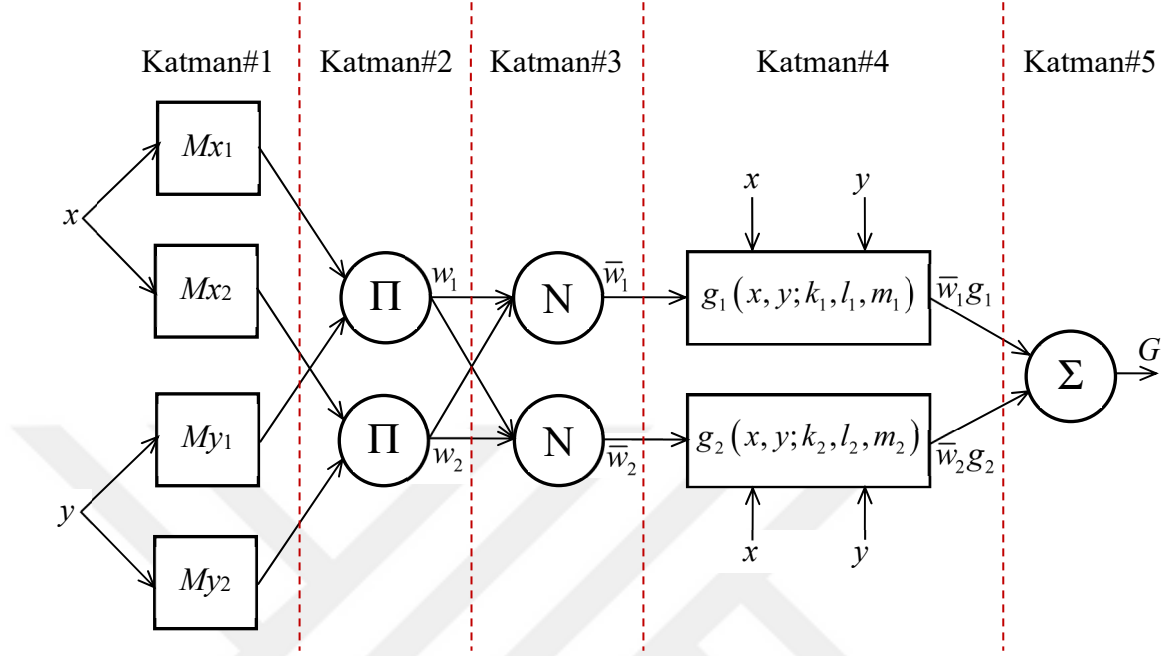
BSA'nı, sinir ağları tabanlı bulanık mantık sistemleri olarak tanımlayabilmek mümkündür. Her iki sistemi de temel aldıkları için iki yaklaşımın da avantajlarını barındırırlar.

BSA, sinir ağlarının örneklerden öğrenme ve bulanık mantığın belirsizliği modelleme özelliklerini bir araya getirerek belirsiz örnekleri öğrenebilir ve modelleyebilirler. BSA bu sayede hızlı ve doğru öğrenebilir, hem veri hem de uzman bilgisini birlikte kullanarak iyi genelleme yapabilirler.

BSA, yukarıda belirtilen avantajlı bu özellikleri sayesinde son yıllarda pek çok alanda yaygın bir biçimde kullanılmaktadırlar [54, 55].

2.3.1.1. Bulanık Sinir Ağı Mimarisi

Şekil 2.7.'de birinci dereceden Sugeno tipi bir BSA mimarisi görülmektedir [54, 55]:



Şekil 2.7. İki girişli tek çıkışlı birinci dereceden Sugeno tipi örnek BSA mimarisi

Şekil 2.7.'de görülen dörtgen şekiller uyarlanabilir (parametrelî) işlevleri, dairesel şekiller ise sabit görevli (parametresiz) işlevleri temsil etmektedir. Örnek mimari, anlatım sadeliği olması açısından iki girişli, tek çıkışlı, iki bulanık kurala sahip birinci dereceden Sugeno tipi bir bulanık sistem olarak belirlenmiştir. Bu durumda bulanık sistemin kuralları Denklem (2.94)'deki gibi yazılır:

$$1. \text{ kural: } \text{Eğer } (x, Mx_1) \text{ ve } (y, My_1) \text{ ise } g_1(x, y; k_1, l_1, m_1) = k_1x + l_1y + m_1 \quad (2.94a)$$

$$2. \text{ kural: } \text{Eğer } (x, Mx_2) \text{ ve } (y, My_2) \text{ ise } g_2(x, y; k_2, l_2, m_2) = k_2x + l_2y + m_2 \quad (2.94b)$$

Burada Mx_1, Mx_2, My_1 ve My_2 bulanık giriş üyelik fonksiyonlarını, g_1 ve g_2 ise çıkış üyelik fonksiyonlarını temsil etmektedir. Mx_1, Mx_2, My_1 ve My_2 üyelik fonksiyonları üçgen, yamuk, gauss, çan vb. gibi üyelik fonksiyonları olarak belirlenebilirler ve Katman#1'de yer alan bu fonksiyonların biçimlerini belirleyen parametreler öncül (premise) parametreler olarak adlandırılır. Katman#5'te yer alan g_1 ve g_2 çıkış üyelik

fonksiyonlarının biçimleri ise k , l ve m parametreleri ile belirlenir ve bu parametreler sonuç (consequent) parametreler olarak adlandırılır.

Bir BSA mimarisi Şekil 2.7.'de görüldüğü gibi 5 katmandan oluşmaktadır. Bu katmanların işlevleri aşağıda incelenmektedir:

Katman#1: Bu katmandaki düğümler giriş üyelik fonksiyonları temsil ederler. Katman#1 vasıtasıyla, bulanık olmayan giriş değerleri bulanık giriş üyelik fonksiyonları kullanılarak bulanıklaştırılırlar. Bu katmanın çıkışları Denklem (2.95)'deki gibi ifade edilebilir:

$$O_{1,i} = \begin{cases} (x, Mx_i) = Mx_i(x), & i = 1, 2 \\ (y, My_{i-2}) = My_{i-2}(y), & i = 3, 4 \end{cases} \quad (2.95)$$

Burada, $O_{1,i}$ Katman#1'in i . çıkışını temsil etmektedir. Bu katmandaki üyelik fonksiyonlarının parametreleri daha önce de değinildiği üzere öncül parametreler olarak adlandırılır.

Katman#2: Bu katmanda bulanık eğer-ise ifadelerinde yer alan bulanık “ve” işlemleri gerçekleştirilir. “ve” işleminin sonucu düğüme uygulanan girişlerin minimumu olabildiği gibi bu değerlerin çarpımı olarakta alınabilir. Bu tez çalışmasında “ve” işleminin sonucu giriş değerlerinin çarpımı olarak kullanılmıştır. Bu işlemin sonucunda bulanık kuralların ateşleme kuvveti olarak ifade edilen w_i Denklem (2.96) ile hesaplanmaktadır:

$$O_{2,i} = w_i = Mx_i(x) My_i(y) \quad i = 1, 2 \quad (2.96)$$

Katman#3: Bu katmandaki düğümler ilgili kuralın normalize tetikleme kuvvetini hesaplar. Normalize tetikleme kuvveti, ilgili tetikleme kuvvetinin, tetikleme kuvvetlerinin tamamının toplamına oranı olarak tarif edilir ve Denklem (2.97)'deki gibi hesaplanır:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum w} = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^2 w_i} = \frac{w_i}{w_1 + w_2} \quad i = 1, 2 \quad (2.97)$$

Katman#4: Bu katmanda her bir kurala ait çıkış üyelik fonksiyonu hesaplanır ve o kuralın normalize ateşleme kuvveti ile ağırlıklandırılır:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i g_i(x, y; k_i, l_i, m_i) = \bar{w}_i (k_i x + l_i y + m_i) \quad i = 1, 2 \quad (2.98)$$

Katman#4'teki $\{k, l, m\}$ parametreleri yine daha önce değinildiği gibi sonuç parametreleri olarak adlandırılır. Her bir çıkış üyelik fonksiyonu için gerekli sonuç parametre sayısı sistemin giriş sayısından bir fazladır. Ele alınan örnek sistemde giriş sayısı 2 olduğu için bu sistemde her bir çıkış üyelik fonksiyonunun 3 adet sonuç parametresi vardır.

Katman#5: Bu katman BSA sisteminin çıkışının hesaplandığı katmandır. Katmanda bulunan toplayıcı düğüm kendine uygulanan her bir kuralın normalize ateşleme kuvveti ile ağırlıklandırılmış çıkış üyelik fonksiyonunu toplama dahil eder:

$$O_5 = G = \sum_{i=1}^2 \bar{w}_i g_i = \frac{w_1 g_1 + w_2 g_2}{w_1 + w_2} \quad (2.99)$$

BSA'nın, öncül ve sonuç parametrelerden oluşan ayarlanabilir iki parametre seti bulunmaktadır. Bu parametreler klasik geriye yayılım algoritması ile en iyilenebileceği gibi en küçük kareler ve gradyent azaltımı algoritmalarının bir arada kullanıldığı karma (hibrit) bir algoritma ile de en iyilenebilmektedir [54, 55]. Sunulan bu tez çalışmasında her iki yaklaşım da kullanılmıştır.

Klasik geriye yayılım algoritması ile gradyent azaltımı algoritmaları hakkında bilgiler daha önce YSA alt başlıklarında verilmiştir. Bu nedenle bu alt başlıkta en küçük kareler algoritmasına ait detaylar verilecektir. Karma (hibrit) eğitim algoritmasında ileri ve geri olarak adlandırılan iki sinyal akışı mevcuttur [54, 55]. Bu sinyallerin akış yönleri her bir iterasyonda ardışık olarak tekrarlanmaktadır. Tablo 2.1.'de hangi verinin hangi yönde ilerlediğinde hangi parametrelerin optimize edildiğini ve hangi parametrelerin sabit tutulduğunu gösteren eniyileme süreci verilmiştir.

Tablo 2.1. Karma (hibrit) eğitim algoritması kullanıldığında gerçekleşen eniyileme süreci.

	Veri Akışı İleri Doğru	Veri Akışı Geriye Doğru
Öncül Parametreler	Değerleri sabit tutulur.	Gradyent azaltımı algoritması ile en iyilenirler.
Sonuç Parametreler	En küçük kareler algoritması ile en iyilenirler.	Değerleri sabit tutulur.

2.3.1.2. En Küçük Kareler Algoritması

En küçük kareler algoritması ile parametre optimizasyonu yapılan sistemlerde, sistemin çıkış fonksiyonu parametrik ifadelerin doğrusal toplamı olarak ifade edilir ve elde edilen fonksiyon regresyon fonksiyonu olarak adlandırılır. Bu durumda Denklem (2.100) yazılabilir [55]:

$$y = w_1 f_1(\mathbf{x}) + w_2 f_2(\mathbf{x}) + \dots + w_n f_n(\mathbf{x}) \quad (2.100)$$

Burada, $\mathbf{x} = [x_1, \dots, x_p]^T$ giriş vektörünü, $f_1, \dots, f_n$ $\mathbf{x}$ 'in bilinen fonksiyonlarını ifade etmektedir. $w_1, \dots, w_n$ ise optimizasyonu yapılan parametreleri göstermekte olup regresyon katsayıları olarak adlandırılırlar. Buradan hareketle Denklem (2.100), Denklem (2.101)'deki gibi temsil edilebilir:

$$\begin{aligned} y_1 &= w_1 f_1(\mathbf{x}_1) + w_2 f_2(\mathbf{x}_1) + \dots + w_n f_n(\mathbf{x}_1) \\ y_2 &= w_1 f_1(\mathbf{x}_2) + w_2 f_2(\mathbf{x}_2) + \dots + w_n f_n(\mathbf{x}_2) \\ &\vdots \\ y_m &= w_1 f_1(\mathbf{x}_m) + w_2 f_2(\mathbf{x}_m) + \dots + w_n f_n(\mathbf{x}_m) \end{aligned} \quad (2.101)$$

Denklem (2.101) matris formunda ifade edilir ve Denklem (2.102)'deki gibi tanımlamalar yapılırsa Denklem (2.103) ifadesine ulaşılır:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} f_1(\mathbf{x}_1) & \cdots & f_n(\mathbf{x}_1) \\ \vdots & & \vdots \\ f_1(\mathbf{x}_m) & \cdots & f_n(\mathbf{x}_m) \end{bmatrix}_{m \times n} \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_n \end{bmatrix}_{n \times 1} \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_m \end{bmatrix}_{m \times 1} \quad (2.102)$$

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{w} \quad (2.103)$$

Burada, $\mathbf{w}$ parametrelerinin tek olarak bulunabilmesi için $m = n$ ya da $m > n$ olmalıdır. $\mathbf{A}$ matrisinin tekil olmayan terslenebilir bir kare matris olması durumunda ($m = n$) Denklem (2.104) yazılabilir:

$$\mathbf{w} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{y} \quad (2.104)$$

Ancak $m > n$ olduğu durumda eşitliklerin tamamının sağlanması mümkün olmayacağından bir $\mathbf{e}$ hata vektörü teriminin Denklem (2.103)'e eklenmesi gerekir ve Denklem (2.105) ifadesi elde edilir:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{w} + \mathbf{e} \quad (2.105)$$

Bu durumda gerçekleştirilecek optimizasyon optimal $\mathbf{w}$ değerleri yerine optimale yakın $\hat{\mathbf{w}}$ değerlerinin bulunması manasına gelecektir. Bu durum karesel hatanın toplamını minimize eden bir hata fonksiyonu Denklem (2.106) ile ifade edilebilir:

$$E(\mathbf{w}) = \sum_{i=1}^m (\mathbf{y}_i - \mathbf{A}_i^T \mathbf{w}) = \mathbf{e}^T \mathbf{e} = (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{w})^T (\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{w}) \quad (2.106)$$

$\hat{\mathbf{w}}$ 'nın Denklem (2.103)'ü sağlaması gerektiğinden Denklem (2.107) yazılır:

$$\mathbf{A}^T \mathbf{A} \hat{\mathbf{w}} = \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad (2.107)$$

Bu durumda $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ eğer terslenebilir bir matris ise yani tekil değilse Denklem (2.108) ifadesi elde edilir:

$$\hat{\mathbf{w}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad (2.108)$$

3. BÖLÜM

UÇAKLARIN AĞIRLIK MERKEZLERİNİN ESNEK HESAPLAMA YÖNTEMLERİ İLE HESAPLANMASINA YÖNELİK BENZETİM ÇALIŞMALARI

3.1. Giriş

Sunulan tez çalışmasında farklı koşullar için konumu değişkenlik gösteren ve seyrüsefer açısından önemli bir parametre olan uçak ağırlık merkezi EHY'nden YSA ve BSA kullanılarak hesaplanmıştır.

Benzetim çalışmalarında iki farklı uçak; Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet üzerinde çalışılmıştır. Her iki uçağın da ağırlık merkezinin hesaplanmasına yönelik iki ayrı veri seti üretilmiştir. Bu veri setlerinin hazırlanmasında literatürdeki yaklaşımlar takip edilmiştir [11, 12]. Veri setlerinde 800'er örnek bulunmaktadır. Yani her bir uçak için değişen koşullara göre hesabı yapılan 800 farklı ağırlık merkezi değeri ve bu değerlerin hesabının yapılmasında kullanılan 800 farklı giriş parametreleri kümesi mevcuttur. Veri setlerinin her seferinde rasgele dağılacak bir biçimde %70'i (560 adet) eğitim, %15'i (120 adet) validasyon ve %15'i (120 adet) test işlemleri için kullanılmıştır. Her bir eğitim işlemi 30 kez tekrar edilmiş olup, her bir tekrar 10 kat doğrulama amacıyla rasgele biçimde dağıtılan veri setlerinin kullanıldığı 10 ayrı alt koşma içermektedir. Dolayısıyla herhangi bir ağ yapısının başarımı 300 farklı benzetimin sonucunda elde edilmektedir. Benzetim modellerinin başarımları ortalama karesel hata (MSE-Mean Squared Error) ve standart sapma metrikleri üzerinden değerlendirilmiştir.

Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin hesabı için 72 farklı YSA ve yine 72 farklı BSA üzerinde çalışılmıştır. Dolayısıyla tez çalışmasında 144 adet YSA ve 144 adet BSA olmak üzere toplam 288 farklı ağ yapısının başarımı incelenmiştir. Her bir eğitim işlemi için 300 farklı benzetim çalışması yapıldığı için tez çalışmasında sunulan sonuçlar toplam 86400 ($=288 \times 300$) farklı ağ yapısının sonuçlarından derlenmiştir. Çalışmalarda her bir ağ yapısı 500 devir (epok) boyunca eğitilmiştir.

3.2. Cirrus SR20 Uçağının Ağırlık Merkezinin Hesaplanması

Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesabında kullanılan veri seti 5 giriş ve 1 çıkış parametresinden oluşmaktadır. Bu veri setinin giriş parametreleri sırasıyla; 1# sağ kanat net ağırlığı, 2# sol kanat net ağırlığı, 3# burun jak net değeri, 4# kanat referans hattı uzaklığı ve 5# burun noktası referans hattı uzaklığıdır. Çıkış ise ağırlık merkezinin referans hattına uzaklığıdır.

3.2.1. Cirrus SR20 Uçağının Ağırlık Merkezinin YSA İle Hesaplanması

Cirrus SR20 uçağının YSA ile hesaplanması için kullanılan giriş sayısı 5'tir. YSA'da artan giriş sayısına göre üssel artış gösteren parametre sayısı durumu olmadığı için girişlerin tamamı YSA'ya uygulanmıştır.

Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen YSA yapıları 9 farklı eğitim algoritması ile eğitilmişlerdir. Bunlar: BFGS-QN, ÖEG, EG-FR, EG-PB, EG-PR, UÖM, TAS, EGY ve LM algoritmalarıdır.

Tüm sinir ağı mimarileri 2 saklı katman içermekte olup her birinin tek çıkışı bulunmaktadır. Çıkış katmanındaki sinir hücresinin transfer fonksiyonu doğrusal fonksiyon olup, saklı katmanlardaki transfer fonksiyonları “logsig logsig” ya da “tansig tansig” olabilmektedir. Bu katmanlardaki sinir hücresi sayısı ise $[2 \ 2]$, $[2 \ 4]$, $[4 \ 2]$ ya da $[4 \ 4]$ düzeninde ayarlanabilmektedir. Bu durumda 9 farklı eğitim algoritması, 2 farklı transfer fonksiyonu düzeni ve 4 farklı saklı katman sinir hücresi sayısı konfigürasyonu olduğu için 72 ($=9 \times 2 \times 4$) farklı sinir ağı yapısı üzerinde

çalışılmıştır. Bu YSA modeller ile ilgili bilgiler Tablo 3.1.'de verilmiştir. Her bir sinir ağı yapısı 30 farklı koşmada eğitilmiş ve her bir koşma validasyona yönelik ayrıca 10 farklı alt eğitime tabi tutulmuştur. Bu nedenle her bir sinir ağı yapısının başarımı, incelenen 300 ayrı yapı üzerinden hesaplanmıştır. Tablo 3.1.'de Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen YSA modellerinden elde edilen eğitim, validasyon ve test için ortalama MSE hata ve standart sapma sonuçları sunulmuştur.

Tablo 3.1.'den geliştirilen YSA modeller her bir eğitim algoritması bazında ayrı ayrı incelenecek ve test başarımları kıyaslanacak olunursa;

BFGS-QN algoritması ile eğitilen en başarılı YSA modeli 8 numaralı model olmuştur. Modelin ortalama MSE hatası $1,0171E-06$ olarak elde edilmiş olup, bu hataya bağlı standart sapma ise $8,8021E-06$ 'dır.

ÖEG algoritması ile eğitilen en başarılı YSA model ise 14 numaralı model olup, modelin ortalama MSE hatası $8,8305E-05$ ve standart sapma değeri ise $4,4542E-04$ 'tür.

EG-FR algoritması kullanıldığında ise en başarılı model 24 numaralı yapı olup, sistemin ortalama MSE hatası $6,7437E-04$ ve standart sapması $2,1313E-03$ 'tür.

EG-PB algoritması ile eğitilen sistemlerden en başarılı model ise $6,1358E-03$ ortalama MSE hatası ve $5,1328E-02$ standart sapması ile 32 numaralı YSA modeli olmuştur.

EG-PR algoritması ile eğitilen en başarılı sistem 40 numaralı yapıdır. Modelin ortalama MSE hata değeri $2,4965E-03$ ve standart sapması ise $3,1942E-02$ olarak elde edilmiştir.

UÖM algoritması ile eğitilen modellerden en başarılı olan ağ yapısı 48 numaralı model olmuştur. Bu modelin ortalama MSE hatası $2,3533E-02$ olarak bulunmuş olup, standart sapması $1,6726E-02$ 'dir.

TAS algoritması ile eğitilen 50 numaralı YSA modeli diğer TAS algoritması ile eğitilen YSA modellerine göre daha başarılı olmuştur. Bu modelin ortalama MSE hatası ve standart sapma değeri $4,0542E-04$ ve $8,2142E-04$ 'tür.

EGY algoritması kullanıldığında ise ortalama MSE hatası ve standart sapma için elde edilen en iyi değerlerin $1,1455E-03$ ve $1,7003E-03$ olduğu 64 numaralı YSA model en başarılı model olmuştur.

LM algoritması ile eğitilen YSA modellerin ise tamamının oldukça başarılı sonuçlar ürettiği görülmektedir. LM algoritması ile eğitilen YSA modellerinden en başarılısı $1,0509E-07$ ortalama MSE hatası ve $5,3025E-07$ standart sapması ile 68 numaralı model olmuştur.

Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması için oluşturulan ve 9 farklı eğitim algoritması ile eğitilen 72 farklı yapıdaki YSA modellerinden en başarılı sistem LM algoritması ile eğitilen 68 numaralı model olmuştur.

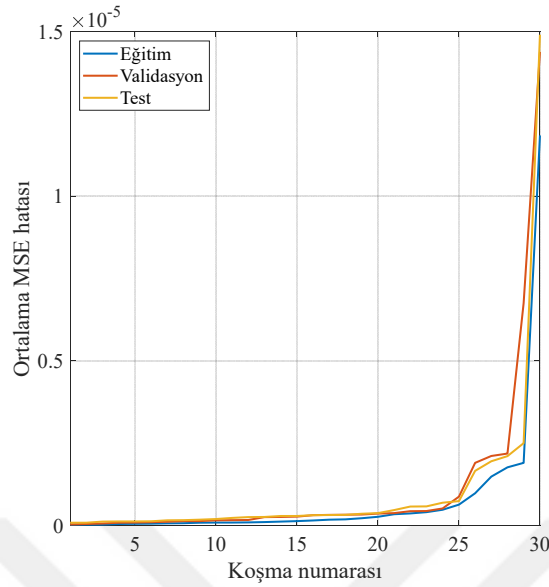
Elde edilen sonuçları üreten YSA yapılarının eğitim, validasyon ve test hatalarının 30 koşma için sıralanmış ortalama MSE hata başarımları ve her bir ağ yapısına ait 300 farklı koşmanın en başarılı olanı ile bulunan ağırlık merkezi değerlerini gösteren test başarımları grafikleri Şekil 3.1.-Şekil 3.9.'da verilmiştir.

Tablo 3.1. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin YSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.

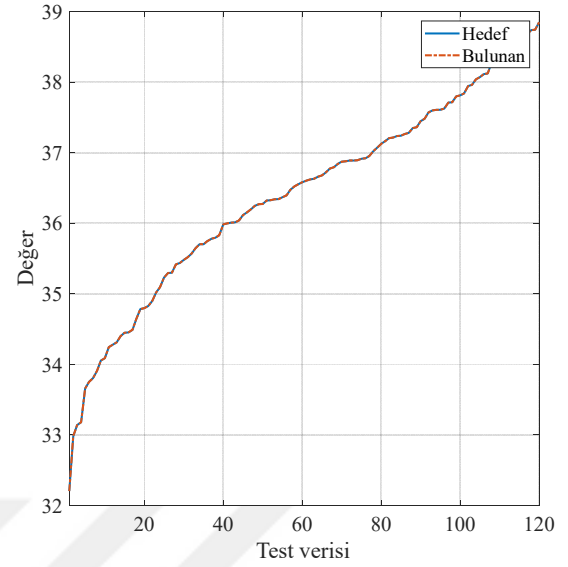
Model No	Eğitim Algoritması	Katman#1 Transfer Fonk.	Katman#2 Transfer Fonk.	Katman#1 Sinir Hücresi Sayısı	Katman#2 Sinir Hücresi Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
1	BFGS-QN	logsig	logsig	2	2	5,0147E-05	9,4773E-05	6,1147E-05	1,3408E-04	5,4856E-05	1,0852E-04
2	BFGS-QN	logsig	logsig	2	4	7,4211E-06	4,2058E-05	7,8701E-06	4,5244E-05	9,6571E-06	6,2787E-05
3	BFGS-QN	logsig	logsig	4	2	6,2093E-06	3,2932E-05	7,9903E-06	4,3165E-05	7,4711E-06	3,8223E-05
4	BFGS-QN	logsig	logsig	4	4	3,3993E-06	2,4142E-05	4,5155E-06	3,2946E-05	3,4213E-06	2,2984E-05
5	BFGS-QN	tansig	tansig	2	2	2,8217E-04	4,1158E-03	5,2907E-05	1,1814E-04	1,2528E-03	2,0794E-02
6	BFGS-QN	tansig	tansig	2	4	1,0690E-06	8,4465E-06	2,1712E-06	2,2893E-05	1,0524E-06	7,2136E-06
7	BFGS-QN	tansig	tansig	4	2	3,3474E-06	2,1896E-05	1,0720E-05	1,2920E-04	5,9161E-06	4,0373E-05
8	BFGS-QN	tansig	tansig	4	4	7,4207E-07	6,9688E-06	1,1229E-06	9,1516E-06	1,0171E-06	8,8021E-06
9	ÖEG	logsig	logsig	2	2	6,5044E-04	7,7165E-03	5,9052E-04	6,1773E-03	7,3307E-04	8,4383E-03
10	ÖEG	logsig	logsig	2	4	7,9861E-05	1,4402E-04	1,1112E-04	2,1154E-04	1,1210E-04	1,9308E-04
11	ÖEG	logsig	logsig	4	2	3,3001E-04	1,4040E-03	3,9727E-04	1,5241E-03	3,8743E-04	1,2997E-03
12	ÖEG	logsig	logsig	4	4	2,3839E-04	2,9978E-04	3,1204E-04	4,7057E-04	3,2663E-04	4,8475E-04
13	ÖEG	tansig	tansig	2	2	2,4238E-04	3,3251E-04	2,8198E-04	4,1390E-04	2,7441E-04	3,9721E-04
14	ÖEG	tansig	tansig	2	4	6,3599E-05	2,1514E-04	1,1622E-04	6,9802E-04	8,8305E-05	4,4542E-04
15	ÖEG	tansig	tansig	4	2	1,5589E-04	2,4253E-04	1,9934E-04	3,3793E-04	2,0381E-04	3,2374E-04
16	ÖEG	tansig	tansig	4	4	1,0957E-04	1,8797E-04	1,5111E-04	2,5994E-04	1,5595E-04	2,6710E-04
17	EG-FR	logsig	logsig	2	2	2,3085E-01	6,0002E-01	2,2933E-01	5,9607E-01	2,3400E-01	6,0940E-01
18	EG-FR	logsig	logsig	2	4	8,0528E-02	3,3597E-01	8,2487E-02	3,4937E-01	8,1077E-02	3,3378E-01
19	EG-FR	logsig	logsig	4	2	7,5126E-02	3,2912E-01	7,7298E-02	3,4886E-01	7,5259E-02	3,3799E-01
20	EG-FR	logsig	logsig	4	4	2,6880E-02	1,6094E-01	2,8061E-02	1,6432E-01	2,7421E-02	1,6337E-01
21	EG-FR	tansig	tansig	2	2	2,4094E-01	6,3824E-01	2,4020E-01	6,4565E-01	2,4388E-01	6,4822E-01
22	EG-FR	tansig	tansig	2	4	5,5987E-02	3,1755E-01	5,8874E-02	3,3733E-01	5,6945E-02	3,2613E-01
23	EG-FR	tansig	tansig	4	2	2,9071E-02	2,2132E-01	3,2863E-02	2,5145E-01	3,0958E-02	2,3734E-01
24	EG-FR	tansig	tansig	4	4	5,7177E-04	2,4855E-03	6,4927E-04	1,8277E-03	6,7437E-04	2,1313E-03
25	EG-PB	logsig	logsig	2	2	2,1195E-01	5,6868E-01	2,1728E-01	5,8058E-01	2,1485E-01	5,7890E-01
26	EG-PB	logsig	logsig	2	4	1,1487E-01	3,7178E-01	1,2531E-01	4,2143E-01	1,1791E-01	3,7896E-01
27	EG-PB	logsig	logsig	4	2	1,2541E-01	3,9116E-01	1,3147E-01	4,2207E-01	1,2900E-01	4,0962E-01
28	EG-PB	logsig	logsig	4	4	4,1125E-02	1,7879E-01	3,9995E-02	1,7013E-01	4,1669E-02	1,8274E-01

Model No	Eğitim Algoritması	Katman#1 Transfer Fonk.	Katman#2 Transfer Fonk.	Katman#1 Sinir Hücresi Sayısı	Katman#2 Sinir Hücresi Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
29	EG-PB	tansig	tansig	2	2	2,5570E-01	6,2135E-01	2,6022E-01	6,3864E-01	2,6257E-01	6,4611E-01
30	EG-PB	tansig	tansig	2	4	8,1552E-02	3,7545E-01	8,4837E-02	3,9353E-01	8,2894E-02	3,8740E-01
31	EG-PB	tansig	tansig	4	2	9,3989E-02	3,7695E-01	9,7832E-02	3,9684E-01	9,5749E-02	3,8703E-01
32	EG-PB	tansig	tansig	4	4	5,0253E-03	4,2127E-02	5,5052E-03	4,5877E-02	6,1358E-03	5,1328E-02
33	EG-PR	logsig	logsig	2	2	1,7168E-01	5,3058E-01	1,7481E-01	5,3857E-01	1,7705E-01	5,4860E-01
34	EG-PR	logsig	logsig	2	4	1,1717E-01	4,1074E-01	1,2353E-01	4,4384E-01	1,2438E-01	4,4261E-01
35	EG-PR	logsig	logsig	4	2	8,2536E-02	3,3257E-01	8,7743E-02	3,6375E-01	8,3744E-02	3,4710E-01
36	EG-PR	logsig	logsig	4	4	3,3011E-02	1,9331E-01	3,4777E-02	1,9551E-01	3,4104E-02	1,9725E-01
37	EG-PR	tansig	tansig	2	2	2,7369E-01	6,9920E-01	2,6644E-01	6,8679E-01	2,6869E-01	6,9054E-01
38	EG-PR	tansig	tansig	2	4	1,1346E-01	4,6091E-01	1,1833E-01	4,8456E-01	1,1898E-01	4,8421E-01
39	EG-PR	tansig	tansig	4	2	3,9210E-02	2,5358E-01	4,4204E-02	2,8864E-01	4,0151E-02	2,5911E-01
40	EG-PR	tansig	tansig	4	4	1,9410E-03	2,4754E-02	2,6155E-03	3,4112E-02	2,4965E-03	3,1942E-02
41	UÖM	logsig	logsig	2	2	2,7703E-01	6,2631E-01	2,8539E-01	6,4294E-01	2,8206E-01	6,3679E-01
42	UÖM	logsig	logsig	2	4	1,1521E-01	3,2484E-01	1,2154E-01	3,4390E-01	1,2211E-01	3,4286E-01
43	UÖM	logsig	logsig	4	2	1,4282E-01	3,0177E-01	1,4730E-01	2,9734E-01	1,4526E-01	2,9663E-01
44	UÖM	logsig	logsig	4	4	9,1570E-02	6,4618E-02	9,8444E-02	7,1758E-02	9,6263E-02	6,9533E-02
45	UÖM	tansig	tansig	2	2	1,9710E-01	5,9776E-01	1,9606E-01	5,9487E-01	2,0051E-01	6,1104E-01
46	UÖM	tansig	tansig	2	4	7,9177E-02	3,7038E-01	8,2132E-02	3,8083E-01	8,2388E-02	3,8303E-01
47	UÖM	tansig	tansig	4	2	2,9351E-02	1,1791E-01	3,3703E-02	1,5873E-01	3,3355E-02	1,4247E-01
48	UÖM	tansig	tansig	4	4	2,1618E-02	1,5270E-02	2,4250E-02	1,7376E-02	2,3533E-02	1,6726E-02
49	TAS	logsig	logsig	2	2	5,0717E-04	6,9905E-04	5,9325E-04	8,9292E-04	6,3883E-04	1,1018E-03
50	TAS	logsig	logsig	2	4	3,1908E-04	7,1423E-04	3,9865E-04	8,2454E-04	4,0542E-04	8,2142E-04
51	TAS	logsig	logsig	4	2	6,4292E-04	7,9333E-04	7,7014E-04	9,9942E-04	7,8302E-04	9,7302E-04
52	TAS	logsig	logsig	4	4	6,3449E-04	5,2081E-04	7,9396E-04	7,5872E-04	8,1154E-04	7,7309E-04
53	TAS	tansig	tansig	2	2	1,0023E-02	1,2969E-01	1,0619E-02	1,4120E-01	9,7322E-03	1,2176E-01
54	TAS	tansig	tansig	2	4	7,5148E-03	1,2775E-01	6,4775E-03	1,0894E-01	6,6308E-03	1,1141E-01
55	TAS	tansig	tansig	4	2	1,2123E+01	2,0997E+02	5,6526E+01	9,7905E+02	5,6533E+01	9,7917E+02
56	TAS	tansig	tansig	4	4	7,2286E-03	1,1992E-01	7,9944E-03	1,3162E-01	7,7234E-03	1,2697E-01
57	EGY	logsig	logsig	2	2	4,0043E-03	3,8864E-03	4,9474E-03	6,6943E-03	4,7420E-03	6,2015E-03
58	EGY	logsig	logsig	2	4	1,4916E-03	2,2207E-03	2,0646E-03	3,7158E-03	1,9714E-03	2,9352E-03
59	EGY	logsig	logsig	4	2	2,2090E-03	2,2494E-03	2,8445E-03	3,7123E-03	2,9201E-03	3,8911E-03

Model No	Eğitim Algoritması	Katman#1 Transfer Fonk.	Katman#2 Transfer Fonk.	Katman#1 Sinir Hücresi Sayısı	Katman#2 Sinir Hücresi Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
60	EGY	logsig	logsig	4	4	9,8871E-04	1,0465E-03	1,4605E-03	2,2250E-03	1,4799E-03	2,1808E-03
61	EGY	tansig	tansig	2	2	2,4238E-03	2,6130E-03	2,9810E-03	4,0333E-03	2,8647E-03	2,9818E-03
62	EGY	tansig	tansig	2	4	1,7121E-03	2,3364E-03	2,0214E-03	2,8560E-03	2,5264E-03	4,7731E-03
63	EGY	tansig	tansig	4	2	1,2352E-03	1,2227E-03	1,5779E-03	2,1692E-03	1,6478E-03	2,1229E-03
64	EGY	tansig	tansig	4	4	8,0898E-04	9,6433E-04	1,1840E-03	1,9070E-03	1,1455E-03	1,7003E-03
65	LM	logsig	logsig	2	2	2,1414E-05	4,1319E-05	2,1728E-05	4,3539E-05	2,3856E-05	4,9338E-05
66	LM	logsig	logsig	2	4	4,8447E-06	2,1015E-05	6,4257E-06	3,0597E-05	5,7356E-06	2,8065E-05
67	LM	logsig	logsig	4	2	2,8513E-06	1,8758E-05	2,9461E-06	1,6708E-05	3,4869E-06	2,5024E-05
68	LM	logsig	logsig	4	4	6,0353E-08	2,4426E-07	7,5650E-08	3,5001E-07	1,0509E-07	5,3025E-07
69	LM	tansig	tansig	2	2	1,4322E-02	1,7491E-01	1,3002E-02	1,5870E-01	1,4675E-02	1,8018E-01
70	LM	tansig	tansig	2	4	1,6700E-06	1,3281E-05	2,5650E-06	2,1392E-05	1,4170E-06	1,0579E-05
71	LM	tansig	tansig	4	2	4,8343E-05	7,6338E-04	1,8029E-04	2,7341E-03	1,5257E-03	2,5484E-02
72	LM	tansig	tansig	4	4	1,7312E-06	2,1525E-05	1,0165E-06	9,7290E-06	1,5966E-06	1,5377E-05

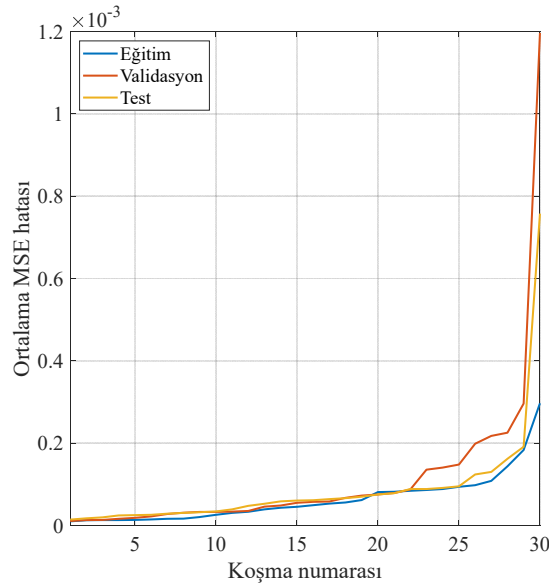


a)

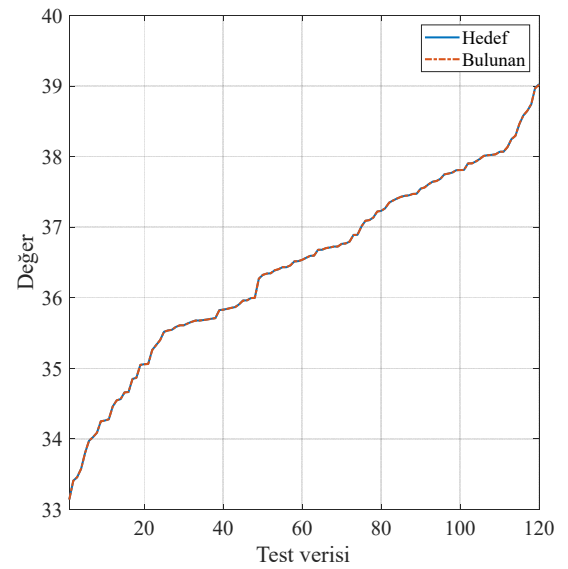


b)

Şekil 3.1. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve BFGS-QN algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

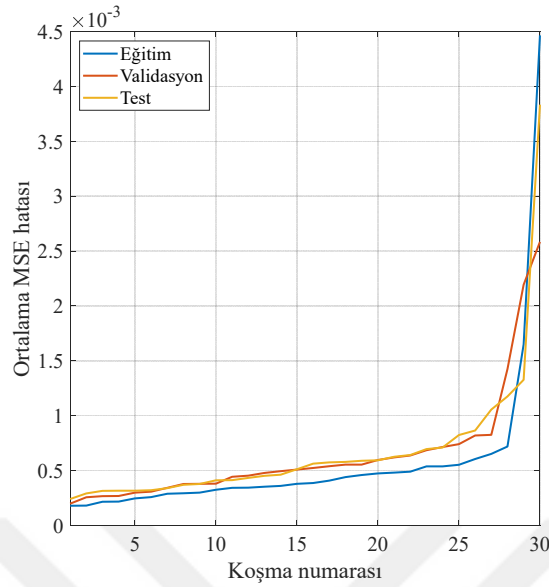


a)

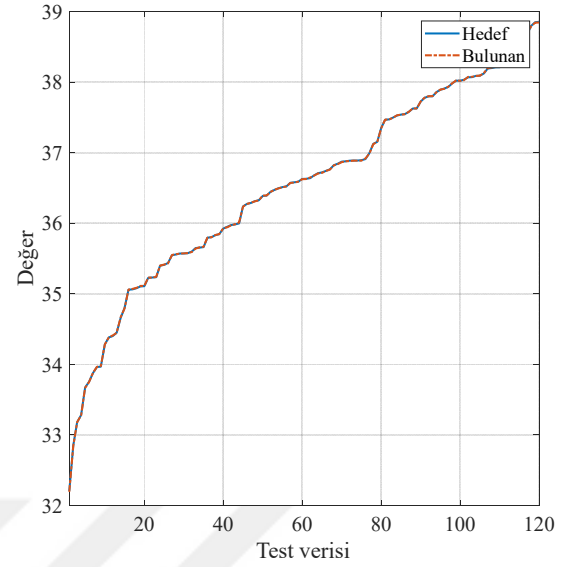


b)

Şekil 3.2. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve ÖEG algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

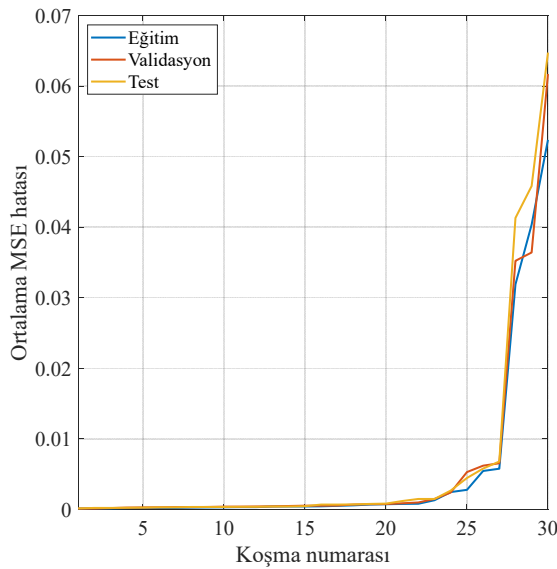


a)

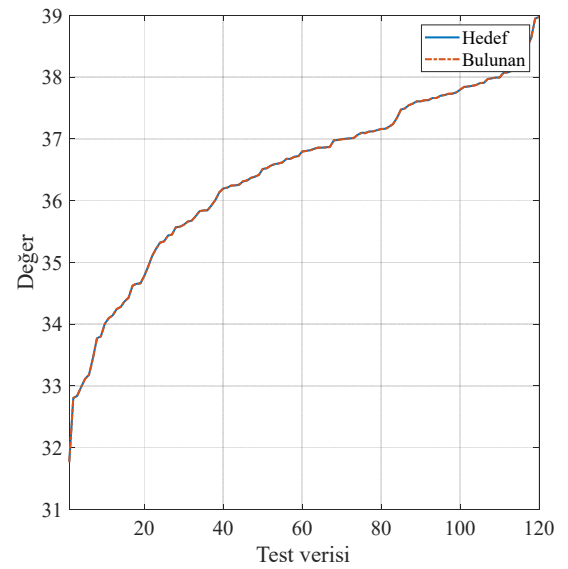


b)

Şekil 3.3. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-FR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

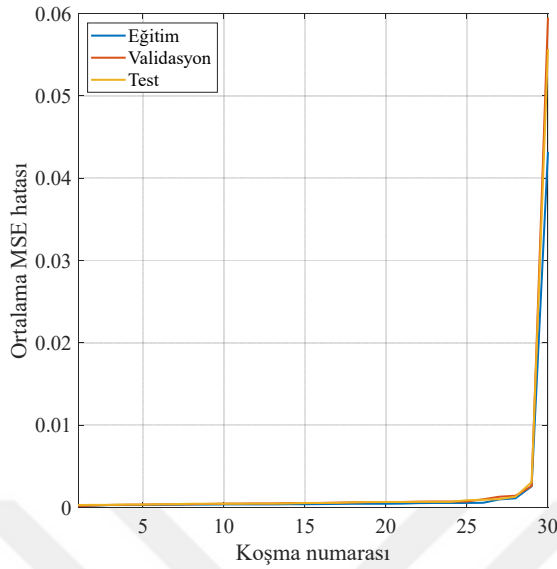


a)

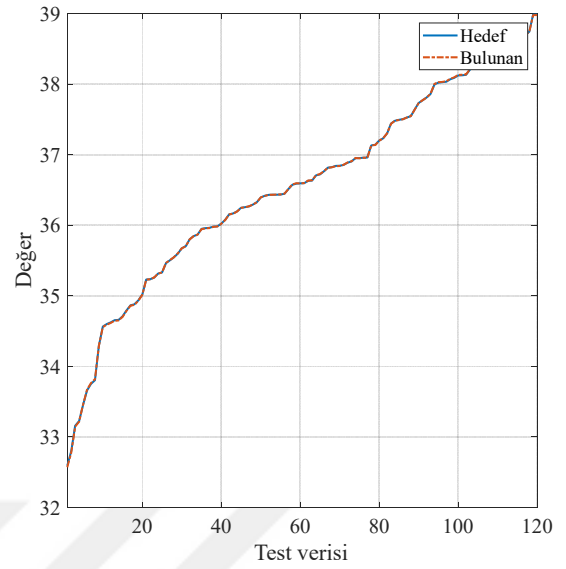


b)

Şekil 3.4. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PB algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

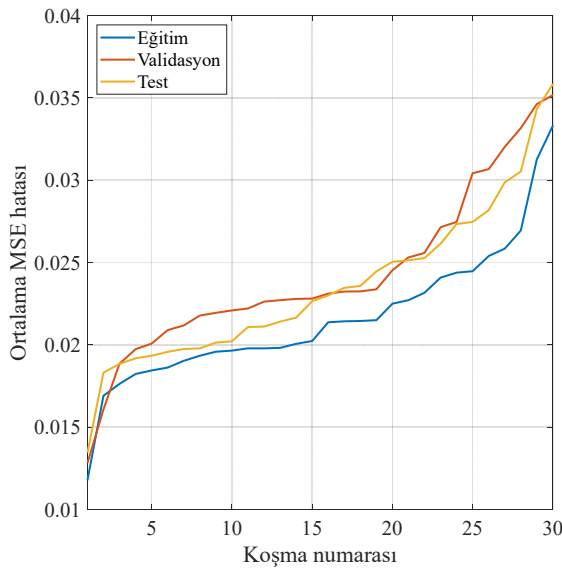


a)

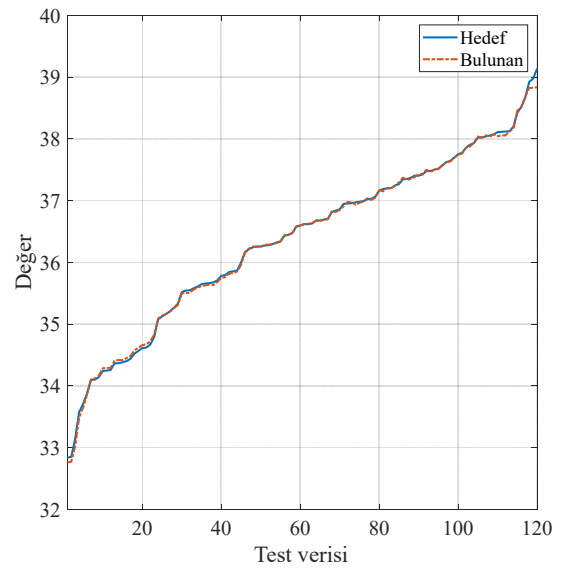


b)

Şekil 3.5. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

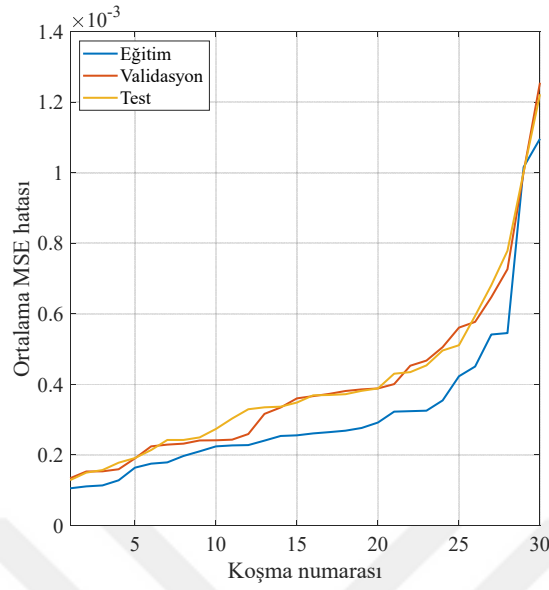


a)

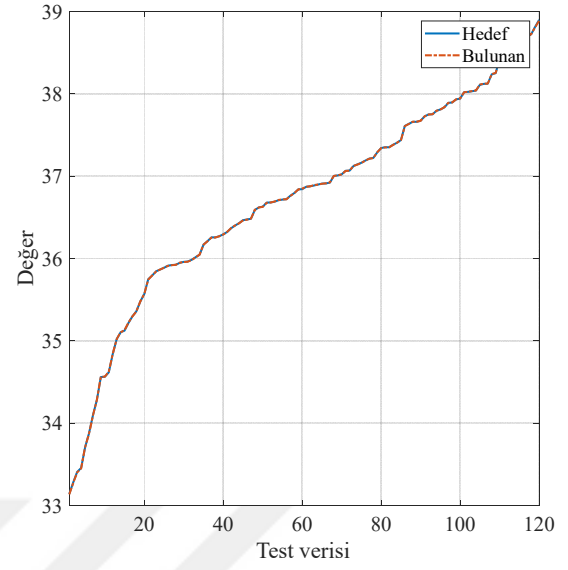


b)

Şekil 3.6. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve UÖM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

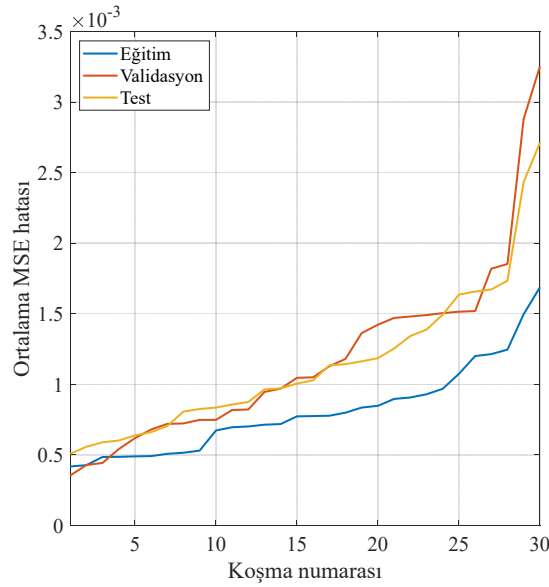


a)

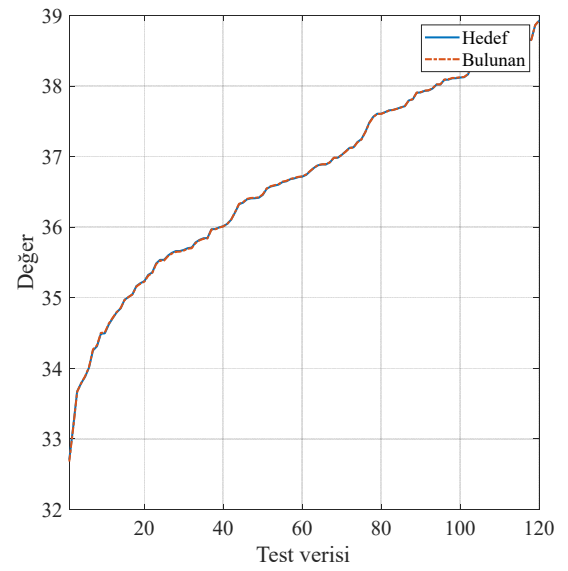


b)

Şekil 3.7. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve TAS algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

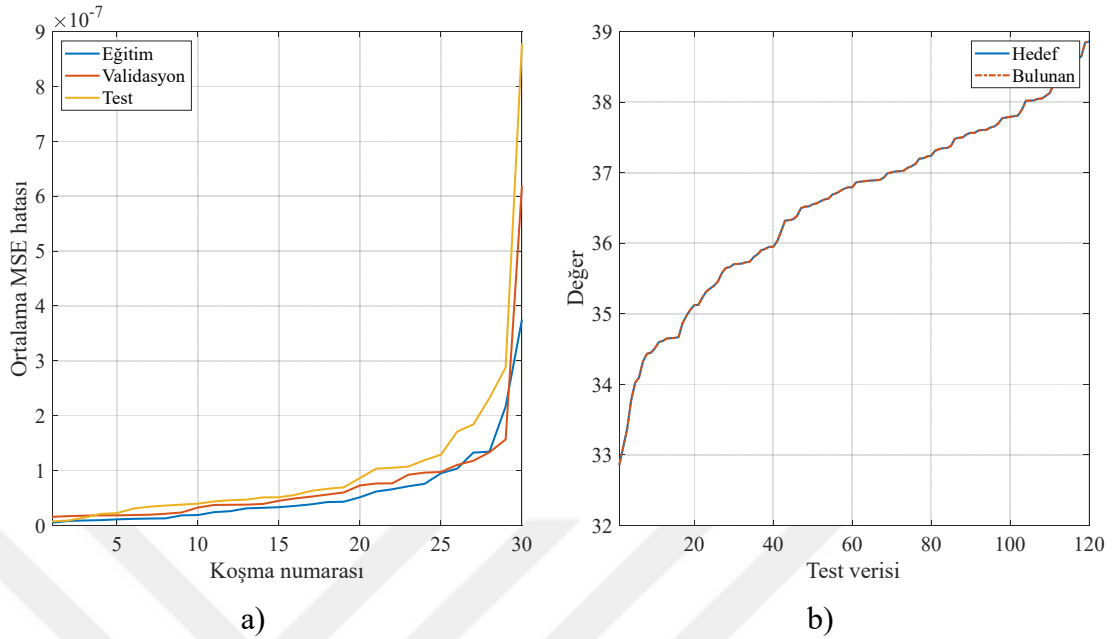


a)



b)

Şekil 3.8. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EGY algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği



Şekil 3.9. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve LM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

3.2.2. Cirrus SR20 Uçağının Ağırlık Merkezinin BSA ile Hesaplanması

BSA'nın giriş sayıları arttıkça sistemin parametre sayısı üssel bir artış göstermektedir. Bu nedenle, BSA ile Cirrus SR20 uçağı için ağırlık merkezi hesabı yapılırken veri setinin değişken değere sahip sadece ilk iki parametresi (1# sağ kanat net ağırlığı ve 2# sol kanat net ağırlığı) giriş olarak kullanılmıştır.

Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanması amacıyla 72 farklı ağ yapısı geliştirilmiştir. Bu ağ yapılarının tamamı birinci dereceden Sugeno tipi bulanık sistemlerdir. Bu sistemlerin eğitimi için 2 farklı eğitim algoritması kullanılmıştır. Bunlar; geriye yayılım algoritması ve gradyent azaltımı algoritması ile en küçük kareler kestirimi algoritmalarını bir arada kullanan karma (hibrit) eğitim algoritmasıdır.

BSA mimarisinde kullanılan üyelik fonksiyonları gauss, çan ve üçgen üyelik fonksiyonlarıdır. Bu nedenle giriş üyelik fonksiyonları 9 farklı biçimde; {Gauss Gauss}, {Gauss Çan}, {Gauss Üçgen}, {Çan Gauss}, {Çan Çan}, {Çan Üçgen}, {Üçgen Gauss}, {Üçgen Çan} ve {Üçgen Üçgen} olarak seçilmiştir. Giriş üyelik fonksiyonlarının sayıları

için 4 farklı düzen üzerinde çalışılmıştır: [2 2], [2 3], [3 2] ve [3 3]. 2 farklı eğitim algoritması, 9 farklı giriş üyelik fonksiyonu konfigürasyonu ve 4 farklı üyelik fonksiyonu düzeni ile çalışıldığından toplam 72 ($=2 \times 9 \times 4$) farklı BSA başarımı incelenmiştir. Tablo 3.2.'de Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen BSA modellere ait bilgiler ve bu modellerden elde edilen eğitim, validasyon ve test için ortalama MSA hata ve standart sapma sonuçları sunulmuştur.

Tablo 3.2.'den BSA modellerine ait test ortalama MSE hata ve standart sapma başarımları incelendiğinde, geriye yayılım algoritması ile eğitilen modellerden en başarılı olan modelin 36 numaralı model; karma eğitim algoritması ile eğitilen modellerden en başarılı olanın ise 56 numaralı model olduğu görülmektedir. 36 numaralı modelin giriş üyelik fonksiyonlarının türleri {Üçgen, Üçgen} biçiminde olup, 56 numaralı modelin giriş üyelik fonksiyonlarının türleri {Çan, Çan} biçimindedir. Her iki yapıda da üyelik fonksiyonlarının sayıları [3 3] düzenindedir. Buradan hareketle ağların giriş üyelik fonksiyonlarının parametrelerinin sayısı 18 ($=6 \times 3$) adet olup, çıkış üyelik fonksiyonlarının sayısı ise 27 ($=9 \times 3$)'dir. Bu nedenle bu sistemlerin optimize edilen toplam parametre sayıları 45'tir.

Geriye yayılım algoritması ile eğitilen en başarılı bulanık sistemin test için ortalama MSE hatası ve standart sapma değerleri sırasıyla $1,2092E-03$ ve $2,0598E-04$ olarak elde edilmiştir. Karma eğitim algoritması ile eğitilen en başarılı modelin ise test için ortalama MSE hata değeri $2,0624E-06$ ve standart sapması $9,1147E-07$ olarak elde edilmiştir.

Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması için oluşturulan BSA modellerinden en başarılı sistem karma eğitim algoritması ile eğitilen 56 numaralı model olmuştur.

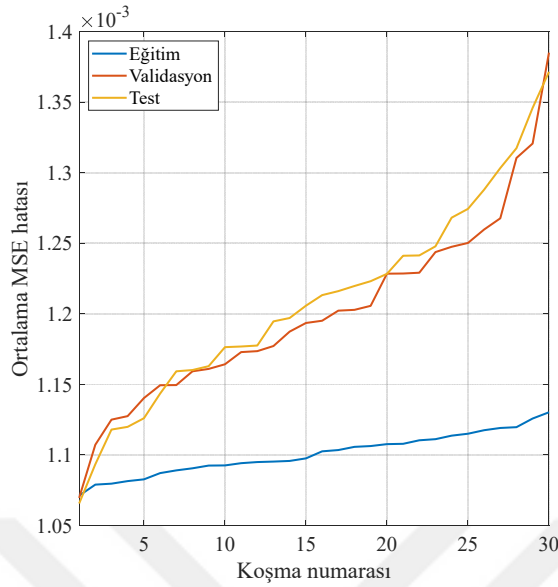
Elde edilen sonuçları üreten BSA yapılarının eğitim, validasyon ve test hatalarının 30 koşma için sıralanmış ortalama MSE hata başarımlar ve her bir ağ yapısına ait 300 farklı koşmanın en başarılı olanı ile bulunan ağırlık merkezi değerlerini gösteren test başarımlar grafikleri Şekil 3.10 ve Şekil 3.11.'de sunulmuştur.

Tablo 3.2. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.

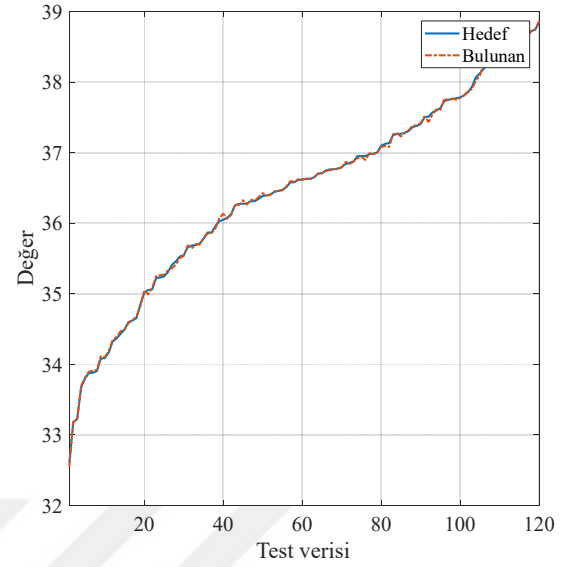
Model No	Eğitim Algoritması	Üyelik Fonk.#1	Üyelik Fonk.#2	Üyelik Fonk.#1 Sayısı	Üyelik Fonk.#2 Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
1	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	2	2	3,0652E-01	1,1432E-02	3,1566E-01	4,1472E-02	3,1792E-01	4,1953E-02
2	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	2	3	1,5952E-01	5,4096E-03	1,6817E-01	2,0817E-02	1,6671E-01	2,0326E-02
3	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	3	2	1,6576E-01	5,0372E-03	1,7307E-01	1,9028E-02	1,7177E-01	2,0660E-02
4	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	3	3	9,5307E-02	2,9552E-03	1,0082E-01	1,0712E-02	9,9482E-02	1,1241E-02
5	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	2	2	4,8452E-01	1,7031E-02	4,9716E-01	6,1742E-02	5,0126E-01	6,2189E-02
6	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	2	3	2,7485E-01	8,9273E-03	2,8842E-01	3,4384E-02	2,8609E-01	3,3511E-02
7	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	3	2	2,4815E-01	9,7953E-03	2,5790E-01	2,9627E-02	2,5695E-01	3,1845E-02
8	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	3	3	1,6963E-01	5,1594E-03	1,7840E-01	1,8494E-02	1,7653E-01	1,9235E-02
9	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	2	2	1,0279E-01	4,3314E-03	1,0788E-01	1,7784E-02	1,0677E-01	1,6276E-02
10	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	2	3	8,8996E-02	5,2235E-03	9,5551E-02	1,3794E-02	9,4326E-02	1,2227E-02
11	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	3	2	4,5221E-02	1,3410E-03	4,7441E-02	5,1440E-03	4,7032E-02	5,3165E-03
12	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	3	3	4,2025E-02	1,2818E-03	4,5137E-02	4,8096E-03	4,4525E-02	4,9142E-03
13	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	2	2	4,6617E-01	1,6425E-02	4,7963E-01	6,1375E-02	4,8321E-01	6,0085E-02
14	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	2	3	2,4934E-01	1,0389E-02	2,6197E-01	3,2217E-02	2,6020E-01	3,2109E-02
15	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	3	2	2,9696E-01	8,6521E-03	3,0903E-01	3,1993E-02	3,0677E-01	3,4830E-02
16	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	3	3	1,7739E-01	5,2630E-03	1,8721E-01	1,9645E-02	1,8435E-01	2,0397E-02
17	Geriye Yayılım	Çan	Çan	2	2	8,4310E-01	2,7148E-02	8,6356E-01	9,8497E-02	8,7192E-01	9,8616E-02
18	Geriye Yayılım	Çan	Çan	2	3	4,5592E-01	1,3747E-02	4,7674E-01	5,3523E-02	4,7312E-01	5,2629E-02
19	Geriye Yayılım	Çan	Çan	3	2	4,7125E-01	1,3392E-02	4,8892E-01	5,0878E-02	4,8569E-01	5,3467E-02
20	Geriye Yayılım	Çan	Çan	3	3	3,1236E-01	8,8850E-03	3,2767E-01	3,3426E-02	3,2315E-01	3,4505E-02
21	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	2	2	1,4916E-01	6,6862E-03	1,5692E-01	2,6724E-02	1,5493E-01	2,4449E-02
22	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	2	3	1,3757E-01	1,0841E-02	1,4759E-01	2,3699E-02	1,4581E-01	2,2065E-02
23	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	3	2	1,0290E-01	3,5347E-03	1,0789E-01	1,1251E-02	1,0703E-01	1,1556E-02
24	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	3	3	9,5503E-02	3,1917E-03	1,0240E-01	1,0477E-02	1,0123E-01	1,0614E-02
25	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	2	2	9,9052E-02	4,4650E-03	1,0195E-01	1,5658E-02	1,0329E-01	1,5329E-02
26	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	2	3	3,8809E-02	1,2656E-03	4,0426E-02	4,6997E-03	4,0657E-02	4,5255E-03
27	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	3	2	8,3363E-02	3,8077E-03	8,7657E-02	1,1560E-02	8,8385E-02	1,1073E-02

Model No	Eğitim Algoritması	Üyelik Fonk.#1	Üyelik Fonk.#2	Üyelik Fonk.#1 Sayısı	Üyelik Fonk.#2 Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
28	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	3	3	3,6582E-02	1,1347E-03	3,8755E-02	4,3181E-03	3,8937E-02	4,1544E-03
29	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	2	2	1,4654E-01	6,7652E-03	1,4992E-01	2,3110E-02	1,5227E-01	2,3319E-02
30	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	2	3	8,9884E-02	3,1641E-03	9,3367E-02	1,0801E-02	9,4024E-02	1,0000E-02
31	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	3	2	1,2916E-01	8,8976E-03	1,3553E-01	2,0771E-02	1,3707E-01	1,9884E-02
32	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	3	3	8,3956E-02	3,0961E-03	8,8886E-02	9,9092E-03	8,9266E-02	9,3276E-03
33	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	2	2	1,5405E-02	8,6220E-04	1,6046E-02	3,2472E-03	1,6194E-02	3,1911E-03
34	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	2	3	2,1191E-03	1,1177E-04	2,2790E-03	4,6108E-04	2,2855E-03	4,1936E-04
35	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	3	2	2,2720E-03	1,2596E-04	2,4339E-03	5,1309E-04	2,4353E-03	4,8455E-04
36	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	3	3	1,1006E-03	5,2425E-05	1,2011E-03	1,8879E-04	1,2092E-03	2,0598E-04
37	Karma	Gauss	Gauss	2	2	5,8000E-06	3,0442E-05	7,4438E-06	4,2969E-05	7,5013E-06	4,1723E-05
38	Karma	Gauss	Gauss	2	3	1,6074E-05	5,1253E-05	1,9689E-05	6,4599E-05	1,9618E-05	6,2948E-05
39	Karma	Gauss	Gauss	3	2	2,4033E-05	5,8647E-05	2,7727E-05	7,0657E-05	2,8467E-05	7,0941E-05
40	Karma	Gauss	Gauss	3	3	3,2035E-05	3,4002E-05	3,9868E-05	4,5450E-05	4,1671E-05	4,7497E-05
41	Karma	Gauss	Çan	2	2	1,9588E-04	1,2017E-05	2,1824E-04	5,1317E-05	2,1745E-04	4,8512E-05
42	Karma	Gauss	Çan	2	3	1,5687E-04	7,7520E-06	1,9003E-04	4,5019E-05	1,9168E-04	4,6728E-05
43	Karma	Gauss	Çan	3	2	5,5235E-05	2,7416E-06	6,3323E-05	1,4256E-05	6,3259E-05	1,1891E-05
44	Karma	Gauss	Çan	3	3	3,9164E-05	3,5800E-06	4,9143E-05	1,2569E-05	4,9034E-05	1,1914E-05
45	Karma	Gauss	Üçgen	2	2	8,4389E-06	2,2267E-05	1,4691E-05	3,5974E-05	2,5998E-05	1,0281E-04
46	Karma	Gauss	Üçgen	2	3	1,2310E-04	1,5942E-05	1,4975E-04	4,4479E-05	1,4860E-04	4,3422E-05
47	Karma	Gauss	Üçgen	3	2	1,6753E-05	4,1528E-05	1,9279E-05	4,5034E-05	2,1037E-05	4,9838E-05
48	Karma	Gauss	Üçgen	3	3	3,4048E-05	4,5809E-06	4,1114E-05	1,1702E-05	4,1240E-05	1,1326E-05
49	Karma	Çan	Gauss	2	2	1,6303E-04	9,8771E-06	1,8030E-04	4,0346E-05	1,8204E-04	4,3646E-05
50	Karma	Çan	Gauss	2	3	5,4716E-05	3,1478E-06	6,3673E-05	1,4412E-05	6,4510E-05	1,6097E-05
51	Karma	Çan	Gauss	3	2	1,3070E-04	9,1314E-06	1,5098E-04	2,9650E-05	1,5363E-04	3,1052E-05
52	Karma	Çan	Gauss	3	3	3,3044E-05	3,3858E-06	4,1464E-05	1,0166E-05	4,2249E-05	9,6685E-06
53	Karma	Çan	Çan	2	2	3,6729E-05	1,6074E-06	4,0970E-05	7,7635E-06	4,1100E-05	6,8850E-06
54	Karma	Çan	Çan	2	3	1,8678E-05	1,1843E-06	2,2095E-05	3,9827E-06	2,2366E-05	4,1606E-06
55	Karma	Çan	Çan	3	2	1,6216E-05	1,0184E-06	1,9033E-05	3,5258E-06	1,9123E-05	3,1410E-06
56	Karma	Çan	Çan	3	3	1,4638E-06	4,7868E-07	1,9802E-06	8,9488E-07	2,0624E-06	9,1147E-07
57	Karma	Çan	Üçgen	2	2	1,2062E-04	7,0835E-06	1,3195E-04	2,9683E-05	1,3311E-04	3,0377E-05
58	Karma	Çan	Üçgen	2	3	1,9996E-05	9,6672E-07	2,2951E-05	4,4409E-06	2,2889E-05	4,3107E-06

Model No	Eğitim Algoritması	Üyelik Fonk.#1	Üyelik Fonk.#2	Üyelik Fonk.#1 Sayısı	Üyelik Fonk.#2 Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
59	Karma	Çan	Üçgen	3	2	9,0097E-05	5,3892E-06	1,0263E-04	2,0595E-05	1,0518E-04	2,0739E-05
60	Karma	Çan	Üçgen	3	3	2,6142E-06	1,8939E-07	3,2549E-06	7,6223E-07	3,3301E-06	8,3288E-07
61	Karma	Üçgen	Gauss	2	2	4,7530E-06	2,1181E-05	6,7756E-06	3,2219E-05	6,9914E-06	3,2652E-05
62	Karma	Üçgen	Gauss	2	3	1,1751E-05	3,7035E-05	1,5566E-05	5,0484E-05	1,4119E-05	4,4019E-05
63	Karma	Üçgen	Gauss	3	2	1,0234E-04	1,6675E-05	1,2060E-04	3,4294E-05	1,2135E-04	3,6548E-05
64	Karma	Üçgen	Gauss	3	3	2,9410E-05	3,7709E-06	3,6408E-05	1,0744E-05	3,7081E-05	1,2059E-05
65	Karma	Üçgen	Çan	2	2	1,3596E-04	8,2235E-06	1,4996E-04	3,5644E-05	1,4969E-04	3,2120E-05
66	Karma	Üçgen	Çan	2	3	1,0535E-04	6,0958E-06	1,2630E-04	2,9833E-05	1,2716E-04	2,9840E-05
67	Karma	Üçgen	Çan	3	2	1,7829E-05	9,7721E-07	2,0777E-05	5,0240E-06	2,1030E-05	4,6185E-06
68	Karma	Üçgen	Çan	3	3	3,0336E-06	2,0729E-07	3,9646E-06	1,0802E-06	4,0206E-06	1,1917E-06
69	Karma	Üçgen	Üçgen	2	2	7,8102E-05	1,1057E-04	1,0238E-03	1,0832E-02	5,1203E-03	4,5609E-02
70	Karma	Üçgen	Üçgen	2	3	7,1836E-05	3,2370E-05	8,5432E-05	4,2986E-05	8,5383E-05	4,4270E-05
71	Karma	Üçgen	Üçgen	3	2	2,9456E-05	2,2288E-05	3,9713E-05	3,6276E-05	4,0801E-05	3,3511E-05
72	Karma	Üçgen	Üçgen	3	3	5,1416E-06	4,7230E-07	6,4340E-06	2,4020E-06	6,4458E-06	2,7044E-06

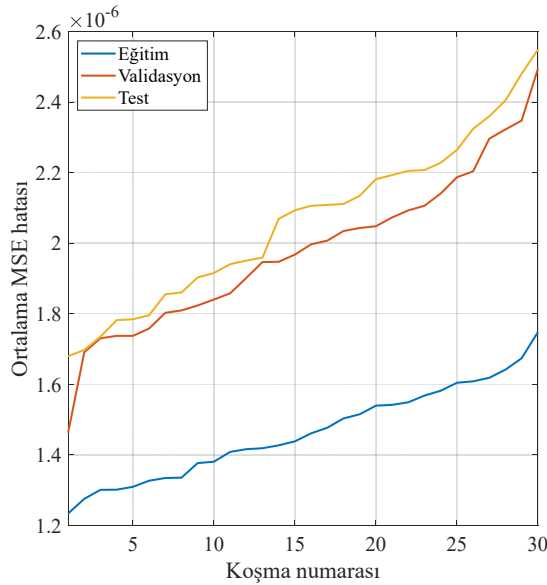


a)

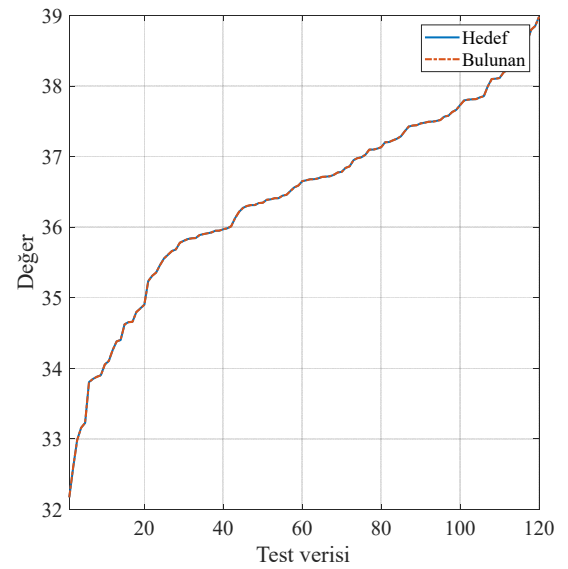


b)

Şekil 3.10. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve geriye yayılım algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımları



a)



b)

Şekil 3.11. Cirrus SR20 uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve karma eğitim algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımları

3.3. Boeing737 Jumbo Jet Uçağının Ağırlık Merkezinin Hesaplanması

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanmasında kullanılan veri seti 7 giriş ve 1 çıkış parametresinden oluşmaktadır. Bu veri setinin giriş parametreleri sırasıyla; 1# sağ kanat net ağırlığı, 2# sol kanat net ağırlığı, 3# kuyruk jak net değeri, 4# burun jak net değeri, 5# kanat referans hattı uzaklığı, 6# kuyruk noktası referans hattı uzaklığı ve 7# burun noktası referans hattı uzaklığıdır. Çıkış ise ağırlık merkezinin referans hattına uzaklığıdır.

3.3.1. Boeing737 Jumbo Jet Uçağının Ağırlık Merkezinin YSA ile Hesaplanması

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin YSA ile hesaplanması esnasında, YSA'nın artan giriş sayısına paralel üssel artan parametre sayısı durumu olmadığı için girişlerin tamamı YSA'ya uygulanmıştır.

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen YSA 9 farklı eğitim algoritması ile eğitilmiştir. Bunlar: BFGS-QN, ÖEG, EG-FR, EG-PB, EG-PR, UÖM, TAS, EGY ve LM algoritmalarıdır.

Tüm sinir ağı mimarileri 2 saklı katman içermekte olup her birinin tek çıkışı bulunmaktadır. Çıkış katmanındaki sinir hücresinin transfer fonksiyonu doğrusal fonksiyon olup, saklı katmanlardaki transfer fonksiyonları “logsig logsig” ya da “tansig tansig” olabilmektedir. Bu katmanlardaki sinir hücresi sayısı ise [2 2], [2 4], [4 2] ya da [4 4] düzeninde ayarlanabilmektedir. Bu durumda 9 farklı eğitim algoritması, 2 farklı transfer fonksiyonu düzeni ve 4 farklı saklı katman sinir hücresi sayısı konfigürasyonu olduğu için 72 ($=9 \times 2 \times 4$) farklı sinir ağı yapısı üzerinde çalışılmıştır.

Tablo 3.3.'te YSA modeller ile ilgili bilgiler ve Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen YSA modellerinden elde edilen eğitim, validasyon ve test için ortalama MSE hata ve standart sapma sonuçları sunulmuştur. Her bir sinir ağı yapısı 30 farklı koşmada eğitilmiş ve her bir koşma validasyona yönelik

ayrıca 10 farklı alt eğitime tabi tutulmuştur. Bu nedenle her bir sinir ağı yapısının başarımı, incelenen 300 ayrı yapı üzerinden hesaplanmıştır.

Tablo 3.3.'ten geliştirilen YSA modeller her bir eğitim algoritması bazında ayrı incelenecek ve test başarımları kıyaslanacak olunursa;

BFGS-QN algoritması ile eğitilen sistemlerden en başarılı model 2,4095E-05 ortalama MSE hatası ve 2,7014E-04 standart sapması ile 4 numaralı YSA modeli olmuştur.

ÖEG algoritması kullanılarak eğitilen YSA modellerden en başarılı model 14 numaralı model olup, modelin ortalama MSE hatası 1,4758E-03 ve standart sapma değeri 4,3305E-03'tür.

EG-FR algoritması kullanıldığında ise en başarılı YSA model 24 numaralı yapı olup, sistemin ortalama MSE hatası 1,1383E-02 ve standart sapması 1,5662E-02'dir.

EG-PB algoritması kullanıldığında ise en başarılı YSA model 32 numaralı yapı olup, sistemin ortalama MSE hatası 2,5370E-02 ve standart sapması 1,6042E-01'dir.

EG-PR algoritması ile eğitilen en başarılı YSA model 40 numaralı yapıdır. Yapının ortalama MSE hata değeri 1,5002E-02 ve standart sapması 2,3650E-02 olarak elde edilmiştir.

UÖM algoritması ile eğitilen YSA modellerden en başarılı olan ağ yapısı 48 numaralı model olmuştur. Bu modelin ortalama MSE hatası 6,3155E-01 ve standart sapması 5,0754E-01'dir.

TAS algoritması kullanılarak eğitilen 56 numaralı YSA modeli, aynı algoritma kullanılarak eğitilen diğer YSA modellerine göre daha başarılı olmuştur. Bu modelin ortalama MSE hatası ve standart sapma değeri sırasıyla 9,9050E-03 ve 1,5493E-02'dir.

EGY algoritması kullanılarak eğitilen YSA modellerden en başarılı model 64 numaralı model olup ortalama MSE hatası ve standart sapması sırasıyla $2,4383E-02$ ve $3,3353E-02$ olarak elde edilmiştir.

LM algoritması kullanılarak eğitilen YSA modellerden en başarılı model 66 numaralı yapı olup, modelin ortalama MSE hatası $1,8886E-04$ ve standart sapması $6,7611E-04$ 'tür.

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması için oluşturulan ve 9 farklı eğitim algoritması ile eğitilen YSA modellerinden en başarılı sistem BFGS-QN algoritması ile eğitilen 4 numaralı model olmuştur.

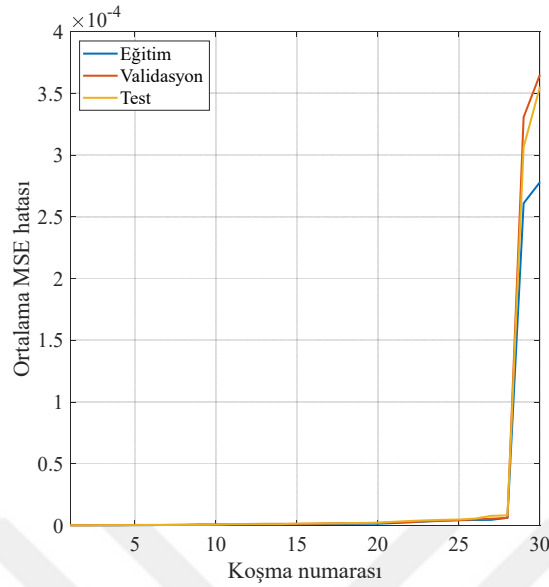
Elde edilen sonuçları üreten YSA yapılarının eğitim, validasyon ve test hatalarının 30 koşma için sıralanmış ortalama MSE hata başarımlar ve her bir ağ yapısına ait 300 farklı koşmanın en başarılı olanı ile bulunan ağırlık merkezi değerlerini gösteren test başarımlar grafikleri Şekil 3.12.-Şekil 3.20'de verilmiştir.

Tablo 3.3. Boing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin YSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.

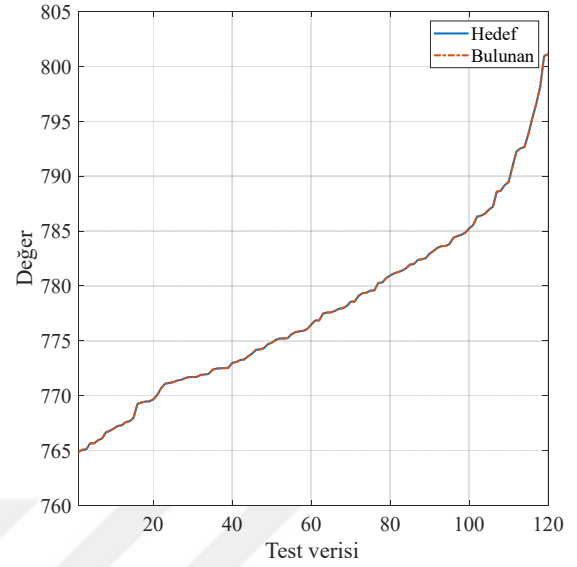
Model No	Eğitim Algoritması	Katman#1 Transfer Fonk.	Katman#2 Transfer Fonk.	Katman#1 Sinir Hücresi Sayısı	Katman#2 Sinir Hücresi Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
1	BFGS-QN	logsig	logsig	2	2	2,4400E-01	4,1987E+00	2,3316E-01	4,0293E+00	2,6833E-01	4,6408E+00
2	BFGS-QN	logsig	logsig	2	4	2,4771E-01	4,2893E+00	3,4022E-01	4,3318E+00	4,6885E-01	5,7492E+00
3	BFGS-QN	logsig	logsig	4	2	5,0779E-01	6,2146E+00	4,5780E-01	5,6056E+00	4,3075E-01	5,3307E+00
4	BFGS-QN	logsig	logsig	4	4	1,9501E-05	2,1948E-04	2,4950E-05	2,8352E-04	2,4095E-05	2,7014E-04
5	BFGS-QN	tansig	tansig	2	2	2,4266E-01	4,1985E+00	2,5967E-01	4,4918E+00	2,4273E-01	4,1992E+00
6	BFGS-QN	tansig	tansig	2	4	4,0882E-03	7,0215E-02	5,0334E-03	8,6509E-02	3,6535E-03	6,2705E-02
7	BFGS-QN	tansig	tansig	4	2	7,4076E-01	7,3575E+00	8,8034E-01	7,9607E+00	6,7311E-01	6,7161E+00
8	BFGS-QN	tansig	tansig	4	4	1,4851E-02	2,1169E-01	1,6391E-02	2,3940E-01	1,6805E-02	2,4110E-01
9	ÖEG	logsig	logsig	2	2	8,7620E-03	7,2708E-02	8,8021E-03	7,0292E-02	8,5937E-03	6,3379E-02
10	ÖEG	logsig	logsig	2	4	1,8503E-03	3,9486E-03	2,2194E-03	5,5590E-03	2,0524E-03	4,5127E-03
11	ÖEG	logsig	logsig	4	2	5,9933E-03	7,4695E-03	6,5875E-03	8,3870E-03	6,4367E-03	8,3899E-03
12	ÖEG	logsig	logsig	4	4	5,5336E-03	6,4495E-03	6,4090E-03	8,3740E-03	6,0185E-03	7,1805E-03
13	ÖEG	tansig	tansig	2	2	5,8019E-03	1,2466E-02	6,2794E-03	1,4294E-02	6,0812E-03	1,3673E-02
14	ÖEG	tansig	tansig	2	4	1,4396E-03	4,6187E-03	1,5716E-03	4,9370E-03	1,4758E-03	4,3305E-03
15	ÖEG	tansig	tansig	4	2	4,8945E-03	9,0713E-03	5,3242E-03	1,0001E-02	5,2546E-03	9,4880E-03
16	ÖEG	tansig	tansig	4	4	2,6444E-03	4,4331E-03	2,9715E-03	4,5795E-03	2,9708E-03	5,3818E-03
17	EG-FR	logsig	logsig	2	2	3,4456E+00	1,3901E+01	3,5220E+00	1,4274E+01	3,4731E+00	1,3887E+01
18	EG-FR	logsig	logsig	2	4	2,8443E+00	1,2316E+01	2,8758E+00	1,2482E+01	2,9947E+00	1,3106E+01
19	EG-FR	logsig	logsig	4	2	3,1438E+00	1,3301E+01	3,2984E+00	1,3942E+01	3,2890E+00	1,3931E+01
20	EG-FR	logsig	logsig	4	4	8,9023E-01	5,9223E+00	1,0364E+00	7,0800E+00	9,1837E-01	6,1418E+00
21	EG-FR	tansig	tansig	2	2	5,8499E+00	1,8526E+01	6,0340E+00	1,9431E+01	5,9066E+00	1,8720E+01
22	EG-FR	tansig	tansig	2	4	2,7685E+00	1,2841E+01	2,8833E+00	1,3430E+01	2,7856E+00	1,2922E+01
23	EG-FR	tansig	tansig	4	2	1,0787E+00	7,8567E+00	1,0114E+00	7,3141E+00	1,0777E+00	7,8566E+00
24	EG-FR	tansig	tansig	4	4	1,0380E-02	1,4684E-02	1,1436E-02	1,4913E-02	1,1383E-02	1,5662E-02
25	EG-PB	logsig	logsig	2	2	5,0679E+00	1,6177E+01	5,1477E+00	1,6442E+01	5,1112E+00	1,6187E+01
26	EG-PB	logsig	logsig	2	4	4,3542E+00	1,4953E+01	4,3922E+00	1,5225E+01	4,5470E+00	1,5848E+01
27	EG-PB	logsig	logsig	4	2	3,8651E+00	1,2672E+01	4,0219E+00	1,3682E+01	4,0195E+00	1,3477E+01
28	EG-PB	logsig	logsig	4	4	1,5439E+00	6,6634E+00	1,6854E+00	7,7149E+00	1,5579E+00	6,8526E+00

Model No	Eğitim Algoritması	Katman#1 Transfer Fonk.	Katman#2 Transfer Fonk.	Katman#1 Sinir Hücresi Sayısı	Katman#2 Sinir Hücresi Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
29	EG-PB	tansig	tansig	2	2	5,9771E+00	1,9153E+01	6,3228E+00	2,0350E+01	6,0285E+00	1,9198E+01
30	EG-PB	tansig	tansig	2	4	4,6882E+00	1,6506E+01	4,9010E+00	1,7410E+01	4,6839E+00	1,6551E+01
31	EG-PB	tansig	tansig	4	2	2,9590E+00	1,1773E+01	3,1725E+00	1,2782E+01	3,0108E+00	1,1953E+01
32	EG-PB	tansig	tansig	4	4	2,3726E-02	1,4594E-01	2,2726E-02	1,3462E-01	2,5370E-02	1,6042E-01
33	EG-PR	logsig	logsig	2	2	4,1734E+00	1,4926E+01	4,1642E+00	1,4816E+01	4,2215E+00	1,5035E+01
34	EG-PR	logsig	logsig	2	4	4,2560E+00	1,5570E+01	4,3773E+00	1,6038E+01	4,4766E+00	1,6596E+01
35	EG-PR	logsig	logsig	4	2	3,3859E+00	1,3215E+01	3,5212E+00	1,4035E+01	3,6036E+00	1,4231E+01
36	EG-PR	logsig	logsig	4	4	1,2423E+00	6,4301E+00	1,3731E+00	7,4550E+00	1,2620E+00	6,5888E+00
37	EG-PR	tansig	tansig	2	2	6,1013E+00	1,9280E+01	6,3277E+00	2,0065E+01	6,3654E+00	2,0054E+01
38	EG-PR	tansig	tansig	2	4	3,9356E+00	1,5835E+01	4,3019E+00	1,7474E+01	4,0623E+00	1,6302E+01
39	EG-PR	tansig	tansig	4	2	1,6586E+00	9,7456E+00	1,5869E+00	9,0728E+00	1,5914E+00	9,5059E+00
40	EG-PR	tansig	tansig	4	4	1,3496E-02	2,0522E-02	1,4663E-02	2,1057E-02	1,5002E-02	2,3650E-02
41	UÖM	logsig	logsig	2	2	5,9846E+00	1,7094E+01	5,9611E+00	1,6713E+01	6,0597E+00	1,7110E+01
42	UÖM	logsig	logsig	2	4	3,8835E+00	1,2520E+01	4,2191E+00	1,4059E+01	4,0057E+00	1,2921E+01
43	UÖM	logsig	logsig	4	2	3,2666E+00	6,3706E+00	3,4670E+00	7,2908E+00	3,3972E+00	6,6294E+00
44	UÖM	logsig	logsig	4	4	2,5979E+00	1,8842E+00	2,7241E+00	1,9873E+00	2,6802E+00	1,9968E+00
45	UÖM	tansig	tansig	2	2	2,8461E+00	1,3244E+01	2,9227E+00	1,3634E+01	2,8508E+00	1,3254E+01
46	UÖM	tansig	tansig	2	4	1,7985E+00	9,7773E+00	1,9043E+00	1,0303E+01	1,8500E+00	9,9957E+00
47	UÖM	tansig	tansig	4	2	1,3838E+00	7,2792E+00	1,3850E+00	6,8976E+00	1,4536E+00	7,7563E+00
48	UÖM	tansig	tansig	4	4	5,9226E-01	4,6549E-01	6,3739E-01	5,0880E-01	6,3155E-01	5,0754E-01
49	TAS	logsig	logsig	2	2	5,8947E-01	6,2308E+00	5,4877E-01	5,7477E+00	5,9728E-01	6,2693E+00
50	TAS	logsig	logsig	2	4	6,5977E-01	6,6349E+00	6,1560E-01	6,1823E+00	6,6421E-01	6,5960E+00
51	TAS	logsig	logsig	4	2	4,9912E-01	5,9344E+00	5,4527E-01	6,4880E+00	4,7595E-01	5,6503E+00
52	TAS	logsig	logsig	4	4	4,9581E-01	5,8569E+00	5,3334E-01	6,2957E+00	5,2399E-01	6,1798E+00
53	TAS	tansig	tansig	2	2	8,1922E-01	7,3807E+00	8,5756E-01	7,7989E+00	8,2744E-01	7,5108E+00
54	TAS	tansig	tansig	2	4	3,0564E-01	4,0897E+00	3,5549E-01	5,0459E+00	3,8370E-01	5,2780E+00
55	TAS	tansig	tansig	4	2	9,9588E-01	8,4775E+00	1,0393E+00	8,8831E+00	9,1906E-01	7,8396E+00
56	TAS	tansig	tansig	4	4	8,8823E-03	1,3561E-02	9,9621E-03	1,7981E-02	9,9050E-03	1,5493E-02
57	EGY	logsig	logsig	2	2	1,0792E-01	1,3318E-01	1,1418E-01	1,5210E-01	1,1696E-01	1,5544E-01
58	EGY	logsig	logsig	2	4	4,1120E-02	6,3124E-02	5,1713E-02	1,0166E-01	5,4913E-02	1,6549E-01
59	EGY	logsig	logsig	4	2	6,1397E-02	7,4026E-02	7,0901E-02	8,4223E-02	2,1369E-01	2,5383E+00

Model No	Eğitim Algoritması	Katman#1 Transfer Fonk.	Katman#2 Transfer Fonk.	Katman#1 Sinir Hücresi Sayısı	Katman#2 Sinir Hücresi Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
60	EGY	logsig	logsig	4	4	2,3967E-02	2,2112E-02	2,7542E-02	3,0688E-02	2,6520E-02	2,7947E-02
61	EGY	tansig	tansig	2	2	8,0809E-02	1,5026E-01	8,9119E-02	1,7932E-01	8,6554E-02	1,6671E-01
62	EGY	tansig	tansig	2	4	3,6903E-02	2,9926E-02	4,1763E-02	4,1172E-02	4,1013E-02	3,9590E-02
63	EGY	tansig	tansig	4	2	3,7346E-02	3,5321E-02	4,3671E-02	5,3487E-02	4,0211E-02	4,2041E-02
64	EGY	tansig	tansig	4	4	2,1404E-02	2,6067E-02	2,5283E-02	3,2588E-02	2,4383E-02	3,3353E-02
65	LM	logsig	logsig	2	2	1,4481E+00	1,0049E+01	1,5633E+00	1,0886E+01	1,5699E+00	1,0980E+01
66	LM	logsig	logsig	2	4	1,5837E-04	5,3025E-04	1,7113E-04	5,7539E-04	1,8886E-04	6,7611E-04
67	LM	logsig	logsig	4	2	8,6270E-01	7,5410E+00	9,0984E-01	7,9194E+00	8,1353E-01	7,0221E+00
68	LM	logsig	logsig	4	4	1,1044E-01	1,9124E+00	1,2080E-01	2,0919E+00	9,5598E-02	1,6553E+00
69	LM	tansig	tansig	2	2	2,3120E+00	1,2563E+01	2,2066E+00	1,1982E+01	2,2423E+00	1,2186E+01
70	LM	tansig	tansig	2	4	1,2020E-04	4,7306E-04	1,6360E-04	6,4088E-04	1,8818E-02	3,0993E-01
71	LM	tansig	tansig	4	2	1,3819E+00	9,0279E+00	1,4792E+00	9,9975E+00	1,3576E+00	8,7589E+00
72	LM	tansig	tansig	4	4	3,0883E-04	4,9298E-03	6,5162E-04	1,0809E-02	3,0859E-04	4,9108E-03

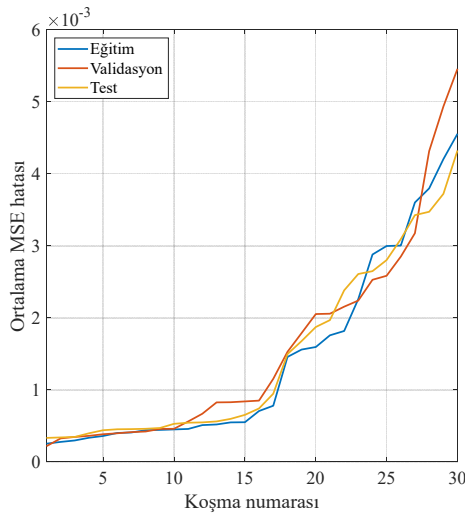


a)

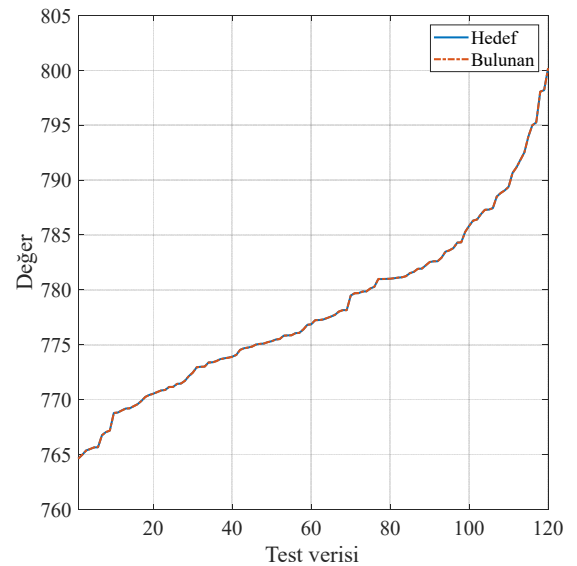


b)

Şekil 3.12. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve BFGS-QN algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

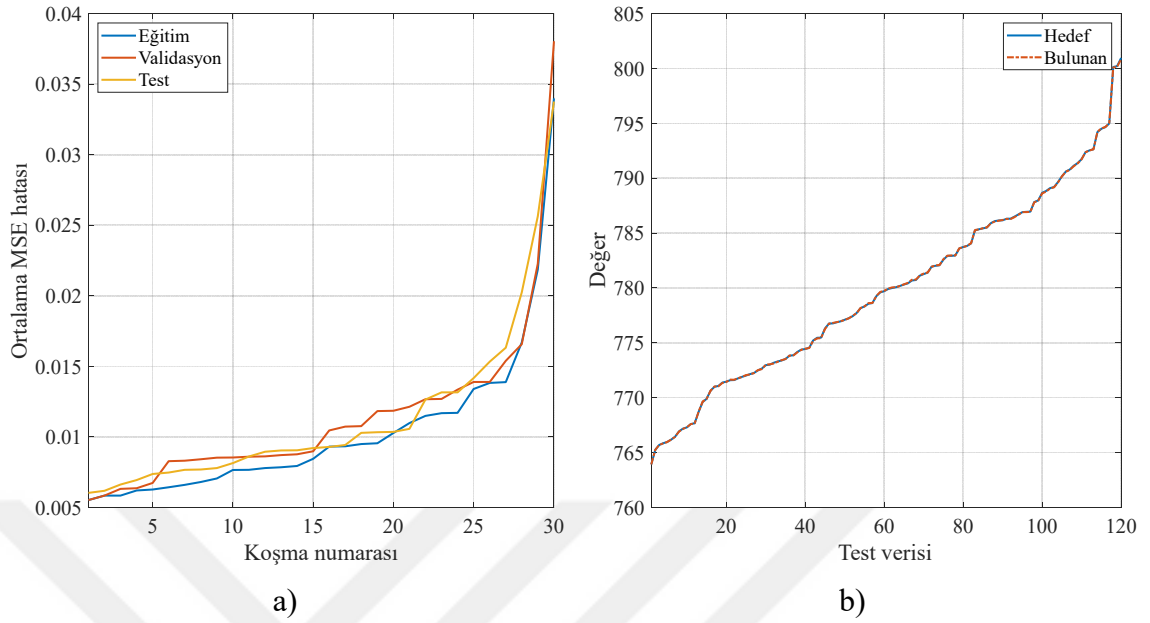


a)

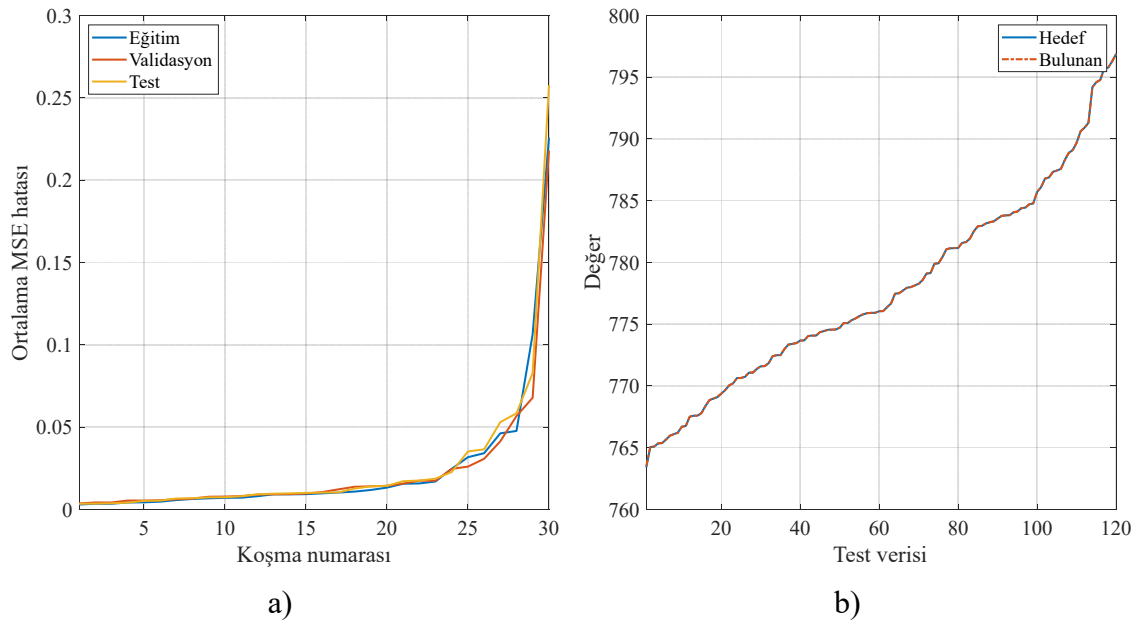


b)

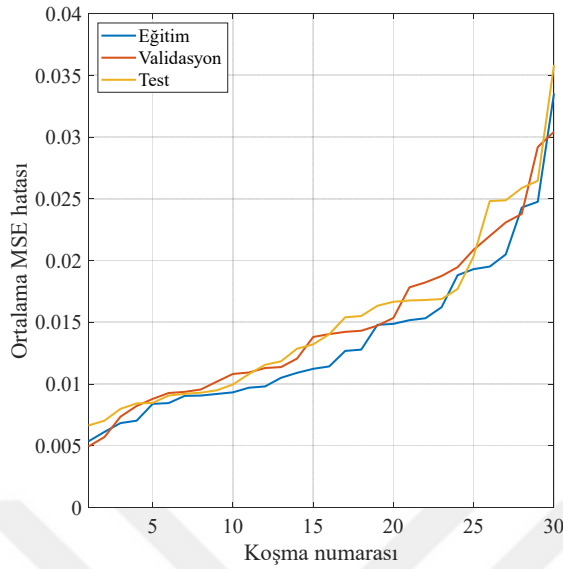
Şekil 3.13. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve ÖEG algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği



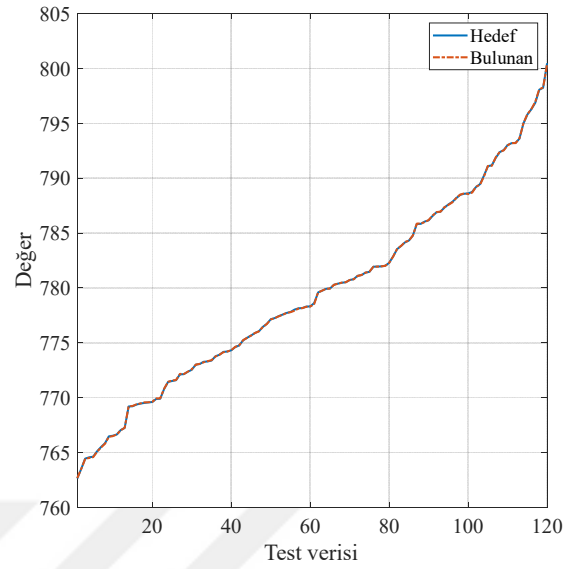
Şekil 3.14. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-FR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği



Şekil 3.15. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PB algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

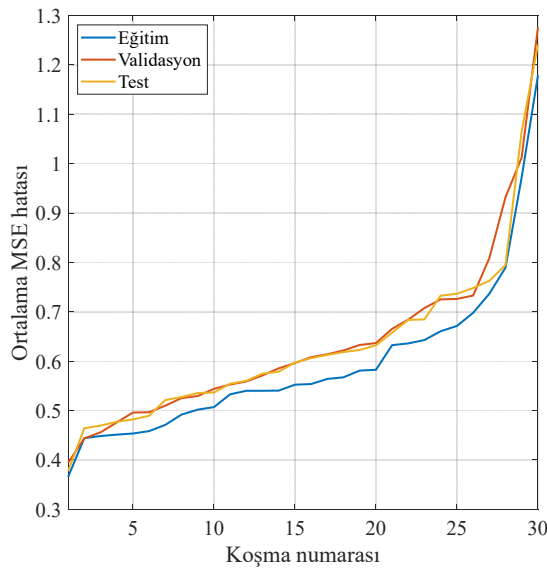


a)

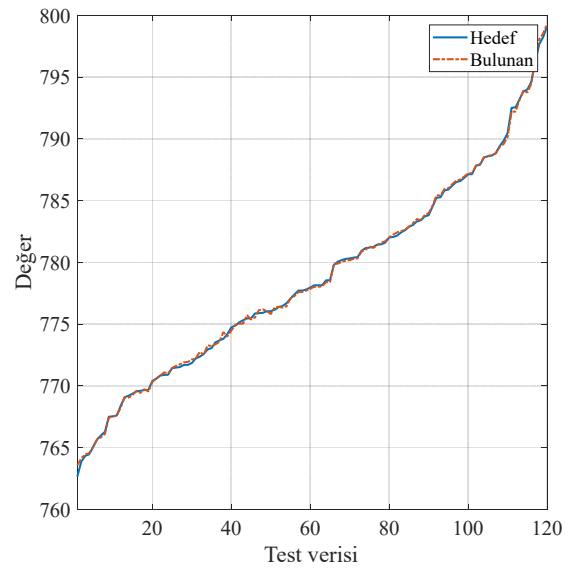


b)

Şekil 3.16. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EG-PR algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği

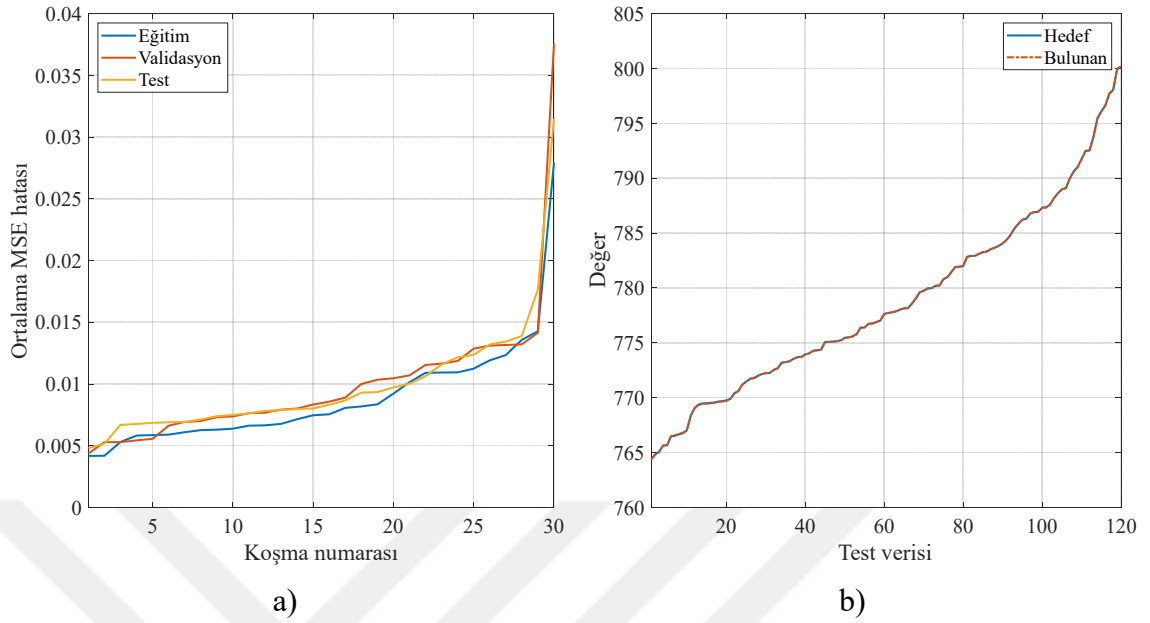


a)

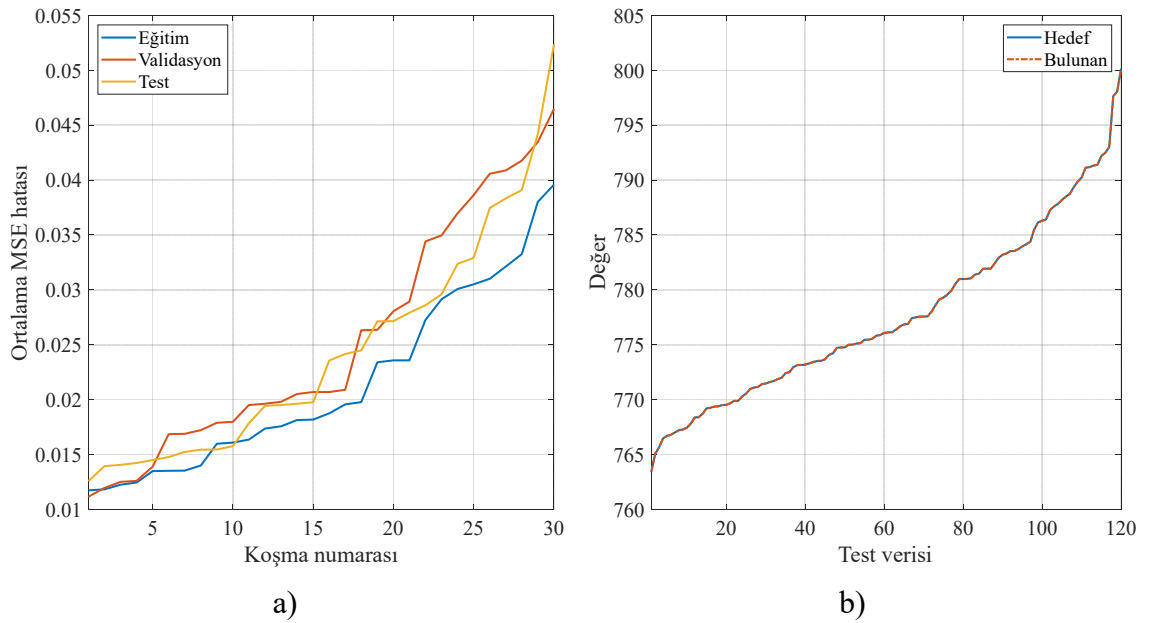


b)

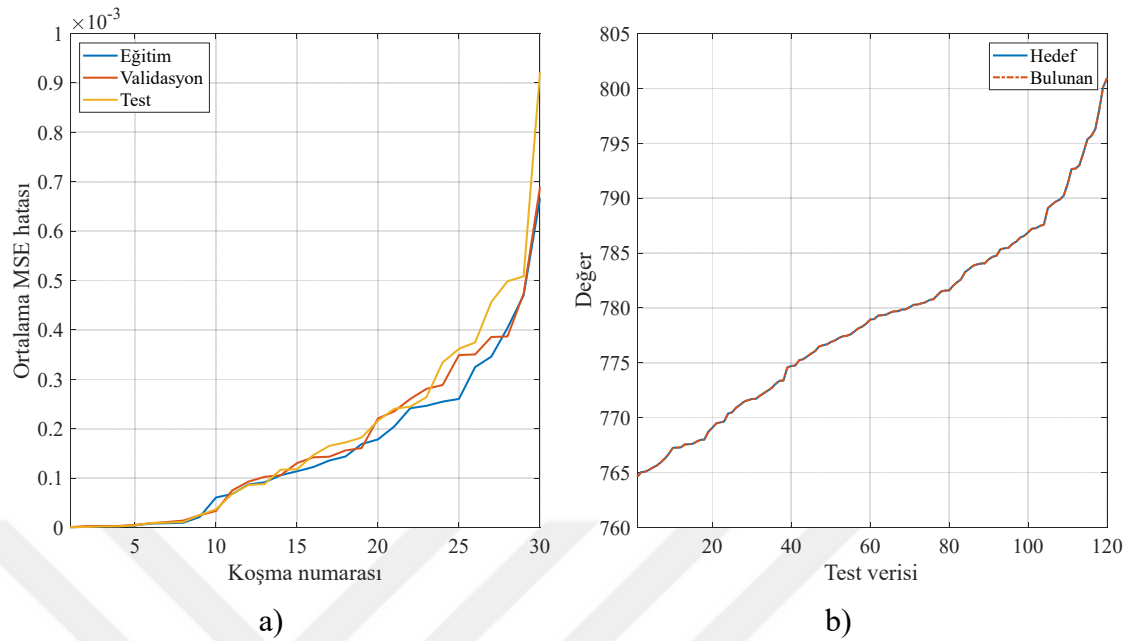
Şekil 3.17. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve UÖM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği



Şekil 3.18. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve TAS algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği



Şekil 3.19. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve EGY algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımlar grafiği



Şekil 3.20. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve LM algoritması ile eğitilen YSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımları

3.3.2. Boeing737 Uçağının Ağırlık Merkezinin BSA ile Hesaplanması

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanmasında BSA giriş sayıları arttıkça sistemin parametre sayısı üssel bir artış gösterdiği için giriş veri setinin değişken ilk iki parametresi (1# sağ kanat net ağırlığı ve 2# sol kanat net ağırlığı) BSA'na giriş olarak uygulanmış yani sistemin 2 girişi olduğu kabul edilmiştir.

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanması amacıyla 72 farklı ağ yapısı geliştirilmiştir. Bu ağ yapılarının tamamı birinci dereceden Sugeno tipi bulanık sistemlerdir. Bu sistemlerin eğitimi amacıyla 2 farklı eğitim algoritması kullanılmıştır. Bunlar; geriye yayılım algoritması ve gradyent azaltımı algoritması ile en küçük kareler kestirimi algoritmalarının bir arada kullanan karma eğitim algoritmasıdır. BSA'da kullanılan üyelik fonksiyonları gauss, çan ve üçgen üyelik fonksiyonlarıdır. Bu nedenle giriş üyelik fonksiyonları 9 farklı biçimde seçilebilirler. Bunlar; {Gauss Gauss}, {Gauss Çan}, {Gauss Üçgen}, {Çan Gauss}, {Çan Çan}, {Çan Üçgen}, {Üçgen Gauss}, {Üçgen Çan} ve {Üçgen Üçgen}'dir. Giriş üyelik fonksiyonlarının sayıları için 4 farklı düzen üzerinde çalışılmıştır: [2 2], [2 3], [3 2] ve [3 3].

2 farklı eğitim algoritması, 9 farklı giriş üyelik fonksiyonu konfigürasyonu ve 4 farklı üyelik fonksiyonu düzeni ile çalışılabildiğinden toplam 72 ($=2 \times 9 \times 4$) farklı BSA modellenmiş ve başarımları incelenmiştir. Tablo 3.4.'te BSA modeller ile ilgili bilgiler ve Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen BSA modellerinden elde edilen eğitim, validasyon ve test için ortalama MSE hata ve standart sapma sonuçları sunulmuştur.

Tablo 3.4. incelendiğinde geriye yayılım eğitim algoritmasının kullanıldığı durumlarda BSA başarımlarının arzu edilen düzeyde olmadığı anlaşılmaktadır. Geriye yayılım algoritması ile eğitilen BSA başarımı en yüksek olan ağ yapısı 36 numaralı BSA modelidir. Bu ağın giriş üyelik fonksiyonu konfigürasyonu [3 3] ve {Üçgen Üçgen} şeklindedir. Bu nedenle ağın 9 adet bulanık kuralı bulunmaktadır. Buradan hareketle ağın giriş üyelik fonksiyonlarının parametrelerinin sayısı 18 ($=6 \times 3$) adet olup, çıkış üyelik fonksiyonlarının sayısı ise 27 ($=9 \times 3$)'dir. Bu nedenle bu sistemin optimize edilen toplam parametre sayısı 45'tir. Bu ağın ortalama MSE test hatası 1,5944E+00 olup, ağın ürettiği sonuçların standart sapması 2,7099E-01 olarak elde edilmiştir.

Karma eğitim algoritması ile eğitilen BSA modellerden en başarılı olanı ise 72 numaralı BSA yapısıdır. Bu sistemde de giriş üyelik fonksiyonu konfigürasyonu yine [3 3] ve {Üçgen Üçgen} şeklindedir. Dolayısıyla bu sistemin de parametre sayısı 45'tir. Bu ağın ortalama MSE test hatası 5,5810E-05 ve standart sapması 4,7571E-05'dir.

Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması için oluşturulan BSA modellerinden en başarılı sistem karma eğitim algoritması ile eğitilen 72 numaralı model olmuştur.

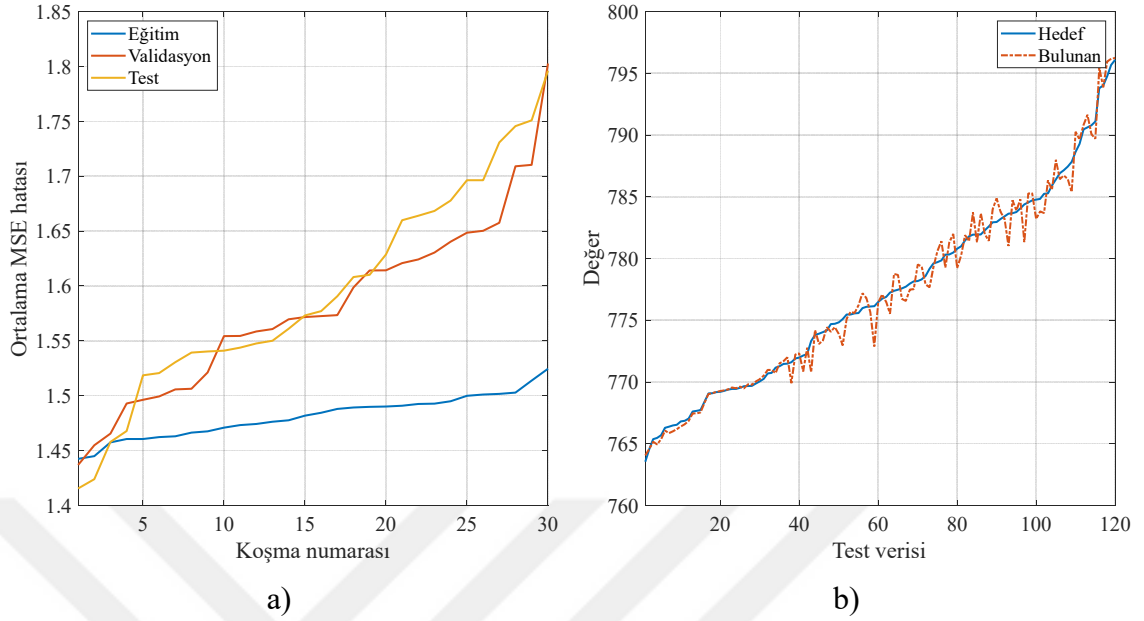
Elde edilen sonuçları üreten BSA yapılarının eğitim, validasyon ve test hatalarının 30 koşma için sıralanmış ortalama MSE hata başarımların değerleri ve her bir ağ yapısına ait 300 farklı koşmanın en başarılı olanı ile bulunan ağırlık merkezi değerlerini gösteren test başarımların grafikleri Şekil 3.21. ve Şekil 3.22.'de verilmiştir.

Tablo 3.4. Boing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin BSA ile hesaplanması için geliştirilen modeller, özellikleri ve elde edilen sonuçlar.

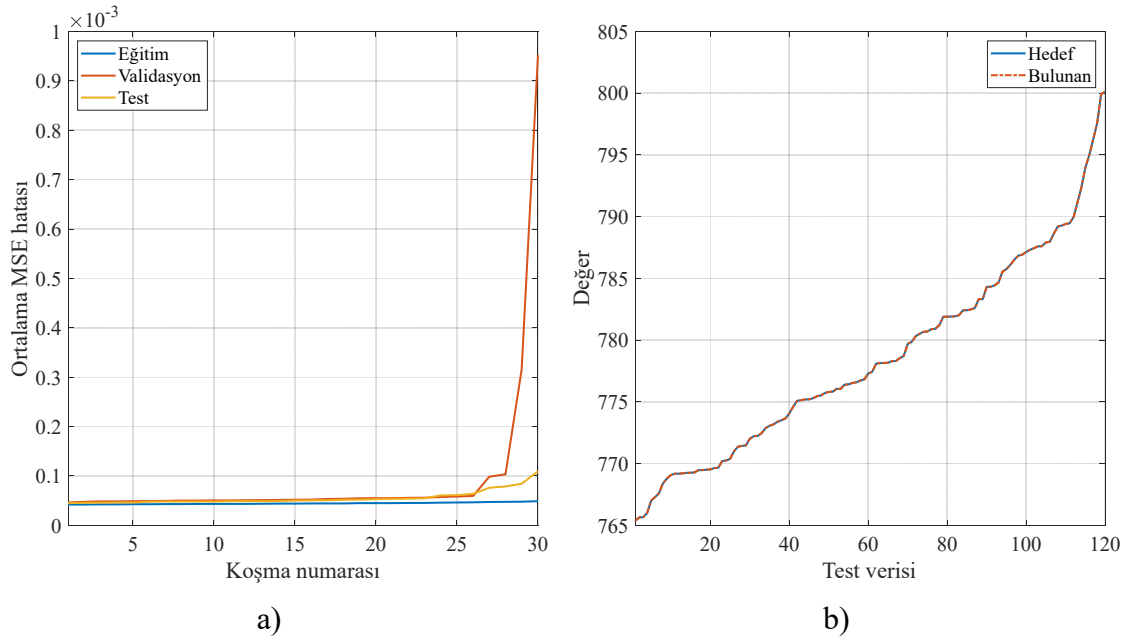
Model No	Eğitim Algoritması	Üyelik Fonk.#1	Üyelik Fonk.#2	Üyelik Fonk.#1 Sayısı	Üyelik Fonk.#2 Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
1	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	2	2	1,9489E+02	6,6528E+00	1,9966E+02	2,5227E+01	2,0005E+02	2,5033E+01
2	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	2	3	1,1185E+02	3,1938E+00	1,1589E+02	1,2914E+01	1,1640E+02	1,2878E+01
3	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	3	2	1,0927E+02	3,2462E+00	1,1391E+02	1,3632E+01	1,1264E+02	1,2463E+01
4	Geriye Yayılım	Gauss	Gauss	3	3	5,6560E+01	1,8232E+00	5,9446E+01	6,8776E+00	5,8894E+01	6,3421E+00
5	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	2	2	3,2050E+02	1,0280E+01	3,2797E+02	3,9749E+01	3,2871E+02	3,8338E+01
6	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	2	3	1,8875E+02	5,6278E+00	1,9467E+02	2,2307E+01	1,9577E+02	2,1755E+01
7	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	3	2	1,9720E+02	5,4790E+00	2,0530E+02	2,3610E+01	2,0342E+02	2,1080E+01
8	Geriye Yayılım	Gauss	Çan	3	3	1,0582E+02	3,2750E+00	1,1063E+02	1,2631E+01	1,1011E+02	1,1843E+01
9	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	2	2	8,5653E+01	3,0873E+00	8,8275E+01	1,2639E+01	8,7445E+01	1,1923E+01
10	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	2	3	6,9350E+01	1,8837E+00	7,2772E+01	8,7492E+00	7,2064E+01	8,1301E+00
11	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	3	2	3,0182E+01	9,3725E-01	3,1260E+01	3,6371E+00	3,1182E+01	3,7960E+00
12	Geriye Yayılım	Gauss	Üçgen	3	3	2,7584E+01	7,9893E-01	2,8967E+01	2,9940E+00	2,8914E+01	2,9688E+00
13	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	2	2	3,1149E+02	1,0086E+01	3,1880E+02	3,8525E+01	3,2044E+02	4,0349E+01
14	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	2	3	1,9605E+02	5,1451E+00	2,0285E+02	2,2194E+01	2,0449E+02	2,2901E+01
15	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	3	2	1,8007E+02	5,7831E+00	1,8648E+02	2,2175E+01	1,8485E+02	2,0808E+01
16	Geriye Yayılım	Çan	Gauss	3	3	1,0725E+02	3,1196E+00	1,1232E+02	1,2420E+01	1,1143E+02	1,1221E+01
17	Geriye Yayılım	Çan	Çan	2	2	5,2359E+02	1,6087E+01	5,3573E+02	5,9109E+01	5,3761E+02	6,0909E+01
18	Geriye Yayılım	Çan	Çan	2	3	3,1873E+02	8,8243E+00	3,2819E+02	3,6346E+01	3,3112E+02	3,6663E+01
19	Geriye Yayılım	Çan	Çan	3	2	3,1245E+02	8,9591E+00	3,2299E+02	3,6656E+01	3,2103E+02	3,3619E+01
20	Geriye Yayılım	Çan	Çan	3	3	1,8183E+02	5,3690E+00	1,8958E+02	2,1343E+01	1,8851E+02	1,9819E+01
21	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	2	2	1,5389E+02	5,0575E+00	1,5835E+02	1,9795E+01	1,5796E+02	1,9975E+01
22	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	2	3	1,3239E+02	3,5643E+00	1,3884E+02	1,5549E+01	1,3834E+02	1,5061E+01
23	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	3	2	7,3761E+01	1,8560E+00	7,6361E+01	8,0941E+00	7,6415E+01	8,2004E+00
24	Geriye Yayılım	Çan	Üçgen	3	3	6,7570E+01	1,7717E+00	7,0866E+01	6,7197E+00	7,1142E+01	6,7398E+00
25	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	2	2	7,8913E+01	2,5179E+00	8,2126E+01	1,1805E+01	8,1622E+01	1,0323E+01
26	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	2	3	2,7550E+01	7,4200E-01	2,8786E+01	2,9670E+00	2,8711E+01	2,5264E+00
27	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	3	2	6,5158E+01	1,6170E+00	6,8973E+01	8,1429E+00	6,8404E+01	7,2251E+00
28	Geriye Yayılım	Üçgen	Gauss	3	3	2,4484E+01	6,3038E-01	2,5821E+01	2,4625E+00	2,5702E+01	2,0669E+00

Model No	Eğitim Algoritması	Üyelik Fonk.#1	Üyelik Fonk.#2	Üyelik Fonk.#1 Sayısı	Üyelik Fonk.#2 Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
29	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	2	2	1,4990E+02	4,5815E+00	1,5564E+02	2,0013E+01	1,5504E+02	1,7263E+01
30	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	2	3	7,0999E+01	1,7902E+00	7,3680E+01	7,6194E+00	7,3739E+01	7,0310E+00
31	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	3	2	1,3212E+02	3,2724E+00	1,3954E+02	1,5721E+01	1,3872E+02	1,4159E+01
32	Geriye Yayılım	Üçgen	Çan	3	3	6,2749E+01	1,7300E+00	6,5887E+01	6,1736E+00	6,5818E+01	5,6079E+00
33	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	2	2	1,6334E+01	8,1219E-01	1,6920E+01	3,3454E+00	1,6859E+01	3,1413E+00
34	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	2	3	3,3852E+00	2,0575E-01	3,5843E+00	8,4580E-01	3,6146E+00	7,8697E-01
35	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	3	2	3,6519E+00	2,3741E-01	3,8395E+00	9,3095E-01	3,8646E+00	8,9200E-01
36	Geriye Yayılım	Üçgen	Üçgen	3	3	1,4812E+00	6,0928E-02	1,5805E+00	2,8024E-01	1,5944E+00	2,7099E-01
37	Karma	Gauss	Gauss	2	2	5,4338E-03	2,1569E-04	5,7415E-03	9,2441E-04	5,6446E-03	8,9369E-04
38	Karma	Gauss	Gauss	2	3	3,1196E-03	1,0427E-04	3,3580E-03	4,1426E-04	3,3336E-03	4,3192E-04
39	Karma	Gauss	Gauss	3	2	3,1163E-03	9,9377E-05	3,4192E-03	4,1729E-04	3,3742E-03	3,9029E-04
40	Karma	Gauss	Gauss	3	3	1,2098E-03	3,7774E-05	1,3638E-03	1,6442E-04	1,3625E-03	1,5591E-04
41	Karma	Gauss	Çan	2	2	3,2499E-03	7,0788E-04	3,4724E-03	1,0566E-03	3,4252E-03	9,0342E-04
42	Karma	Gauss	Çan	2	3	3,2317E-03	3,7134E-04	3,5160E-03	5,8249E-04	3,4919E-03	5,8491E-04
43	Karma	Gauss	Çan	3	2	1,7880E-03	1,3318E-03	1,9778E-03	1,5071E-03	1,9424E-03	1,4714E-03
44	Karma	Gauss	Çan	3	3	1,5058E-03	1,7869E-04	1,6905E-03	2,7860E-04	1,6846E-03	2,6411E-04
45	Karma	Gauss	Üçgen	2	2	3,9756E-03	1,6736E-04	4,1588E-03	6,6906E-04	4,1403E-03	6,2915E-04
46	Karma	Gauss	Üçgen	2	3	2,6671E-03	9,0133E-05	2,8832E-03	3,6190E-04	2,8593E-03	3,7416E-04
47	Karma	Gauss	Üçgen	3	2	1,7207E-03	5,9392E-05	1,8751E-03	2,4788E-04	1,8312E-03	2,3723E-04
48	Karma	Gauss	Üçgen	3	3	6,8272E-04	2,3791E-05	7,7750E-04	1,0597E-04	7,6464E-04	1,0711E-04
49	Karma	Çan	Gauss	2	2	2,9079E-03	1,0249E-03	3,1468E-03	1,2583E-03	3,0942E-03	1,1507E-03
50	Karma	Çan	Gauss	2	3	1,7297E-03	1,3769E-03	1,8765E-03	1,5022E-03	1,8607E-03	1,5182E-03
51	Karma	Çan	Gauss	3	2	3,1327E-03	5,9064E-04	3,4694E-03	7,6744E-04	3,4037E-03	7,0611E-04
52	Karma	Çan	Gauss	3	3	1,5287E-03	2,3011E-04	1,7179E-03	3,2141E-04	1,7193E-03	3,2064E-04
53	Karma	Çan	Çan	2	2	8,5063E-04	1,8074E-03	9,1887E-04	1,9547E-03	9,3926E-04	2,0904E-03
54	Karma	Çan	Çan	2	3	1,6809E-03	1,9812E-03	1,8315E-03	2,1626E-03	1,7984E-03	2,1332E-03
55	Karma	Çan	Çan	3	2	1,9371E-03	2,1452E-03	2,1756E-03	2,4399E-03	2,0852E-03	2,3080E-03
56	Karma	Çan	Çan	3	3	2,0851E-03	5,3247E-04	2,3282E-03	6,5464E-04	2,3247E-03	6,3703E-04
57	Karma	Çan	Üçgen	2	2	1,5426E-03	9,0399E-04	1,6556E-03	9,9971E-04	1,6439E-03	9,5773E-04
58	Karma	Çan	Üçgen	2	3	1,0885E-03	1,4091E-03	1,1988E-03	1,5690E-03	1,1608E-03	1,4977E-03
59	Karma	Çan	Üçgen	3	2	1,7829E-03	5,8881E-04	1,9630E-03	6,7678E-04	1,9122E-03	6,2709E-04

Model No	Eğitim Algoritması	Üyelik Fonk.#1	Üyelik Fonk.#2	Üyelik Fonk.#1 Sayısı	Üyelik Fonk.#2 Sayısı	Eğitim		Validasyon		Test	
						Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma	Ortalama MSE Hatası	Standart Sapma
60	Karma	Çan	Üçgen	3	3	1,0728E-03	2,9078E-04	1,2057E-03	3,4894E-04	1,1880E-03	3,4741E-04
61	Karma	Üçgen	Gauss	2	2	3,7257E-03	1,3634E-04	3,9576E-03	6,0172E-04	3,9244E-03	5,4010E-04
62	Karma	Üçgen	Gauss	2	3	1,6932E-03	5,8913E-05	1,8144E-03	2,3913E-04	1,8025E-03	2,3922E-04
63	Karma	Üçgen	Gauss	3	2	2,2658E-03	6,6715E-05	2,4780E-03	2,9729E-04	2,4530E-03	2,5576E-04
64	Karma	Üçgen	Gauss	3	3	5,5511E-04	1,6989E-05	6,2440E-04	7,6411E-05	6,2047E-04	6,7608E-05
65	Karma	Üçgen	Çan	2	2	1,7233E-03	9,1038E-04	1,8584E-03	1,1115E-03	1,8053E-03	9,9385E-04
66	Karma	Üçgen	Çan	2	3	1,8127E-03	4,4013E-04	1,9648E-03	4,9428E-04	1,9453E-03	5,2239E-04
67	Karma	Üçgen	Çan	3	2	1,0083E-03	1,2578E-03	1,1047E-03	1,3757E-03	1,0791E-03	1,3409E-03
68	Karma	Üçgen	Çan	3	3	9,0869E-04	2,4660E-04	1,0107E-03	2,9597E-04	1,0054E-03	2,8716E-04
69	Karma	Üçgen	Üçgen	2	2	2,3731E-03	1,0241E-04	2,6715E-03	1,1865E-03	2,5704E-03	6,0085E-04
70	Karma	Üçgen	Üçgen	2	3	1,1731E-03	4,3229E-05	1,3300E-03	4,1429E-04	1,3233E-03	1,0634E-03
71	Karma	Üçgen	Üçgen	3	2	9,6063E-04	3,0447E-05	1,0893E-03	3,8140E-04	1,0439E-03	1,3396E-04
72	Karma	Üçgen	Üçgen	3	3	4,4619E-05	5,9760E-06	9,4266E-05	5,3212E-04	5,5810E-05	4,7571E-05



Şekil 3.21. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve geriye yayılım algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımları



Şekil 3.22. Boeing737 Jumbo Jet uçağının ağırlık merkezinin hesaplanması amacıyla geliştirilen ve karma eğitim algoritması ile eğitilen BSA başarımı; a) Ortalama MSE hatası, b) En başarılı modelin test başarımları

4. BÖLÜM

TARTIŞMA, SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde, sunulan tez çalışması süresince gerçekleştirilen YSA ve BSA modelleri ile elde edilen sonuçlar hakkında bilgiler verilmiş ve daha sonra bu sonuçlar üzerine tartışılmıştır. Son olarak gelecekte gerçekleştirilebilecek muhtemel çalışmalar hakkında önerilerde bulunulmuştur.

4.1. Tartışma, Sonuç ve Öneriler

Bu tez çalışmasında, Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin belirli bir referans noktasına olan uzaklığı EHY'nden olan YSA ve BSA kullanılarak hesaplanmıştır. Bu amaçla literatürdeki yöntemlerden faydalanılarak Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçakları için veri setleri oluşturulmuştur. Veri setlerinin hazırlanmasında literatürdeki mevcut yöntemler takip edilmiştir [11, 12]. Veri setleri 800'er örnekten oluşturulmuş olup, bu setler her bir modelde seed değerine bağlantılı bir rasgeleliğe göre %70 eğitim, %15 validasyon ve %15 oranında test veri kümelerine ayrılmıştır.

Her bir eğitim süreci istatistiksel olarak manalı sonuçlara ulaşılabilmesi amacıyla 30 kez tekrarlanmıştır. Ayrıca söz konusu her bir eğitim süreci 10-kat çapraz doğrulama testine dayalı ilerletildiği için her bir model ayrıca 10 alt eğitim aşaması ile doğrulanmıştır. Bu nedenle çalışma süresince yapılandırılan herhangi bir YSA ya da BSA yapısının başarımı için 300 ($=30 \times 10$) model incelenmiş ve bu modellerin ortalama MSE hatası hesaplanmış ve standart sapmaları elde edilmiştir. Buradan hareketle 2 farklı uçak, 2 farklı hesaplama yaklaşımı (YSA ve BSA), her bir yaklaşımda 72 farklı model

ve her bir model için de 300 koşma gerçekleştirildiği için toplamda 86.400 benzetim gerçekleştirilmiştir. Her bir benzetimdeki ağ yapısı 500 epok boyunca eğitime tabi tutulduğu için tez çalışmasının sonuçları toplamda 43.200.000 adet epoktan elde edilmiştir.

Cirrus SR20 uçağına ait veri seti 5, Boeing737 Jumbo Jet uçağına ait veri seti ise 7 giriş parametresine sahiptir. Cirrus SR20 uçağına ait veri setinin giriş parametreleri sırayla, 1# sağ kanat net ağırlığı, 2# sol kanat net ağırlığı, 3# burun jak net değeri, 4# kanat referans hattı uzaklığı ve 5# burun noktası referans hattı uzaklığıdır. Boeing737 Jumbo Jet uçağı veri setinin giriş parametreleri ise yine sırasıyla, 1# sağ kanat net ağırlığı, 2# sol kanat net ağırlığı, 3# kuyruk jak net değeri, 4# burun jak net değeri, 5# kanat referans hattı uzaklığı, 6# kuyruk noktası referans hattı uzaklığı ve 7# burun noktası referans hattı uzaklığıdır. YSA modellerin eğitimlerinde bu parametrelerin tamamı sistemin giriş verileri olarak kullanılmıştır. BSA modellerinde ise her iki uçak için de veri setlerinin sadece ilk iki parametresi (1# sağ kanat net ağırlığı ve 2# sol kanat net ağırlığı) sisteme giriş verisi olarak uygulanmıştır. Bunun nedeni, BSA giriş sayısı arttığında sistemin parametre sayısının üssel olarak artış göstermesidir.

Sunulan tez çalışmasında üzerinde çalışılan YSA modelleri ileri beslemeli sinir ağı yapılarıdır. Bu sinir ağları Cirrus SR20 uçağı için 5 girişli, Boeing 737 uçağı için 7 girişli olacak tarzda yapılandırılmıştır. Bu yapıların her biri 2 saklı katmana sahip olup, bu katmanlardaki sinir hücrelerinin sayısı [2 2], [2 4], [4 2] ve [4 4] düzenlerinden seçilmiştir. Bu katmanlarda kullanılan transfer fonksiyonları ise “logsig logsig” ya da “tansig tansig” olabilmektedir.

YSA modellerinin eğitiminde kullanılan algoritmalar; BFGS-QN, ÖEG, EG-FR, EG-PB, EG-PR, UÖM, TAS, EGY ve LM'dir. 9 farklı eğitim algoritması seçimi, katmanlardaki sinir hücresi sayıları için 4 farklı seçim ve transfer fonksiyonları olarak da 2 farklı seçim yapılabildiğinden her bir uçak için 72 farklı YSA modellenmiş ve bu modellerin başarımları kıyaslanmıştır.

Tez çalışmasında üzerinde çalışılan BSA modelleri birinci dereceden Sugeno tipi bulanık sistemlerdir. Bu bulanık ağ modellerinin yapılandırılmasında giriş üyelik fonksiyonları olarak {Gauss Gauss}, {Gauss Çan}, {Gauss Üçgen}, {Çan Gauss}, {Çan Çan}, {Çan Üçgen}, {Üçgen Gauss}, {Üçgen Çan} ve {Üçgen Üçgen} kullanılmıştır. Bu fonksiyonların girişlerde kullanılan sayıları ise [2 2], [2 4], [4 2] ve [4 4] düzenlerinden seçilmiştir.

BSA modellerinin eğitimlerinde hem geriye yayılım algoritması ve hem de karma eğitim algoritması kullanılmış ve başarımları incelenmiştir. 3 farklı giriş üyelik fonksiyonu üzerinde çalışıldığı için giriş üyelik fonksiyonlarının belirlenişi açısından 9 farklı seçim, bu üyelik fonksiyonlarının sayıları için 4 farklı seçim ve eğitim algoritması açısından 2 farklı seçim yapılabildiğinden her bir uçak için 72 farklı bulanık sistem yapılandırılmış ve bu sistemlerin başarımları kıyaslanmıştır.

Sunulan tez çalışmasında, Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçakları ağırlık merkezlerinin hesaplanması için gerçekleştirilen benzetim çalışmaları sonucunda:

YSA modelleri ile elde edilen sonuçların BSA modellerine göre daha az test hatasına ve daha dar bantlı bir standart sapmaya sahip oldukları görülmüştür.

YSA tabanlı modeller kendi aralarında kıyaslandığında en başarılı modellerin genel itibarla BFGS-QN veya LM algoritmaları ile eğitilen ve transfer fonksiyonları olarak saklı katmanlarda 4er adet logsig fonksiyonu kullanılan modeller oldukları görülmüştür.

BSA modellerde kendi aralarında kıyaslandığında ise, karma eğitim algoritması ile eğitilen modellerin daha başarılı oldukları ve her iki girişte 3 adet üyelik fonksiyonunun bulunduğu modellerin daha iyi sonuç verdikleri tespit edilmiştir.

Tablo 4.1.'de Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçakları ağırlık merkezlerinin hesaplanması amacıyla geliştirilmiş en başarılı modellere ait model yapısal özellikleri ile test sonuçlarına ait ortalama MSE hatası ve standart sapma değerleri verilmiştir.

Tablo 4.1. Cirrus SR20 ve Boeing737 Jumbo Jet uçaklarının ağırlık merkezlerinin hesabı için geliştirilmiş en başarılı modeller.

Uçak Tipi	EHY	Model No	Model Yapısal Özellikleri	Test Sonuçları	
				Ortalama MSE Hata	Standart Sapma
Cirrus SR20	YSA	68	• LM • [5x4x4x1] • “logsig logsig”	1,0509E-07	5,3025E-07
Cirrus SR20	BSA	56	• Karma • [3 3] • {Çan Çan}	2,0624E-06	9,1147E-07
Boeing737 Jumbo Jet	YSA	4	• BFGS-QN • [7x4x4x1] • “logsig logsig”	2,4095E-05	2,7014E-04
Boeing737 Jumbo Jet	BSA	72	• Karma • [3 3] • {Üçgen Üçgen}	5,5810E-05	4,7571E-05

Elde edilen sonuçlar, EHY’nin havacılık alanında benzer ya da farklı birçok probleme uygulanabileceğini ve alternatif yöntem olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Ayrıca, daha fazla sayıdaki uçak için uygun veri setleri varlığında daha genel modeller geliştirilebilir ve bu modeller daha farklı algoritmalar ile eğitilerek daha da başarılı modeller tasarlanabilir.

KAYNAKLAR:

1. Başol, S., 2009. Yük ve Denge. (Web sayfası: <http://www.servetbasol.com/Kitaplar/YvD/120312-YukVeDenge.pdf>), (Erişim tarihi: Ocak 2020).
2. SHGM Hava Aracı Ağırlık Ve Denge Talimatı, 2018. (Web sayfası: <http://web.shgm.gov.tr/doc3/shtj.pdf>), (Erişim tarihi: Nisan 2019)
3. Yükselen, M.A., 2006. İstanbul Teknik Üniversitesi Uçak Mühendisliğine Giriş ve Etik Ders Notları.
4. Cirrus SR20 Aircraft Maintenance Manuel, 2019. Part1.
5. Boeing 737 Aircraft Maintenance Manuel, 2020. Part 1.
6. Jacking Aircraft Safetly. (Web sayfası: <https://www.eaa.org/eaas/aircraft-building/BuilderResources/next-steps-after-your-airplane-is-built/operating-articles/general-operation/jacking-aircraft-safely>), (Erişim Tarihi: Aralık 2019)
7. Aircraft Maintenance Manuel for Jumbo Jet Aircraft, 2020. Chapter 07 Lifting and Shoring.
8. MEGEP-Ağırlık Merkezi ve Balans Sınırları Hesabı. (Web sitesi: http://www.megep.meb.gov.tr/mte_program_modul/moduller_pdf), (Erişim Tarihi: Haziran 2018).
9. Boeing 737 Structural Repair Manual, 2019. Chapter 53 Fuselage.
10. Airbus A320 Aircraft Maintenance Manuel, 2020, Chapter 7 Lifting&Shoring.
11. FAA Weight and Balance Handbook-SR20. (Web sayfası: https://www.faa.gov/regulations_policies/handbooks_manuals/aviation/media/FAA-H-8083-1.pdf), (Erişim Tarihi: Temmuz 2018)
12. Boeing 737 Aircraft Maintenance Training Manuel, 2019. Chapter 8 Leveling and Weighing.
13. Topçu, M., 2013. Pamukkale Üniversitesi Makine Mühendisliği Ders Notları.
14. Boeing 737 Aircraft Maintenance Manuel, 2020. Chapter 8 Leveling and Weighing.

15. Dae, A., 2007. Uak Ykleme Optimizasyonu. Yıldız Teknik niversitesi, Yksek Lisans Tezi, İstanbul.
16. Cirrus SR20 TCDS (TypeCertificate Data Sheet). (**Web sayfası:** <https://www.easa.europa.eu/sites/default/files/dfu/TCDS%20EASA%20IM%20A%200007%20Issue%2016.pdf>), (Eriřim Tarihi: Ocak 2020)
17. Armutlu, K., 2002. Pervaneli, Hafif, Ulařtırma Sınıfı Uaklarda Ağırlık Merkezi Yeri Tayini ve Deneysel Uygulaması. Anadolu niversitesi, Yksek Lisans Tezi, Eskiřehir.
18. Stanley, A., 2011. State Estimation Of In-Flight Aircraft Centre Of Gravity. Loughborough University, Doctoral dissertation, London.
19. Komendat, A.J., 2012. Center-Of-Gravity Estimation Of An Aircraft Solely Using Traditional Aircraft Measurement Sensors. Rochester Institute of Technology, New York.
20. Teixeira, M., 2014. Center of Gravity Position Optimization for Fuel Savings. Universidade Da Beira Interior, Master Thesis, Portugal.
21. Konar, M., 2010. Bulanık Mantık Ve Yapay Sinir Ağıları Kullanılarak Uuř Kontrol Sistemlerine Ait Bazı Parametrelerin Hesaplanması. Erciyes niversitesi, Yksek Lisans Tezi, Kayseri
22. Fenar, S., 2016. Uaklarda Uuř Esnasında Meydana Gelebilecek Buzlanma Risk Derecesinin YSA Kullanılarak Tahmin Edilmesi. Erciyes niversitesi, Yksek Lisans Tezi, Kayseri.
23. Baomar, H., Bentley, P.J., 2017. Autonomous navigation and landing of airliners using artificial neural networks and learning by imitation. **IEEE Symposium Series on Computational Intelligence**, 1-10.
24. Arık, S., 2014. Yapay Sinir Ağıları Kullanılarak Veri Bilgisayarı Parametreleri Hesabı. Erciyes niversitesi, Yksek Lisans Tezi, Kayseri.
25. Sergaki, A., Kalaitzakis, K., 2002. A fuzzy knowledge based method for maintenance planning in a power system. **Reliability Engineering & System Safety**, 77(1), 9-30.

26. Chiu, S., Chand, S., Moore, D., Chaudhary, A., 1991. Fuzzy logic for control of roll and moment for a flexible wing aircraft. **IEEE Control Systems Magazine**, 11(4), 42-48.
27. Haktan, G., 2015. Türkiye'de Havalimanlarının Etkinlik Tahmini: Veri Zarflama Analizi ve YSA'ların Birlikte Kullanımı. İstanbul Teknik Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
28. Hacıoğlu, A., 2010. Yapay sinir ağları ile güçlendirilmiş algoritma ve tersten kanat profili dizaynı. **Havacılık Ve Uzak Teknolojileri Dergisi**, 1(3), 1-7.
29. Karaca, M., 2010. Bulanık Mantık Kullanılarak İnsansız Hava Aracı İrtifa Kontrolü Ve Simülasyonu. Erciyes Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri.
30. Karatay, E., 2015. Çeşitli Kanat Profillerinin Aerodinamik Parametrelerinin Yapay Sinir Ağları İle Belirlenmesi. Erciyes Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri.
31. Kıyak, E., 2003. Bulanık mantık ve uçuş kontrol problemine uygulanması. **Havacılık ve Uzak Teknolojileri Dergisi**, 1(2), 63-72.
32. Hacıoğlu, A., 2003. Aerodinamik Dizayn ve Optimizasyonda Genetik Algoritma Kullanımı. İstanbul Teknik Üniversitesi, Doktora Tezi, İstanbul.
33. Sahinkaya, A., 2019. Yapay Zekâ Optimizasyon Algoritmaları Kullanarak Hava Trafik Kontrolünün Gerçekleştirilmesi, Erciyes Üniversitesi, Yüksek Lisans Tezi, Kayseri.
34. Sarıkaya Basturk, N., Sahinkaya, A., 2020. Performance comparison of population-based optimization algorithms for air traffic control. **Aircraft Engineering and Aerospace Technology**, 92, 817-825.
35. Karray, F.O., De Silva, C., 2004. Soft Computing and Intelligent Systems Design: Theory, Tools and Applications. Pearson Education, England.
36. Haykin, S., 1994. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. Prentice Hall PTR.
37. Zurada, J.M., 1992. Introduction to Artificial Neural Networks, West Publishing Company.

38. Moreira, M., Fiesler, E., 1995. Neural Networks With Adaptive Learning Rate And Momentum Terms, IDIAP Technical Report.
39. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., 1986. Learning Internal Representations By Error Propagation in Rumelhart D.E. and McClelland J.L. eds, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition: Foundations*, 1, Cambridge, MA: MIT Press.
40. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., 1986. Learning representations by back-propagating errors, **Nature**, **323**(6088), 533-536.
41. Gill, P.E., Murray, W., Wright, M.H., 2019. *Practical optimization*, Society for Industrial and Applied Mathematics.
42. Battiti, R., 1990. Optimization methods for back-propagation: automatic parameter tuning and faster convergence. **International Joint Conference on Neural Networks-90**, **1**, 593-596.
43. Möller, M.F., 1993. A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning. **Neural Networks**, **6**(4), 525-533.
44. Scales, L.E., 1985. *Introduction To Non-Linear Optimization*, Macmillan International Higher Education.
45. Powell, M.J.D., 1977. Restart procedures for the conjugate gradient method. **Mathematical Programming**, **12**, 241-254.
46. Battiti, R., 1992. First- and second-order methods for learning: between steepest descent and newton's method. **Neural Computation**, **4**(2), 141-166.
47. Riedmiller, M., Braun, H., 1993. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm. **IEEE International Conference on Neural Networks**, **1**, 586-591.
48. Marquardt, D.W., 1963. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. **Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics**, **11**(2), 431-441.
49. Hagan, M.T., 1994. Menhaj, M.B., Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. **IEEE Transactions on Neural Networks**, **5**(6), 989-993.

50. Demuth, H.B., Beale, M.H., De Jess, O., Hagan, M.T., 2014. Neural Network Design. Martin Hagan., Oklahoma State University, USA.
51. Hestenes, M., 1990. Conjugate Direction Methods In Optimization. New York: Springer-Verlag.
52. Zadeh, L.A., 1965. Fuzzy sets. **Information and Control**, **8**(3), 338-353.
53. Zadeh, L.A., 1990. Fuzzy sets and systems. **International Journal of General Systems**, **17**(2-3), 129-138.
54. Jang, J.S.R., 1993. ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. **IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics**, **23**(3), 665-685.
55. Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E., 1997. Neuro-fuzzy and soft computing-a computational approach to learning and machine intelligence. **IEEE Transactions on Automatic Control**, **42**(10), 1482-1484.

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER:

Adı Soyadı: Esra ATİK KARACA
Uyruğu: Türkiye (T.C)
Doğum Tarihi ve Yeri: 01.04.1992 - Keçiören
Medeni Durum: Evli
e-mail: esraatikae@gmail.com
Yazışma Adresi: Yenışehir Mah. Bakü Cad. Avlu Kurtköy sitesi B1 Blok No:23
 Pendik\İSTANBUL

EĞİTİM:

Derece	Kurum	Mezuniyet Tarihi
Lisans	Erciyes Üniversitesi, Sivil Havacılık Yüksekokulu, Uçak Elektrik-Elektronik Bölümü, Kayseri	2016
Lise	Mustafa Eminoglu Anadolu Lisesi, Kayseri	2010

İŞ DENEYİMLERİ:

Yıl	Kurum	Görevi
2018-Halen	Türk Havayolları Teknik A.Ş.	Kalite Denetçisi
2017-2018	Türk Havayolları Teknik A.Ş.	Uçak Teknisyeni

YABANCI DİL:

İngilizce