T.C.
ERCİYES ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK UÇUŞ KONTROL SİSTEMLERİNE AİT BAZI PARAMETRELERİN HESAPLANMASI

Tezi Hazırlayan
Mehmet KONAR

Tezi Yöneten
Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

Sivil Havacılık Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi

Ağustos 2010
KAYSERİ

Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ danışmanlığında **Mehmet KONAR** tarafından hazırlanan **"Bulanık Mantık Ve Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Uçuş Kontrol Sistemlerine Ait Bazı Parametrelerin Hesaplanması"** adlı bu çalışma, jürimiz tarafından Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Sivil Havacılık Anabilim Dalında **Yüksek Lisans** tezi olarak kabul edilmiştir.

10 / 08 / 2010

JÜRİ:

Başkan: Yrd. Doç. Dr. İlke TÜRKMEN

Üye : Yrd. Doç. Dr. Mehmet ERLER

Üye : Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ONAY:

Bu tezin kabulü, Enstitü Yönetim Kurulunun 31/08/2010 tarih ve 2010/31-12 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

31 / 08/ 2010

Prof.Dr. Necmettin MARAŞLI
Enstitü Müdürü

TEŞEKKÜR

Bu tezin hazırlama ve yürütme aşamasında her türlü desteği sağlayan değerli hocam ve danışmanım Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ'a ve tez hazırlama esnasında yardımlarını esirgemeyen değerli hocam Yrd. Doç. Dr. İlke TÜRKMEN'e çok teşekkür ederim.

Hayatımın her anında yanımda olan ve bana manevi destek veren aileme ve dostlarıma sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK UÇUŞ KONTROL SİSTEMLERİNE AİT BAZI PARAMETRELERİN HESAPLANMASI

Mehmet KONAR
Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Ağustos 2010
Tez Danışmanı: Yrd. Doç. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ÖZET

Hava araçlarının güvenli, kaliteli ve hızlı olmasından dolayı günümüz taşımacılığında büyük bir yeri vardır. Büyük bir hızla gelişmekte olan havacılık sektöründe emniyet ve güvenilirlik en üst seviyededir. Emniyet ve güvenilirliği artıran en önemli faktörlerden biri de hava araçlarının kontrolünü sağlayan uçuş kontrol sistemleridir. Uçuş kontrol sistemlerinin öneminden dolayı, bu sistemler tarafından kullanılan parametrelerin doğru ve hızlı bir şekilde değerlendirilmesi gerekmektedir.

Bu tez çalışmasında, Boeing firmasının B-737-300 tipi uçağının hız ve yakıt problemleri ayrı ayrı ele alınırken, B-767-200 uçağındaki hız ve yakıt problemleri birlikte incelenmiştir. Bu problemler için, yapay zeka tekniklerinden adaptif ağ yapılı bulanık sonuç çıkarım yöntemi olarak bilinen ANFIS (Adaptif Network Based Fuzzy Inference System), çok katmalı (multilayered) YSA (yapay sinir ağı), radyal tabanlı (radial basis, RT) YSA ve genelleştirilmiş regresyon (generalized regression, GR) YSA kullanılarak, farklı modeller oluşturulmuştur. Ortaya konulan modeller ve gerçek değerlere ait sonuçlar birbirleriyle karşılaştırılmalı sunulmuştur.

Anahtar kelimeler: Uçuş kontrol, bulanık mantık, adaptif ağ yapılı bulanık sonuç çıkarım sistemi, yapay sinir ağları

THE ESTIMATION OF SOME PARAMETERS FOR FLIGHT CONTROL SYSTEMS BY USING FUZZY LOGIC AND ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

Mehmet KONAR
Erciyes University, Graduate School of Natural and Applied Sciences
M. Sc. Thesis, August 2010
Thesis Supervisor: Assist. Prof. Dr. Aytekin BAĞIŞ

ABSTRACT

Aircrafts have an important role in present day-transportation due to their quality, safety and speed. In the field of aviation, which is developing with an incredible speed, safety and reliability are on the very top. One of the most important factors contributing to the safety and reliability is the flight control systems which controls the aircrafts. As a result of the significance of the flight control systems, it is necessary to estimate quickly and correctly the parameters used by these systems.

In this thesis study, while the fuel and speed problems of the airplanes type B-737-300 by the Boeing Company are considered separately, the speed and fuel problems of B-767-200 airplanes are examined together. For these problems, different models were obtained, employing one of the artificial intelligence systems known as ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System), multilayered ANN (Artificial Neural Network), radial basis (RB) ANN, generalized regression (GR) ANN. The results of the intrinsic values and the models which was formed are presented comparatively.

Keywords: Flight control; fuzzy logic; adaptive network based fuzzy inference system (ANFIS); artificial neural networks (ANN)

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY. i
TEŞEKKÜR. ii
ÖZET. iii
ABSTRACT. iv
KISALTMALAR VE SİMGELER. viii
ŞEKİLLER LİSTESİ. x

1. BÖLÜM

GİRİŞ

1.1. Giriş. 1
1.2. Literatür İncelemesi. 2
1.3. Tezin Amacı ve Önemi. 3

2. BÖLÜM

UÇUŞ KONTROL SİSTEMLERİ, YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK

2.1. Otomatik Uçuş Kontrol Sistemi. 5
2.1.1. Otomatik Pilotun Çalışma Prensibi. 7
2.1.2. Uçak Kumanda Sistemleri. 8
2.1.2.1 Uçuş Kumandaları. 10
2.2. Yapay Sinir Ağları (YSA) 11
2.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı. 12
2.2.2. Aktivasyon Fonksiyonları. 15
2.2.3. YSA Çeşitleri. 17
2.2.3.1. Yapılarına Göre Ağ Çeşitleri. 17
2.2.3.2. Öğrenme Algoritmalarına Göre Ağ Çeşitleri. 19
2.2.4. Farklı Yapay Sinir Ağ Yapıları. 20
2.2.4.1. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları. 20

2.2.4.2. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları. 21
2.2.5. Öğrenme Algoritmaları. 22
2.2.5.1. Geri Yayılım Algortiması (BP). 22
2.2.5.2. Levenberg Marquardt (LM). 23
2.3. Bulanık Mantık. 24
2.3.1. Klasik ve Bulanık Kümeler. 24
2.3.2. Üyelik Fonksiyonu. 25
2.3.3. Bulanık Kümelerde Temel İşlemler. 27
2.3.4. Bulanık Mantığa Dayalı Sistemlerin Temel Yapısı. 29
2.3.5. Bulanık Sinir Ağları (Neuro-Fuzzy). 31
2.3.6. ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System). 32

3. BÖLÜM

BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK UÇUŞ KONTROL SİSTEMLERİNE AİT BAZI PARAMETRELERİN HESAPLANMASI

3.1. Yakıt Miktarı Probleminin YSA ve ANFIS kullanılarak belirlenmesi. ... 35
3.2. Hız Probleminin YSA ve ANFIS Kullanılarak Belirlenmesi. 42
3.3 Hız ve Yakıt Miktarı Probleminin YSA ve ANFIS Kullanılarak Belirlenmesi. 48

4. BÖLÜM

SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME. 57

KAYNAKLAR. 59

EKLER

EK 1 B-737-300 uçağının tırmanma planı verileri. 66

EK 2 B-737-300 uçağının kalkış hız karakteristik tablosu. 67

EK 3 B-767-200 uçağının hız ve yakıt akış verileri. 68

ÖZGEÇMİŞ. 69

KISALTMALAR VE SİMGELER

ANFIS	Adaptif Network Based Fuzzy Inference System
BMD	Bulanık mantık denetim
BP	Geri yayılım
ÇKYSA	Çok katmanlı yapay sinir ağları
EUKS	Elektronik uçuş kontrol sistemi
GRYSA	Genelleştirilmiş regresyon yapay sinir ağları
İHA	İnsansız hava aracı
LM	Levenberg Marquardt
MSE	Hata karelerinin toplamının ortalaması
RTYSA	Radyal tabanlı yapay sinir ağları
YSA	Yapay sinir ağları
a	Ağırlık
c	Dış ortam sıcaklığı
d	Mesafe
e	Ağ hata vektörü
f	Yakıt
h	Hız
J	Jakobiyen matrisi
k	Flap açısı
Ibs	Libre
N	Örnek sayısı
nm	Deniz mili

r	Motor girişindeki havanın türbin çıkışındaki havaya oranı
s	Kontrol girişi
t	Zaman
T	Matris transpozesi
y	Yükseklik
$A \cap B$	A kesişim B
$A \cup B$	A birleşim B
A^c, $\overline{A}$	A'nın tümleyeni
Bias	Eşik değeri
α	Momentum katsayısı
δ_i	Ara veya çıkış katındaki her bir j nöronunun faktörü
μ_i	Her bir kural düğümünün çıkışı
η	Öğrenme katsayısı
O_k^d	İstenilen çıkış değeri
O_k	Gerçek çıkış değeri
p_i	*i*'inci giriş
w_{ij}	j'inci elemana bağlantı ağırlığı

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1. Otomatik uçuş kontrol sisteminin genel yapısı. 6

Şekil 2.2. Uçağa etki eden kuvvetler. 9

Şekil 2.3. Uçağın hareket eksenleri ve yaptığı hareketler. 9

Şekil 2.4. Biyolojik nöron. 13

Şekil 2.5. Yapay nöron. 14

Şekil 2.6. Aktivasyon fonksiyonlarının grafikleri. 17

Şekil 2.7. Çok tabakalı ileri beslemeli sinir ağı tipik mimarisi. 18

Şekil 2.8. Çok tabakalı geri beslemeli sinir ağının tipik mimarisi. 19

Şekil 2.9. RTYSA yapısı. 21

Şekil 2.10. GRYSA yapısı. 22

Şekil 2.11. Klasik kümeye ait üyelik fonksiyonu. 25

Şekil 2.12. Bulanık kümeye ait üyelik fonksiyonu. 25

Şekil 2.13. *A* kümesinin üyelik fonksiyonu. 26

Şekil 2.14. Çeşitli üyelik fonksiyonu biçimleri. 27

Şekil 2.15. Kesişim, birleşim ve tümleyen işlemlerinin gösterimi. 29

Şekil 2.16. BMD sisteminin temel yapısı. 30

Şekil 2.17. ANFIS yapısı. 33

Şekil 3.1. Yakıt hesaplaması için kullanılan model. 36

Şekil 3.2. Yakıt miktarı probleminin RTYSA için eğitim ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi. 39

Şekil 3.3. Yakıt miktarı probleminin RTYSA için test ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi. 40

Şekil 3.4. Yakıt miktarı probleminin RTYSA için eğitim verisinde yapılan yüzde hata değerleri. 40

Şekil 3.5. Yakıt probleminin RTYSA için test verisinde yapılan yüzde hata değerleri. 41
Şekil 3.6. Hız hesaplaması için kullanılan model. 42
Şekil 3.7. Hız probleminin ANFIS gbellmf için eğitim ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi. 44
Şekil 3.8. Hız probleminin ANFIS gbellmf için test ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi. 45
Şekil 3.9. Hız probleminin ANFIS gbellmf için eğitim verisi için yapılan yüzde hata değerleri. 46
Şekil 3.10. Hız probleminin ANFIS gbellmf için test verisi için yapılan yüzde hata değerleri. 46
Şekil 3.11. Hız ve yakıt miktarı hesaplaması için kullanılan YSA modeli. 48
Şekil 3.12. Hız ve yakıt miktarı hesaplaması için kullanılan ANFIS modeli. .. 48
Şekil 3.13. Hız çıkış probleminin GRYSA için eğitim ve model değerlerinin gösterimi. 51
Şekil 3.14. Hız çıkış probleminin GRYSA için test ve model değerlerinin gösterimi. 51
Şekil 3.15. Hız çıkış probleminin GRYSA için eğitimde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi. 52
Şekil 3.16. Hız çıkış probleminin GRYSA için testde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi. 53
Şekil 3.17. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için eğitim ve model değerlerinin gösterimi. 54
Şekil 3.18. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için test ve model değerlerinin gösterimi. 54
Şekil 3.19. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için eğitimde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi. 55
Şekil 3.20. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için testde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi. 55

1. BÖLÜM

GİRİŞ

1.1. Giriş

Uçuş kontrol sistemleri, hava ulaşım araçlarının güvenli ve kaliteli bir uçuş gerçekleştirebilmesinde çok önemli bir görev üstlenerek, pilotların farklı koşullar altında hızlı ve doğru karar verebilmesini sağlayan ve verilen kararın uygulanmasında pilota yardımcı olan hayati sistemlerdir [1-5].

Bir uçağın harekete başlamasından tekrar durması anına kadar uçağın hareketleri uçuş kontrol sistemleri tarafından denetlenir. Uçağın yerdeki, kalkış ve iniş anındaki ve havada seyrüsefer esnasındaki hareketleri, uçuş kontrol sistemleri tarafından denetlenerek yolculuğun güvenli ve kaliteli gerçekleştirilmesi sağlanır. Denetleme ve kontrol mekanizması olan uçuş kontrol sistemi temel olarak, kontrol sistemi ve hareketli kontrol yüzeylerinden oluşmaktadır [5-9]. Kontrol yüzeyleri kablo ve rotlarla doğrudan pilot tarafından kumanda edilen kokpit kontrol birimlerine bağlıdır. Pilotun vermiş olduğu komutlar ara birim olan, bu kablo ve rotlar vasıtasıyla yüzeylere iletilir. Varolan uçuş kontrol sistemindeki mekaniksel devrelerin karmaşıklığı, elektriksel devreler yardımıyla geliştirilen Elektronik Uçuş Kontrol Sistemleri (EUKS) tarafından ortadan kaldırılmıştır. EUKS, operatör ile kontrol yüzeyi arasında görev yapar [5, 6]. Pilot tarafından verilen komutları, EUKS'in iç temel birimini oluşturan bilgisayar biriminde değerlendirilerek hareketli kontrol yüzeylerine iletilir. EUKS'leri emniyet sınırları içerisinde maksimum operasyon yetkisini sağlamak için geliştirilmiştir. Böylece sistem, değişen aerodinamik durumları daha esnek bir şekilde cevaplayabilir. Uçuş kontrol sistemleri üzerine bir çok faydalı kaynak bulunmaktadır [1-16].

1.2. Literatür İncelemesi

Uçuş kontrol problemleri olarak, yakıt miktarı kontrolü, hız kontrolü, düşey hız kontrolü, irtifa kontrolü, yanlamasına ve uzunlamasına hareket kontrolü, arıza tesbiti, temel uçuş kontrol tasarımı, burun açı değişimi kontrolü ve yörünge izleme sayılabilir.

Literatürde havacılıkta oldukça sık karşılaşılan problemlerle ilgili bir çok çalışma bulunmaktadır [17-44]. Badalov [17], uçağın yanlamasına ve uzunlamasına hareketinin kontrolünü yapay sinir ağları (YSA) kullanarak incelemiştir. Şener tarafından yapılan çalışmada uçuş konrol sisteminde oluşabilecek arızaların tesbit edilmesi amaçlanmış ve YSA eğitimi ile bu arızaların giderilmesi üzerine çalışılmıştır [19]. Bu çalışmada Levenberg-Marquardt optimizasyon algoritması ile çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağları kullanılarak uçağın uzunlama eksenindeki önemli dinamik parametrelerden hücum açısı ve elevatör kontrol yüzeyi açısı kestirilmiştir. Kestirilen değerlerin gerçek algılayıcı sinyaller ile karşılaştırılmasıyla arızalı olan sistem bulunmuş ve arıza giderilmiştir.

Yıldırım ve arkadaşları tarafından yapılan bir çalışmada supersonik hıza sahip Concorde tipi uçakların burun açı değişimi kontrolü, YSA kullanılarak sağlanmaya çalışılmıştır [21]. Çalışma sonucunda YSA kontrol sisteminin iyi kontrol özelliği ve adaptif bir yapıya sahip olmasından dolayı en uygun ve optimum sonuçlar elde edilmiştir. Mitsuro ve Shinji [25], hava aracının iniş esnasında otopilot sitemindeki uzunlama ekseninin sayısal bilgilerini YSA ile incelemiştir. Napolitano ve arkadaşları [27], sensör ve aktüatör hataları için YSA'nın kullanımına dayalı uçuş kontrol sistemi incelemesi yapmışlardır. Modern hava araçlarının uçuş kontrol sistemleri için YSA uygulamaları Soares ve arkadaşları tarafından ele alınmıştır [31].

Kıyak tarafından yapılan çalışmada bir uçağın uzunlamasına ekseni üzerinde kontrol açısından önemlilik arzeden hız ve irtifanın bulanık mantıkla modellenmesi incelenmiştir [35]. Ayrıca bu çalışmada uçağın inişinde gerekli taşıma kuvvetini sağlayan flap elemanına uygun açının verilmesi problemine bir çözüm önerisi getirilmiştir. Kıyak ve Kahvecioğlu [37], bulanık mantık yardımıyla uçağın son yaklaşma ve iniş aşaması için uygun kontrol kuvvetinin ayarlanması üzerine

çalışmışlardır. Bu çalışmada arzu edilen irtifa ve düşey hız çiftine karşılık gelen kontrol kuvvetinin bulunması problemi ele alınmıştır.

İnsansız hava araçlarının (İHA) otonom uçuş kontrolü için ANFIS (Adaptif Network Based Fuzzy Inference System) yaklaşımına dayalı bir yöntem Kurnaz ve arkadaşları tarafından sunulmuştur [39]. Yapılan çalışmada İHA'ların yükseklik ve boylam-enlem durumlarını kontrol etmek için, üç bulanık mantık modülü geliştirilmiştir. Rathbun ve arkadaşları [40], İHA'da meydana gelen arızaları göz önüne alarak İHA'nın bulanık mantığa dayalı üç boyutlu kontrolünü incelemişlerdir.

Ren ve Beard [42], İHA'lar için yörünge izleme sorununu ele almışlardır. Li ve arkadaşları [43], uçuş kontrol sistemlerindeki doğrusal olmayan sistemlerinin adaptif kontrolü için Radyal Tabanlı YSA yapısını kullanmışlardır.

1.3. Tezin Amacı ve Önemi

Bu tez çalışmasında, bulanık mantık ve YSA kullanılarak, uçuş kontrol sistemlerine ait bazı parametrelerin modellenmesi gerçekleştirilmiştir. Modelleme işleminde bulanık çıkarım yaklaşımı ve farklı YSA yapıları kullanılarak bu yöntemlerin modellemedeki etkinliği ortaya konulmaya çalışılmıştır.

Bu amaçla, Boeing firmasının B-737-300 tipi uçağına ait iki, B-767-200 uçağına ait bir problem ele alınmıştır. B-737-300 tipi uçağın hız ve yakıt değerlerinin belirlenmesi ayrı ayrı problemler olarak ele alınırken, B-767-200 uçağındaki hız ve yakıt değerlerinin belirlenmesi tek bir problem olarak dikkate alınmıştır. Hava ulaşım araçlarının güvenli, kaliteli ve tasarruflu bir uçuş gerçekleştirebilmesin de hız ve yakıt değerinin öneminden dolayı bu problemler ele alınmıştır.

Bu problemler için, yapay zeka tekniklerinden ANFIS, çok katmalı (multilayered) YSA, radyal tabanlı (radial basis, RT) YSA ve genelleştirilmiş regresyon (generalized regression, GR) YSA kullanılmış ve benzetim çalışmalarına ait sonuçlar birbirleriyle karşılaştırılmalı olarak verilmiştir.

Bu tez çalışması dört bölüm olarak planlanmıştır. İlk bölümde tezin konusu, amacı ve önemi sunulmuştur. İkinci bölümde, uçuş kontrol sistemleri, YSA ve bulanık mantık

tanıtılmıştır. Farklı problemlerin çözümü için bulanık mantığa ve YSA yapılarına dayalı önerilen modeller ve bu modellere ait sonuçlar üçüncü bölümde sunulmuştur. Tez çalışması ile elde edilen sonuçlara ilişkin yorumlar dördüncü bölümde verilmiştir.

2. BÖLÜM

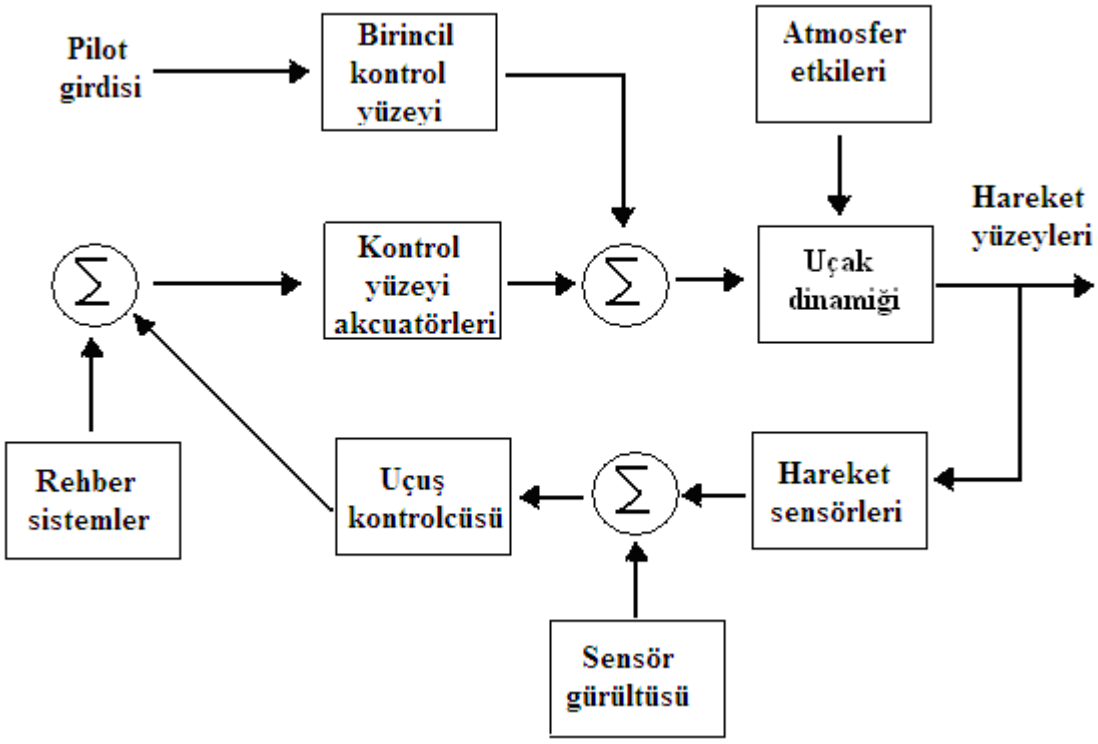
UÇUŞ KONTROL SİSTEMLERİ, YAPAY SİNİR AĞLARI VE BULANIK MANTIK

2.1. Otomatik Uçuş Kontrol Sistemi

Otomatik uçuş sistemleri ya da oto pilotlar, uçağın belirli bir doğrultudaki seyrinin dengeli bir biçimde sağlanması amacıyla pilotlara destek olmak üzere geliştirilmiş mekanizmalardır [1-5].

Hava araçları, uzunlamasına, yanlamasına ve dikey eksen olmak üzere üç kumanda ekseninde yeterli bir kararlılıkta uçuşunu gerçekleştirirler. Bu araçlar, bu eksenler etrafındaki durumunda herhangi bir değişim olmadığı sürece havada yatay doğrultuda uçuşunu sürdürürler. Yakıt depolarındaki yakıtın düzensiz boşalması, uçak içerisindeki mürettebat ve yolcuların yer değiştirmeleri ve çevresel hava şartlarındaki değişimler uçak dengesini değiştiren durumlardan bazılarıdır. Bu nedenlerden dolayı uçaktaki denge bozulmasının, otomatik olarak veya pilot tarafından düzeltilmesi gerekir. Pilot veya otomatik pilot, uçağın uçuş durumunda meydana gelen bir bozulmayı, ancak bozulma başladıktan sonra anlayabilir. Bu yüzden uçağın uçuş doğrultusundaki bozulma anlaşılmadan önce, uçak doğrultusunda bir miktar sapma oluşur. Ayrıca, mekanik sınırlamalardan dolayı hareket etkisi başlayıncaya kadar da bir süre geçer. Çeşitli nedenlerle uçak rotasında oluşabilecek istenmeyen değişimler pilotlar ya da oto pilot tarafından düzeltilir [1-3]. Uçaklar, bu değişimleri fark etmesi için oluşturulmuş birçok sensörlerle donatılmıştır. Bu sensörlerden elde edilen sinyaller göstergelere ulaştırılarak, pilotun bilgi sahibi olmasının yanı sıra otomatik uçuş kontrol sistemine de

bilgi gönderilir. Otomatik uçuş kontrol sistemi için en önemli veri kaynağı bu sensörlerden gelen bilgilerdir. Otomatik uçuş kontrol sisteminin genel yapısı Şekil 2.1'de gösterilmiştir [10]. Şekilde görüldüğü gibi pilot komutları, atmosfer etkisi, rehber sistemlerden gelen bilgiler, otomatik uçuş sistemini etkileyen girişlerdir. Bu girişlere karşılık uçuş kontrolcüsü, değişim hareketini karşılamak üzere, akçüatörlere sinyal gönderir. Akçüatörler, gelen bu kumanda sinyalleriyle kontrol yüzeylerini hareket ettirerek, doğrusal kuvvet ya da moment oluşmasına izin verirler [3,10].



Şekil 2.1. Otomatik uçuş kontrol sisteminin genel yapısı.

Pilot sürekli uçuşta uçağı kontrol ederken, seçilen sürekli durumdan ayrıldığını gözleriyle görerek anlar. Uçağı ilk duruma geri getirmek için uygulanacak manevraya karar verir ve karara göre kas gücüyle, ilgili kumanda yüzeyinin lövyesine uygun yönde ve miktarda kuvvet uygular [1-16].

2.1.1. Otomatik Pilotun Çalışma Prensibi

Otomatik pilot görevini geçekleştirebilmesi için, alıcı, kontrol ve harekete geçirme birimi olmak üzere üç temel birime sahip olmalıdır [1-10, 45, 46].

Alıcı birim, uçağın uçuş sırasındaki konumunun ve uçuş yapılan noktaya göre uçak ekseninin olması gereken değerden ne kadar ayrıldığı bilgisini çeşitli algılayıcılar ve yer destek sistemleri yardımıyla elde eden veya bunu fark eden birimdir. Uçağın uzunlama ve yanlama eksenlerinin yatay durumdan ayrılışı düşey cayroskop (gyroscope) tarafından, uçak rotasının değişimi ise yön cayroskop tarafından algılanır. Daha yeni otomatik pilot donanımlarında uçağın her üç ekseni etrafındaki açısal hızı ölçen cayroskoplu açısal hız göstergesi bulunmaktadır.

Birçok bilgisayardan oluşan kontrol birimi, alıcı birimden gelen bilgileri değerlendirerek, harekete geçirme birimine bilgi gönderir. Cayroskop tepkisinin küçük olması istendiğinden, alıcıdan gelen sinyaller genellikle zayıftır. Bu sinyallerin istenilen seviyeye getirilmesi için amplifikatör veya röle gibi ekipmanlar kullanılır.

Sonuncu birim olan harekete geçirme birimi donanımın yapısına bağlı olarak, çeşitli tipteki motor elemanlarından (pnömatik, hidrolik veya elektrikli) oluşur. Kanatçıklar, yatay ve düşey kontrol yüzeylerini kumanda etmek üzere üç adet servo motorun yer aldığı sistemde yapılacak harekete bağlı olarak uygun yönde ve büyüklükte kuvvetler uygular.

Bütün otomatik pilot donanımı, uçağın durumundaki sapmayı karşılamak üzere, uçak kumanda yüzeylerini çalıştırmak için, referans değerinden itibaren meydana gelen açısal değişimi esas alır veya kullanır. Özel bazı otomatik pilot donanımları, açısal değişim kontrolüne ek olarak, açısal hız veya açısal ivme kontrollerinden birini veya her ikisini de kullanmaktadır. Uçağın, her üç ekseninin referans doğrultularından ayrılışını ve uçağın durumunda meydana gelen bozulmayı daha çabuk anlamak ve kumanda yüzeylerinin bu bozulmaya hemen çabuk karşılık vermesini sağlamak için (özellikle yüksek hızlı yeni uçaklarda) açısal hız göstergeleri tercih edilmektedir [4, 6].

Otomatik pilotlar uçuş hızı, lineer ivmeler, yükseklik gibi büyüklüklerin değişimlerinden sorumlu olmak üzere de üretilebilir. Böylece daha sıkı bir kontrol

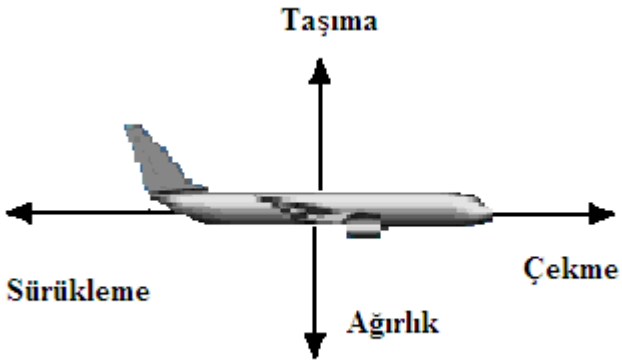
sağlanabilir. Otomatik pilot donanımının kendi iç kontrolü için, gözetleyici bir birim de mevcuttur. Bu birim, denge durumunun aşılmasını önlemek ve kumanda yüzeyinin etkisini durdurmak üzere tasarlanmıştır.

2.1.2. Uçak Kumanda Sistemleri

Otomatik uçuş kontrol sisteminin son birimi olan harekete geçirme birimi kontrol yüzeylerine bağlıdır. Bu yüzeyler sayesinde uçak hareketleri kontrol edilir. Uçakların uçuş kumanda sistemleri üç ayrı eksen etrafında hareket ettirilen, son derece karmaşık bir sistemdir. Bir otomobilde direksiyonu döndürerek, sadece düşey eksen etrafında yön değiştirilir. Uçakların yön değiştirmesi ise uzunlamasına, yanlamasına ve düşey eksen etrafında olur. Uçağın her yöne hareketi ana uçuş kumandaları tarafından sağlanır [12-15].

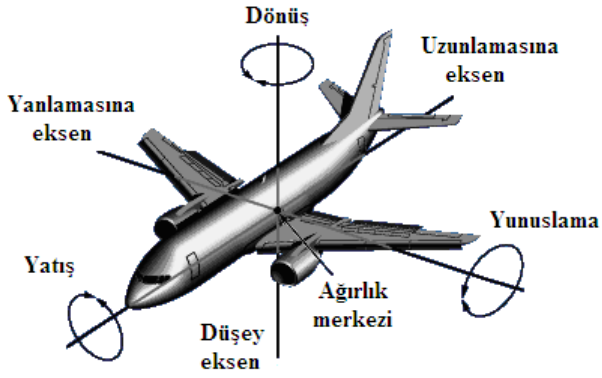
Bir uçak uçuş halinde iken uçağa taşıma, ağırlık, çekme ve sürükleme kuvveti olmak üzere dört kuvvet etki eder. Taşıma, kanatlar ve gövde yapısı ile oluşturulan, uçağı havada tutan kuvvet yani kaldıran kuvvettir. Ağırlık, uçağın yer çekimi yönünde aşağı doğru hareket etmesini sağlayan kuvvettir. Çekme kuvveti, motorlar vasıtasıyla sağlanan, uçağı öne doğru hareket ettiren kuvvettir. Sürükleme kuvveti ise öne harekete karşı uçağın hava içerisindeki sürüklenmesinde oluşan direnç kuvvetidir. Şekil 2.2'de uçağa etki eden kuvvetler gösterilmektedir [4, 14].

Bir uçak, uçağın ağırlık merkezinden geçen birer hayali hat olan, üç hayali eksen etrafında hareket eder. Uçuş durumunda olan bir uçak, durumunu değiştirdiğinde bu eksenlerden birinin veya birden fazlasının etrafında hareket eder. Uçak, hareket eksenlerinin kesiştiği ağırlık merkezi etrafında dengede olup tüm hareketler ağırlık merkezi etrafında meydana gelir [8, 15].



Şekil 2.2. Uçağa etki eden kuvvetler.

Uçak, uzunlamasına, yanlamasına, düşey eksen olmak üzere üç eksen etrafında hareket eder. Uçak uzunlamasına eksende sağa sola yatış hareketini, yanlamasına eksende burun aşağı-yukarı yunuslama hareketini, düşey eksende ise sağa sola dönüş hareketini yapar. Uçağın hareket eksenleri ve bu eksenlerde yaptığı hareketler Şekil 2.3'de gösterilmektedir [2, 14].



Şekil 2.3. Uçağın hareket eksenleri ve yaptığı hareketler.

2.1.2.1. Uçuş Kumandaları

Uçak havada boyuna, enine, düşey eksenler etrafında hareket eder. Bu üç eksen etrafında hareketlerinin kontrol edilmesini uçuş kumandaları sağlar. Uçuş kumandaları üç ana grup altında toplanır [8-16, 45, 46]:

(1) Ana uçuş kumandaları,
(2) Tali uçuş kumandaları,
(3) Yardımcı uçuş kumandaları.

(1) Ana Uçuş Kumandaları

Kanatçıklar, yatay stabilize ve düşey stabilize ana uçuş kumandalarının temel elemanlarıdır [1-3].

Kanatçıklar: Uçağın boyuna ekseni etrafındaki yatış hareketini kontrol ederler. Kanatların firar kenarına yerleştirilmişlerdir ve pilot mahalindeki lövye ile irtibatlandırılmışlardır. Lövyenin sağa sola yatış hareketi ile aşağı yukarı hareket ederler. Aşağı yukarı hareketi sırasında, kanatçıklardan biri yukarı hareket ederken diğeri aşağı iner. Örneğin lövye sağa yatırıldığında, sağ kanatçık yukarı sol kanatçık aşağı hareket eder. Yukarı kalkan kanatçık sağ kanat üzerindeki taşıma kuvvetini azaltır, buna karşın sürükleme kuvvetini artırır. Dolayısı ile sağ kanat aşağı doğru hareket eder. Lövyenin hareketi ile aşağı inen sol kanatçık, sol kanat üzerindeki taşıma kuvvetini arttırır ve bunun sonucu sol kanat yukarı kalkar. Sağ kanadın aşağı inmesi ve sol kanadın yukarı kalkması sonucu uçak uzunlamasına ekseni etrafında yatış hareketi yapar [1-3].

Yatay stabilize: Uçağın enine ekseni etrafındaki yunuslama hareketini kontrol ederler. Yatay sabit stabilizenin firar kenarına yerleştirilmişlerdir. Lövyeden kumanda alırlar. Lövye geri çekildiğinde yatay stabilize yukarı kalkar. Bu durumda yatay sabit stabilize üzerindeki kaldırma kuvveti azalır ve kuyruk aşağı doğru hareket eder. Kuyruğun aşağı doğru hareketi ile burun yukarı doğru kalkar ve uçak tırmanışa geçer. Yatay sabit stabilize üzerindeki kaldırma kuvvetinin artması, kuyruğun yukarı, burnun aşağı hareket etmesine neden olur ve bu durumda uçak dalışa geçer. Böylelikle yatay

stabilize, uçağın enine ekseni etrafındaki yunuslama hareketlerini kontrol etmiş olur [12-15].

Dikey stabilize: Dikey stabilize uçağın dikey eksen etrafındaki sapma hareketini kontrol eder. Kuyruk stabilizenin firar kenarına yerleştirilmişlerdir. Pilot mahalinde bulunan pedallardan kumanda alırlar. Sağ pedala basıldığında, dikey stabilize sağa doğru hareket ederken kuyruğu sola doğru iterek uçağın sağa sapmasını sağlar [12-15].

(2) Tali Uçuş Kumandaları

Aerodinamik denge, tali uçuş kumandalarının kullanılması ile sağlanır. Tali uçuş kumandalarına "fletner" adı verilir. Bu kumanda, ana uçuş kumandalarının firar kenarlarına yerleştirilmişlerdir. Uçuşta ana kumandalarının hareket ettirilmesine ve durumlarının muhafaza edilmesine yardımcı olurlar. Ayar fletneri, denge fletneri, servo fletneri ve yaylı fletnerler başlıca tali uçuş kumandalarıdır [14-15].

(3) Yardımcı Uçuş Kumandaları

Uçak üzerinde kullanılan diğer değişik tip kumanda yüzeylerine yardımcı uçuş kumandaları adı verilir. Başlıcaları flaplar, sürat frenleri, spoilerler, slot ve slatlar' dır [12-14].

2.2.Yapay Sinir Ağları (YSA)

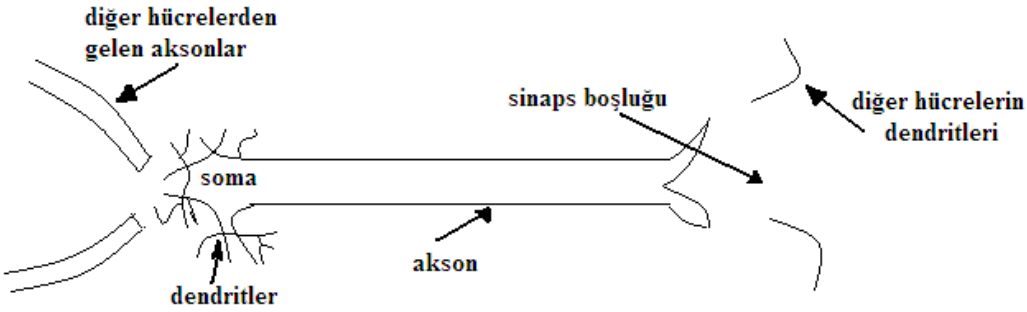
İnsan beyninin öğrenme kabiliyetiyle yeni bilgileri oluşturabilme, üretebilme ve ortaya çıkarabilme gibi yeteneklerinin taklidi olan yapay sinir ağları, çok sayıda nöron kombinasyonunun oluşumu olan bir modeldir. Model sistemi herhangi bir yardım almadan doğrudan olarak öğrenme, hatırlama, genelleme yapma gibi özellikleri kendinde oluşturan bir ağ yapısıdır [47, 48].

Yapay sinir ağlarının, McCullogh ve Pitts [49] tarafından 1943 yılında başlatıldığı kabul edilir. İlk çalışmalarda sinir hücrelerini sabit eşik değerli mantıksal elemanlar olarak modellemişlerdir. 1949 yılında, Hebb [50] tarafından öğrenme üzerine çalışmalar yoğunlaşmış, yapay sinir ağlarındaki öğrenme kurallarından birçoğunun temelini oluşturan ve öğrenme için başlangıç noktası sayılabilecek bir kural geliştirmiştir.

Rosenblatt [51] 1958 yılında, bugünkü makine öğrenme algoritmasının temel yapısını oluşturan, tekli doğrusal algılayıcı modeli ve öğrenme kuralı ile ikinci büyük çıkışı gerçekleştirmiştir. YSA üzerine çalışmaların yoğunlaştığı 1960'lı yılların başında yeni bir yaklaşım olarak Widrow ve Hoff [52], tarafından tekli yinelemeli doğrusal sinir (Teyidos) ağı modeli geliştirilmiştir. 1980'li yılların başında bilgisayar teknolojisinin gelişmesiyle birlikte YSA yönteminin yaygınlığı artmıştır. Bu yıllarda Hopfield, tarafından eğrisel (doğrusal olmayan) ağların geliştirilmesi ve eğiticisiz öğrenen ağların Kohonen ve Anderson tarafından geliştirmesiyle çalışmalar yeniden hızlanmıştır [53-55]. Daha sonra çok tabakalı algılayıcı tipi ağlar, Rumelhart ve ark., tarafından güçlü bir algoritma olan "geriye yayılma" eğitim algoritmasını geliştirilmiştir [56-57]. Karmaşık matematik temellere dayanan ve günümüzde en çok kullanılan öğretim sistemlerinden biri olan bu algoritma, etkin bir öğrenmeyi gerçekleştirebilmektedir. YSA üzerinde yapılan çalışmalar, geçmişten günümüze kadar olduğu gibi çeşitli alanlarda büyük bir hızla devam etmektedir.

2.2.1. Yapay Sinir Ağlarının Yapısı

Beyin hücresi ile işlem birimi (yapay hücre) yapıları arasında çok yakın bir benzerlik vardır. Biyolojik hücre, dendritler, soma (çekirdek) ve akson olarak üç temel bileşene ayrılmasıyla işlem birimi yapısının daha iyi anlaşılmaktadır. Biyolojik sinir hücresinin yapısı Şekil 2.4'de gösterilmiştir [47, 48, 58]. Dendritler diğer hücrelerden gelen sinyalleri almaktadırlar. Soma ise, dendritlerden gelen sinyalleri toplamaktadır. Yeterli giriş alınmasıyla hücre etkinleşerek, yani akson üzerinden diğer hücrelere sinyal göndermektedir. Genellikle, herhangi bir anda hücrenin etkin olduğu ya da olmadığı varsayılırsa, gönderilen sinyaller ikili (binary) gibi davranmış olurlar. Bununla birlikte, hücrenin etkinleşme frekansı değişkendir. Bir sinyalin belirli bir hücreden gönderilmesi, hücre akson zarının her iki tarafındaki iyon yoğunluğunun farklı olmasından kaynaklanan aksiyon potansiyeli aracılığı ile gerçekleşmektedir. Buradaki iyonlar; potasyum, kalsiyum ve klorid iyonlarıdır.



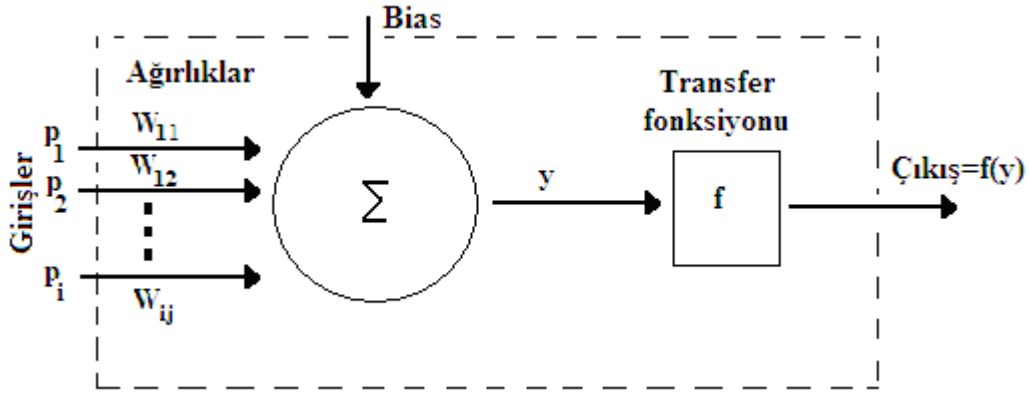
Şekil 2.4. Biyolojik nöron.

Biyolojik sinir sisteminin taklit edilmesiyle, yapay sinir ağ sistemi oluşturulmuştur. Biyolojik sinir sistemleri ile yapay sinir sisteminin benzerlikleri maddeler halinde Tablo 2.1'de verilmiştir [58].

Tablo 2.1. Biyolojik sinir sistemi ile YSA'ların karşılaştırılması.

Biyolojik Sinir Sistemi	Yapay Sinir Sistem
✓ Nöron	✓ İşlemci Eleman
✓ Aksonlar	✓ Yapay Nöron Çıkışı
✓ Sinapslar	✓ Ağırlıklar
✓ Dentrit	✓ Toplama Fonksiyonu
✓ Hücre Gövdesi	✓ Transfer Fonksiyonu

YSA'ların en küçük bilgi işleme elemanı olan yapay nöron, Şekil 2.5'de verilmektedir [59]. Şekilden de görülebileceği gibi bir yapay nöron, girişler, ağırlıklar, birleştirme fonksiyonu, transfer fonksiyonu ve çıkış bileşenlerinden oluşmaktadır. Girişler, diğer sinir hücrelerinden ya da dış bağlantılar üzerindeki ağırlıklardan hücreye giren verilerdir. Birleştirme fonksiyonu, yapay nörona gelen net girişin, girişlerin ilgili ağırlıklarla çarpılarak toplanmasıdır. Birleştirme fonksiyonu ile elde edilen net girişin bir işlemden geçirilerek nöron çıkışını belirleyen ve genellikle doğrusal olmayan fonksiyon ise transfer fonksiyonu olarak bilinmektedir [58-60].



Şekil 2.5. Yapay nöron

YSA modeline verilen giriş değerlerine önce toplama fonksiyonları uygulanır ve her bir nöronun çıkış değeri;

$y = \sum p_i w_{ij} - Bias$ ile bulunur. Burada p_i, i'inci girişi, w_{ij}, j'inci elemana bağlantı ağırlığını ve *Bias* eşik değerini göstermektedir. Daha sonra bu y değerleri bir transfer fonksiyonuna uygulanır. Burada sigmoid fonksiyonu kullanıldığı kabul edilirse çıkış değeri

$Ç = f(y) = \frac{1}{1+e^{-y}}$ şeklinde elde edilir.

Temel işlemci elemanının doğrusal bir yapıda olmaması nedeniyle, YSA yapısı doğrusal olmayan karmaşık problemlerin çözümünde de etkili şekilde kullanılabilmektedir. YSA'ların arzu edilen davranışı sergileyebilmesi için problemin yapısına göre tanımlanması gerekmektedir [61-64].

Temel fikrini aldıkları biyolojik sinir sistemine paralel olarak oluşturulan YSA'ların karmaşık yapısı, bağlantıların ve ağırlık değerlerinin önceden belirlenmesini engeller. Bu nedenle YSA, istenen davranışı gösterecek şekilde ilgilenilen problemden alınan eğitim örneklerini kullanarak öğrenme işlemini gerçekleştirmek zorundadır. Bu öğrenme işlemi genel olarak tamamen bağlantı ve ağırlık değerlerinin ayarlanması şeklinde gerçekleşmektedir. Böylece YSA'ları farklı problemlere farklı çözümler sunabilen bir yapıya sahip olan ağ yapılarıdır. Bu terminolojik benzerliklerle farklı yetenekleri de kazanan çok sayıda hücrenin çeşitli şekillerde birbirlerine bağlanması ile

oluşan YSA modelleri paralel dağılmış bir yapıya sahip olurlar. Bu ağ yapısının sahip olduğu bilgi, ağdaki bütün bağlantılar üzerine dağıtılmıştır. Böylece öğrenme işlemini gerçekleştirmiş olan bir YSA modeli biyolojik sinir sistemine benzer olarak herhangi bir bağlantının zarar görmesi hatta bazı bağlantı elemanlarının bozulması durumunda bile doğru bilgi üretebilecek bir yapıya sahip olur. Bu nedenle, geleneksel yöntemlere göre hatayı tolere etme yetenekleri son derece yüksektir.

2.2.2. Aktivasyon Fonksiyonları

YSA hücre modellerinde kullanmak için, hücrenin gerçekleştireceği işleve göre çeşitli tipte, sabit parametreli ya da uyarlanabilir parametreli olarak seçilebilen aktivasyon fonksiyonları bulunmaktadır. En uygun tanımlamanın yapılabilmesi için aktivasyon fonksiyonunun seçilmesi önemlidir. Bu bölümde YSA hücre modellerinde yaygın kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının bazıları hakkında kısaca bilgiler verilmiştir [58, 63, 64].

Doğrusal Aktivasyon Fonksiyon:

Doğrusal aktivasyon fonksiyonu, doğrusal bir problemi çözmek amacıyla yapay sinir ağlarında ya da genellikle tabakalı yapay sinir ağlarının çıkış tabakasında kullanılır. Böylece hücrenin net girdisini doğrudan hücre çıkısı olarak belirleyip hesaplamaktadır. Doğrusal aktivasyon fonksiyonu matematiksel olarak Eşitlik (2.1)'de ifade edilmiştir [64].

$$f(net) = \alpha(net) \text{ ise } y = \alpha(\sum_{i=1}^{n} W_i X_i) \tag{2.1}$$

Basamak Fonksiyonu:

Basamak fonksiyonu tek veya çift kutuplu olabilir. Perseptron olarak bilinen işlemci eleman bu fonksiyon ile işlem görür. Eşitlik (2.2) ve (2.3)'de fonksiyonun matematiksel ifadesi verilmektedir [58].

$$y = F(v) = \begin{Bmatrix} 1, v \geq 0 \\ 0, v < 0 \end{Bmatrix} \tag{2.2}$$

$$y = F(v) = \begin{cases} 1, v \geq 0 \\ -1, v < 0 \end{cases} \quad (2.3)$$

Sigmoid Aktivasyon Fonksiyonu:

Sigmoid aktivasyon fonksiyonu, sürekli ve doğrusal olmayan bir fonksiyon olması nedeniyle uygulamada en çok kullanılan fonksiyondur. Bu fonksiyon girdinin her değeri için 0 ile 1 arasında değerler üretir. Fonksiyonun matematiksel formülü ise Eşitlik (2.4)'de verilmektedir [63].

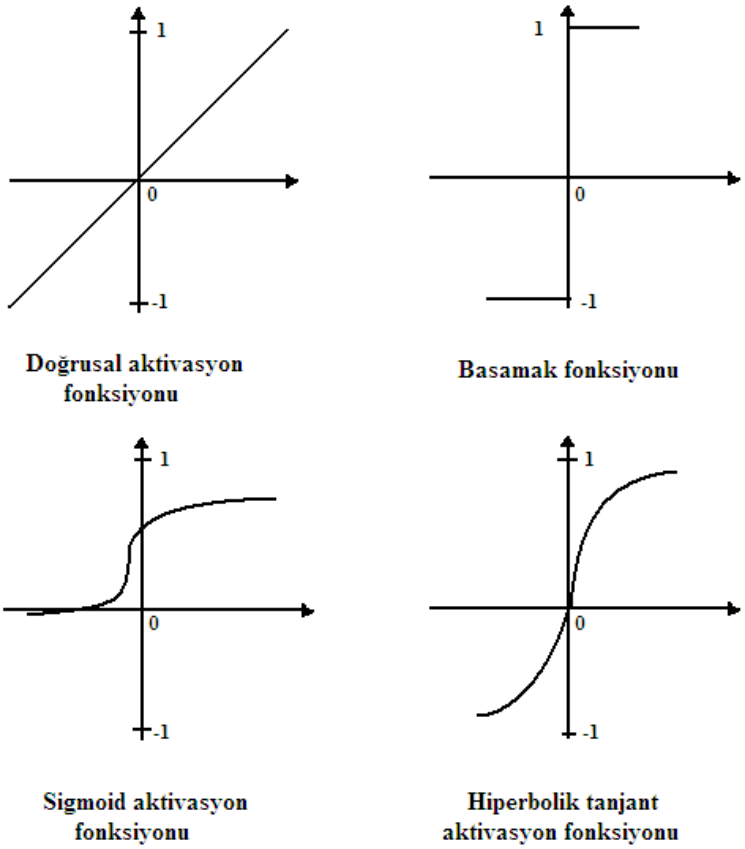
$$y = \frac{1}{1 + e^{-y}} \quad (2.4)$$

Hiperbolik Tanjant Aktivasyon Fonksiyonu:

Sigmoid fonksiyonunun farklı bir şekli olan hiperbolik tanjant fonksiyonu, giriş uzayının genişletilmesinde etkili bir aktivasyon fonksiyonudur. Sigmoid fonksiyonu [0, 1] aralığında değer alırken, hiperbolik tanjant fonksiyonu [-1, 1] aralığında değer alır. Hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonun formülü ise Eşitlik (2.5)'de verilmiştir [58].

$$y = \frac{1 - e^{-2v}}{1 + e^{2v}} \quad (2.5)$$

Anlatılan bu aktivasyon fonksiyonlara ek olarak literatürde, parçalı doğrusal aktivasyon fonksiyon ve uyarlanabilir parametreli aktivasyon fonksiyonu da mevcuttur. Şekil 2.6'da yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarının grafikleri sunulmuştur.



Şekil 2.6. Aktivasyon fonksiyonlarının grafikleri.

2.2.3. YSA Çeşitleri

Yapay sinir ağlarının, kullanılan mimari, gizli tabaka sayısı, öğrenme yöntemi, bağlantı yapısı gibi özelliklerin farklılığı nedeniyle, çok sayıda çeşidi mevcuttur. Genel olarak, YSA yöntemi üç ana ölçüte göre çeşitlendirilebilmektedir. Bunlar, ağ yapısı, öğrenme yöntemi ve ağın kullanıldığı veridir [62-64].

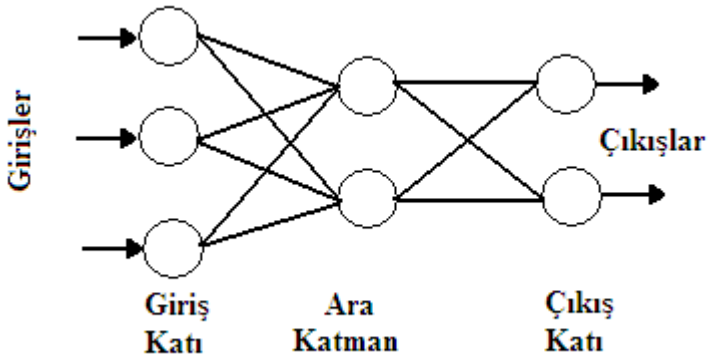
2.2.3.1. Yapılarına Göre Ağ Çeşitleri

Ağ mimarileri ileri beslemeli, geri beslemeli ve ileri beslemeli geri yayılmalı olarak üç grupta düzenlenerek yapılmaktadırlar [62-64].

A) İleri Beslemeli Ağlar

YSA yöntemlerinde en çok kullanılan ağlar ileri beslemeli ağlardır. İleri beslemeli ağlar, en genel halde giriş tabakası, gizli tabaka ve çıkış tabakası olmak üzere üç

tabakalı bir yapıya sahiptir [47, 48, 58, 63, 64]. Giriş tabakasından çıkış tabakasına doğru sinyallerin iletilmesi için tek yönlü bağlantı mevcuttur. Tüm hücreler sadece bir sonraki tabaka ile bağlantılı olup aynı katman içerisinde bağlantıları bulunmamaktadır. Çok katmanlı ileri beslemeli tipik bir YSA yapısı Şekil 2.7'de verilmiştir [62].

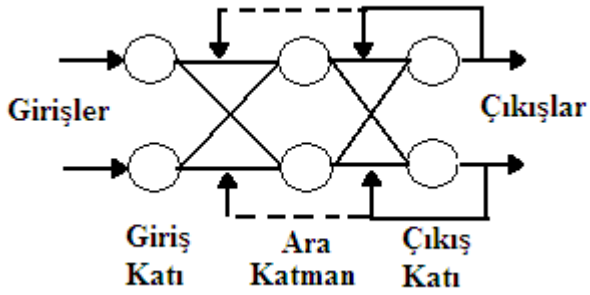


Şekil 2.7. Çok tabakalı ileri beslemeli sinir ağı tipik mimarisi.

İleri beslemeli ağlar girdi verilerine karşılık hızlı bir şekilde çıktı verileri üretebilmektedir. Bu ağlara Rumelhart ve McCleland [21] ağları örnek olarak verilebilir.

B) Geri Beslemeli Ağlar

Geri beslemeli sinir ağı, çıkış ve ara tabakalardaki çıkışların, giriş birimlerine veya önceki ara tabakalara geri beslendiği bir ağ yapısıdır. Böylece, girişler hem ileri yönde hem de geri yönde sinyallerle aktarılmış olmaktadır. Bu durum Şekil 2.8'de gösterilmiştir [62-64]. Bu çeşit sinir ağlarının dinamik hafızaları vardır ve bir andaki çıkış hem o andaki hem de önceki girişleri yansıtır. Bu nedenle, özellikle önceden tahmin yapmak için uygundurlar. Bu ağlara örnek olarak Hopfield ve Elman [53] ağları verilebilir.



Şekil 2.8. Çok tabakalı geri beslemeli sinir ağının tipik mimarisi.

C) İleri Beslemeli Geri Yayılmalı Ağlar

1970'li yıllarda geliştirilen bu ağ, ortaya çıktığı günden beri en çok kullanılan ağ türü olarak bilinmektedir. Bu ağlar çok sayıda farklı uygulama alanında kullanılmaktadır. İleri beslemeli geri yayılmalı ağların en büyük özelliği doğrusal olmayan yapı içeren problemlerde etkili olarak uygulanabilmesidir.

2.2.3.2. Öğrenme Algoritmalarına Göre Ağ Çeşitleri

Yapay sinir ağlarında genel olarak en çok kullanılan öğrenme yöntemleri, danışmalı eğitim, danışmasız eğitim ve yarı danışmalı eğitimdir. Bu öğrenme yöntemleri ve öğrenme kuralları aşağıda kısaca açıklanmaktadır [62-65].

(A) Danışmalı Eğitim

Danışmalı eğitim için, ağın giriş tabakasına verilerin girdi ve hedeflenen çıktı değerleri verilir. Bu şekilde ağa girilen veriler yapay sinir ağlarının hedeflenen değere karşı üreteceği değerlerin öğrenmesini ve hatta tam ezberlemesini sağlar. Bu eğitim sırasında hedeflenen değer ile ağın üretmiş olduğu değer karşılaştırılır. Aradaki hatanın kabul edilebilir sınırlar içerisinde olup olmadığına karar verilir. Danışmalı eğitimde işlem tamamen eğiticinin kontrolü altındadır. Danışmalı eğitimin en önemli özelliği, eğitme esnasında gerçek değerlerin kullanılmasıdır.

(B) Danışmasız Eğitim

Danışmasız eğitimde ağın giriş tabakasına hiç çıkış bilgisi olmayan girdi değerleri verilir. YSA bu bilgileri kendisine göre işledikten sonra bunları gruplara ayırır ve çıktılar üretir. Burada farklı gruplar ne kadar birbirinden ayrılırsa ağırlıklar da giriş verilerine bağlı olarak değişir. Arzu edilen bilgiler ağa girilmediğinden dolayı hata dikkate alınmaz. Bundan dolayı bu algoritmalarda, istenilen çıkış değerinin bilinmesine gerek yoktur. Danışmasız eğitim sınırlı sayıda YSA modeline uygulanabilmektedir.

(C) Yarı Danışmalı Eğitim

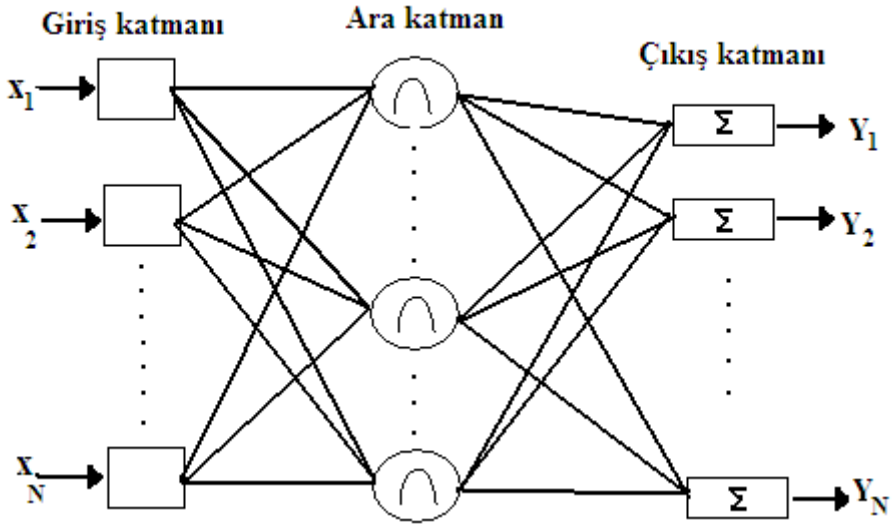
Bu öğrenme kuralı danışmanlı eğitime yakın bir yöntemdir. Yarı danışmalı eğitimde hedef çıktıyı vermek için bir "eğitmen" yerine, yapay sinir ağlarına bir çıkış verilmemekte fakat elde edilen çıkısın verilen girişe karşılık iyiliğini değerlendiren bir ölçüt kullanılmaktadır. Burada eğitmenin tam bilgisi olmadığından YSA kısmen yönlendirilebilir. Bu eğitim sonrasında YSA var-yok ve doğru-yanlış gibi iki sınıfa ayrılmış çıktıları elde etmeye yarar.

2.2.4. Farklı Yapay Sinir Ağ Yapıları

2.2.4.1. Radyal Tabanlı Yapay Sinir Ağları

Özellikle fonksiyon yaklaşımı ve örnek sınıflandırma amacıyla başarılı biçimde sıklıkla kullanılan özel bir YSA çeşidi de, yapısında sadece tek ara katmandan oluşan bir gizli katmana sahip olan radyal tabanlı (radial basis) (RT) YSA'dır. Giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanı olarak farklı görevlere sahip 3 katmandan oluşan RTYSA'nda gizli katmanda radyal tabanlı fonksiyonlar ve çıkış katmanında ise lineer fonksiyonlar yer alır [47, 48, 66-68]. En yaygın kullanılan radyal tabanlı fonksiyonun gauss fonksiyonudur. RTYSA yapısında gizli katmanla çıkış katmanı arasında ayarlanabilir ağırlıklar mevcuttur. Kullandığı radyal tabanlı fonksiyonun da etkisiyle karmaşık problemlere hızlı çözümler getirebilen bu ağ yapısının gizli katmanı nonlineer ve çıkış katmanı ise lineer özellik gösterir. RTYSA problem çözümleri sırasında temel bir parametrenin ayarlanmasına ihtiyaç duyar. Bu parametre gizli katmandaki radyal tabanlı fonksiyonların merkezleri ve genişliklerini belirleyen yayılma (spread) sabitidir. Bu

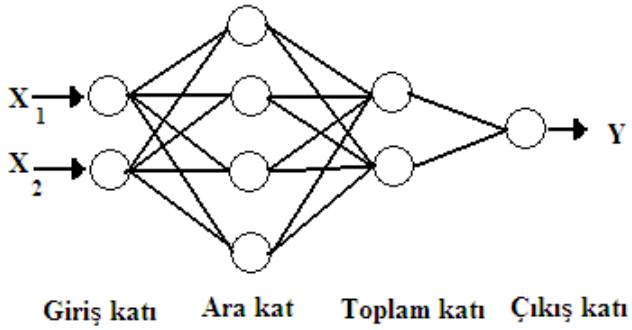
sabit değer dikkatli şekilde belirlendiğinde daha doğru çözümlere hızlı biçimde ulaşmak mümkün olmaktadır. Şekil 2.9'da RTYSA'nın mimarisi verilmiştir [65-68].



Şekil 2.9. RTYSA yapısı.

2.2.4.2. Genelleştirilmiş Regresyon Yapay Sinir Ağları

Fonksiyon regresyonu için birçok mühendislik uygulamasında etkili biçimde kullanılabilen diğer bir YSA uygulaması genelleştirilmiş regresyon (generalized regression, GR) sinir ağlarıdır [69-71]. Sadece bir ayarlama parametresi kullanarak hızlı bir öğrenme sergileyen GRYSA geriye yayılım metodunda olduğu gibi iteratif bir eğitim sürecine gerek duymaz. Bu yapının temel avantajı, gürültülü ya da yetersiz veriden tam olarak fonksiyon yakınsaması sağlayabilmesidir [71]. Bir GRYSA, sistemdeki bağımsız değişkenlere göre, lineer veya nonlineer regresyon yüzeyini belirler. Yani sinir ağı, verilen bir X eğitim vektörünü kullanarak bir Y çıkışının en olası değerini hesaplar. Bu amaçla X ve Y arasındaki ortak olasılık yoğunluk fonksiyonundan veya bu fonksiyonun tahmininden yararlanır [69-71]. Şekil 2.10'da 2 girişli tek çıkışlı GRYSA yapısı verilmiştir.



Şekil 2.10. GRYSA yapısı.

2.2.5 Öğrenme Algoritmaları

Öğrenme algoritmalarını başlıcaları şunlardır; geri yayılım algoritması, esnek yayılım algoritması, delta-bar-delta, genelleştirilmiş delta-bar-delta, hızlı yayılım, genetik algoritma, levenberg marquardt'dır [62, 63]. Bu algoritmalardan yaygın olarak kullanılan Geri yayılım (BP) ve Levenberg Marquardt (LM) algoritmaları kısaca aşağıda açıklanmıştır [62-65].

2.2.5.1 Geri Yayılım Algoritması (BP)

Birçok uygulamada yaygın bir şekilde kullanılmakta olan bir öğrenme algoritmasıdır [47, 48, 63, 67]. Anlaşılması ve matematik olarak kolayca ispatlanabilir olmasından dolayı tercih edilmektedir. Bu algoritma, hataları geriye doğru çıkıştan girişe azaltmaya çalışmasından dolayı geri yayılım ismini almıştır.

Bu algoritmayla, i ve j katman nöronları arasındaki ağırlık ifadesi olan $\Delta w_{ji}(t)$ değişikliği hesaplanır. Bu ifade,

$$\Delta w_{ji}(t) = \eta \delta_j x_i + \Delta w_{ji}(t-1) \qquad (2.6)$$

olarak verilir. Bu eşitlik de verilen η öğrenme katsayısı, α momentum katsayısı ve δ_i ara veya çıkış katındaki her bir j nöronuna ait bir faktördür. Çıkış katı için bu faktör aşağıdaki şekilde verilir [62].

$$\delta_i = \frac{\partial f}{\partial net_i}\left(y_i^{(t)} - y_i\right) \tag{2.7}$$

Burada, $net_j = \sum x_j w_{ji}$ ve $y_j^{(t)}$ ise j işlemci elemanın hedef çıkışıdır. Ara katlardaki nöronlar için ise bu faktör,

$$\delta_j = \left(\frac{\partial f}{\partial net_j}\right)\sum w_{qi}\delta_q \tag{2.8}$$

olarak verilir. Ara katmandaki nöronlar için her hangi bir hedef çıkış olmadığından, Eşitlik (2.7) yerine Eşitlik (2.8) kullanılır. Bu durumda bağlı olarak çıkış katında başlayarak δ_j faktörü, bütün katlardaki nöronlar için hesaplanır. Tüm ağırlıklar Eşitlik (2.6)'e bağlı olarak güncelleştirilir.

2.2.5.2 Levenberg Marquardt (LM)

Oldukça başarılı bir optimizasyon metodu olan LM algoritması, öğrenmede kullanılan geri yayılım algoritmasının farklı öğrenme tekniklerinden birisidir. Temel olarak LM algoritması, maksimum komşuluk fikri üzerine kurulmuş bir hesaplama metodu olup Gauss-Newton ve Steepest-Descent (adım azaltmalı) algoritmalarının bir birleşimi olup, birinci dereceden türev (Hessian) yaklaşımı üzerine dayanan oldukça hassas bir tekniktir [62-65]. Bu öğrenme algoritmasının seçilmesinin sebebi, hızlı öğrenme ve iyi yakınsayabilme özelliğinden kaynaklanmaktadır.

Performans fonksiyonu kareler toplamı biçimine sahip olduğunda Hessian matrisine;

$$H = J^T J \tag{2.9}$$

ile tahmin edilir ve gradyent ise,

$$g = J^T e \tag{2.10}$$

olarak hesaplanır [62]. Eşitlik (2.9)'da J ağda yer alan ağırlık ve biaslara ait hataların ilk türevlerinin içeren Jakobiyen matrisini, e ağ hata vektörünü ve T matris transpozesini temsil eder. Bu metot ile performans fonksiyonu algoritmanın her iterasyonunda azalan bir eğim gösterir ve J matrisini (Hessian matrisi yerine) kullanır. Buna göre,

$$X_{k+1} = X_{k+1} - \left[J^T J + \mu I \right]_X^{-1} J^T e \tag{2.11}$$

ifade edilir. Eğer μ büyükse, minimum yaklaşım adımı küçük olur. Bu yüzden, her başarılı adımda μ değeri azaltılmalıdır. Eğer performans değeri artıyorsa μ arttırılmalıdır.

2.3. Bulanık Mantık

Genel olarak belirsizliklerin anlatımı ve belirsizliklerle çalışılabilmesi için kurulmuş olan bir matematik düzene bulanık mantık denilmektedir. Bulanık mantığın temel amacı, insanların tam ve kesin olmayan bilgiler ışığında, tutarlı ve doğru kararlar vermelerini sağlayan, düşünme ve karar verme mekanizmalarının modellenmesidir [35-37].

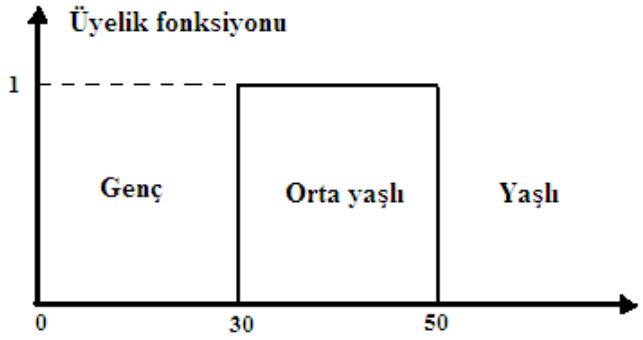
Bulanık mantık yaklaşımı, makinelere insanların özel verilerini işleyebilme ve onların deneyimlerinden ve önsezilerinden yararlanarak çalışabilme yeteneği verir. Bu yeteneği kazandırırken sayısal ifadeler yerine sembolik ifadeler kullanır. İşte bu sembolik ifadelerin makinelere aktarılması matematiksel bir temele dayanır. Bu matematiksel temel, bulanık mantık kümeler kuramı ve buna dayanan bulanık mantıktır [72-75].

2.3.1 Klasik ve Bulanık Kümeler

Klasik kümelerde üyeler, kümenin üyesi veya kümenin üyesi değil olarak iki gruba ayrılmaktadır. Klasik kümenin karakteristik fonksiyonu, evrensel kümedeki her bireye ya 1 ya da 0 değerini atayarak, üye olma veya üye olmama durumunu açıklar. Bu durumda üye olanlar ile üye olmayanlar arasında kesin bir geçiş olduğu görülür [76-79].

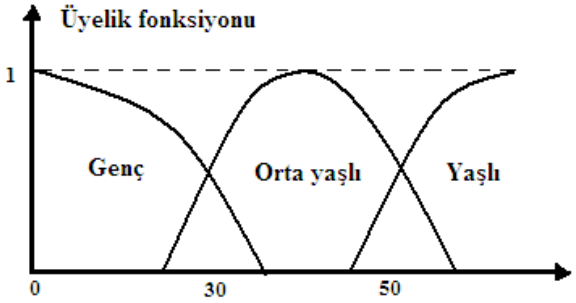
Bulanık kümede ise, kesin geçişler ortadan kaldırılarak elemine ederek belirsizlik kavramının ortaya çıkışı sağlanır. Bulanık kümenin bütün bireylerine üyelik derecesi atanır. Bulanık küme sınırları, klasik küme sınırları gibi kesin bir çizgi ile ayrılmaz. Böylece bireyler, bulanık küme içerisinde üyelik dereceleri tarafından gösterilen değerlere ait olabilirler. Bu üyelik dereceleri [0-1] aralığında gerçel değerler ile ifade edilir.

Bulanık küme teorisi, klasik küme teorisine göre daha esnek ve uygun bir çözüm sunması amacıyla, ‘az, orta, çok’ gibi dilsel niteleyiciler kullanır. Örneğin, Şekil 2.11’de gösterilen klasik küme teorisine göre 35 yaşındaki bir insan orta yaş grubuna dâhil iken 70 yaşındaki bir insan ise yaşlı gruba dâhildir [79]. Bu ise esnek olmayıp oldukça keskin bir düşünüştür.



Şekil 2.11. Klasik kümeye ait üyelik fonksiyonu.

Şekil 2.12’de gösterilen bulanık küme teorisi için, 35 yaşındaki bir insan duruma göre bazen genç, bazen de orta yaşlı olarak nitelendirilir [77]. Kümelerin birbirinden keskin çizgilerle ayrılmamış olması esnek bir düşünüşe imkân tanır.

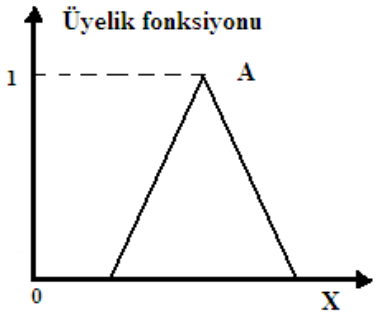


Şekil 2.12. Bulanık kümeye ait üyelik fonksiyonu.

2.3.2. Üyelik Fonksiyonu

Bir üyelik fonksiyonu, 0 ile 1 arasında değişen bir üyelik değerinde giriş uzayındaki her noktanın nasıl belirleneceğinin planlamasını sağlamaktadır [77-79]. Bulanık kümenin

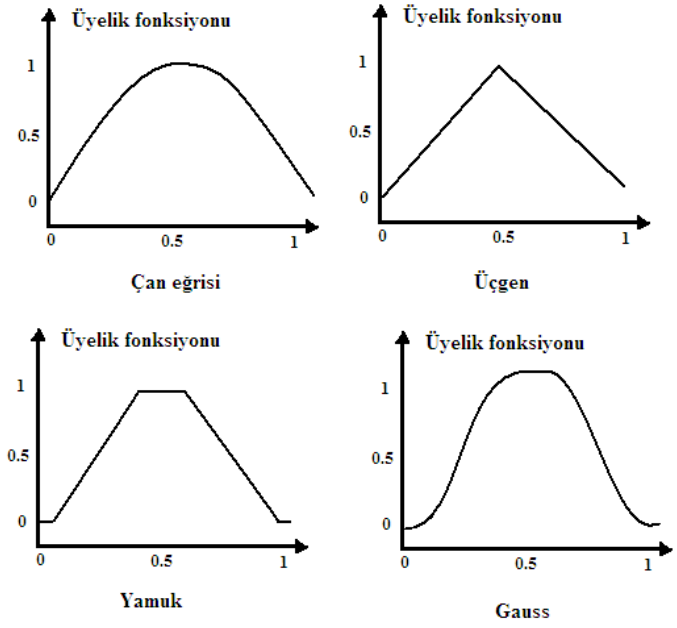
her elemanı küme içerisinde 0 ile 1 arasında değişen sayılardan oluşan bir üyelik değerine sahiptir. Şekil 2.13'de bulanık bir *A* kümesinin gösterimi verilmiştir.



Şekil 2.13. *A* Kümesinin üyelik fonksiyonu.

Bir bulanık küme, kendi aitlik fonksiyonu ile açık olarak temsil edilebilmektedir. Şekil 2.13'de görüldüğü gibi, aitlik fonksiyonu 0 ile 1 arasındaki her değeri alabilir. Böyle bir aitlik fonksiyonu ile 'kesinlikle ait' (1) veya 'kesinlikle ait değil' (0) arasında istenilen hassasiyette ayarlama yapmak mümkündür [77, 78].

Üyelik fonksiyonları, genellikle Şekil 2.14'de görülen, üçgen (triangular), yamuk (trapezoidal), gauss veya çan eğrisi (bell-shaped) biçimlerinde olmaktadır [59]. En yaygın olarak kullanılan üyelik fonksiyonu üçgen tipidir. Çok daha karmaşık üyelik fonksiyonları kullanılabilir fakat karmaşıklık arttıkça, daha fazla hesaplama gücü gerekmektedir.



Şekil 2.14. Çeşitli üyelik fonksiyonu biçimleri.

2.3.3. Bulanık Kümelerde Temel İşlemler

Klasik kümeler üzerinde tanımlanan üç temel işlem olan tümleyen alma, birleşim ve kesişim işlemlerinin bulanık kümeler üzerine genişletilmesi işlemini birden fazla yolla yapmak mümkündür. Bulanık kümeler ile, uygulama alanının getirdiği özelliklere göre yeni işlemler tanımlanabilir. *U* uzayından, *A* kümesinin elemanlarını oluşturmak için seçtiğimiz x objeleri [0, 1] reel aralığında üyelik dereceleri alıyorlarsa, *A* kümesi bulanık bir kümedir. *A* μ (x), elemanların *A* kümesine üyelik derecelerini göstermektedir [75, 76]. Dolayısıyla bulanık kümeler sıralanmış ikililerden oluşur.

$$A = \{(x, \mu A(x) \,|\, x \in U\}$$

Kapsama, denklik, kesişim, birleşim, tümleyen, cebirsel toplam, cebirsel çarpım, fark temel işlemlerdir. Bunlardan kesişim, birleşim ve tümleyen aşağıda açıklanmıştır.

Kesişim

A ve *B*' nin *x*' lerden oluşan bulanık kümeler olduğu varsayılmıştır. *A* ve *B* bulanık kümesinin kesişimi $A \cap B$ şeklinde sembolize edilir [59].

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

$= \mu A \wedge \mu B$

biçiminde tanımlanır. Kesişim "ve" birleştiricisine karşılık gelir.

Birleşim

A ve *B*' nin *x*' lerden oluşan bulanık kümeler olduğu varsayılmıştır. *A* ve *B* bulanık kümesinin birleşimi $A \cup B$ şeklinde sembolize edilir. $A \cup B$ bulanık kümesi, *A* ve *B*' yi kapsayan en küçük bulanık küme olarak tanımlanır. $A \cup B$ kümesi oluşturulurken maksimum işlemcisi (V) dikkate alınır. Birleşim;

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

$= \mu A \vee \mu B$

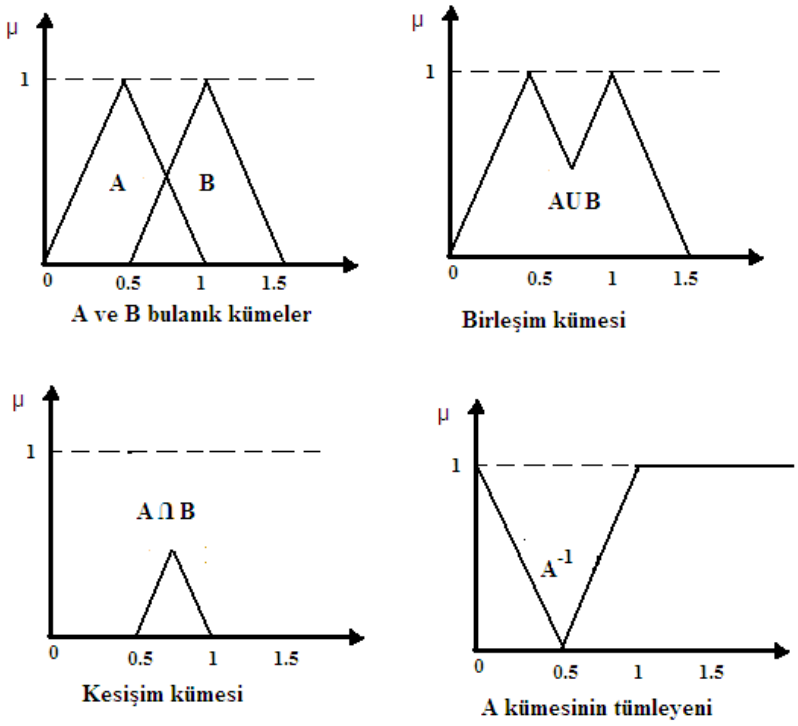
biçiminde tanımlanır [72].

Tümleyen

A ve *B*' nin *x*' lerden oluşan bulanık kümeler olduğu varsayılmıştır. *B*' nin *A*' nın tümleyeni olması şartı:

$\mu_A^c(x) = 1 - \mu_B(x) \quad x \in X$ olarak ifade edilir. *A* bulanık kümesinin tümleyeni $A^c, \overline{A}$ şeklinde sembolize edilir ve tümleyen "değil" bağlacına karşılık gelir.

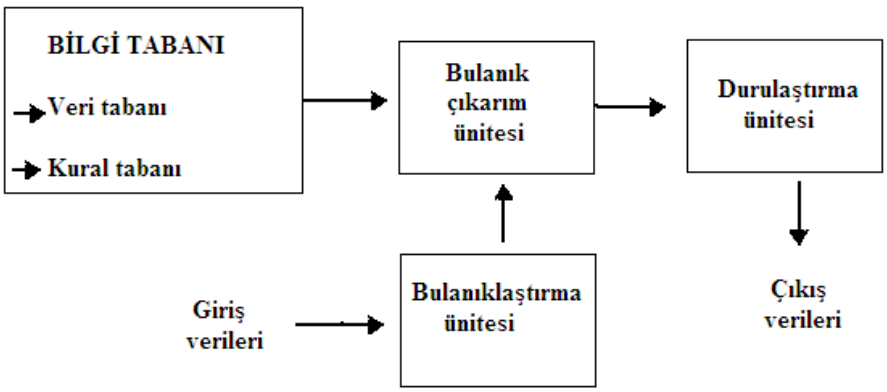
Şekil 2.15'de kesişim, birleşim ve tümleyen işleminin grafiksel gösterimi verilmiştir [59, 72].



Şekil 2.15. Kesişim, birleşim ve tümleyen işlemlerinin gösterimi.

2.3.4. Bulanık Mantığa Dayalı Sistemlerin Temel Yapısı

Uzman bir sistem kontrolcüsünün bilgi, deneyim ve denetim stratejisi gibi kabiliyetlerini esas alınarak, bulanık mantık denetim (BMD) sistemlerin temel çalışma prensibi oluşturulmuştur. BMD sistemi, Şekil 2.16'da verildiği gibi bulanıklaştırma ünitesi, bilgi tabanı, bulanık çıkarım ve durulaştırma ünitesi olarak 4 üniteden oluşmaktadır [72, 73, 75, 76, 79]. Giriş verilerinin bulanıklaştırma ünitesine yüklenmesiyle, bulanıklaştırma birimi önceden ayarlanmış üyelik fonksiyonlarını kullanarak bu girişleri bulanık ifadelere dönüştürür. Bilgi tabanı tarafından "Eğer-ise" (If-then) şeklinde bulanık kurallar üreterek, denetleme sisteminin ayarlanmasını sağlayan bulanık değerler oluşturur. Bulanıklaştırma ünitesinin çıkış değerleri ve bilgi tabanından üretilen bulanık kurallar bulanık çıkarım ünitesinde eşleştirme yapılır. Bulanık uygulamayı gerçekleştirecek uygun yorumu yaparak, bulanık kontrol davranışına karar verir. Sonuç değerleri durulaştırma ünitesi tarafından kesinleştirilerek çıkış verisi halini alır [35, 77-80].



Şekil 2.16. BMD sisteminin temel yapısı.

BMD sistemlerin en önemli birimi, kalbi olarak da bilinen ünite bulanık çıkarım ünitesidir. Bulanık çıkarım sistemi; bulanık kuralların seçimini içeren "kural tabanı", üyelik fonksiyonlarının bilgilerini içeren "veri tabanı", kurallar doğrultusunda, istenen koşullara bağlı olarak çıkış verilerini belirleyen, muhakeme mekanizmasından oluşur [72, 75, 76, 79].

Mamdani'nin Min-Max Metodu, Larsen'in Çarpım Metodu, Tsukamoto Metodu, Takagi-Sugeno Metodu yaygın olarak kullanılan sonuç çıkarım metodlarıdır [79].

Bir BMD sisteminin tasarımında aşağıdaki temel aşamalar yer alır [73-76]:

- Gerçek giriş ve çıkışlar ve bunların evrensel kümelerinin tanımlanması,
- Sözel evreninin bulanık alt kümelere ayrılması,
- Her giriş ve çıkış değişkeni için bulanık bağıntıların kurulmasında kullanılacak üyelik fonksiyonlarının belirlenmesi,
- Bulanık kural tabanının oluşturulması,
- Giriş ve çıkış değişkenlerinin ölçekleme faktörlerinin belirlenmesi, denetleyici girişlerinin bulanıklaştırılması işleminin tanımlanması,
- Her bir kurala ait çıkış değerinin elde edilmesi için bulanık sonuç çıkarımının kullanımı,
- Bulanık çıkışların uygun bir yöntemle tek bir bulanık değere dönüştürülmesi,
- Sistem çıkışının bulunması için durulaştırma işleminin yapılması.

2.3.5. Bulanık Sinir Ağları (Neuro-Fuzzy)

Yapay sinir ağları ve bulanık sistemlerin birleştirilmesiyle meydana gelen yapay zekâ tekniği bulanık sinir ağı olarak adlandırılmaktadır. Bulanık mantığın belirsiz bilgileri işleme kabiliyetinden ve yapay sinir ağının öğrenme yeteneğinden yararlanılarak, bu iki teknolojinin birleşiminden bulanık sinir ağı oluşturulmuştur [58, 59, 81, 82].

Bulanık sistemin parametrelerini belirlemek için kullanılan yapay sinir ağı, öğrenme işlemini ağ içerisindeki ağırlıkların belirlenmesiyle gerçekleştirmekte ve verilen fonksiyona en uygun yaklaşım sağlanmaktadır. Bulanık sistem, öğrenme işlemi sonrasında yapay sinir ağı olmaksızın çalışmaktadır. Karar verme esnasında bulanık sistemler kullanılır.

Bulanık sinir ağı, bulanıklaştırma katmanı, iki saklı katman, fonksiyon katmanı ve durulaştırma katmanlarından oluşur [35]. İlk katman olan bulanıklaştırma katmanının girişleri, bulanık çalışma alanını tanımlamak için kullanılan sistem değişkenleridir. Bu katmanda genellikle sigmoid, gauss ve ters sigmoid olarak üç tip aktivasyon fonksiyonu kullanılmaktadır. Çıkarım gerçekleştiren kural katmanında, işlem birimleri için sigmoid fonksiyonu kullanmaktadır. Kural katmanının ilk kısımdaki işlem birimleri girişlerinin her biri bir bulanık kümeye karşılık gelirken, son katmandaki her bir işlem biriminin çıkışı çalışma bölgelerinin üyelik fonksiyonları tarafından oluşturulur.

Fonksiyon katmanındaki işlem birimleri, bulanık çalışma bölgeleri için azaltılmış dereceli modelleri gerçekleştirirken, her bir işlem birimi de bir çalışma bölgesine karşılık gelmektedir. İşlem birimlerinin çıkışları, ağırlıklandırılmış sistem değişkenlerinin toplamıdır. Fonksiyon katmanındaki ağırlıklar, çalışma bölgelerindeki doğrusal modellerin parametreleridir. Berraklaştırma işlem biriminin girişi, çalışma bölgeleri ve bu bölgelere ait üyelik fonksiyonlarıdır. Berraklaştırma katmanı, ağırlık yöntemi ile berraklaştırma işlemini gerçekleştirmekte ve ağ çıkışını oluşturmaktadır [59].

Sistemler, bilgi ve tecrübeye dayalı kurallar kullanarak bulanık mantık kontrolü tarafından tanımlanır ve kontrol edilir. Kullanılan kurallar, "X İSE Y" – X giriş, Y çıkış – biçiminde kurallardır. Bulanık mantıkta matematik değişkenler, insanın karar verme

mekanizmasını taklit edecek şekilde kelimelerle ifade edilerek kullanılır. Bulanık mantıkta kullanılan değerler, 0 ile 1 aralığı içindeki tüm değerleri kapsar ve üyelik değeri adını almaktadır. Bir girdinin hangi üyelik değerini alacağını belirleyen eğriler de üyelik fonksiyonları olarak adlandırılır [59].

2.3.6. ANFIS (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System)

ANFIS temel yapısı, Sugeno tipi bulanık sistemlerin, sinirsel öğrenme kabiliyetine sahip bir ağ yapısından oluşmaktadır [5, 39, 59, 65, 83]. Bu ağ yapısı, belli fonksiyonları gerçekleştirmek üzere, katmanlar halinde yerleştirilmiş olan düğümlerden oluşmuştur.

ANFIS, ele alınan problem için oluşturulan yapıya göre olası tüm kuralları atayabilmekte veya kuralların veriler yardımıyla uzman tarafından atanmasına olanak vermektedir. ANFIS'in kural oluşturabilmesi veya kural oluşturulmasına olanak sağlaması uzman görüşlerinden faydalanması anlamına gelmektedir. Bu nedenle birçok tahmin probleminde yapay sinir ağlarına uzman görüşlerinden faydalanma imkânı tanıyarak çeşitli kriterlere göre daha iyi sonuçlar elde edilmesini mümkün kılmaktadır.

x ve y gibi iki girişe ve z gibi bir çıkışa sahip olan, üçgen üyelik fonksiyonunun kullanıldığı bir sistem dikkate alınsın. Bu durumda, bulanık mantık için kural kümesi;

$f = p1\ x + q1\ y + r1$ olarak elde edilir.

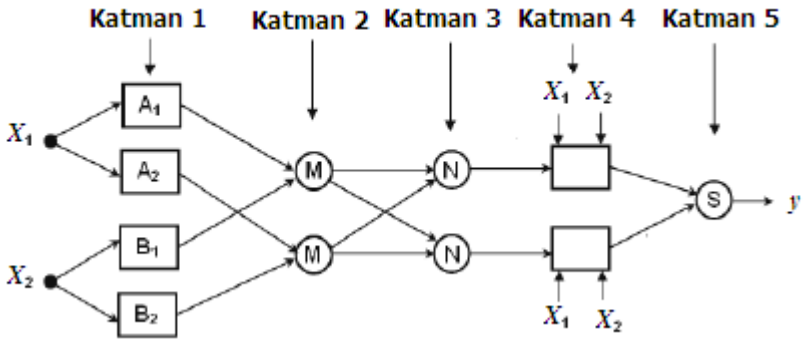
Her değişken 3 adet üyelik fonksiyonu ile tanımlanırsa, her bir kural 13 ((3+3+3)+4) parametreden oluşmaktadır. Toplamdaki kural sayısı 3x3x3=27 adettir. Bu durumda optimize edilen parametre sayısı 27x13=351 adet olacaktır.

ANFIS'in öğrenme algoritması, en küçük kareler yöntemi ile geri yayılmalı öğrenme algoritmasının bir arada kullanılmasından oluşan melez bir öğrenme algoritmasıdır. ANFIS, 5 katmandan oluşmaktadır. Bu sistem Şekil 2.17'de gösterilmiştir. ANFIS yapısındaki her katmana ait düğüm işlevleri ve katmanların işleyişi sırasıyla şöyledir [5, 58, 64, 65, 83]:

1. Katman: Bulanıklaştırma katmanı olarak adlandırılır. Giriş değerlerini bulanık kümelere ayırmada Jang'ın ANFIS modeli [65, 83], üyelik fonksiyonu şekli olarak genelleştirilmiş çan tipi aktivasyon fonksiyonunu kullanmaktadır. Burada her bir düğümün çıkış, giriş değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna bağlı olan üyelik derecelerinden oluşmaktadır ve 1. katmandan elde edilen üyelik dereceleri $\mu_A(x)$ ve $\mu_B(y)$ şeklinde gösterilir.

2. Katman: Kural katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve sayısını ifade etmektedir. Her bir kural düğümünün çıkısı μ_i, 1. katmandan gelen üyelik derecelerinin çarpımı olmaktadır. μ_i değerlerinin elde edilişi ise, (j=1,2) ve (i=1,….,n) olmak üzere,

$y_i^3 = \Pi_i = \mu_A(x) \times \mu_B(y) = y$ şeklindedir. Burada, y_i^3 , 2. katmanın çıkış değerlerini; n ise, bu katmandaki düğüm sayısını ifade etmektedir.



Şekil 2.17. ANFIS yapısı.

3. Katman: Normalizasyon katmanıdır. Bu katmandaki her bir düğüm, kural katmanından gelen tüm düğümleri giriş değeri olarak kabul etmekte ve her bir kuralın normalleştirilmiş ateşleme seviyesini hesaplamaktadır.

Normalleştirilmiş ateşleme seviyesi $\overline{\mu}_i$'nin hesaplanması ise,

$$y_i^4 = Ni = \frac{\mu_i}{\sum_{i=1}^{n} \mu_i} = \overline{\mu}, \quad \text{(i=1,n)} \quad \text{ifadesine göre gerçekleştirilir [65].}$$

4. Katman: Arındırma katmanıdır. Arındırma katmanındaki her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. 4 katmandaki i. düğümün çıkış değeri ise,

$y_i^5 = \overline{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i]$, (i=1,n)

şeklinde olmaktadır [65]. Buradaki (p_i, q_i, r_i) değişkenleri, i. kuralın sonuç parametreleri kümesidir.

5. Katman: Toplam katmanıdır. Bu katmanda sadece bir düğüm vardır ve Σ ile etiketlenmiştir. Burada, 4. katmandaki her bir düğümün çıkış değeri toplanarak sonuçta, ANFIS sisteminin gerçek değeri elde edilir. Sistemin çıkış değeri olan y'nin hesaplanması ise,

$y = \sum_{i=1}^{n} \overline{\mu}_i [p_i x_1 + q_i x_2 + r_i]$ denklemine göre olmaktadır [65].

YSA ve bulanık mantığın birleşimi olan ANFIS'in temel avantajlarını aşağıdaki gibi kısaca özetlemek mümkündür.

1. Etkinliği çeşitli problemlerde kanıtlanmış olan bu ANFIS yöntemi, hesaplama etkinliği yanı sıra uygulama kolaylığı da sunmaktadır.
2. Bulanık mantık ve YSA ortak kullanımına olanak sağlamasıyla giriş ve çıkış arasındaki ilişkinin kural tabanında incelenmesine olanak sağlamaktadır.
3. Sistem modellemede, bulanık mantığın belirsiz bilgileri işleme ve yapay sinir ağının öğrenme yeteneği kullanılmaktadır.
4. Bulanık mantık ve yapay sinir ağının birleştirilmesi, birbirlerinin dezavantajlarının ortadan kaldırılmasına veya azaltılmasına imkan sağlayabilmektedir.

3. BÖLÜM

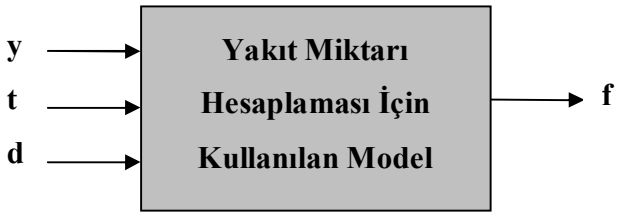
BULANIK MANTIK VE YAPAY SİNİR AĞLARI KULLANILARAK UÇUŞ KONTROL SİSTEMLERİNE AİT BAZI PARAMETRELERİN HESAPLANMASI

Bu kısımda, bulanık mantık ve YSA'ndan faydalanılarak uçuş kontrol sistemine ait farklı problemler için sistem modelleme gerçekleştirilmiştir. Modelleme işleminde bulanık mantığa ve farklı YSA yapılarına dayalı farklı yaklaşımlar kullanılarak, bu yöntemlerin modellemedeki etkilerinin ortaya konulması amaçlanmıştır.

Bu çalışmada, Boeing firmasının uçaklarına ait veriler kullanılmıştır [84, 85]. Bulanık mantık modelinde ANFIS, YSA modelinde ise çok katmanlı, radyal tabanlı ve genelleştirilmiş regresyon YSA kullanılmıştır [86-88]. Benzetim çalışmalarına ait sonuçlar tablolar halinde verilmiştir.

3.1 Yakıt Miktarı Probleminin YSA ve ANFIS Kullanılarak Belirlenmesi

Bu problemde Boeing firmasının B-737-300 tipi uçaklarının tırmanış esnasındaki bazı önemli parametre değerlerinden yararlanılarak tüketilmesi gereken yakıt değerleri belirlenmeye çalışılmıştır [84]. İncelemede uçakların feet cinsinden tırmanış yüksekliği (y), dakika cinsinden zamanı (t) ve deniz mili (nm) cinsinden alınması gereken mesafe (d) modelin giriş bilgileri olarak dikkate alınmış, oluşturulan modelin çıkış bilgisi ise pound (libre) cinsinden tüketilmesi gereken yakıt miktarı (f) şeklinde belirlenmiştir. Şekil 3.1'de yakıt hesaplaması için kullanılan modelin gösterimi verilmiştir.



Şekil 3.1. Yakıt hesaplaması için kullanılan model.

Dikkate alınan sistemle ilgili kısıtlı sayıda veriye sahip olunduğundan eğitim amaçlı olarak 21 adet ve test amaçlı olarak 3 adet veri grubundan yararlanılmıştır. Bunlar toplu olarak Tablo 3.1'de sunulmuştur. Bu veriler ayrıca Ek 1'de verilmiştir. Tablo 3.1'de sunulan koyu renkli ve işaretli veriler test için seçilmiştir.

Tablo 3.1. Yakıt miktarı problemi için yükseklik zaman mesafe yakıt miktarı değişimi.

Yükseklik (y) (feet)	**Zaman** (t) (dakika)	**Mesafe** (d) (deniz mili)	**Yakıt** (f) (pound)
10000	4.0	13	1100
11000	5.0	15	1100
12000	5.0	17	1200
13000	5.0	19	1300
14000	6.0	21	1400
15000	6.0	23	1400
16000	7.0	25	1500
* **17000**	**7.0**	**28**	**1600**
18000	7.0	30	1700
19000	8.0	33	1700
20000	8.0	36	1800
21000	9.0	39	1900
* **22000**	**9.0**	**43**	**2000**
23000	10.0	46	2100
24000	11.0	50	2100
25000	11.0	54	2200
26000	12.0	59	2300
27000	13.0	64	2400
28000	13.0	69	2500
* **29000**	**14.0**	**75**	**2600**
30000	15.0	82	2800
31000	16.0	87	2800
33000	17.0	99	3000
35000	20.0	114	3300

* : Test verisi

Oluşturulan sistem modelleri için dikkate alınan sınır değerler yükseklik (feet), zaman (dakika), mesafe (deniz mili) ve yakıt miktarı (libre (lbs)) için sırasıyla [10000, 35000], [4, 20], [13, 114] ve [1100, 3300] şeklindedir. Bu sınır değerleri çerçevesinde gerçek değerler [0, 1] aralığına normalize edilerek modelle daha başarılı sonuçlar elde edilmesi amaçlanmıştır.

YSA ve bulanık mantığa dayalı olarak yapılan çok sayıdaki çalışma arasından, elde edilen en iyi değerlere sahip çalışmalara ait sonuçlar Tablo 3.2'de sunulmuştur. Tabloya bakıldığında kullanılan yöntemler ANFIS, ÇKYSA (çok katmanlı YSA), RTYSA (radyal tabanlı YSA) ve GRYSA (genelleştirilmiş regresyon YSA)'dır. ANFIS'de kullanılan üyelik fonksiyonları trimf ve gbellmf'dir. ÇKYSA'da kullanılan algoritmalar BP (backpropagation) ve LM (levenberg marquart)'dır. Ortaya konulan her bir modelin eğitim ve test verileri için sergilediği ortalama ve maksimum yüzde hatalar da yine tabloda gösterilmiştir.

Tablo 3.2. Yakıt miktarı problemi için farklı model performansları.

Yöntem			***Ortalama % hata***	***Maksimum % hata***	***MSE***
ANFIS	*TRIMF* (3,3,2)	Eğitim	0.01	0.05	0.07
		Test	2.42	5.62	4454.37
	GBELLMF (2,3,2)	Eğitim	0.01	0.05	0.20
		Test	0.76	1.23	398.02
ÇKYSA	*BP* (2x5)	Eğitim	3.41	8.54	5928.95
		Test	0.48	0.72	143.35
	LM (3x2)	Eğitim	1.19	3.45	586.69
		Test	0.64	0.70	178.89
RTYSA (Spread=0.34)		Eğitim	$0.645.10^{-10}$	$2.56.10^{-10}$	$1.65.10^{-18}$
		Test	0.51	1.02	122.30
GRYSA (Spread=0.0565)		Eğitim	0.95	4.43	419.67
		Test	0.98	2.08	745.78

ANFIS, ÇKYSA, RTYSA ve GRYSA'nın kullanılmasıyla elde edilen modelleme hataları Eşitlik 3.1'de verilen hata karelerinin toplamının ortalaması (Mean Square Error-MSE) ile hesaplanmıştır [7]. Bu performans kriteri, ANFIS, ÇKYSA, RTYSA ve GRYSA kullanılarak modellenen yapının kalitesinin belirlenmesine yardımcı olmuştur.

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

Bu ifadede verilen O_k^d, istenilen çıkış değeri, O_k, gerçek çıkış değeri ve N ise örnek sayısıdır.

Problemdeki ANFIS ve ÇKYSA'daki benzetim çalışmasında her bir modelin eğitimi için 500 adımlık bir benzetim çalışması yapılmıştır.

Tabloda ANFIS yöntem sütunundaki parantez içerisinde belirtilen değerler üyelik fonksiyon sayılarını göstermektedir. Trimf de elde edilen en iyi sonuçlar, y, t ve d değişkenleri için sırasıyla 3, 3, 2 adet üyelik fonksiyonlarıyla tanımlanmasıyla bulunmuştur. Böylece toplam 18 adet (3x3x2=18) kuraldan oluşan bir kural yapısı kullanılmıştır. Gbellmf çalışmasında ise değişkenler sırasıyla 2, 3, 2 adet üyelik fonksiyonu ile tanımlanarak, toplam 12 adet (2x3x2=12) kuraldan oluşan bir kural yapısı ile en uygun sonuçlar elde edilmiştir.

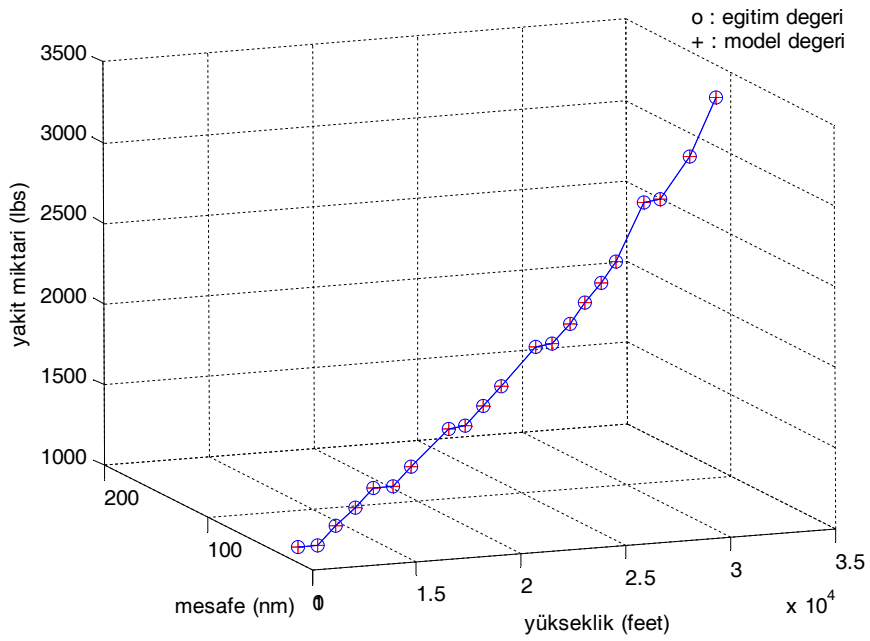
ÇKYSA modelinde, BP algoritmasında 2x5'lik bir kural yapısı ile, LM algoritmasında ise 3x2'lik bir kural yapısıyla en iyi sonuçlar elde edilmiştir. Modelde (2×5) ve (3×2) olarak gösterilen değerler gizli katmanda yer alan işlemci eleman sayılarını belirtmektedir. RTYSA modelinde denenen değişik spread (yayılma) sabit değerleri arasında en uygun sonuç 0.34 iken GRYSA modelinde spread sabit oranı 0.0565 olarak bulunmuştur.

Tablo 3.2'de verilen sonuçlara göre elde edilen sonuçlar kabul edilebilir değerler arasındadır. Bu sonuçlara göre YSA tekniklerinden BP algoritması test verileri için en iyi MSE değeri (143.35) elde edilirken, eğitim verilerindeki MSE değerinin diğerlerine göre daha kötü çıktığı (5928.95) görülmektedir. Tabloya bakıldığında ANFIS ve RTYSA modelleri diğer modellere göre en iyi sonuçları vermektedir. RTYSA modeli, eğitim ve test sonuçları birlikte değerlendirildiğinde ANFIS modeline göre nispeten daha iyi sonuçlar

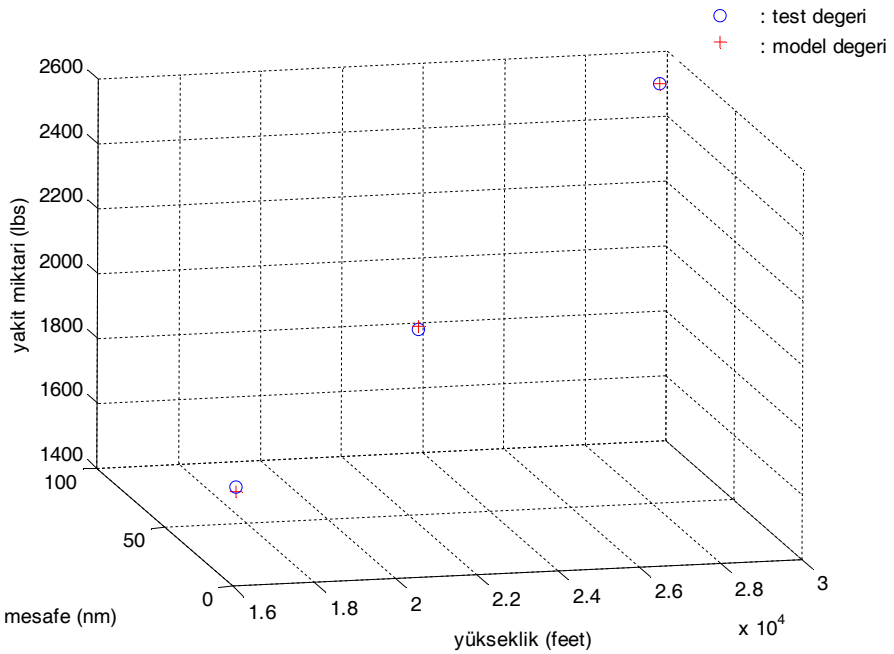
vermektedir. Böylece incelenen problem için en uygun model RTYSA olduğu açıkça görülmektedir.

Eğitim işlemleri için bu model (RTYSA) yardımıyla elde edilen çıkış değerleri gerçek çıkış değerleri ile birlikte grafiksel olarak Şekil 3.2'de gösterilmiştir. Şekilden, model çıkışı ile gerçek çıkışların oldukça uyumlu oldukları gözlenebilmektedir.

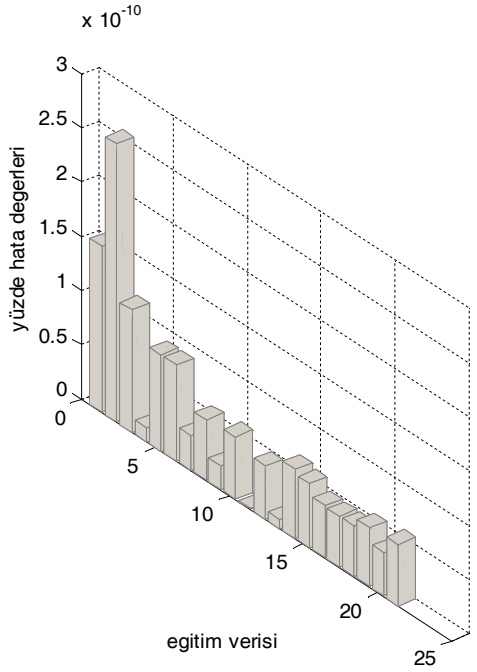
Şekil 3.3'de, her bir test verisi için RTYSA modeli ile elde edilen çıkışların gerçek sistem çıkışları ile karşılaştırması sunulmaktadır. Şekil 3.2 ve 3.3'de mesafe ve yükseklik giriş değerlerine karşılık yakıt çıkış değerleri mevcuttur. Şekil 3.2'de devamlı çizgi ve 'o' ile gösterilen değerler eğitim değerleri iken, '+' ile gösterilen model değerleridir. Şekil 3.3'de ise test değerleri 'o' ile model değeri ise '+' ile gösterilmiştir. Her bir eğitim verisi için yapılan yüzde hata değerleri Şekil 3.4'de, test verisi için yapılan hata değerleri ise Şekil 3.5'de grafiksel olarak gösterilmektedir.



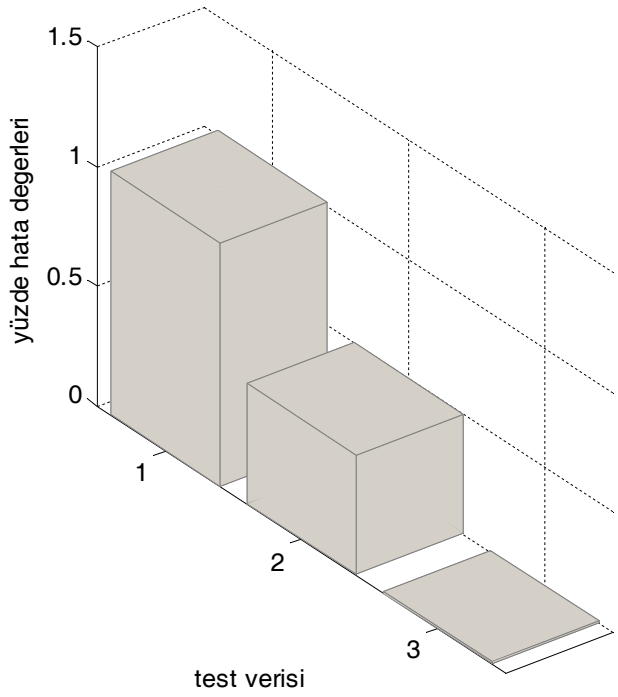
Şekil 3.2. Yakıt miktarı probleminin RTYSA için eğitim ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi.



Şekil 3.3. Yakıt miktarı probleminin RTYSA için test ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi.



Şekil 3.4. Yakıt miktarı probleminin RTYSA için eğitim verisinde yapılan yüzde hata değerleri.

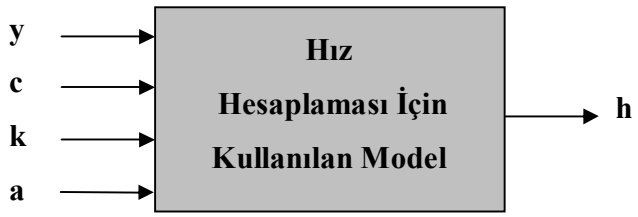


Şekil 3.5. Yakıt probleminin RTYSA için test verisinde yapılan yüzde hata değerleri.

Şekil 3.2'de verilen yakıt problemi için eğitim ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimine bakıldığında '+' ile verilen model değerlerinin, devamlı çizgi ve 'o' ile verilen eğitim verileriyle uyum içinde olduğu görülmektedir. Şekil 3.3'deki 3 adet test değerine karşılık gelen model değerlerinin oldukça uyumlu olduğu da açıkça görülmektedir.
Eğitim için yapılan yüzde hata değerlerinin verildiği Şekil 3.4'de, 2. eğitim verisinde $2.56x10^{-10}$ değeri ile maksimum hatanın yapıldığı görülmektedir. Minimum hata değeri ise 11. veride yapılmaktadır ($2.75x10^{-13}$). Test verisi için yapılan yüzde hataların gösterildiği Şekil 3.5'de, 1. verinin 1.02 ile en yüksek hata değerine sahip olduğu görülmektedir. Dolayısıyla, açıkça görülecektir ki bu değerler oldukça düşük ve kabul edilebilir sonuçlardır.

3.2 Hız Probleminin YSA ve ANFIS Kullanılarak Belirlenmesi

Bu problemde de Boeing firmasının B-737-300 tipi uçaklarının kalkış esnasındaki olması gereken en uygun hız değerleri belirlenmeye çalışılmıştır. İncelemede feet cinsinden uçakların kalkış esnasındaki yüksekliği (y), fahrenheit cinsinden dış ortam sıcaklığı (c), derece cinsinde kanatlarında yer alan flapların açısı (k) ve pound cinsinden uçağın sahip olduğu ağırlık değerleri (a) modelin giriş bilgileri olarak dikkate alınmıştır. Oluşturulan modelin çıkış bilgisi ise knot cinsinden uçağın hız değeri (h) şeklinde belirlenmiştir [84]. Böylece kullanılan model 4 girişli tek çıkışlı bir model halini almıştır (Şekil 3.6).



Şekil 3.6. Hız hesaplaması için kullanılan model.

Problemi oluşturan 2782 adet veriden 2685 adeti eğitim için seçilirken, geriye kalan 97 adet veri test işlemi için seçilmiştir. Bu veriler toplu olarak Ek 2'de verilmiştir.

Problemin çözümü için kullanılan yöntemlerle birlikte, elde edilen en iyi değerler Tablo 3.3'de verilmiştir. İlk problem olan yakıt miktarının hesaplanmasında kullanılan yöntemler bu problemde de kullanılmıştır.

Problemdeki ANFIS ve ÇKYSA'daki benzetim çalışmasında her bir modelin eğitimi için 500 adımlık bir benzetim çalışması yapılmıştır. Hem trimf hem de gbellmf için her değişken 3 adet üyelik fonksiyonu ile tanımlanarak, toplam 81 adet (3x3x3x3=81) kuraldan oluşan bir kural yapısı elde edilmiştir.

Tablo 3.3. Hız problemi için farklı model performansları.

Yöntem			***Ortalama % hata***	***Maksimum % hata***	***MSE***
ANFIS	*TRIMF* (3,3,3,3)	Eğitim	0.37	7.31	0.56
		Test	0. 16	0.70	0.75
	GBELLMF (3,3,3,3)	Eğitim	0.32	3.09	0.27
		Test	0.17	0.53	0.19
ÇKYSA	*BP* (2x3)	Eğitim	1.26	11.82	4.37
		Test	1.30	5.08	3.98
	LM (5x2)	Eğitim	0.45	9.91	0.88
		Test	0.37	4.49	0.50
RTYSA (Spread=0.52)		Eğitim	0.53	9.72	1.05
		Test	0.45	5.20	0.75
GRYSA (Spread=0.025)		Eğitim	0.19	7.35	0.28
		Test	0.74	5.36	2.61

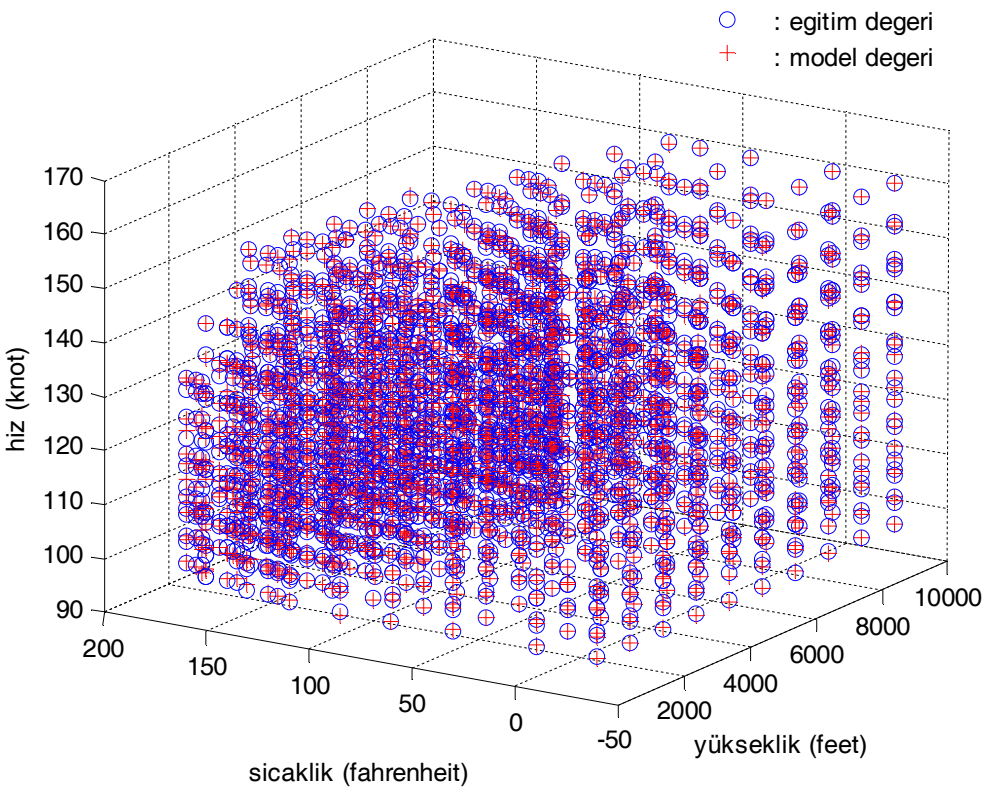
ÇKYSA modelindeki BP algoritmasında 2x3'lik bir kural yapısı ile, LM algoritmasında ise 5x2'lik bir kural yapısıyla en iyi sonuçlar elde edilmiştir. RTYSA modelinde denenen değişik spread değerleri arasında en uygun değer 0.52 iken, GRYSA modelinde en iyi spread oranı 0.025 olarak bulunmuştur.

Tablo 3.3'de verilen sonuçlara göre elde edilen sonuçlar kabul edilebilir değerler arasındadır. Bu sonuçlara göre ANFIS gbellmf modelinde, eğitim ve test verileri birlikte dikkate alındığında 0.32 ve 0.17'lik en düşük ortalama yüzde hata değerleri elde edilmiştir. Bunun yanı sıra eğitim ve test verisindeki en düşük maksimum hata değeri de bu model yardımıyla 3.09 ve 0.53 olarak bulunmuştur. ANFIS gbellmf modelinde 0.27 ve 0.19 ile eğitim ve test verilerindeki en düşük MSE değeri göze çarpan diğer bir unsurdur.

Tablo 3.3'deki model sonuçlarına göre en uygun modelin ANFIS modeli olduğu açıkça görülmektedir. ÇKYSA'nın BP modelinde ise en kötü model sonuçları bulunmaktadır.

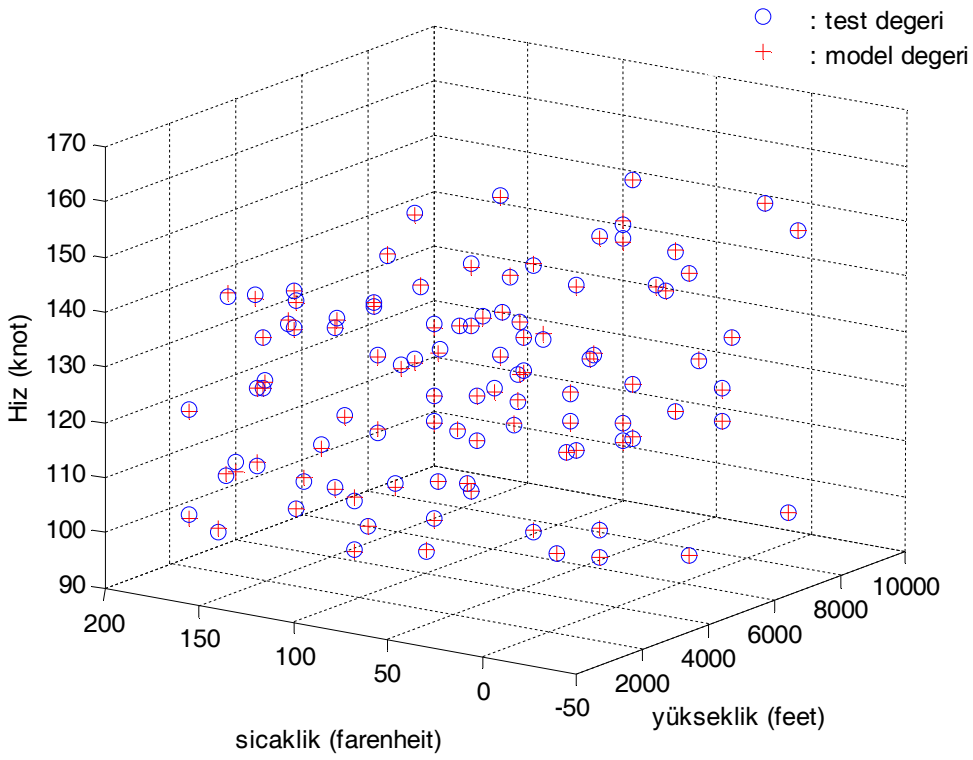
ANFIS modeli için problemin eğitim ve model değerleri Şekil 3.7'de, test ve model değerleri ise Şekil 3.8'de verilmiştir. Şekil 3.9'da her bir eğitim verisi için yapılan yüzde

hata değerleri gösterilmiştir. Şekil 3.10'da ise, test verisi için yapılan hata değerleri gösterilmiştir.



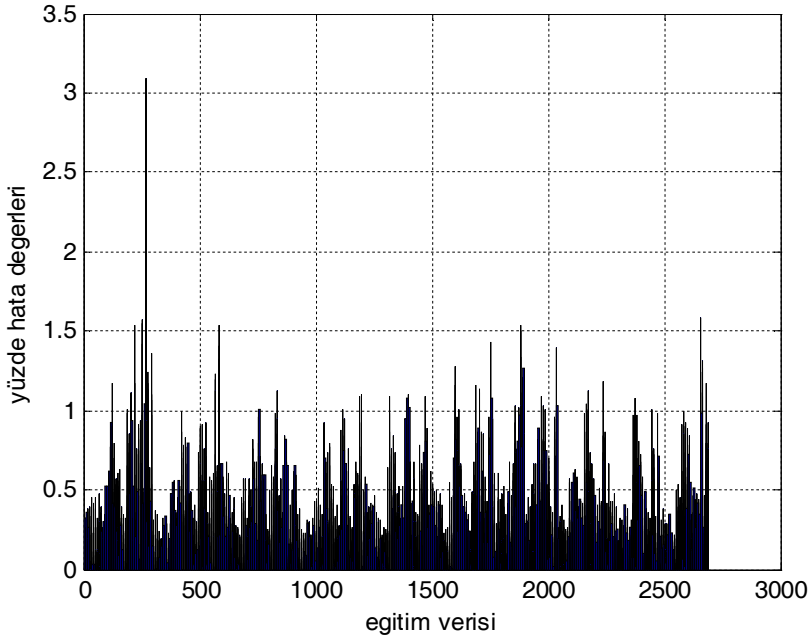
Şekil 3.7. Hız probleminin ANFIS gbellmf için eğitim ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi.

Şekil 3.7'de hız probleminin ANFIS gbellmf için eğitim ve model değerlerinin, sıcaklık ve yükseklik girişlerine karşılık model çıkışı olan hız değeri ile birlikte üç boyutlu olarak gösterimi verilmiştir. Grafikte eğitim değerleri 'o' ile model değerleri ise '+' ile gösterilmektedir. Veri sayısını 2685 olmasından dolayı gösterimde iç kısımlarda verilerin uyumluğu tam olarak seçilmez iken uç kısımlardaki verilerin yoğunluğunun azlığından dolayı birbirleri arasındaki uyum açıkça görülmektedir. Yüzde hata değerlerine bakıldığında maksimum hata değerinin 3.09 olmasına rağmen, ortalama yüzde hata değeri 0.32 olarak elde edilmiştir (Tablo 3.3, Şekil 3.9). Bu sonuçlarla ortaya konulan modelin başarılı biçimde çalıştığını söylemek mümkündür.

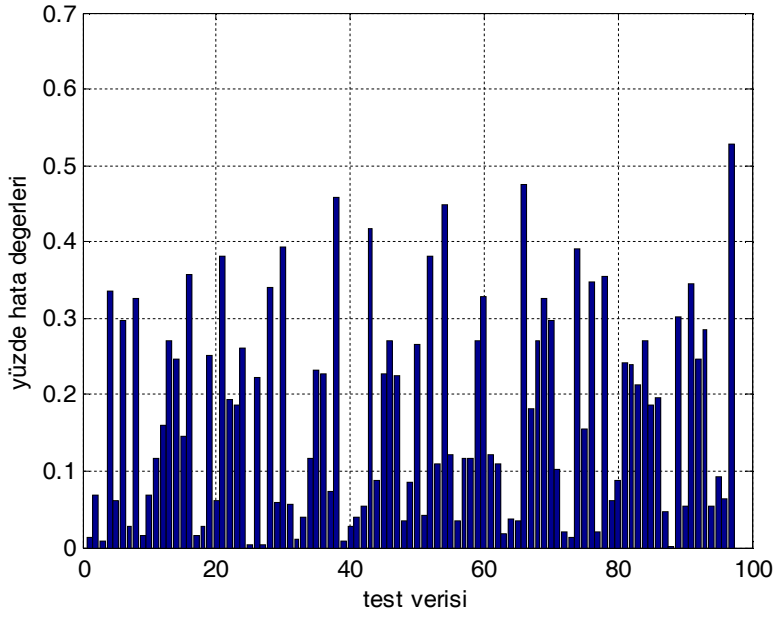


Şekil 3.8. Hız probleminin ANFIS gbellmf için test ve model değerlerinin aynı grafikte gösterimi.

Şekil 3.8'den bazı değerlerin küçük hata sonuçlarına sahip olmasına rağmen bazı değerlerin ise çok iyi sonuçlar verdiği gözlenmektedir. Test değerleri için yapılan yüzde hata değerini gösteren Şekil 3.10, sonuçların ne kadar iyi olduğunu desteklemektedir. Şekilde görüldüğü gibi hata değerleri 0 ile 0.53 aralığında değişmektedir.



Şekil 3.9. Hız probleminin ANFIS gbellmf için eğitim verisi için yapılan yüzde hata değerleri.



Şekil 3.10. Hız probleminin ANFIS gbellmf için test verisi için yapılan yüzde hata değerleri

ANFIS gbellmf yapısında eğitim işlemi sonucunda elde edilen en yüksek MSE değeri 0.27 iken, test işlemi sonucunda elde edilen en büyük yüzde hata değeri 0.53 olarak bulunmuştur. Bu değerler modelin kalitesinin ne kadar iyi olduğunu göstermektedir.

Bu problemin çözümünde kullanılan ANFIS modelinde gerçek değerlerin [0, 1] aralığına normalize yapılmadığında elde edilen hata değerleri, gerçek değerlerin [0, 1] aralığına normalize yapıldığındaki hata değerlerinden yüksek çıktığı görülmüştür [5]. Kısaca tablo halinde bu değerler Tablo 3.4'de sunulmuştur.

Tablo 3.4. Normalize edilmiş ve edilmemiş değerler için ANFIS modeline ait sonuçlar.

Yöntem			***Ortalama % hata***	***Maksimum % hata***	***MSE***
Normalize Edilmiş Değerler (Tablo 3.3)	*TRIMF* (3,3,3,3)	Eğitim	0.37	7.31	0.56
		Test	0.16	0.70	0.75
	GBELLMF (3,3,3,3)	Eğitim	0.32	3.09	0.27
		Test	0.17	0.53	0.19
Normalize Edilmemiş Değerler [5]	*TRIMF* (3,3,3,3)	Eğitim	0.38	8.47	0.63
		Test	0.31	4.21	0.52
	GBELLMF (3,3,3,3)	Eğitim	0.37	8.54	0.58
		Test	0.33	4.83	0.57

Tablo 3.4'deki sonuçlar incelendiğinde, dikkate alınan bu problem için ANFIS model ile yapılan çalışmada giriş-çıkış verilerinin normalize değerlerini kullanarak biraz daha istenilir hata değerlerinin elde edilebileceği görülmektedir.

3.3 Hız ve Yakıt Miktarı Probleminin YSA ve ANFIS Kullanılarak Belirlenmesi

Bu problemde Boeing firmasının B-767-200 tipi uçaklarının uçuş esnasındaki, uçağın yüksekliği (feet) (y), ağırlığı (a) (Pound) ve motor girişindeki havanın türbin çıkışındaki havaya oranı (r) modelin giriş bilgileri olarak seçilmiş ve elde edilmesi gereken en uygun hız (deniz mili) (h) ve yakıt değerleri (Pound) (f) ise model çıkışı olarak dikkate alınmıştır [85].

YSA modeli 3 girişli ve iki çıkışlıdır. Fakat tipik ANFIS yapısı tek çıkışa izin verdiğinden ANFIS yapısına ilave bir kontrol girişi ekleyerek çift çıkış elde edilmiştir. Kullanılan kontrol girişi 0.1 ve 0.2 şeklinde alınarak, kontrol değerlerinin diğer giriş değerlerine etkisi azaltılmaya çalışılmıştır. Model üzerinde kontrol girişi s olarak belirtilmiştir. Şekil 3.11'de hız ve yakıt probleminin YSA için gösterimi verilmiştir. Şekil 3.12'de ise hız ve yakıt probleminin ANFIS için gösterimi verilmiştir.



Şekil 3.11. Hız ve yakıt miktarı hesaplaması için kullanılan YSA modeli.



Şekil 3.12. Hız ve yakıt miktarı hesaplaması için kullanılan ANFIS modeli.

Tablo 3.5. Hız ve yakıt problemi için farklı model performansları.

Yöntem			*1. ÇIKIŞ (Hız)*			*2. ÇIKIŞ (Yakıt)*		
			Ortalama % hata	***Maksimum % hata***	***MSE***	***Ortalama % hata***	***Maksimum % hata***	***MSE***
ANFIS	*TRIMF* (2,2,2,2)	Eğitim	0.12	0.50	0.09	0.31	2.91	2173.06
		Test	0.24	0.71	0.44	0.33	1.02	1589.27
	GBELLMF (2,2,2,2)	Eğitim	0.09	0.38	0.06	0.33	2.53	2236.25
		Test	0.19	0.35	0.23	0.43	0.67	1792.91
ÇKYSA	*BP* (2x2)	Eğitim	0.36	1.67	1.12	1.24	4.07	16676.32
		Test	0.32	0.55	0.58	0.81	2.18	7705.70
	LM (3x3)	Eğitim	0.10	0.36	0.07	0.40	2.77	3197.90
		Test	0.18	0.55	0.28	0.32	0.67	1015.86
RTYSA (Spread=0.223)		Eğitim	$1.79.10^{-13}$	$7.90.10^{-13}$	$2.64.10^{-13}$	$2.77.10^{-12}$	$1.43.10^{-11}$	$1.12.10^{-19}$
		Test	0.12	0.61	0.27	1.77	4.19	39511.12
GRYSA (Spread=0.054)		Eğitim	0.08	0.23	0.06	0.25	1.31	898.46
		Test	0.21	0.49	0.30	0.34	1.32	2888.19

Modelin eğitim için kullanılan veri sayısı 73 iken, test amaçlı kullanılan veri sayısı 7'dür. Bunlar toplu olarak Ek 3'de verilmiştir. Diğer problemlerde kullanılan yöntemlerin kullanılmasıyla oluşturulan modellerdeki elde edilen en iyi sonuç değerleri Tablo 3.5'de verilmiştir.

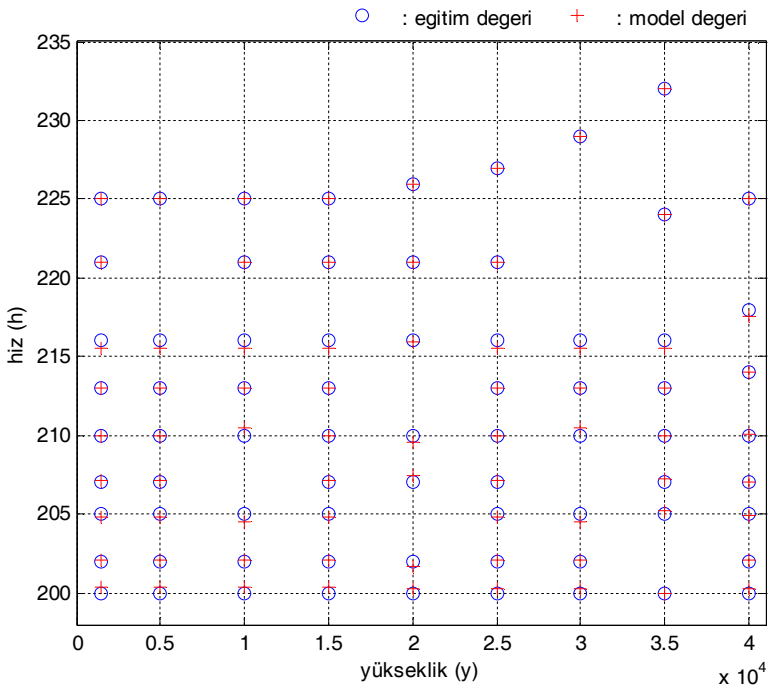
Eğitim işleminde 500 adımlık benzetim çalışmasının kullanılmasıyla ANFIS ve ÇKYSA modelleri oluşturulmuştur.

ANFIS modelinin trimf ve gbellmf yapıları için her değişkenin 2 adet üyelik fonksiyonu ile tanımlandığı modellerde en iyi sonuçlar elde edilmiştir. ÇKYSA modelinde BP algoritmasında en iyi sonuçlar 2x2'lik bir kural yapısı kullanılarak elde edilmiştir. LM algoritmasında ise 3x3'lük bir kural yapısıyla iyi sonuçlar elde edilmiştir. RTYSA ve GRYSA modellerinde denenen farklı spread değerleri sonucunda en iyi değerler sırasıyla 0.223 ve 0.054 olarak bulunmuş ve Tablo 3.5'e not edilmiştir.

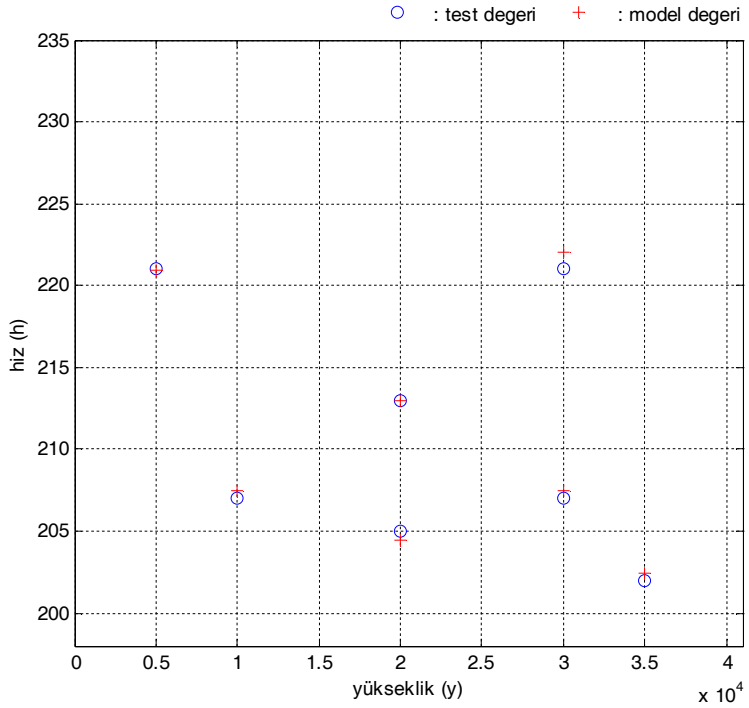
Her çıkış ayrı ayrı göz önüne alınarak değerlendirildiğinde, birinci çıkış değeri için en iyi sonuçlar ANFIS modelinin gbellmf yapısı kullanılarak bulunurken, ikinci çıkış için en iyi sonuçlar GRYSA da elde edilmiştir.

Her iki çıkış birlikte değerlendirildiğinde en iyi sonuçların elde edildiği modelin GRYSA olduğu söylenebilir. Fakat GRYSA modeliyle birlikte ANFIS yapısının verdiği sonuçlarında oldukça etkileyici olduğunu belirtmek gerekir. RTYSA modeli ise eğitim işleminde gösterdiği etkileyici sonuçları test işleminde sergileyememektedir.

GRYSA modeli için 1. çıkışı olan hız çıkışı için, eğitim ve model değerleri Şekil 3.13'de, test ve model değerleri ise Şekil 3.14'de grafiksel olarak gösterilmiştir. Her bir eğitim verisi için yapılan yüzde hata değerleri Şekil 3.15'de, test verisi için yapılan hata değerleri ise Şekil 3.16'da verilmiştir.



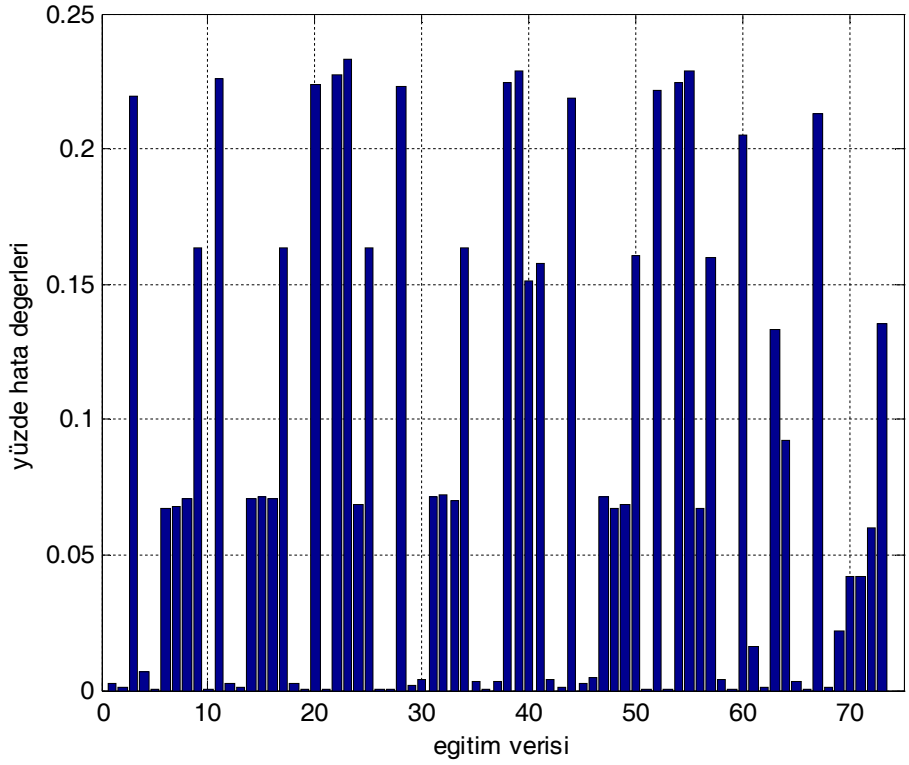
Şekil 3.13. Hız çıkış probleminin GRYSA için eğitim ve model değerlerinin gösterimi.



Şekil 3.14. Hız çıkış probleminin GRYSA için test ve model değerlerinin gösterimi.

Modelin 1. çıkışı olarak kabul edilen hız çıkışının, yükseklik girişine karşılık gösterimi Şekil 3.13'de verilmiştir. Şekil 3.13'de ki eğitim ile model değerleri arasındaki uyumluluğa paralel olarak, Şekil 3.14'de ki test ile model arasındaki bir uyumluluk mevcuttur. Eğitim verisi ve test verisinde yapılan maksimum yüzde hata değerleri (0.23, 0.49) ve ortalama yüzde hata değerleri (0.08, 0.21) bu uyumluluğu destekler niteliktedir.

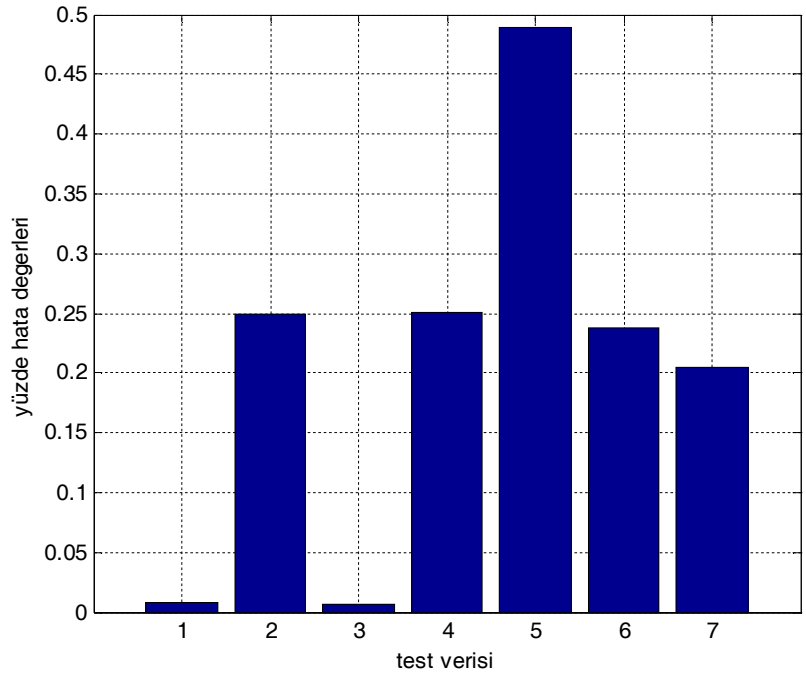
Yapılan modellemede eğitim verilerinin GRYSA için elde edilen ortalama yüzde hata değerleri, maksimum yüzde hata değerleri ve MSE değeri sırasıyla 0.08, 0.23, 0.06'dir. Test verilerinin GRYSA için elde edilen ortalama yüzde hata değerleri, maksimum yüzde hata değerleri ve MSE sırasıyla 0.21, 0.49 ve 0.30 olarak bulunmuştur.



Şekil 3.15. Hız çıkış probleminin GRYSA için eğitimde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi.

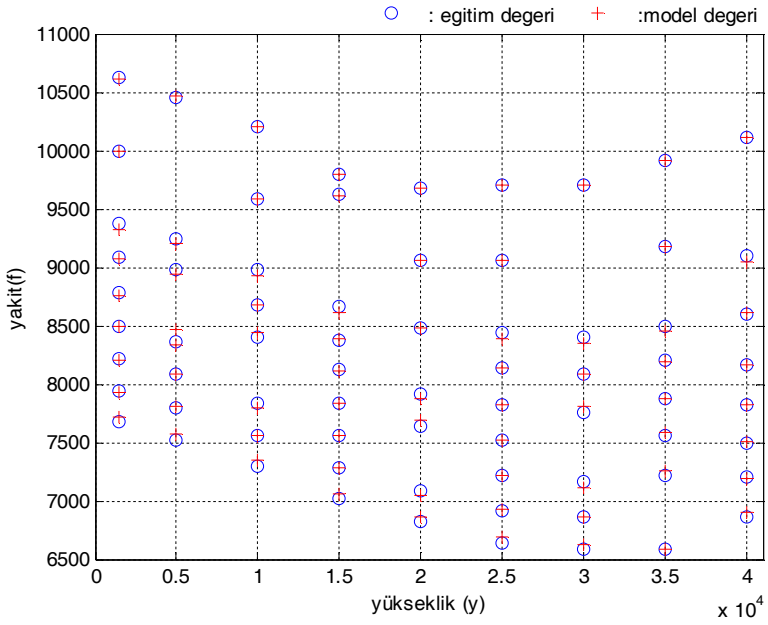
Modele ait 73 adet verinin eğitim işlemi sonucu incelendiğinde (Şekil 3.15), 14 veride yapılan yüzde hata değerinin %0.2 ile %0.25 arasında olduğu görülmektedir. Diğer verilerde yapılan yüzde hata değerleri ise %0.2 altında kalmıştır. Modelin testinde

kullanılan 7 adet verinin sonucu incelendiğinde (Şekil 3.16), yüzde hata değeri %0.3 üzerinde yalnızca 1 veri bulunmakta ve diğer verilerin yüzde hata değerleri % 0.25 ve altında kalmaktadır.

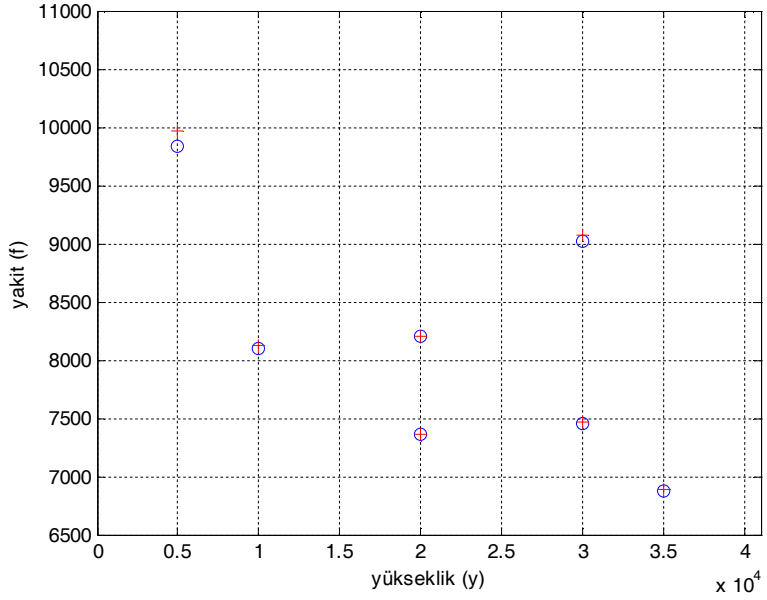


Şekil 3.16. Hız çıkış probleminin GRYSA için testde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi.

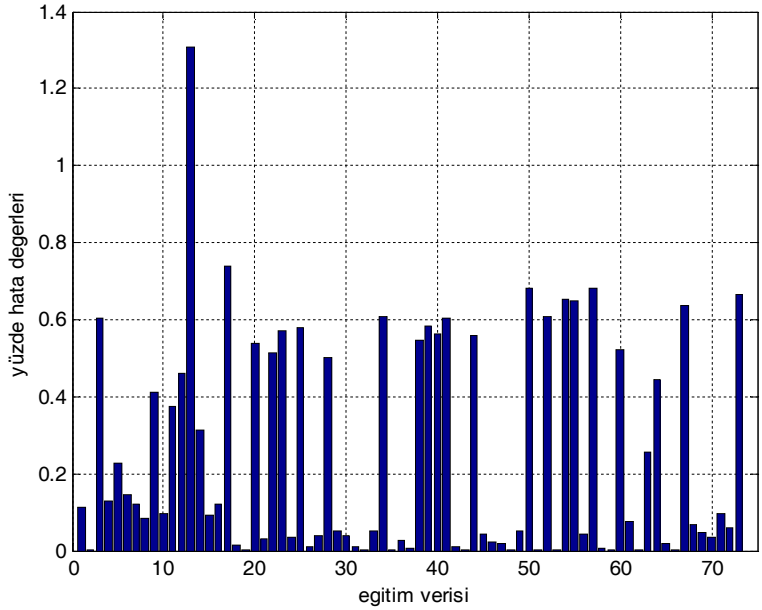
GRYSA modeli için 2. çıkış olan yakıt çıkışı için, eğitim ve model değerleri Şekil 3.17'de, test ve model değerleri ise Şekil 3.18'de grafiksel olarak gösterilmiştir. Her bir eğitim verisi için yapılan yüzde hata değerleri Şekil 3.19'da, test verisi için yapılan hata değerleri ise Şekil 3.20'de verilmiştir. Modelin yakıt çıkışının sonuçlarının, hız çıkışının sonuçlarına göre biraz daha kötü olduğu görülmektedir. Özellikle MSE değerlerinin yüksek olmasının nedeni, MSE hesaplaması yapılırken normalize edilmemiş gerçek değerler kullanılmasından kaynaklanmaktadır. Yakıt çıkışı için verilen şekiller incelendiğinde model sonucunun başarılı olduğu söylenebilir.



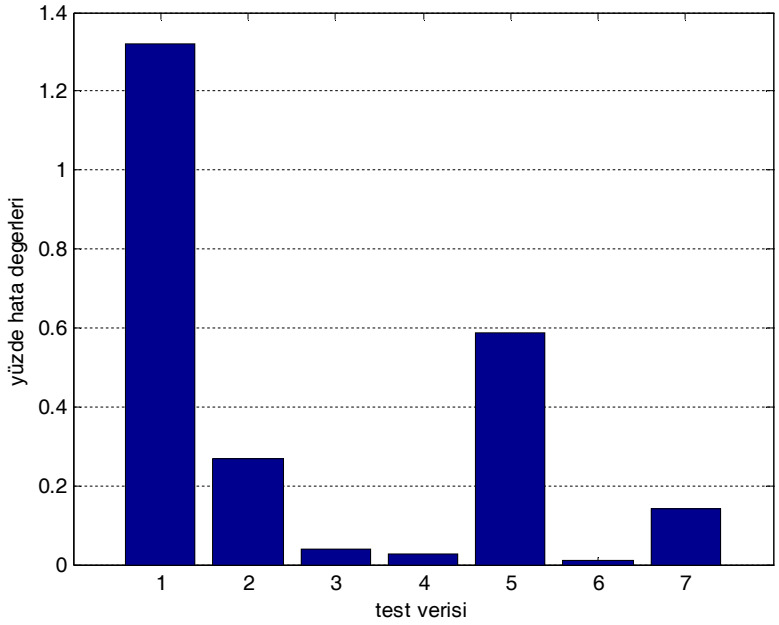
Şekil 3.17. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için eğitim ve model değerlerinin gösterimi.



Şekil 3.18. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için test ve model değerlerinin gösterimi.



Şekil 3.19. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için eğitimde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi.



Şekil 3.20. Yakıt çıkış probleminin GRYSA için testde yapılan yüzde hata değerlerinin gösterimi.

Beklenmedik durumlar karşısında tüketilmesi gereken yakıt miktarının ve ayarlanması gereken hızın, karar mekanizması tarafından en az hata ve en kısa sürede en uygun şekilde ayarlaması gerekmektedir. Bu nedenle yakıt ve hız parametresinin öneminden dolayı bu problemlerin seçilmesi etkili olmuştur. Birinci problemde yakıt miktarının hesaplanması, ikinci problemde hızın hesaplanması yapılırken, üçüncü problem olarak yakıt ve hız miktarlarının birlikte hesaplanması ele alınmıştır.

İlk problemde RTYSA, ikinci problemde ANFIS ve üçüncü problemde ise GRYSA yapılarının biraz daha öne çıktığı ve başarılı olduğu görülmüştür. Problemlerde RTYSA ve GRYSA yapılarının eğitim işleminde oldukça başarılı olduğu ancak test işleminde aynı başarıya ulaşamadıkları sonucu gözlenmiştir. ANFIS modelleri ile tüm problemler için oldukça dikkat çekici ve iyi sonuçlar elde edilmiştir. Buna karşılık modellerdeki kural sayısının ve dolayısıyla kullanılan parametre sayısının fazla oluşu yöntemin bir dezavantajı olarak ortaya çıkmıştır.

RTYSA ve GRYSA modellerinde ise en uygun yayılma (spread) sabiti değerinin belirlenmesi gerektiği bu yaklaşımın dezavantajı durumundadır.

Çeşitli mühendislik alanlarında kullanılan bulanık mantık ve yapay sinir ağlarının, yapılan çalışmada elde edilen sonuçlara göre uçuş kontrol sistemlerinde etkili ve başarılı olduğu açıkça ortaya konulmuştur. Karar mekanizmasının değerlendirme sürecinde, YSA ve bulanık mantıktan oluşturulan modellerden başarılı şekilde yararlanılabileceği söylenebilir.

4. BÖLÜM

SONUÇLAR VE DEĞERLENDİRME

Hava araçlarının hızı, güvenilirliği ve emniyeti nedeniyle diğer ulaşım araçlarına göre tercihi günden güne artmaktadır. Üretici firmalar ve bakım kuruluşları, can ve mal emniyeti için uçakların bütün sistemlerini titizlikle incelemekte ve ortaya çıkabilecek istenmeyen durumlar karşısında gerekli tedbirlerin alınması için gereken çabaları sarf etmektedir. Uçuş kontrol sisteminin hayati derecede öneminden dolayı, uçuşla ilgili bilgilerin sistem tarafından en kısa sürede ve hataya yer vermeyecek en yüksek güvenilirlikle değerlendirilmesi ve gerekli kararların alınması şarttır. Bu önemli kararlar arasında yer alan yakıt miktarının ve hız büyüklüğünün ayarlanması görevi, farklı koşullarda bu değerlerin ne şekilde değişebileceğinin yüksek doğrulukla öngörülmesine doğrudan bağlıdır.

Bu çalışmada, Boeing firmasının B-737-300 tipi uçağının hız ve yakıt problemi ayrı ayrı problemler olarak dikkate alınırken ve B-767-200 uçağının hız ve yakıt değerlerinin belirlenmesi tek bir problem olarak dikkate alınmıştır. Problemin çözümü amacıyla yapay zeka tekniklerinden ANFIS, ÇKYSA, RTYSA, GRYSA kullanılarak farklı modeller ortaya konulmuştur. Üretici firmanın vermiş olduğu gerçek değerler ile oluşturulan model değerleri karşılaştırmalı olarak sunulmuştur.

Birinci problem olan yakıt miktarının ayarlanmasında RTYSA modelinin, ikinci problem olan hız miktarının ayarlanmasında ANFIS modelinin, üçüncü problem olan hız ve yakıt miktarının birlikte ayarlanmasında GRYSA modelinin öne çıktığı görülmüştür. ÇKYSA modelleri ise, diğer modeller kadar olmasa da, incelenen problemler için tatmin edici sayılabilecek sonuçlar sunmuştur.

Yapılan çalışmalarda elde edilen sonuçlara göre, kullanılan yapay zeka tekniklerinin uçuş kontrol sistemlerinde etkili ve başarılı olduğu açıkça ortaya konulmuştur. Karar mekanizmalarının değerlendirme sürecinde, oluşturulan ANFIS, ÇKYSA, RTYSA, GRYSA modellerinden yaralanılabileceği söylenebilir.

Ortaya konulan modellerin yüksek doğruluğuna rağmen, can ve mal güvenliğinin %100 olarak sağlanabilmesi, kaliteli ve tasarruflu bir uçuş gerçekleştirilebilmesi açısından, geliştirilecek modellerin sıfır hata toleransına çekilecek biçimde geliştirilmesi gerekmektedir. Bu nedenle, uçuş kontrol sistemlerinin modellenmesinde, uygun modelin seçilmesi yanında, iterasyon sayısı ve kural sayısının artırılması, radyal tabanlı sinir ağları için farklı yayılma sabitlerinin denenmesi, farklı üyelik fonksiyonlarının kullanılması, farklı öğrenme algoritmalarının ve sinir ağı yapılarının denenmesi ile daha iyi sonuçlara ulaşmak mümkündür.

KAYNAKLAR

1. Palet, E.H.J., Automatic Flight Control, Granada Publishing Limited, Granada, 1979.
2. Etkin, B., Reid, L. D., Dynamics of Flight Stability and Control, Hamilton Printing Company, Canada, 1996.
3. Bağış, A., Konar, M., Elektronik Uçuş Kontrol Sistemleri, VII. Havacılık Sempozyumu (HASEM'08), 155-159, Kayseri, 2008.
4. Hull, D. G., Fundamentals of Airplane Flight Mechanics, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, USA, 2007.
5. Konar, M., Bağış, A., Uçuş Kontrol Sistemi Hız Parametresinin Adaptif Ağ Yapılı Bulanık Sonuç Çıkarım Sistemi Kullanılarak Belirlenmesi, IEEE 17. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU'2009), 993-996, Antalya, 2009.
6. Tooley, M., Aircraft Digital Electronic and Computer Systems, Elsevier Butterworth-Heinemann Publications, USA, 2007.
7. Bağış, A., Konar, M., Uçuş Kontrol Sistemi Yakıt Parametresinin Yapay Sinir Ağları Kullanılarak Belirlenmesi, Akıllı Sistemlerde Yenilikler ve Uygulamaları Sempozyumu (ASYU'2010), 104-108, Kayseri, 2010.
8. Ojha, S.K., Flight Performance of Aircraft, American Institute of Aeronautics and Astronautics, 1995.
9. Jenkinson, L.R., Marchman J.F, Aircraft Design Projects for Engineering Students, Elsevier Science Ltd., 2003.
10. Mclean, M., Automatic Flight Control Systems, Prentice Hall, 1990.
11. Hajiyev, C., Çalışkan, F., Fault Diagnosisand Reconfiguration in Flight Control Systems, Kluwer Academi Publishers, United Kingdom, 2003.
12. Oxford Aviation Training, Joint Aviation Authorities Aircraft General Knowledge1, Airframes and Systems, Newjersey, 2001.
13. Oxford Aviation Training, Joint Aviation Authorities Aircraft General Knowledge 4, Instrumentation, Newjersey, 2001.
14. THY Teknik Eğitim Merkezi, Uçak Temel Teknik, Tek101, 1998.
15. Nelson, R., C., Flight Stability and Automatic Control, Aerospace Series, MC GRAW- H1LL International Edition, 288-289, 1998.

16. Davidson, R., Peterson, G., Umes, J., Intelligent Flight Control: Advanced Concept Program: Final Report, The Boeing Company, BOEING-STL 99P0040, 1999.
17. Badalov, M., Yapay Sinir Ağları Temelinde Uçağın Yanlamasına Ve Uzunlamasına Hareket Kontrolü, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2004.
18. Işık, Y., Genetik Algoritma Tabanlı Bulanık Kontrolün Uçuş Kontrol Sistem Tasarımına Uygulanması, Doktora Tezi, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir, 2006.
19. Şener, T., Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı İle Uçuş Kontrol Sisteminde Arıza Tesbiti Ve Yalıtımı, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2003.
20. Savran, A., Yapay Sinir Ağları Ve Bulanık Sistemler Temelli Uçuş Kontrol Tasarımı, Doktora Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, İstanbul, 2000.
21. Yıldırım, Ş., Erkaya, S., Uzmay, İ., Yapay Sinir Ağları Kullanarak Concorde Uçaklarının Kontrolü, Erciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, Cilt:20, Sayı: 1-2, 1-12., 2004.
22. Marin, J.A., Radtke, R., Innis, D., Barr, D.R, Schultz, A.C., Using A Genetic Algoritma to Develop Rules to Guide Unmanned Aerial Vehicles, Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, 1, 1055-1060, 1999.
23. Rysdyk., R.T., Calise, A.J., Nonlinear Adaptive Flight Control Using Neural Networks, Proceedings of Aircraft Symposium, 655-658, 1998.
24. Russell E., Si, J., Helicopter Trimming and Tracking Control Using Direct Neural Dynamic Programming, IEEE Transactions on Neural Networks, 14 (4), 929-939, 2003.
25. Mitsuro,N., Shinji, S., Nonlinear Flight Control of Aircraft Using Neural Network, Nippon Koku Uchu Gakkai Nenkai Koenkai Koenshu, 34, 100-103, 2003.
26. Suresha, S., Kannan, N., Direct Adaptive Neural Flight Control System for an Unstable Unmanned Aircraft, Applied Soft Computing, 8, 937-948, Elsevier Science Publishers, 2008.

27. Napolitano, M.R., An, Y., Seanor , B.A., A Fault Tolerant Flight Control System for Sensor and Actuator Failures Using Neural Networks, Aircraft Design, 3 (2), 103-128, 2000.
28. Rysdyk, R., Adaptive Fault Tolerant Nonlinear Flight Control Using Neural Networks, Second International Conference on Nonlinear Problems in Aviation and Aerospace, USA, 1998.
29. Miller, I.R, Amidi, O., Delouis, M., Arctic Test Flights of the CMU Autonomous Helicopter, Association for Unmanned Vehicle System Int. 26th, Annual Symposium, 1999.
30. Lee, T., Kim, Y., Nonlinear Adaptive Flight Control Using Backstepping and Neural Networks Controller, Journal of Guidance, Control and Dynamics, 24 (4), 675-682, July–August 2001.
31. Soares, F., Burken, J., Marwala, T., Neural Network Applications in Advanced Aircraft Flight Control System, A Hybrid System, A Flight Test Demonstration, 684-691, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2006.
32. Gobbo, D.D, Mili, A., An Application of Relational Algebra: Specification of A Fault Tolerant Flight Control System, Electronic Notes in Theoretical Computer Science, 44, 1-18, 2003.
33. Soares, F., Burken, J., A Flight Test Demonstation of On-line Neural Network Applications in Advanced Aircraft Flight Control System, International Conference on Computational Inteligence for Modelling Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents Web Technologies and International Commerce (CIMCA'06), 136-145, 2006.
34. Choi, G., Choi, D., Kim, Y, Optimum Design of Neural Networks for a Nonlinear Flight Control System, Engineering Optimization, 36 (1), 1-17, 2004.
35. Kıyak, E., Bulanık Mantık Ve Uçuş Kontrol Uygulamaları, Yüksek Lisans Tezi, Anadolu Üniversitesi, Eskişehir, 2003.
36. Doitsidis, L., Valavanis, K.P., Tsourveloudis, N.C., Kontitsis M., A Framework for Fuzzy Logic Based UAV Navigation and Control, Proceedings of the 2004 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 4041-4047, New Orleans, 2004.

37. Kıyak, E., Kahvecioğlu, A., Bulanık Mantık Ve Uçuş Kontrol Problemine Uygulanması, Havacılık Uzay Ve Teknoloji Dergisi (HUTEN), Cilt:1, Sayı:2, 63-72, 2003.
38. Schumacher, C.J., Kumar, R., Adaptive Control of UAVs in Close-Coupled Formation Flight, Proceedings of the American Control Conference, 849–853, Chicago, 2000.
39. Kurnaz, S., Çetin, Ö., Kaynak , O., Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Based Autonomous Flight Control of Unmanned Air Vehicles, Expert Systems with Applications 37, 1229–1234, 2010.
40. Rathbun, D., Kragelund, S., Pongpunwattana, A., Capozzi, B., An Evolution Based Path Planning Algorithm for Autonomous Motion of a UAV Through Uncertain Environments, In 21st Digital Avionics Systems Conference, 2, 8D2-1–8D2-12, 2002.
41. Malaek, S. M. B., Sadati, N., Izadi, H., Pakmehr, M., Intelligent Autolanding, Controller Design Using Neural Network and Fuzzy Logic, 5th Aisa Control Conference, 2004.
42. Ren, W., Beard, R. W., CLF-based Tracking Control for UAV Kinematic Models with Saturation Constraints, Proceedings of the 42nd IEEE Conference on Decision and Control, 3924-3929, Hawaii USA, 2003.
43. Li, Y., Sundararajan, N., Sratchandran, P., Neuro-Controller Design for Nonlinear Fighter Aircraft Maneuver Using Fully Tuned RBF Networks, Automatica 37, 1293-1301, 2001.
44. Topalov, A. V., Cascella, G. L., Giordano, V., Cupertino, F., Kaynak, O., Sliding Mode Neuro-Adaptive Control of Electrical Drives, IEEE Transaction on Industrial Electronics, 54 (1), 671–679, 2007.
45. MEGEP, Uçak Göstergeleri Ve Aviyonik Sistemler, Ankara 2006 http://megep.meb.gov.tr/mte_program_modul/modul_pdf/523EO0015.pdf (Ziyaret Tarihi: 17.03.2010)
46. Erkuş, M., Kuyruk Yüzeyleri, 2003. (http://www.uted.org/dergi/2003/temmuz/temmuz_10.htm) (Ziyaret Tarihi:07.07.2010)

47. Jain, A.K., Mao, J., Mohiuddin, K.M., Artificial Neural Network: A Tutorial, IEEE Computer, 29 (3), 31-44,1996.
48. Haykin, S., Neural Networks-A Comprehensive Foundation, 2nd Ed., Prentice Hall, 1999.
49. Mccullogh, W.S., Pitts, W.A., A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, Bull. Math. Biophysics, 5, 115-133, 1943.
50. Hebb, D.O., The Organization of Behavior, Willey, New York, 1987.
51. Rosenblatt, F., The Perceptron: A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain, Psychological Review, 386-408, 1958.
52. Widrow, G., Hoff, M.E., Adaptive Switching Circuit, IRE Western Electronic Show and Convection: Convection Record, 96-104, 1960.
53. Hopfield, J.J., Neural Network Model Which Combines Unsupervised and Supervised Learning, IEEE Transactions on Neural Networks, 4, 357-360, 1982.
54. Kohonen, T., The Self-Organized Formation of Topography Correct Feature Maps, Biological Cybernetics, 43, 59-69, 1982.
55. Anderson, J.A., Cognitive and Psychological Computation with Neural Models, IEEE Transactions On Systems, Man, and Cybernetics, SMC-13 (5), 799-814, 1983.
56. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., Learning Representations by Back-propagation Error, Nature, 32, 533-536, 1986.
57. Rumelhart, D.E., Brain Style Computation: Learning and Generalization. in S. F. Zornetzer, an Introduction to Neural and Electronic Network, 405-420, New York, 1990
58. Sarıkaya, N., Bulanık Mantık Ve Yapay Sinir Ağları İle Çeşitli Mikroşerit Antenlerin Bazı Karakteristik Parametrelerinin Hesaplanması Ve Optimum Kazanç Piramidal Huni Anten Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, 2003.
59. Durmuş, A., Yapay Ve Bulanık Sinir Ağları İle Sistemlerin Modellenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri, 2005.
60. Hush, D. R., Horne, B. G., Progress in Supervised Neural Networks, IEEE Signal Processing Magazine, 8-39, 1993.

61. Berry, M. J. A., Linoff, G. S., Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management, Second Edition, Wiley Publishing, Indiana, 2004.
62. Sağıroğlu S., Beşdok E., Erler M., Mühendislikte Yapay Zeka Uygulamaları- 1, UFUK Kitap Kırtasiye-Yayıncılık Tic. Ltd. Şti, 2003.
63. Öztemel, E., Yapay Sinir Ağları, İstanbul, Papatya Yayıncılık, 2003.
64. Sen, Z., Yapay Sinir Ağları İlkeleri, Su Vakfi Yayınları, 2004.
65. Jang, J.S.R., Sun, C.T., Mizutani, E., Neuro Fuzzy and Soft Computing A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence, Prentice Hall, 1997.
66. Yazıcı, G., Polat, Ö., Yıldırım, T., Genetic Optimizations for Radial Basis Function and General Regression Neural Networks, Lecture Notes in Computer Science, LNCS 4293, 348-356, 2006.
67. Bolat, S., Kalenderli, Ö., Önal, E., Yapay Sinir Ağı İle Gaz Karışımında Elektrot Açıklığına Ve Karışım Yüzdelerine Bağlı Olarak Delinme Gerilimlerinin Belirlenmesi, ASYU-INISTA, 215-218, 2004.
68. Park, J., Sandberg, J.W., Universal Approximation Using Radial Basis Functions Network, Neural Computation, 246–257, 1991.
69. Specht, D.F., A General Regression Neural Network, IEEE Transactions on Neural Networks, 568-576, 1991.
70. Cigizoğlu, H.K., Alp, M., Generalized Regression Neural Network in Modelling River Sediment Yield, Advances in Engineering Software 37, 63–68, 2006.
71. Goulermas, J.Y., Zeng, X.J., Liatsis, P, Ralph, J.F.,Generalized Regression Neural Networks with Multiple-Bandwidth Sharing and Hybrid Optimization, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 1434-1445, 2007.
72. Sen, Z., Bulanık (Fuzzy) Mantık Ve Modelleme İlkeleri, Bilge Sanat Yapım Yayınları, İstanbul, 2001.
73. Güney, Z., Eğitim Amaçlı Bulanık Mantık Denetleyicisi Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2002.
74. Pehlivan, İ., Bulanık Mantık Kontrolörler İle Klasik PID Kontrolörlerin Karşılaştırılması Ve Bir Bulanık Mantık Kontrolör Tasarımı, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Sakarya, 2001.

75. Elmas, Ç., Bulanık Mantık Denetleyiciler (Kuram, Uygulama, Sinirsel Bulanık Mantık), Seçkin Yayınları, Ankara, 2003.
76. Direkçi, S., Bulanık Mantık Kontrol Sistemleri, Yüksek Lisans Tezi, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara, 2002.
77. Nabiyev, V., Yapay Zeka: Problemler-Yöntemler-Algoritmalar, Seçkin Yayınları, Ankara, 2005.
78. Gülbağ, A., Yapay Sinir Ağı Ve Bulanık Mantık Tabanlı Algoritmalar İle Uçucu Organik Bileşiklerin Miktarsal Tayini, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, 2006.
79. Bağış, A., Tabu Araştırma Algoritması Destekli Bulanık Mantık Denetleyicisi İle Baraj İşletiminin Eniyilenmesi, Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, 2001.
80. Keskin, İ., Erol,O., A Fuzzy Identification Method for Nonlinear System, Turk J Elec Engin, 8 (2), 125-135, 2000.
81. Temurtaş, F., Kimyasal Sensör Dizilerinde Yapay Sinir Ağları Ve Bulanık Mantık Uygulamaları: Gazların Sınıflandırılması Ve Gaz Konsantrasyonlarının Belirlenmesi, Doktora Tezi, Sakarya Üniversitesi, 2000.
82. Jacceh, M., Neuro-Fuzzy System with Learning Tolerant to Imprecision, Fuzzy Sets and Systems 138, 427-439, 2003.
83. Jang, J.S.R., ANFIS: Adaptive-Network Based Fuzzy Inference Systems, IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, 23 (03), 665-685, 1993.
84. Boeing 737 Operations Manual, 737-300 AOM, Meridian Airlines Academy, Dade Collier Training and Transition Airport Florida, Boeing Document D6-7620-3lO (MA), 2000.
85. Holger Ludwing, Aircraft Operation Manuel, Boeing B767-200, Eucom Airlines and Terry Yingling, September 2001.
86. Demuth, H., Beale, M., Neural Network Toolbox User's Guide, Version 4, The Mathworks, Inc., 2000.
87. http://www.mathworks.com/access/helpdesk/help/toolbox/fuzzy/anfis.htm/
88. Mathworks, Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, Ver.2, The Mathworks, Inc., 2004

EK 1: B-737-300 uçağının tırmanma planı verileri [84]

Yükseklik (y) (feet)	**Zaman** (t) (dakika)	**Mesafe** (d) (deniz mili)	**Yakıt** (f) (pound)
10000	4.0	13	1100
11000	5.0	15	1100
12000	5.0	17	1200
13000	5.0	19	1300
14000	6.0	21	1400
15000	6.0	23	1400
16000	7.0	25	1500
* **17000**	**7.0**	**28**	**1600**
18000	7.0	30	1700
19000	8.0	33	1700
20000	8.0	36	1800
21000	9.0	39	1900
* **22000**	**9.0**	**43**	**2000**
23000	10.0	46	2100
24000	11.0	50	2100
25000	11.0	54	2200
26000	12.0	59	2300
27000	13.0	64	2400
28000	13.0	69	2500
* **29000**	**14.0**	**75**	**2600**
30000	15.0	82	2800
31000	16.0	87	2800
33000	17.0	99	3000
35000	20.0	114	3300

* : Test verisi

EK 2 : B-737-300 uçağının kalkış hız karakteristik tablosu [84]

y	c											
9000	---	---	---	-40	TO	70	70	TO	90	90	TO	125
8000	---	---	---	-40	TO	80	80	TO	95	95	TO	130
7000	---	---	---	-40	TO	90	90	TO	105	105	TO	135
6000	-40	TO	80	80	TO	95	95	TO	110	110	TO	140
5000	-40	TO	85	85	TO	100	100	TO	120	120	TO	145
4000	-40	TO	90	90	TO	115	115	TO	130	130	TO	150
3000	-40	TO	95	95	TO	120	120	TO	135	135	TO	155
2000	-40	TO	100	100	TO	120	120	TO	140	140	TO	160
1000	-40	TO	105	105	TO	125	125	TO	145	145	TO	160
0	-40	TO	110	110	TO	130	130	TO	150	150	TO	160

k	a	h_1	h_R	h_2	h_1	h_R	h_2	h_1	h_R	h_2	h_1	h_R	h_2
1	140	158	161	165	159	162	165	---	---	---	---	---	---
	130	151	153	158	153	155	158	154	156	158	---	---	---
	120	144	145	152	146	147	152	147	148	152	---	---	---
	110	136	137	144	138	139	144	140	141	144	---	---	---
	100	128	128	137	129	130	137	131	132	137	133	134	137
	90	120	120	131	121	122	130	123	123	130	125	125	129
	80	111	111	124	113	113	124	114	114	123	116	116	122
	75	107	107	121	109	109	120	110	110	120	112	112	119
5	140	151	153	158	153	154	158	---	---	---	---	---	---
	130	146	146	152	146	148	152	147	149	152	---	---	---
	120	138	139	145	139	140	145	141	142	145	---	---	---
	110	130	131	139	132	132	139	133	134	139	136	136	139
	100	123	123	133	124	124	132	125	126	131	128	129	132
	90	115	116	126	117	117	126	118	118	125	120	120	125
	80	107	107	120	108	108	120	110	110	119	111	111	118
	75	103	103	117	104	104	116	106	106	115	107	107	115
15	140	144	145	149	145	146	149	---	---	---	---	---	---
	130	138	139	144	139	140	144	---	---	---	---	---	---
	120	131	132	136	133	133	136	134	135	136	---	---	---
	110	124	124	132	125	126	132	127	128	132	---	---	---
	100	117	117	126	118	118	126	120	120	125	122	122	125
	90	110	110	120	111	111	120	112	112	119	114	114	119
	80	102	102	114	103	103	114	104	104	113	106	106	112
	75	98	98	111	99	99	110	100	100	110	102	102	109

a : ağırlık (pound) (x1000)
c: sıcaklık değişimi (fahrenheit)
k : flap açısı (derece)
h_1, h_R, h_2 : hız (deniz mili)
y : yükseklik (feet)
h_1 : minimum hız
h_2 : maksimum hız
h_R : referans hız
*problem çözümünde h_R dikkate alınmıştır.

EK 3: B767-200 uçağının hız ve yakıt akış verileri [85]

y		a								
		310	290	270	260	250	240	230	220	210
40000	**r**		1.51	1.42	1.38	1.34	1.31	1.29	1.26	1.23
	h		225	218	214	210	207	205	202	200
	f		10160	9100	8600	8160	7820	7500	7200	6860
35000	**r**	1.32	1.28	1.25	1.23	1.22	1.23	1.18	1.16	1.15
	h	232	224	216	213	210	207	205	**202***	200
	f	9920	9180	8500	82000	7880	7560	7220	**6880***	6580
30000	**r**	1.22	1.19	1.16	1.15	1.14	1.13	1.12	1.11	1.10
	h	229	**221***	216	213	210	**207***	205	202	200
	f	9700	**9020***	8400	8080	7760	**7460***	7160	6860	6580
25000	**r**	1.14	1.13	1.11	1.10	1.09	1.09	1.08	1.07	1.06
	h	227	221	216	213	210	207	205	202	200
	f	9700	9060	8440	8140	7820	7520	7220	6920	6640
20000	**r**	1.10	1.08	1.07	1.07	1.06	1.06	1.05	1.05	1.04
	h	226	221	216	**213***	210	207	**205***	202	200
	f	9680	9060	8480	**8200***	7920	7640	**7360***	7080	6820
15000	**r**	1.07	1.06	1.05	1.05	1.04	1.04	1.03	1.03	1.03
	h	225	221	216	213	210	207	205	202	200
	f	9800	9620	8660	8380	8120	7840	7560	7280	7020
10000	**r**	1.05	1.04	1.03	1.03	1.03	1.03	1.02	1.02	1.02
	h	225	221	216	213	210	**207***	205	202	200
	f	10200	9580	8980	8680	8400	**8100***	7840	7560	7300
5000	**r**	1.03	1.03	1.02	1.02	1.02	1.02	1.01	1.01	1.01
	h	225	**221***	216	213	210	207	205	202	200
	f	10460	**9840***	9240	8940	8360	8360	8080	7800	7520
1500	**r**	1.03	1.02	1.02	1.01	1.01	1.01	1.01	1.01	1.01
	h	225	221	216	213	210	207	205	202	200
	f	10620	10000	9380	9080	8780	8500	8220	7940	7680

* : Test verisi
y : yükseklik (feet)
r : motor girişindeki havanı türbin çıkışındaki havaya oranı
a : ağırlık (x1000 pound)
h : hız (deniz mili)
f : yakıt (pound)