



Uçağın trim parametresinin ANFIS kullanılarak tahmin edilmesi Predicting trim parameter of an aircraft using ANFIS

Fatma Yıldırım Dalkıran^{1,*} , Fadiş Rabia Yıldırım¹ 

¹Erciyes Üniversitesi, Havacılık ve Uzay Bilimleri Fakültesi, Havacılık Elektrik-Elektronik Bölümü, 38039, Kayseri, Türkiye

Özet

Uçaklar, hızlı, güvenli ve konforlu olmalarından dolayı ulaşım sektöründe önemli bir yere sahiptir. Uçaklar, en çok kalkış ve iniş esnasında, uçuş konfor ve güvenliğini etkileyen hava olaylarına ve dış etmenlere maruz kalmaktadır. Bu etmenlerin meydana getirdiği sarsıntı ve salınımları önlemek, uçağın denge ve kararlılığını korumak için yatay stabilize ile trim verilir. Bu trim değerinin belirlenmesi, uçuş konforu için önemlidir. Bu çalışmada uçağın trim değerinin uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, ANFIS) ile tahmini üzerinde durulmuştur. Oluşturulan ANFIS modellerinde 4 farklı üyelik fonksiyonu kullanılarak, eğitim ve test işlemleri yapılmıştır. Bu eğitim ve test işlemlerinde, Airbus A319 uçağının kara kutusundan alınan gerçek uçuş verileri kullanılmıştır. Bu çalışmada ANFIS kullanılarak yapılan modellemelerin, gerçek trim değerinin tahmininde başarılı olduğu görülmüştür.

Anahtar kelimeler: ANFIS, Hava aracı, Trim, Denge ve kararlılık

Abstract

Aircrafts have an important role in transportation because they are fast, safe and comfortable. Aircrafts are mostly exposed to weather conditions and external cases affecting flight comfort and safety during take-off and landing. To prevent shocks and oscillations caused by these cases and to maintain the balance and stability of an aircraft, horizontal stabilization is adjusted using trim value. Determination of suitable trim value is important for flight comfort. In this study, the prediction of the trim value of an Airbus A319 using the Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) is emphasized. Different ANFIS models are trained and tested using four different membership functions. Actual flight data taken from black box of an Airbus A319 are used in these training and test procedures. In this study, it is shown that the models designed using ANFIS have been successful to predict real trim values.

Keywords: ANFIS, Aircraft, Trim, Balance and stability

1 Giriş

Ulaşımında zaman kavramını farklı bir noktaya taşıyan uçaklar, icat edilmişinden bu yana sürekli geliştirilerek, ulaşım sektörüne yön vermektedir. Uçaklar, emniyetli uçuş güvencesi ve bir yerden başka bir yere hızlı bir şekilde seyahat etme imkanı ile hava yolu ulaşımında oldukça fazla tercih edilmektedir [1]. Bir uçak kalkışından inişine kadar, kanatlarda oluşan kaldırma kuvveti ile yerçekimi kuvvetine, motorlar vasıtasıyla elde ettiği itki kuvveti ile sürüklenme kuvvetine karşı koyarak havada yol alır. Bu süreçte, atmosfer şartları ve uçağa etki eden dış etmenler, uçuş konforunu ve kalitesini etkilemektedir. Uçaklarda güvenli ve konforlu bir uçuş için, olumsuz atmosfer şartlarından ve dış etmenlerden kaynaklanan sarsıntıları önlemek için uçuş kumanda yüzeyleri ile trim verilir. Trim değeri, uçuş süresince uçağın denge ve kararlılığını etkileyen bir unsurdur [2, 3]. Trim değeri, uçuş boyunca oto pilot tarafından otomatik olarak verilir. Uçağın iniş fazında, yükseklik, hava hızı, flap pozisyonu ve ağırlık merkezi gibi parametreler, trim değerini etkilemektedir. Bu parametreler ile sıcaklık, hava yoğunluğu ve basınç gibi atmosfer şartları göz önüne alınarak trim değeri takip edilmektedir.

Literatürde zeki sistemler kullanılarak trim değerinin tahminine yönelik bir çalışmaya rastlanmamıştır. Literatürdeki var olan çalışmalar, genellikle uçuş kontrol sistemleri, bu sistemlerin modellenmesi ve tahmini ile alakalıdır. Yapılan çalışmalardan biri Boeing firmasına ait

B737-300 uçağının yakıt ve hız problemlerinin uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi (Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, ANFIS) ve Yapay Sinir Ağları (YSA) ile modellenmesi üzerinedir [4]. Bir diğer çalışmada, uçağın iniş sırasında oluşan dikey hız probleminin çözümü için, hem ANFIS hem de YSA kullanılmıştır [5]. Terrell ve Zein-Sabatto'nun çalışmasında ise, ticari uçaklarda önceden tahmin edilen veya edilemeyen uçuş koşullarında, uçuş kontrol yüzeylerinden elevator hücum açısını korumak ve ayarlamak için, ANFIS modeli kullanılmıştır [6]. Liu ve ekibi tarafından yapılan çalışmada ise, uçuş esnasında alınan otopilotlu iniş verileri kullanılarak, uçağın yörünge takibinin ANFIS ile modellenmesi yapılmıştır [7]. Literatürdeki bir diğer çalışmada standart atmosfer koşulları altında, yükseklik bilgisinin daha doğru hesaplanabilmesi için, bulanık mantık sistemine dayalı uyarlanabilir ağ modeli oluşturulmuştur. Bu çalışmada statik basınç ve sıcaklık parametrelerine bağlı olarak yüksekliğin değişimi incelenmiş ve modellemeden elde edilen sonuçlar ile gerçek ölçüm değerlerinin birbiri ile uyumlu olduğu görülmüştür [8]. Singh ve Dahiya tarafından yapılan çalışmada, Bulanık-PID kontrolör ile hava aracının kontrol yüzeylerinden elevator ve aileronun modellenmesi gerçekleştirilmiştir [9]. Diğer bir çalışmada uçağın, uçuş esnasında hava girdaplarıyla karşılaşmasının otomatik olarak tanımlanabilmesi için ANFIS ile modelleme yapılmıştır [10]. Raheema ve Abdullah çalışmalarında radarın takip korelasyonunu gerçekleştirmek için ANFIS kullanmışlardır.

* Sorumlu yazar / Corresponding author, e-posta / e-mail fatmay@erciyes.edu.tr (F. Yıldırım Dalkıran)

Geliş / Received: 28.05.2020 Kabul / Accepted: 07.10.2020 Yayınlanma / Published: 15.01.2021

doi: 10.28948/ngumuh.743036

Çalışmada ANFIS, kaydedilen verilerden uçağın konum radarının modellenmesinde ve tahmin sisteminin tasarımı için ters kontrol tekniğinde kullanılmıştır [11]. Yingjie ve ekibinin yaptığı çalışmada uçağın otomatik inişinin kontrol sürecinin modellenmesinde ANFIS kullanılmıştır [12]. Uçakların aerodinamik modellenmesi ve parametrelerinin tahmini üzerine yapılan bir çalışmada ise ANFIS-tabanlı parçacık sürü optimizasyon algoritması kullanılmıştır [13]. Diğer bir çalışmada da uçuş verileri kullanılarak ANFIS-DELTA yöntemiyle aerodinamik parametrelerin tahmini yapılmıştır [14]. Konar ve Bağış' ın yaptığı çalışmada ise uçuş kontrol sisteminin hız parametresinin ANFIS ile belirlenmesi üzerinde durulmuştur [15]. Uçağın elektrik güç sistemindeki arızaların tespit edilmesi üzerine yapılan bir çalışmada yine ANFIS kullanılmıştır [16].

Uçaklar, belirli bir yükseklikte ve sabit bir hızla hareket ederken, atmosferdeki hava olayları ve türbülansların etkisi ile sarsıntılar ve ani irtifa kayıpları yaşayabilir. Uçuş güvenliği ve uçuş konforu açısından bu sarsıntı ve irtifa kayıplarının en aza indirilmesi ve uçağın dengede olması gerekmektedir. Uçağın denge konumuna gelebilmesi için yatay stabilize ve kanatlar kullanılır. Uçakların kalkış, düz uçuş ve iniş fazında yatay stabilize, uçağa trim vererek uçağın dengesini korumaktadır. Normal uçuşlarda trim, otomatik olarak verilirken, kötü hava şartlarında pilot tarafından kokpitten kumanda edilir Bu şekilde yolcuların sarsıntı ve salınımları daha az hissederek daha konforlu yolculuk geçirmelerine olanak sağlar. Bu çalışmada, uçağın flap pozisyonu, uçağın hızı, yüksekliği ve ağırlık merkezi gibi uçuşu etkileyen parametreler ele alınarak trim değerinin ANFIS ile tahmini üzerinde durulmuştur. ANFIS yapısı ile oluşturulan modellemelerde, farklı üyelik fonksiyonları ve farklı kural setleri kullanılarak en iyi sonucu veren model tespit edilmeye çalışılmıştır.

Bu çalışmada ANFIS yönteminden ve uçağın trim parametresinin ANFIS kullanılarak tahmininden bahsedilmiştir. Son kısımda da elde edilen sonuçlar irdelenmiştir.

2 Materyal ve metod

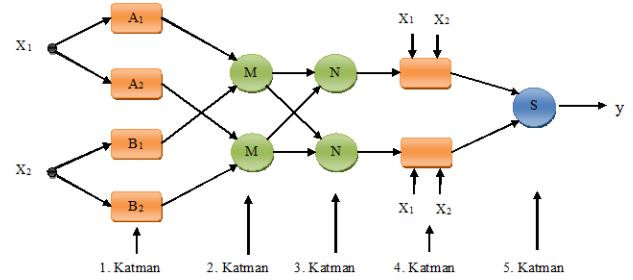
2.1 ANFIS Yöntemi

ANFIS ismi, **A**daptive **N**etwork **B**ased **F**uzzy **I**nference **S**ystem kelimelerinin baş harflerinin bir araya gelmesi ile oluşmuştur ve uyarlamalı ağ tabanlı bulanık çıkarım sistemi anlamına gelmektedir. ANFIS yapısı, 1993 yılında Jang tarafından geliştirilmiştir. ANFIS, YSA' larda bulunan paralel hesaplayabilme ve öğrenme yeteneği ile bulanık mantıktaki çıkarım özelliğini birleştirerek kullanılan melez yapay zeka yöntemidir. ANFIS' in temel yapısı, Takagi, Sugeno, Kant tipi bulanık mantık modelinin, sinirsel öğrenme performansına sahip bir ağ yapısına dayanmaktadır. Ayrıca karma sinir ağları olarak da bilinmektedir [4, 15]. ANFIS, 5 katmanlı ileri beslemeli bir yapay sinir ağ yapısına sahiptir. Bu sistem, Şekil 1' de gösterilmiştir. Bu ağ yapısı, katmanlar halinde yerleştirilmiş olan düğümlerden oluşmuştur [15, 17, 18].

Şekil 1' de yer alan ANFIS yapısının 1. katmanı, bulanıklaştırma katmanıdır. Girişe uygulanan değerleri bulanık kümelerle ayırmak için Jang' in ANFIS modelinde,

genelleştirilmiş çan tipi üyelik fonksiyonu kullanılmaktadır. Her bir düğümün çıkışı, giriş değerlerine ve kullanılan üyelik fonksiyonuna ait üyelik derecelerine bağlıdır. ANFIS yapısındaki 2. katman, kural katmanıdır. Bu katmanda bulunan her düğüm, bulanık mantık çıkarım sistemine göre oluşturulan kuralları ve kural sayısını ifade etmektedir. 3. katman ise, normalizasyon katmanıdır. 2. katman düğümlerinden gelen her bir değer, giriş değeri kabul edilip, normalleştirme işlemi yapılmaktadır. 4. katman, arındırma katmanı olarak geçmektedir ve her bir düğümde verilen bir kuralın ağırlıklandırılmış sonuç değerleri hesaplanmaktadır. ANFIS yapısının 5. katmanı, toplam katmanıdır. Bu katmanda tek bir düğüm bulunmaktadır ve 4. katmanın düğüm çıkışlarındaki tüm değerler toplanarak, ANFIS' in gerçek veri değeri elde edilmektedir [15, 18].

Bulanık çıkarım sistemlerinde birçok üyelik fonksiyonu kullanılmaktadır. Üyelik fonksiyonu, bir kümenin elemanlarının o kümeye aitlik derecesini gösteren fonksiyonlar olarak ifade edilebilir ve bu fonksiyon, "0" ile "1" arasında bir üyelik derecesine sahiptir. Üyelik fonksiyonları, gerçek değerleri bulanık değerlere veya bulanık değerleri gerçek değerlere dönüştürür. Yaygın olarak kullanılan üyelik fonksiyonları, çan şekilli (gbellmf) üyelik fonksiyonu, tam simetrik (gaussmf) üyelik fonksiyonu, üçgen (trimf) üyelik fonksiyonu, yamuk (trapmf) üyelik fonksiyonu ve sigmoidal üyelik fonksiyonu olarak sıralanmaktadır [19].



Şekil 1. ANFIS yapısının gösterimi [15].

2.2 Uçağın trim parametresinin ANFIS ile modellenmesi

Bu çalışmada ANFIS kullanılarak uçağın inişi esnasında trim değerini etkileyen parametreler için sistem modellemesi yapılmış ve bu trim değerinin tahmini gerçekleştirilmiştir. Tahmin aşamasında ANFIS yapısında farklı üyelik fonksiyonları kullanılarak, bu fonksiyonlarla gerçek trim değerine en yakın tahminin yapılması hedeflenmiştir. Modellemede, derece cinsinden flap pozisyon bilgisi (d), knots cinsinden uçağın hızı (v), feet cinsinden uçağın yüksekliği (y) ve inç cinsinden uçağın ağırlık merkezi (a), modelin giriş bilgileri olarak seçilmiştir. Bu girişlerin seçilmesindeki amaç, uçak iniş fazında, yeryüzüne yaklaştığı için, uçağa etki eden yerçekimi kuvveti ve basınç değeri artmaktadır. İrtifa azaldıkça uçuş, atmosferde hava olaylarının yaşandığı troposfer katmanında gerçekleşmeye başlar. Bu katmanda, hava akımları, rüzgar, yağış ve türbülansların etkisi artmaktadır. Bu yüzden iniş fazında, uçağın bulunduğu yüksekliğe, hava hızına ve mevcut ağırlık merkezi konumuna göre, uçuş kumanda yüzeyleri ve yatay stabilize ile verilen trim değeri önem arz etmektedir. Bu

nedenle bu çalışmada çıkış bilgisi olarak yatay stabilizenin trim (t) değeri kullanılmıştır. Böylece 4 girişe, 1 çıkışa sahip bir model oluşturulmuştur. Oluşturulan modelin gösterimi, Şekil 2’ de verilmiştir.



Şekil 2. Trim değerinin tahmini için kullanılan modellemenin blok gösterimi.

Yapılan tahmin çalışmasında, Airbus A319 uçağının kara kutusundan alınan gerçek verilerle çalışılmıştır. Alınan verilerden 839 adet veri, eğitim amaçlı olarak; 152 adet veri, test amaçlı olarak kullanılmıştır. Şekil 2’ de yer alan modellemede kullanılan ve kara kutudan alınan gerçek giriş ve çıkış verilerinin alt ve üst limitleri; flap pozisyonu [0, 40], uçağın hızı [114.87, 449.67], yükseklik [305, 38648], ağırlık merkezi [22.24, 24.16] ve trim [200, 10620] olarak verilmiştir. Bu değerler baz alınarak veri setindeki değerler [0,1] aralığında normalize edilmiştir. Bu şekilde model başarısının artırılması amaçlanmıştır.

Bu çalışmada kullanılan ANFIS yapısında literatürde en çok kullanılan ve genel olarak tahmin problemlerinde başarılı performans sergileyen Generalized Bell (Gbell), Gaussian (Gauss), Trapezoidal (Trap) ve Triangular (Tri) üyelik fonksiyonları kullanılmıştır. Her üyelik fonksiyonu için tek tek (2 2 2 2), (2 2 2 3), (2 2 3 3), (2 3 3 3), (3 3 3 3), (3 3 3 4), (3 3 4 4), (3 4 4 4) ve (4 4 4 4) kural yapıları kullanılmıştır. (2 2 2 2) ifadesi, girişler için sırası ile 2, 2, 2, 2 adet üyelik fonksiyonuna karşılık gelir ve bu, (2x2x2x2=16) adet kural yapısını ifade etmektedir. Yapılan modelleme çalışmasında, eğitilmiş amaçlı 839 adet veri ve test amaçlı olarak 152 adet veri olmak üzere toplam 991 adet veri kullanılmıştır. Bu veri sayıları dikkate alındığında kullanılacak olan kural yapısı en fazla (4, 4, 4, 4)’ dır. Bu çalışmada her bir üyelik fonksiyonuna ait modelin eğitilmesi için 5000 adımlık benzetim çalışması yapılmıştır.

Oluşturulan ANFIS modelindeki hataların hesaplanması için Denklem (1)’ de verilen ortalama karesel hata (Mean Square Error-MSE) denklemi kullanılmıştır [20]. Bu denklem, ANFIS yardımıyla oluşturulan modelin performansını ölçmek için kullanılmıştır.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{r=1}^N (y_r - y_m)^2 \quad (1)$$

Bu çalışmada N, test veri setinin sayısını göstermektedir. Burada y_r , gerçek trim değeri ve y_m ise tahmin edilen trim değeridir.

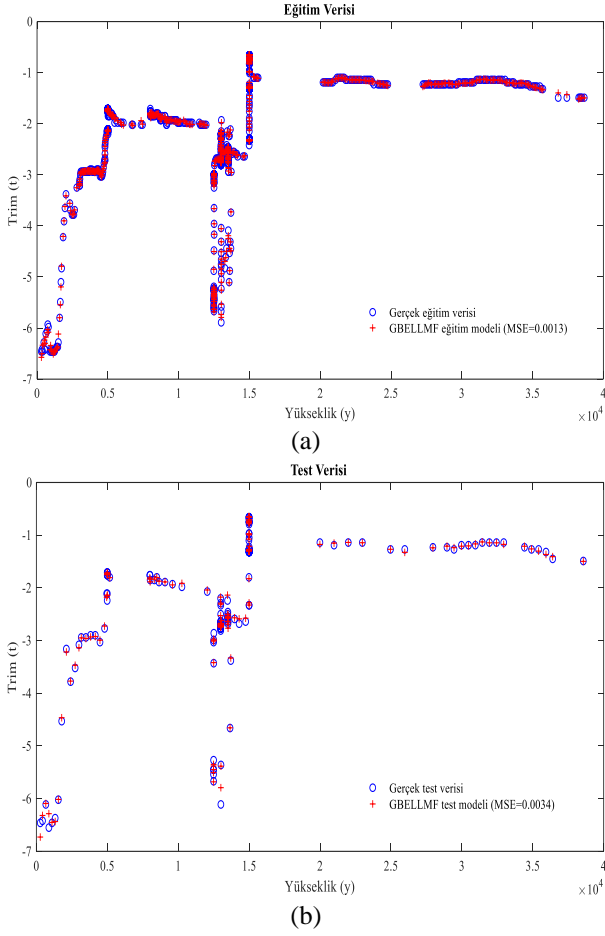
2.3 Uçağın trim parametresinin ANFIS kullanılarak tahmini

Trim değerinin tahmin edilmesi ile ilgili yapılan ANFIS modellemelerinden ilk olarak Generalized Bell (Gbell) üyelik fonksiyonu ile gerçekleştirim ele alınmıştır. Bu fonksiyonla farklı kural setleri oluşturularak eğitim ve test tahminleri yapılmıştır. Model performanslarını kıyaslamak için MSE tercih edilmiştir. Ayrıca modellerin eğitim ve test aşamasında elde edilen ortalama yüzde hata ve maksimum yüzde hata değerleri, Tablo 1’ de verilmiştir.

Bu tablo incelendiğinde en iyi MSE, 0.0013 değerine sahip modelin (4, 4, 4, 4) kural setinde olduğu görülmektedir. Bu kural setine en yakın MSE hatasına sahip (3, 4, 4, 4) kural setidir. Bu en iyi iki MSE değerleri arasında hata değerleri açısından onbinde ikilik fark vardır. Ele alınan Gbell üyelik fonksiyonuna ait her bir eğitim modeli ile elde edilen çıkış değerlerinin, gerçek veri çıkış değerleri ile karşılaştırılması, Şekil 3(a)’ da verilmiştir. Şekil 3(a) incelendiğinde, eğitim model çıkışı ile gerçek veri çıkışının birbiri ile uyumlu olduğu gözlenmektedir. Şekil 3(b)’ de ise aynı modelden elde edilen her bir test veri çıkışları ile gerçek veri çıkışlarının karşılaştırılması gösterilmektedir. Burada da test veri çıkışları ve gerçek veri çıkışları arasında uyum olduğu açıkça görülmektedir. Şekillerde giriş bilgisi olarak yükseklik alınmış olup, çıkış bilgisi olarak trim değeri alınmıştır. Şekil 3(a) ve (b)’ de ‘o’ sembolü, gerçek eğitim değerlerini gösterirken, ‘+’ sembolü, modellemeden elde edilen değerleri göstermektedir. Her bir eğitim verisi ve test verisi için elde edilen yüzde hata değerlerine ait grafikler, sırasıyla Şekil 4 (a) ve (b)’ de verilmiştir. Bu şekiller incelendiğinde, eğitim ve test yüzde hata grafiklerinde hata oranının genel olarak %5’ in altında olduğu görülmüştür. Bu hata oranları dikkate alındığında modelin başarılı bir sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 1. Gbell üyelik fonksiyonuna ait farklı model sonuçları.

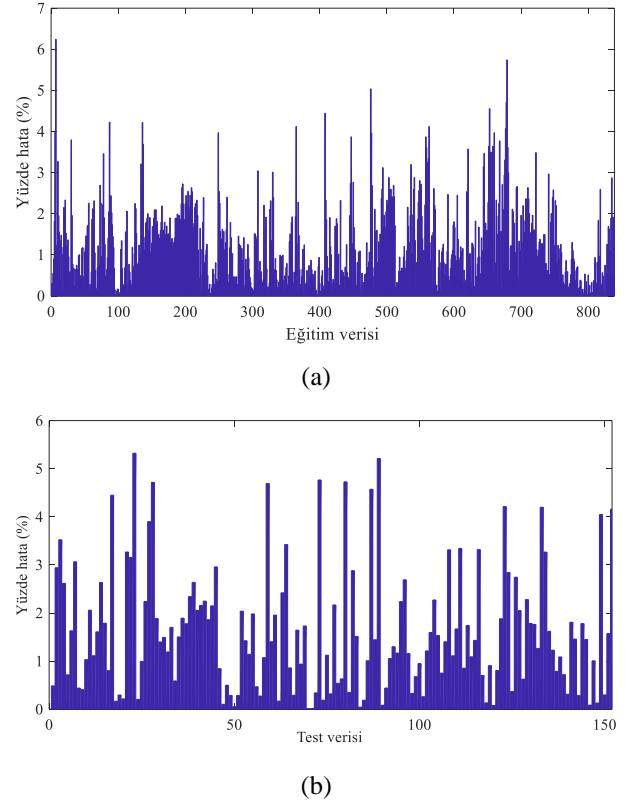
Kural Seti	Veri Seti	MSE	Ortalama % Hata	Maksimum % Hata
[2 2 2 2]	Eğitim	0.0032	1.9250	10.0624
	Test	0.0046	2.1079	7.9404
[2 2 2 3]	Eğitim	0.0032	1.8941	10.2908
	Test	0.0046	2.0641	10.2055
[2 2 3 3]	Eğitim	0.0026	1.6231	7.8927
	Test	0.0043	1.8881	10.2719
[2 3 3 3]	Eğitim	0.0019	1.5108	7.6815
	Test	0.0030	1.7509	5.2963
[3 3 3 3]	Eğitim	0.0020	1.4209	6.4101
	Test	0.0037	1.8425	10.7568
[3 3 3 4]	Eğitim	0.0018	1.2455	6.2734
	Test	0.0035	1.6486	8.9085
[3 3 4 4]	Eğitim	0.0018	1.2056	6.2469
	Test	0.0038	1.7050	8.5999
[3 4 4 4]	Eğitim	0.0015	1.1515	6.2383
	Test	0.0044	1.7199	12.6070
[4 4 4 4]	Eğitim	0.0013	1.1795	6.2438
	Test	0.0034	1.6082	5.3213



Şekil 3. (a) Gerçek eğitim verisi ile Gbell eğitim modelinin karşılaştırılması, (b) Gerçek test verisi ile Gbell test modelinin karşılaştırılması.

Trim değerinin tahmin edilmesi ile ilgili ikinci yapılan ANFIS modellemesi, Gaussian (Gauss) üyelik fonksiyonu ile gerçekleştirilmiştir. Bu modellemede de farklı kural setlerindeki ortalama hata, MSE ve maksimum yüzde hata değerleri hesaplanmıştır ve Tablo 2’ de verilmiştir.

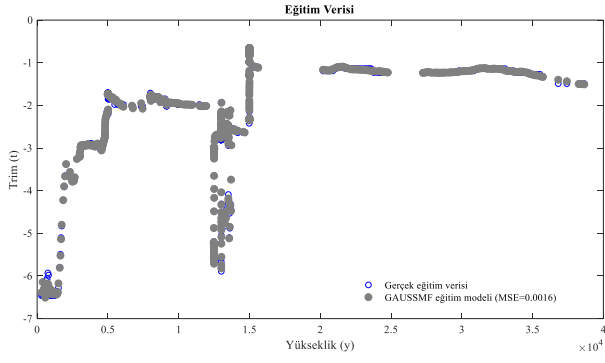
Şekil 5 (a)’ da, Gauss üyelik fonksiyonu ile yapılan modellemenin gerçek veri çıkış değerleri ve en iyi MSE değerinin elde edildiği modellemedeki çıkış değerlerinin karşılaştırılması gösterilmiştir. Test modeline ait çıkışlar ile gerçek veri çıkışlarının kıyaslaması ise Şekil 5 (b)’ de verilmiştir. Şekil 5 (a) ve (b) incelendiğinde, hem eğitim modeli grafiğinde hem de test model grafiğinde gerçek veri değerleri ile modelleme çıkış değerlerinin birbirine yakınsadığı görülmüştür. Şekil 5 (a) ve (b)’ ye bakıldığında, grafiklerdeki ‘o’ sembolü, gerçek eğitim değerlerini gösterirken, ‘•’ sembolü, modelleme sonuç değerlerini göstermektedir. Diğer üyelik fonksiyonunda olduğu gibi bu fonksiyonda da uçağın yüksekliğine göre elde edilen trim değeri, grafiksel olarak gösterilmiştir. Gauss üyelik fonksiyonuna ait eğitim modelinin ve test modelinin yüzde hata grafikleri ise sırasıyla Şekil 6 (a) ve (b)’ de verilmiştir. Şekil 6 (a) ve (b)’ de eğitim ve test için yüzde hata grafikleri incelendiğinde her iki model için yüzde hata değerinin %5-6 civarında olduğu görülmüştür.



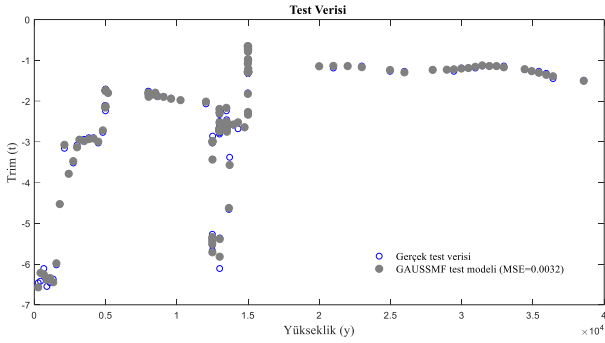
Şekil 4. (a) Gbell eğitim modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi, (b) Gbell test modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi.

Tablo 2. Gauss üyelik fonksiyonuna ait farklı model sonuçları.

Kural Seti	Veri Seti	MSE	Ortalama % Hata	Maksimum % Hata
[2 2 2 2]	Eğitim	0.0039	2.1533	9.6712
	Test	0.0060	2.2507	8.9786
[2 2 2 3]	Eğitim	0.0033	1.7643	9.8695
	Test	0.0057	1.9114	7.8494
[2 2 3 3]	Eğitim	0.0030	1.5708	9.4523
	Test	0.0053	1.8158	6.8726
[2 3 3 3]	Eğitim	0.0027	1.4762	8.3680
	Test	0.0050	1.7422	7.0415
[3 3 3 3]	Eğitim	0.0025	1.4980	9.5262
	Test	0.0040	1.8605	27.6284
[3 3 3 4]	Eğitim	0.0020	1.4675	8.0240
	Test	0.0033	1.7804	5.4699
[3 3 4 4]	Eğitim	0.0017	1.2209	6.2385
	Test	0.0032	1.5690	5.0152
[3 4 4 4]	Eğitim	0.0016	1.1648	6.1519
	Test	0.0032	1.5762	5.8791
[4 4 4 4]	Eğitim	0.0018	1.1806	6.1539
	Test	0.0036	1.6410	14.3645



(a)



(b)

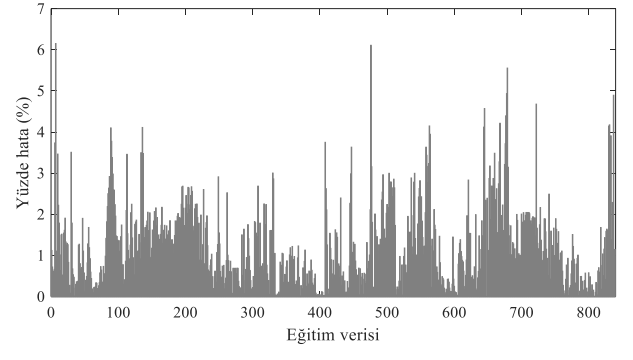
Şekil 5. (a) Gerçek eğitim verisi ile Gauss eğitim modelinin karşılaştırılması, (b) Gerçek test verisi ile Gauss test modelinin karşılaştırılması.

Modellemede kullanılan üçüncü üyelik fonksiyonu, Triangular (Tri) üyelik fonksiyonudur. Bu fonksiyon kullanılarak, farklı kural setleri ile tahminler yapılmış olup, elde edilen sonuçlar, **Tablo 3**' de verilmiştir.

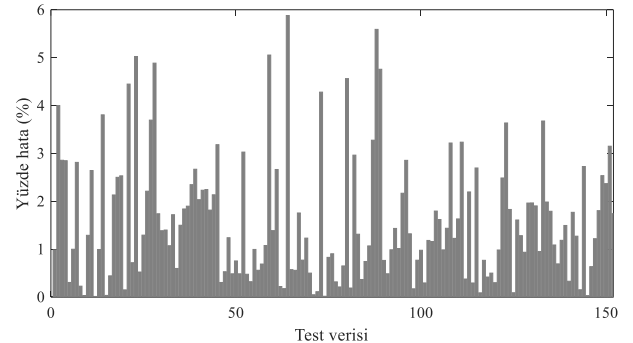
Tri üyelik fonksiyonu ile oluşturulan her bir test ve eğitim modeline ait modelleme çıkış değerleri ile gerçek veri çıkış değerlerinin karşılaştırması, **Şekil 7 (a)** ve **(b)**' de gösterilmiştir. Şekillerde eğitim değerleri 'o' sembolü ile model değerleri ise '*' sembolü ile gösterilmektedir. Bu grafikler incelendiğinde, hem eğitim hem test modellerine ait çıkışlar ile gerçek veri çıkışları birbirine yakınlık göstermektedir. Tri üyelik fonksiyonuna ait her bir eğitim ve test modelinin yüzde hata değerleri ise **Şekil 8 (a)** ve **Şekil 8 (b)**' de verilmiştir. Bu grafikler incelendiğinde, her iki model grubu için yüzde hata değerinin %8 civarında olduğu gözlenmiştir.

Trim değerinin tahmini ile ilgili olarak yapılan modellemelerden sonucusu Trapezoidal (Trap) üyelik fonksiyonu ile gerçekleştirilmiştir. Bu gerçekleştirimde de 9 farklı kural seti kullanılarak modellemeler yapılmış olup, eğitim ve test sonuçları için ortalama hata, MSE ve maksimum hata değerleri hesaplanmıştır ve **Tablo 4**' de sunulmuştur.

Trap üyelik fonksiyonu ile elde edilen eğitim ve test modellerine ait modelleme çıkış değerleri ile gerçek veri çıkış değerlerinin karşılaştırıldığı grafikler, **Şekil 9 (a)** ve **Şekil 9 (b)**' de verilmiştir.



(a)

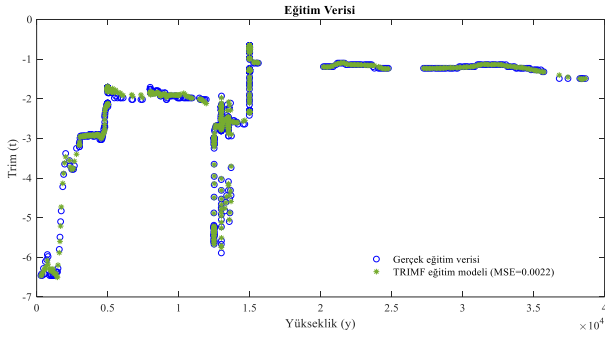


(b)

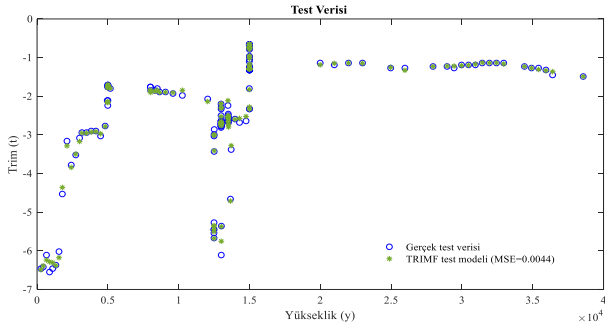
Şekil 6. (a) Gauss eğitim modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi, (b) Gauss test modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi.

Tablo 3. Tri üyelik fonksiyonuna ait farklı model sonuçları.

Kural Seti	Veri Seti	MSE	Ortalama % Hata	Maksimum % Hata
[2 2 2 2]	Eğitim	0.0063	2.2569	36.6352
	Test	0.0089	2.3714	17.1151
[2 2 2 3]	Eğitim	0.0041	1.7385	26.7960
	Test	0.0057	1.9722	11.7996
[2 2 3 3]	Eğitim	0.0040	1.7730	25.3359
	Test	0.0062	1.9993	12.4618
[2 3 3 3]	Eğitim	0.0034	1.5698	22.7935
	Test	0.0047	1.9095	9.0758
[3 3 3 3]	Eğitim	0.0030	1.5313	14.7528
	Test	0.0043	1.8655	6.7524
[3 3 3 4]	Eğitim	0.0028	1.5306	13.0190
	Test	0.0041	1.8641	6.6208
[3 3 4 4]	Eğitim	0.0029	1.5156	15.7705
	Test	0.0047	1.9550	11.2660
[3 4 4 4]	Eğitim	0.0022	1.4071	8.4690
	Test	0.0044	1.8613	9.9593
[4 4 4 4]	Eğitim	0.0024	1.4442	11.819
	Test	0.0055	1.8821	8.2894



(a)



(b)

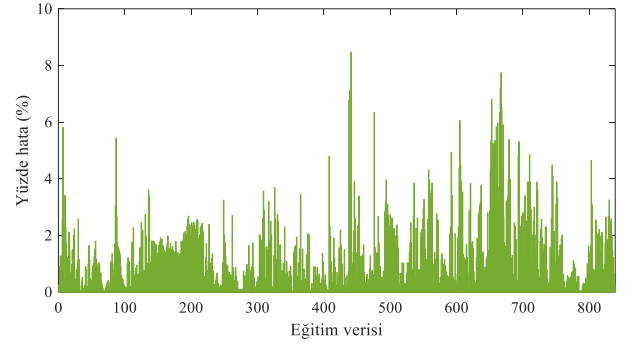
Şekil 7. (a) Gerçek eğitim verisi ile Tri eğitim modelinin karşılaştırılması, (b) Gerçek test verisi ile Tri test modelinin karşılaştırılması.

Şekillerde 'x' sembolü ile modelleme çıkış değerleri, 'o' sembolü ile kullanılan gerçek değerleri gösterilmiştir. Her iki şekilde de yüksekliğe karşılık trim değeri çizdirilmiştir. Hem eğitim modelinin hem de test modelinin yüzde hata değerleri, grafiksel olarak Şekil 10 (a) ve (b)'de gösterilmiştir. Şekile göre, Trap üyelik fonksiyonu modellemesinde eğitim ve test verileri için yüzde hata oranı %7-8 civarında elde edilmiştir.

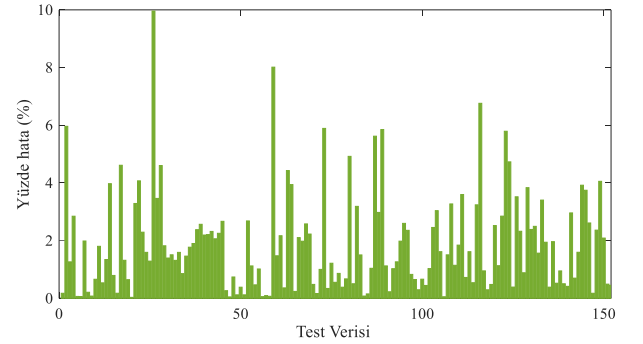
Bulanık mantığa dayalı olarak yapılan, farklı üyelik fonksiyonları ile gerçekleştirilen çalışmalar arasında en iyi performansa ait sonuçlar, Tablo 5' de sunulmuştur. Bu tabloda Gbell, Gauss, Tri ve Trap üyelik fonksiyonları kullanılarak oluşturulan modellemeler içerisinde en iyi olanlar bir araya getirilmiştir. Tablo 5 incelendiğinde, 0.0013 MSE değeri ile en iyi performansı (4, 4, 4, 4) kural seti ile Gbell üyelik fonksiyonunun sergilediği görülmüştür. 0.0016 MSE değeri ile Gauss üyelik fonksiyonunun (3, 4, 4, 4) kural setiyle gerçekleştirilen modellemesi ikinci en iyi model olarak Gbell' i takip etmiştir. Tri üyelik fonksiyonu (3, 4, 4, 4) modeli ve Trap üyelik fonksiyonu (3, 3, 4, 4) modeli, sırasıyla 0.0022 ve 0.0026 MSE değeri ile Gbell ve Gauss' un gerisinde kalmıştır.

3 Sonuçlar ve tartışma

Bu çalışmada, uçağın iniş fazında uçuş kontrol parametrelerinden flap pozisyonunun, uçağın hızının, yüksekliğinin ve ağırlık merkezinin trime etkisi ve bu trim değerinin ANFIS kullanılarak tahmini üzerinde durulmuştur.



(a)

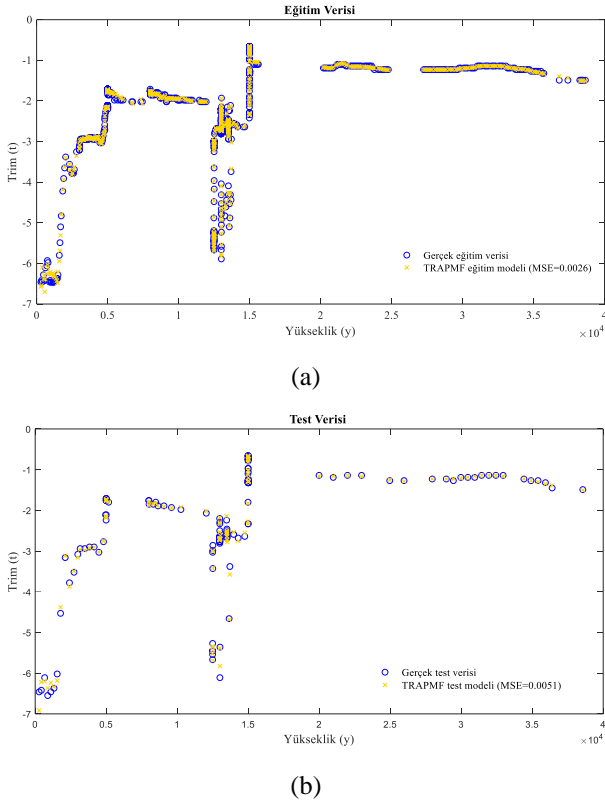


(b)

Şekil 8. (a) Tri eğitim modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi, (b) Tri test modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi.

Tablo 4. Trap üyelik fonksiyonuna ait farklı model sonuçları.

Kural Seti	Veri Seti	MSE	Ortalama % Hata	Maksimum % Hata
[2 2 2 2]	Eğitim	0.0053	1.8263	24.0558
	Test	0.0073	2.0095	10.6113
[2 2 2 3]	Eğitim	0.0047	1.6973	24.3093
	Test	0.0070	2.1304	22.3611
[2 2 3 3]	Eğitim	0.0037	1.6396	18.1481
	Test	0.0060	1.9643	8.8612
[2 3 3 3]	Eğitim	0.0031	1.5118	16.7117
	Test	0.0059	1.8963	14.2897
[3 3 3 3]	Eğitim	0.0030	1.4916	12.7817
	Test	0.0050	1.8638	11.4294
[3 3 3 4]	Eğitim	0.0032	1.6791	8.1549
	Test	0.0055	1.9086	8.5487
[3 3 4 4]	Eğitim	0.0026	1.4660	7.5581
	Test	0.0051	1.7477	7.0757
[3 4 4 4]	Eğitim	0.0037	1.4327	22.2041
	Test	0.0063	1.8224	9.4307
[4 4 4 4]	Eğitim	0.0031	1.4130	7.9812
	Test	0.0055	1.7729	9.2354



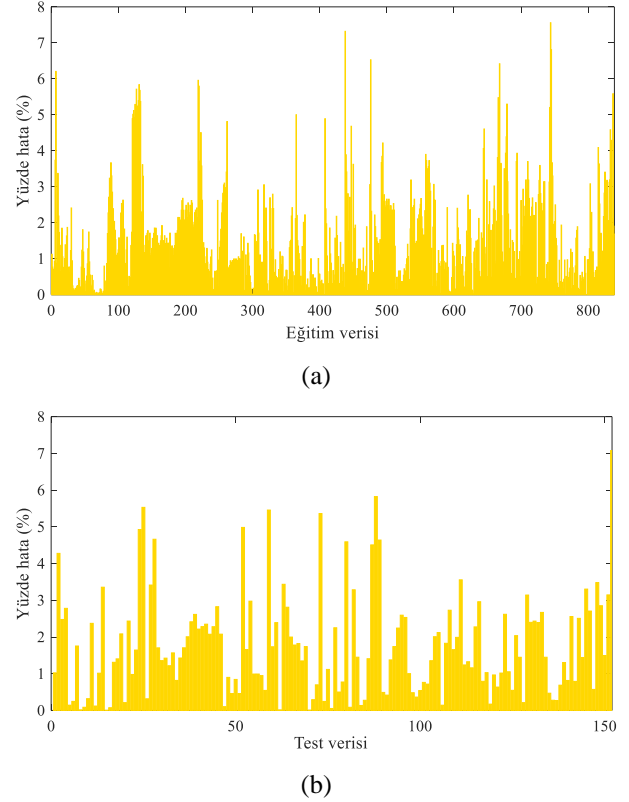
Şekil 9. (a) Gerçek eğitim verisi ile Trap eğitim modelinin karşılaştırılması, (b) Gerçek test verisi ile Trap test modelinin karşılaştırılması.

ANFIS ile oluşturulan eğitim ve test modellemelerinde, Airbus A319 uçağına ait kara kutudan elde edilen gerçek veri setleri kullanılmıştır. Bunun için 839 adet eğitim, 152 adet test verisi olmak üzere toplam 991 adet veri seti ile çalışılmıştır.

Bu çalışmada, ANFIS’ de 4 farklı üyelik fonksiyonu ve 9 farklı kural seti kullanılarak trim değerinin tahmin edilmesi için modellemeler yapılmıştır. Modellemede tercih edilen üyelik fonksiyonları Gbell, Gauss, Tri ve Trap olup, bunlar literatürde en çok kullanılan üyelik fonksiyonlarıdır.

Yapılan modellemelerde her bir üyelik fonksiyondan elde edilen sonuçlar, [Tablo 1](#), [2](#), [3](#) ve [4](#)’ de verilmiştir. En iyi

performansı, 0.0013 MSE değerine sahip olan Gbell üyelik fonksiyonu sergilemiştir. Gbell üyelik fonksiyonuna ait modelleme sonuçlarının yer aldığı [Tablo 1](#) incelendiğinde en iyi sonuç, (4, 4, 4, 4) kural setinde elde edilmiş olup, eğitim modelinde ortalama yüzde hata ve maksimum yüzde hata değerleri sırasıyla 1.1795 ve 6.2438 olarak hesaplanmıştır. Test modelinde ortalama yüzde hata değeri, 1.6082, maksimum yüzde hata değeri ise 5.3213 iken MSE değerinin 0.0034 olduğu görülmüştür.



Şekil 10. (a) Trap eğitim modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi, (b) Trap test modeli yüzde hata değerinin grafiksel gösterimi.

Tablo 5. Farklı üyelik fonksiyonlarına ait en iyi model performanslarının gösterimi.

Üyelik Fonksiyonu	Kural Seti	Veri Seti	MSE	Minimum % Hata	Ortalama % Hata	Maksimum % Hata
GBELL	[4 4 4 4]	Eğitim	0.0013	1.1954e-04	1.1795	6.2438
		Test	0.0034	1.2367e-02	1.6082	5.3213
GAUSS	[3 4 4 4]	Eğitim	0.0016	3.4061e-04	1.1648	6.1519
		Test	0.0032	1.1398e-02	1.5762	5.8791
TRI	[3 4 4 4]	Eğitim	0.0022	4.2002e-04	1.4071	8.4690
		Test	0.0044	3.4340e-02	1.8613	9.9593
TRAP	[3 3 4 4]	Eğitim	0.0026	1.9192e-03	1.4660	7.5581
		Test	0.0051	3.0846e-03	1.7477	7.0757

Modellemede Gbell üyelik fonksiyonundan sonra en iyi performansı Gauss üyelik fonksiyonu sergilemiştir. **Tablo 2'** de görüldüğü üzere Gauss üyelik fonksiyonuna ait performans kıyaslamasında en iyi MSE değeri 0.0016 ile (3, 4, 4, 4) kural setinde elde edilmiştir. Tabloya göre ortalama yüzde hata değeri, 1.1648 iken, maksimum yüzde hata değerinin, 6.1519 olduğu görülmüştür. Ayrıca test modeli için bu değerler incelendiğinde, ortalama yüzde hatanın değeri, 1.5762, maksimum yüzde hatanın değeri, 5.8791 ve MSE' nin 0.0032 olduğu görülmüştür.

Tri üyelik fonksiyonu, modellemede en iyi üçüncü performansı veren üyelik fonksiyonudur. Gbell ve Gauss üyelik fonksiyonlarıyla olduğu gibi bu fonksiyonla da 9 farklı kural seti kullanılarak, trim değerinin tahmini gerçekleştirilmeye çalışılmıştır ve elde edilen sonuçlar, **Tablo 3'** de sunulmuştur. Tablo incelendiğinde Tri üyelik fonksiyonu ile oluşturulan en iyi modelleme sonuçlarının (3, 4, 4, 4) kural seti ile elde edildiği görülmüştür. (3, 4, 4, 4) modeli için en iyi eğitim modelinin MSE değeri, 0.0022 iken, test modeli için MSE değeri, 0.0044' dür. Tri üyelik fonksiyonunun en iyi eğitim modeli için ortalama yüzde hata değeri, 1.4071 ve maksimum yüzde hata değeri, 8.4690 olarak hesaplanmıştır. Ayrıca test modeli için ortalama yüzde hata değeri, 1.8613 ve maksimum yüzde hata değeri, 9.9593 şeklinde elde edilmiştir.

4 farklı üyelik fonksiyonu ile gerçekleştirilen trim değerinin tahmininde en kötü performansı, Trap üyelik fonksiyonu gerçekleştirmiştir. Bu gerçekleştirmeden elde edilen eğitim ve test sonuçları **Tablo 4'** de verilmiştir. Bu üyelik fonksiyonu için (3, 3, 4, 4) kural setine sahip modelin en iyi sonucu verdiği görülmüştür. Tabloya göre eğitim modelinin MSE değeri, 0.0026 iken, test modeline ait MSE değerinin, 0.0051 olduğu görülmüştür. Yapılan modellemede eğitim modelinin ortalama yüzde hata değeri, 1.4660 ve maksimum yüzde hata değeri, 7.5581 olarak hesaplanmıştır. Test modelinde ise ortalama ve maksimum yüzde hata değerleri, sırasıyla 1.7477 ve 7.0757 olarak verilmiştir.

Ayrıca bu çalışmada yapılan modellemelerde her bir üyelik fonksiyondan elde edilen en başarılı sonuçlar derlenmiş ve **Tablo 5'** de sunulmuştur. Tüm gerçekleştirilen modelleme çalışmasında MSE değerinin yanı sıra çalışma performansını değerlendirmek için ortalama ve maksimum yüzde hata değerleri de incelenmiştir. Kullanılan 4 farklı üyelik fonksiyonunun MSE değeri kıyaslamasında en iyi MSE değerini Gbell sergilerken, ortalama yüzde hata bakımından en iyi değeri Gauss' un sergilediği gözlenmiştir. Gbell eğitim ve test modellerine ait ortalama yüzde hata değerleri, sırasıyla 1.1795 ve 1.6082 olarak verilmiştir. Gauss için ise eğitim modeli ortalama yüzde hata değerinin 1.1648, test modeli ortalama yüzde hata değerinin 1.5762 olduğu gözlenmiştir.

Yapılan bu çalışmada, uçağa ait gerçek veri değerleri ile farklı üyelik fonksiyonlarına sahip modellerin sonuç değerlerinin arasında kabul edilebilir hatalar bulunmaktadır. Bu çalışmada üyelik fonksiyonlarının yanı sıra ANFIS modeline ilişkin kural sayıları da değiştirilerek hata değerinin küçültülmesi hedeflenmiştir. Bununla birlikte

ANFIS modellerinin giriş veri sayısının artırılması veya ANFIS dışında başka yapay zeka modelleri kullanılabilir. Bu şekilde, uçakların daha güvenli ve konforlu uçuşu için farklı tahmin modelleri oluşturulabilir.

Çıkar çatışması

Yazarlar çıkar çatışması olmadığını beyan etmektedir.

Benzerlik oranı (iThenticate): %6

Kaynaklar

- [1] M. Güngör, Cumhuriyetin Kuruluşundan Bugüne Yerli Uçak Üretimi ve Havayolu Taşımacılığı. Yüksek Lisans Tezi. İstanbul Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul, 2019.
- [2] TTS, Module 13 – Aircraft Aerodynamics, Structures and Systems for EASA Part 66, TTS- Total Training Support Ltd, United Kingdom, 2016.
- [3] ICAT, Module 13- Aircraft Aerodynamics, Structures & Systems, International Centre for Aerospace Training, United Kingdom, 2014.
- [4] M. Konar and A. Bağış, Uçuş kontrol sistemi hız ve yakıt parametrelerinin ANFIS ve yapay sinir ağları kullanılarak eşzamanlı hesaplanması. IEEE 24. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU'2016), 1389-1392, 2016.
- [5] E. Lakovic and D. Lotinac, Aircraft landing control using fuzzy logic and neural networks. Sweden: IRCSE, Mälardalen University, 2010.
- [6] K. Terrell and S. Zein-Sabatto, Intelligent reconfigurable control system for aircraft flight control. IEEE SoutheastCon, pp. 1-7, 2017.
- [7] D. M. Liu, G. Naadimuthu and E. S. Lee, Trajectory tracking in aircraft landing operations management using the adaptive neural fuzzy inference system. Computers & Mathematics with Applications, 56(5), Sep., 1322-1327, 2008. <https://doi.org/10.1016/j.camwa.2007.11.052>
- [8] İ. Türkmen and Y. Korkmaz, Uçaklardaki hava veri bilgisayarında basınç irtifasının bulanık mantık sistemine dayalı uyarlanabilir ağ ile hesaplanması. IEEE 19th Signal Processing and Communications Applications Conference (SIU'2011), pp. 1141-1144. 2011. <https://doi.org/10.1109/SIU.2011.5929857>
- [9] A. K. Singh and R. Dahiya, Dynamic modeling and control of aircraft surfaces using hybrid intelligent controllers. IOSR Journal of Electrical and Electronics Engineering, 12,(6), 21-40, 2017. <https://doi.org/10.9790/1676-1206012140>
- [10] A. Al-Mahadin and F. Bouslama, Neuro-fuzzy techniques for the identification of aircraft wake vortex encounters. Advances in Science and Engineering Technology International Conferences -ASET, pp. 1-6, 2018. <https://doi.org/10.1109/ICASET.2018.8376808>
- [11] M. N. Raheema and A. S. Abdullah, Design of prediction system for aircraft's position based on inverse control technique using adaptive neuro-fuzzy interference system (ANFIS). Journal of University of

- Babylon, Pure and Applied Sciences, 27(1), 238-247, 2019.<https://doi.org/10.29196/jubpas.v27i1.2117>
- [12] L. Yingjie and W. Baoshu, Study on the control course of ANFIS based aircraft auto-landing. Journal of Systems Engineering and Electronics, 16(3), 583-587, 2005.
- [13] A. G. Roy and N. K. Peyada, Aircraft aerodynamic parameter estimation using ANFIS-PSO method. International Conference on Theoretical, Applied, Computational and Experimental Mechanics (ICTACEM), 2014.
- [14] A. Kumar, and A. K. Ghosh, ANFIS-Delta method for aerodynamic parameter estimation using flight data. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part G: Journal of Aerospace Engineering, 233(8), 3016-3032, 2019. <https://doi.org/10.1177/2F0954410018791621>
- [15] M. Konar and A. Bağış, Uçuş kontrol sistemi hız parametresinin adaptif ağ yapılı bulanık sonuç çıkarım sistemi kullanılarak belirlenmesi. IEEE 17. Sinyal İşleme ve İletişim Uygulamaları Kurultayı (SIU'2009), Antalya, Türkiye, sayfa.993-996, 2009.
- [16] C. M. Ezhilarasu and I. K. Jennions, A system-level failure propagation detectability using ANFIS for an aircraft electrical power system. Applied Sciences, 10(8), 1-22, 2020.<https://doi.org/10.3390/app10082854>
- [17] A. Bagis and M. Konar, ABC and DE algorithms based fuzzy modeling of flight data for speed and fuel computation. International Journal of Computational Intelligence Systems, 11(1), .790-802, 2018. <https://dx.doi.org/10.2991/ijcis.11.1.60>
- [18] J. S. R. Jang, ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System. Transactions on Systems Man and Cybernetics, 23(3), 665-685, 1993.<https://doi.org/10.1109/21.256541>
- [19] O. Doğan, Uyarlamalı sinirsel bulanık çıkarım sisteminin (ANFIS) talep tahmini için kullanımı ve bir uygulama. Dokuz Eylül Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 31(1), 257-288, 2016. <https://doi.org/10.24988/deuiibf.2016311513>
- [20] E. L. Lehmann, and G. Casella, Theory of point estimation. New York: Springer, 1998.<https://doi.org/10.1007/b98854>

