

Araştırma Makalesi

## Yapay Sinir Ağları ve Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi ile Hava Tahmini

Turgut DOĞAN 

Gönderim: 01.11.2023

Kabul: 11.05.2024

Trakya Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Edirne, Türkiye;  
turgutdogan@trakya.edu.tr

**Özet:** Teknolojideki gelişmeler Yapay zekânın birçok araştırma alanında kullanımını arttırmaktadır. Yapay zekâ ve makine öğrenmesi tabanlı araçların tahmin işlevindeki başarısı, araştırmacıları, bu araçları daha yaygın bir biçimde kullanma konusunda cezbetmektedir. Hava tahmini de bahsi geçen araştırma alanlarından biridir. Bu çalışmada belirli bir zaman dilimindeki İzmir'e ait günlük hava verilerinden yola çıkılarak hava tahmini gerçekleştirilmiştir. Tahmin için hem Yapay Sinir Ağları (YSA) hem de Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS) modelleri kullanılmıştır. Çalışmada maksimum sıcaklık minimum sıcaklık, çiy noktası, yağış miktarı, deniz seviyesindeki basınç, görüş mesafesi, rüzgar hızı, maksimum rüzgar hızı, standart basınç değerlerini içeren toplam 9 girdiye karşılık tek çıktı olan ortalama sıcaklık değeri tahmin edilmiştir. İki modelin test performansı hata karelerinin ortalaması (HKO) ve hata karelerinin ortalamasının karekökü (HKOK) cinsinden elde edilmiş ve birbiriyle karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar hava tahmini işlevinde ANFIS'in YSA'ya göre daha üstün performansa sahip olduğunu göstermiştir.

**Anahtar Kelimeler:** ANFIS; yapay sinir ağları; bulanık mantık; hava tahmini

## Weather Forecast with Artificial Neural Networks and Adaptive Neural Fuzzy Inference System

**Abstract:** Technological developments increase the use of artificial intelligence in many research areas. The success of artificial intelligence and machine learning-based tools in predictive function is attracting researchers to preferring these tools more widely. The weather forecasting is also one of the important above-mentioned research areas. In this study, a weather forecast was done based on the daily weather data of İzmir in a certain time. Artificial Neural Networks (ANN) and Adaptive Neural Fuzzy Inference System (ANFIS) models were used for prediction. In the study, the average temperature value, which is the only output, was estimated against a total of 9 inputs including maximum temperature, minimum temperature, dew point, amount of precipitation, sea-level pressure, visibility distance, wind speed, maximum wind speed and standard pressure values. The test performance of the two models was obtained in terms of the mean squared errors (HKO) and the square root of the mean squared errors (HKOK) and compared with each other. The obtained results showed that ANFIS has superior performance in weather forecasting function than ANN.

**Keywords:** ANFIS; Artificial neural networks; fuzzy logic; weather forecast

## 1. Giriş

Hava tahmini, atmosfer gözlemlerini, bilgisayar modellerinin farklı kombinasyonlarını ve tahmin üretebilme yeteneğini kullanarak sıcaklığın saptanması biçiminde tanımlanabilir [1]. Hava tahminleri meteoroloji kuruluşları vasıtasıyla toplanan veriler üzerinden ve başka ülkelerin hava tahmini yapan kuruluşlarından elde edilen veriler ışığında gerçekleştirilir. Hava tahminlerinde fizik kuralları ile yıllar boyu elde edilen tecrübelerden de faydalanılır. Bu tahminler yapılırken bir önceki yılın aynı dönemine veya gününe ait en yüksek ve en düşük sıcaklıklar, rüzgar, basınç gibi birçok faktörden yararlanır.

Bilgisayar teknolojilerindeki gelişmeler sayesinde tahmin işlevi için modeller oluşturulabilmekte ve bu modeller bir takım girdiler ve çıktılar öğretilerek eğitilebilmekte ve yeni verilerle tahmin kabiliyetleri test edilebilmektedir. Yapay sinir ağları (YSA) da bu modellerden biridir [2]. Yapay sinir ağları, insan biyolojisine ait sinir sisteminin çalışma biçimini daha basitleştirilmiş bir biçimde simule etmek için tasarlanmış ağ modelleridir [3]. Yapay sinir ağlarının en önemli özelliği belleğe alma ve girdi verileri arasındaki ilişkileri ortaya çıkarma kapasitelerine sahip olmasıdır [4]. Öğrenme ve tahmin işlevi için, eğitim aşamasında verilen örnekler ile kurulan YSA eğitilir ve test aşamasında ise girdi olarak verilen farklı verilerle tahmin yeteneği test edilir [5-7].

Tahmin yeteneği olan bir diğer model ise Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (Adaptive Neuro Fuzzy Inference System-ANFIS)'dir. ANFIS, yapay Sinir Ağları ve Bulanık Mantık metotlarının beraber kullanılabilirdiği bir yapıya sahiptir [8]. Bu modelde eğitim ve test verileri ayrı ayrı yüklenmekte ve kullanıcının girdiği üyelik fonksiyonu tipi ve sayısı gibi farklı parametrelere ve seçeneklere göre çeşitli sayıda bulanık kurala sahip modeller oluşturulabilmektedir. Oluşturulan model eğitim seti ile eğitilebilmekte ve test seti ile tahmin kabiliyeti test edilebilmektedir [9-11].

Yapay sinir ağları ve bu ağların bulanık mantık tekniklerinin kombinasyonundan oluşan ANFIS tabanlı modellerin tahmin konusundaki kabiliyetleri; bilimsel araştırmacıları, söz konusu araçları zorlu ve çeşitli tahmin işlevlerinde yaygın olarak kullanma konusunda teşvik etmektedir. Makine öğrenmesi ve Yapay Zekâ gibi popüler araştırma disiplinlerindeki bilimsel araştırmalarda da yaygın bir biçimde tercih diliyor olması, ANFIS ve YSA tabanlı modellerin sadece tahmin işlevi için değil aynı zamanda diğer çözüm aranan birçok bilimsel problem için de kilit rol üstlendiklerini göstermektedir. Bu bağlamda gerçekleştirilen tahmin çalışmalarından biri de Ok ve diğerlerinin ANFIS ile İMKB 100 endeksi tahmini gerçekleştirdiği çalışmadır. Araştırmacılar, bahsi geçen çalışmada mümkün olduğu kadar az girdi ve model karmaşıklığı ile mümkün olan en iyi tahmin sonuçlarının elde etmeye çalışmış ve İMKB 100 endeksinin kısa dönemlik süreler için tahmin edilebilir olduğunu ifade etmişlerdir [12].

Tahmin işlevindeki başarısı bulanık sinirsel teknikleri bünyesinde barındıran ANFIS modelini tez çalışmalarına da dahil etmiş ve bu kapsamda rüzgar hızının ANFIS ve çeşitli girdilerle tahmin edilmesine odaklı yüksek lisans tezi Öğüt tarafından gerçekleştirilmiştir [13]. Çalışmada rüzgâr-hızı, yön ve sıcaklık gibi girdiler ile iki farklı model eğitilerek 48 saatlik zaman dilimi için rüzgar hızları tahmin edilmiş ve tahmin hataları ortalama mutlak hata yüzde hatası (MAPE) ve kuadratik hata (HKOK) hata kriterlerine göre değerlendirilmiştir.

Tıbbi veriler kullanılarak gerçekleştirilen bir başka çalışmada ANFIS ile kanser hastalığı için risk analizi gerçekleştirilmiştir [14]. Çalışmada üç tip kanser hastalığı için (kolon, akciğer, meme kanseri) ANFIS'in de içerisinde olduğu toplam üç farklı bulanık sinir ağları tabanlı model ile kanser riskinin analizinin gerçekleştirilebilir olduğu vurgulanmıştır.

Hava tahmini ile hidrolojinin önemli parametrelerinden biri olan buharlaşma tahmini, bir başka akademik çalışmada Gümüş ve arkadaşları tarafından YSA, ANFIS ve Gen Ekspresyon Programlama (GEP) yöntemleri ile gerçekleştirilmiştir [15]. Çalışmada basınç, sıcaklık ve rüzgar hızı gibi 6 farklı girdi verilerek eğitilen modeller içerisinde ANFIS'in diğer yöntemlere nazaran daha iyi tahmin sonuçlarına sahip olduğu belirtilmiştir. İklim değişiklikleri ve küresel ısınmaya sebep olduğu belirtilen en önemli unsurlardan biri olan karbondioksit salınımının ANFIS ile tahmin edildiği bir başka çalışmada, Sel ve Tekgün 2021, 2022 ve 2023 yılları için Türkiye karbon salınımının yüksek oranda başarıyla ( $R^2=0,99$ ) tahmin edildiğini belirtmişlerdir [16].

ANFIS'in yapı analizi amacıyla kullanıldığı bir başka çalışmada Saltan ve Alaefary yol üst yapıların dayanaklıklarını başka bir deyişle kalan ömürlerini tahmin etmeye çalışmışlardır [17]. Tabaka kalınlığı ve sayısı gibi 4 farklı girdi ile eğitilen modelden test aşamasında elde edilen sonuçlar; gerçekleşen ile tahmin edilen kalan ömürler arasında yüksek bir ilişki (0,909) olduğunu göstermiştir. Yine inşaat mühendisliği ile yakından ilgili girdilerin kullanıldığı bir başka çalışmada pirinç kabuğu ikame edilmiş çimento hamurları için priz sürelerini belirlemek için ANFIS kullanılmıştır [18]. Çalışmada üçgen ve gauss üyelik fonksiyonlarının tercih edildiği modellerle gerçeğine yakın tahminlerde bulunabildiği vurgulanmıştır.

Hava tahmininde önemli bir yeri olan çiğ noktası sıcaklığı, YSA'ların kullanıldığı yakın zamanda gerçekleştirilmiş bilimsel bir araştırma çalışmasında Can ve Şahin tarafından tahmin edilmeye çalışılmıştır [19]. Özellikle tarım uygulamaları için son derece önemli olan söz konusu parametrenin uygun girdilerle eğitilen ve kurulan YSA modelleri ile başarılı bir biçimde kabul edilebilir hata değerleriyle tahmin edilebilir olduğu ifade edilmiştir. Güncel bir diğer çalışmada ise, İnan, ANFIS, YSA ve Gauss Süreç Regresyonunu (GSR) gemilerin sefer esnasındaki performanslarını modellemek için kullanmış olup, YSA metodunun yakıt harcaması ve seyir süreleri konusunda daha yüksek başarıya sahip sonuçlar ürettiğini göstermiştir [20].

Bu çalışmada İzmir'e ait 4 yıllık hava tahmini verileri kullanılarak hem Yapay sinir ağları hem de ANFIS ile ortalama sıcaklık değerlerini tahmin edebilme yetisine sahip 2 ayrı model geliştirilmiş ve her iki modelin tahmin yeteneği çeşitli hata kriterlerine göre karşılaştırılmıştır. Bu amaçla, bu bölümde literatürde yer alan konu ile alakalı çalışmalar özetlenmiş olup ikinci bölümde ise kullanılan yöntem ve tahmin işlevi için kurulan modeller ayrıntılarıyla ifade edilmiştir. Kurulan modellerden elde edilen bulgular, karşılaştırmalı olarak üçüncü bölümde sunulmuş olup, son olarak dördüncü bölümde ise elde edilen bulguların genel bir bakış açısıyla yorumlanması gerçekleştirilmiştir.

## **2. Materyal ve Metod**

### **2.1. Veri Seti**

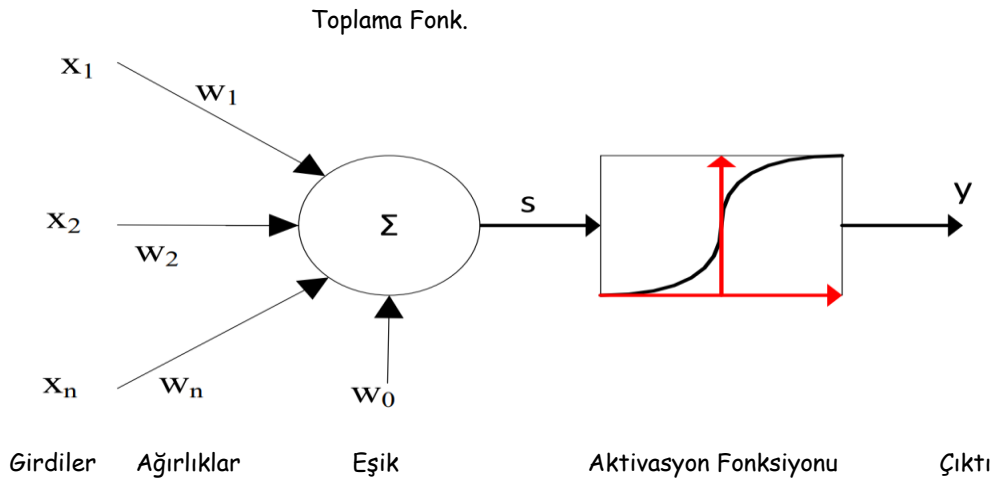
Çalışmada kullanılan veriler İzmir'e ait 1 Ocak 1997 ile 31 Aralık 2000 tarih aralığındaki günlük bazdaki 4 yıllık bir zaman dilimini kapsayan hava durumu verileridir [21]. Veri setinde her biri 10 öznitelikten oluşan 1461 adet örnek mevcuttur. Her bir örnek için öznitelikler sırasıyla, maksimum sıcaklık, minimum sıcaklık, çiğ noktası, yağış miktarı, deniz seviyesindeki basınç, görüş mesafesi, rüzgar hızı, maksimum rüzgar hızı, standart basınç değerleri ve bu girdilere göre değişen değerler alan ortalama sıcaklık değeridir. Bahsi geçen özniteliklerin alt ve üst değerleri Tablo 1'de verilmiştir.

**Tablo 1.** Kullanılan veri setinin özellikleri

Öznitelikler	Alt Değeri	Üst Değeri
Maksimum Sıcaklık (°C)	25.88	40.55
Minimum Sıcaklık (°C)	- 9	2.61
Çiğ Noktası (°F)	13.6	64.4
Yağış Miktarı (kg/m <sup>2</sup> )	0	7.6
Deniz Seviyesi Basıncı (InHg)	29.26	30.48
Görüş Mesafesi (km)	2.3	10.1
Rüzgar Hızı (m/sn)	0.92	29.1
Maksimum Rüzgar Hızı (m/sn)	4.72	68.8
Standart Basınç (InHg)	16.11	55.24
Ortalama Sıcaklık (°C)	- 1.44	32.16

## 2.2. Yapay Sinir Ağları

Yapay ağları, yapay sinir hücrelerinin farklı katmanlar içinde birbirleriyle paralel bağlantılar kuracak bir şekilde bir araya gelmeleriyle oluşurlar. Şekil 1’de tek katmanlı bir sinir hücresi örneği gösterilmektedir [22].

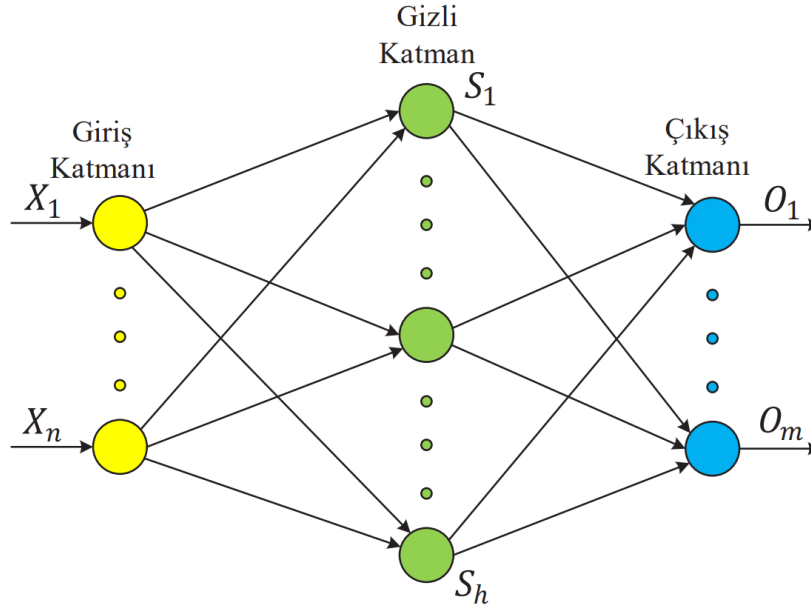
**Şekil 1.** Yapay Sinir Ağı Modeli

Burada  $x_i$  değerleri girdileri göstermektedir. Sistem girdileri toplanmakta aktivasyon fonksiyonu ile belirli aralıklara sahip çıkış değerlerine çevrilmektedir.  $w_{ij}$  değerleri ise sistem öğrenmesini tamlandığında güncellenebilen ağırlık değerleridir. Söz konusu ağırlıklar, girdi seti veya kendinden önceki herhangi bir katmandaki bir diğer işlem terimi üzerindeki etkisini ifade eden değerlerdir. Girdilerin her biri, söz konusu girdiyi işlem terimine bağlayan çeşitli ağırlık değeriyle çarpılarak, toplam fonksiyonu vasıtasıyla birleştirilir [23].

Yapay sinir ağlarında çok çeşitli ağ modelleri ve yapıları mevcuttur. Perceptron, Çok Katmanlı Algılayıcı (ÇKA), SOM, ART gibi YSA modelleri farklı amaçlara hizmet edebilecek biçimde geliştiri-

rilmiş olup, literatürde yaygın olarak kullanılmaktadırlar. Bu modeller içinde en popüler olanlardan biri de, bu çalışmada da kullanılan çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağlarıdır (Çok Katmanlı Algılayıcı - ÇKA).

ÇKA sinir ağlarında hücreler katmanlar biçiminde organize edilmiştir. İlk katman girdi katmanı olarak ifade edilir. Bu katmanda çözülmesi istenen probleme ait veriler YSA'ya aktarılır. Girdi ile çıktı katmanlarının arasındaki katmana gizli katman adı verilmektedir. Bir ÇKA ağında birden çok gizli katman yer alabilir. Şekil 2'de genel bir ÇKA ağı yapı bakımından gösterilmektedir [24].



Şekil 2. Çok katmanlı ileri beslemeli algılayıcı

Yapay bir sinir ağı “ileri beslemeli” ve “geri beslemeli” olmak üzere hücrelerinin bağlanma biçimlerine göre iki mimari yapı altında sınıflandırılmaktadır [25].

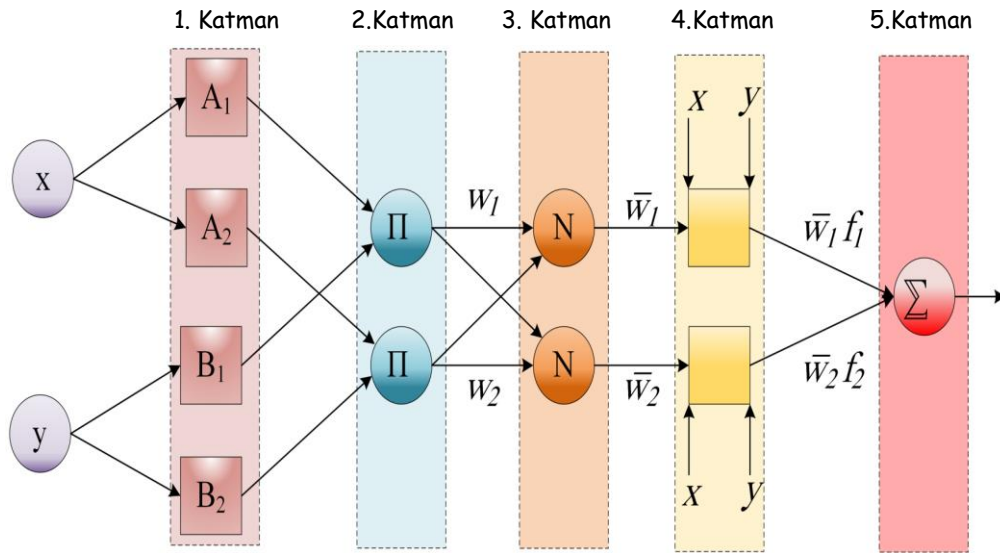
**İleri beslemeli ağlar:** Bu ağ yapısında sinir ağına sunulan veriler, sadece girdi birimlerden çıktı birimlere doğru yani ileri doğru akar. Bu yapıda nöronlar katmanlar halindedir. Bir katmandaki sinir hücrelerinin çıktıları bir sonraki katmana ağırlıklar vasıtasıyla girdi olarak verilmektedir. Aynı katmandaki sinir hücreleri arasında veya bir önceki katmana yönelme imkânı, yani geri besleme devinimi mevcut değildir. Uygulamalarda genelde bu tip ağlar tercih edilmektedir.

**Geri beslemeli ağlar:** Veri akışının geriye doğru gerçekleştiği yapıdır. En az bir adet geri besleme devinimine sahiptir. Geri besleme, aynı katmanda yer alan sinir hücreleri arasında veya farklı katmanlar üzerindeki sinir hücreleri arasında da bulunabilmektedir.

### 2.3. Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi (ANFIS)

ANFIS, Jang adlı bir araştırmacı tarafından (1993) Takagi-Sugeno bulanık modeli [26] temel alınarak geliştirilmiştir. ANFIS yapı itibariyle, girdi/çıkı veri setlerini eğitim ve test kümeleri halinde ayrı ayrı yükleyebileceğiniz ve üyelik fonksiyonlarının sayısını ve çeşidini model üzerinde seçebileceğiniz bir yapıya sahiptir. Bu seçimler model üzerindeki kural sayısının belirlenmesini

sağlamaktadır. Eğitim ve test aşamasında gösterilen hata değerleri sistem çıktısı ile gerçek çıktı arasındaki farkın kareleri toplamının karekökünü ifade etmektedir. Diğer bir deyişle aldığımız hata değerleri HKOK değerleridir. Bu hata değeri ile kurulan modelin performansı değerlendirilebilmektedir. Ayrıca test aşamasında model üzerindeki grafiksel kısım ile sistem çıktıları ve gerçek çıktı değerleri grafiksel olarak da gösterilebilmektedir.



Şekil 3. Adaptif Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi

ANFIS, 5 farklı katmanı içermektedir. 5 katmanı içeren bu yapı şekil 3’de gösterilmektedir [27]. Bu yapıdaki katmanları aşağıdaki gibi özetleyebiliriz [12] :

**1. Katman:** Girdi katmanıdır. Bu katmanda her düğümden elde edilen girdi değerleri diğer katmanlara aktarılır.

**2. Katman:** Bulanıklaştırma katmanıdır. Üyelik fonksiyonları bu katman içerisinde yer alır. Bu katmanda her bir düğümün çıktısı, girdi değerleri ile tercih edilen üyelik fonksiyonunu temel alan üyelik derecelerinden oluşmaktadır.

**3. Katman:** Kural katmanı olarak ifade edilir. Bir önceki katmanda her bir girdi için seçilen üyelik fonksiyonu sayısına bağlı olacak sayıda kural oluşturulur. Yani bu katmanda yer alan her bir düğüm, Sugeno bulanık mantık çıkarım sistemini temel alarak oluşturulan kuralları ve kural sayısını temsil etmektedir.

**4. Katman:** Normalizasyon katmanı olarak görev yapar. Bu katmanda yer alan her düğüm, kural katmanından gelen bütün düğümleri girdi değeri olarak görmekte olup, ağda mevcut olan her bir kuralın normalleştirilmiş ağırlık derecesini hesaplama işlevine sahiptir.

**5. Katman:** Birleştirme (Toplama) katmanıdır. Her bir düğümün çıktı değerleri toplanarak ANFIS modelinin gerçek değerine ulaşılır.

ANFIS modelinde öğrenme algoritması, karma bir yapıya sahiptir. Hatanın geri yayılımına dayalıdır. Öğrenme işlevi iki adımda gerçekleştirilir. İlk adımda giriş örnekleri elde edilir ve başlangıç parametreleri sabit değerler olarak alınıp en küçük hata kareleri ortalaması yöntemiyle en iyi ikincil parametreler bulunur. İkinci adımda ise girdi örnekleri yeniden elde edilip başlangıç parametreleri gradient descent yöntemiyle değiştirilir. Bu döngü daha sonra yinelenir [28].

## 2.4. Ön İşleme (Normalizasyon)

Kullanılacak veri setindeki her bir özneliliğin değer değişim aralığı diğerlerinden farklı olduğundan, hatayı minimize etmek amacıyla veri kümesindeki tüm değerler deneyler gerçekleştirilmeden önce normalize edilmiştir. Normalizasyon için Min-Max yöntemi kullanılmış olup bu yöntemde minimum değer her bir öznelilik değer kümesi içindeki en düşüğünü, maksimum ise en yüksekini ifade etmekte olup, işlem sonucunda söz konusu değerler 0 ile 1 aralığına indirgenmektedir [29]. Verilerin %70'i (1022 örnek) eğitim, %30'u (439 örnek) ise test için kullanılmıştır.

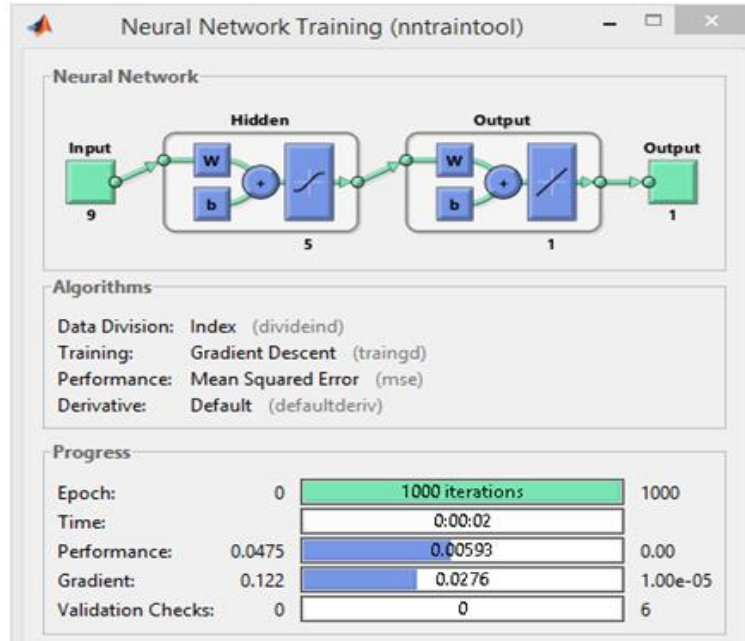
## 3. Bulgular ve Tartışma

Oluşturulan modelde gizli katmanda kullanılan nöron sayıları her seferinde değiştirilerek test işlemi gerçekleştirilmiş ve en az hata kareleri ortalamasını (HKO) veren model belirlenmiştir. Bu saptama esnasında nöron sayıları farklı her bir model için gerçekleştirilen deneylerden elde edilen eğitim ve test hataları değerleri Tablo 2'de gösterilmektedir.

**Tablo 2.** Çeşitli nöron sayısına sahip YSA'lar ile elde edilen sonuçlar

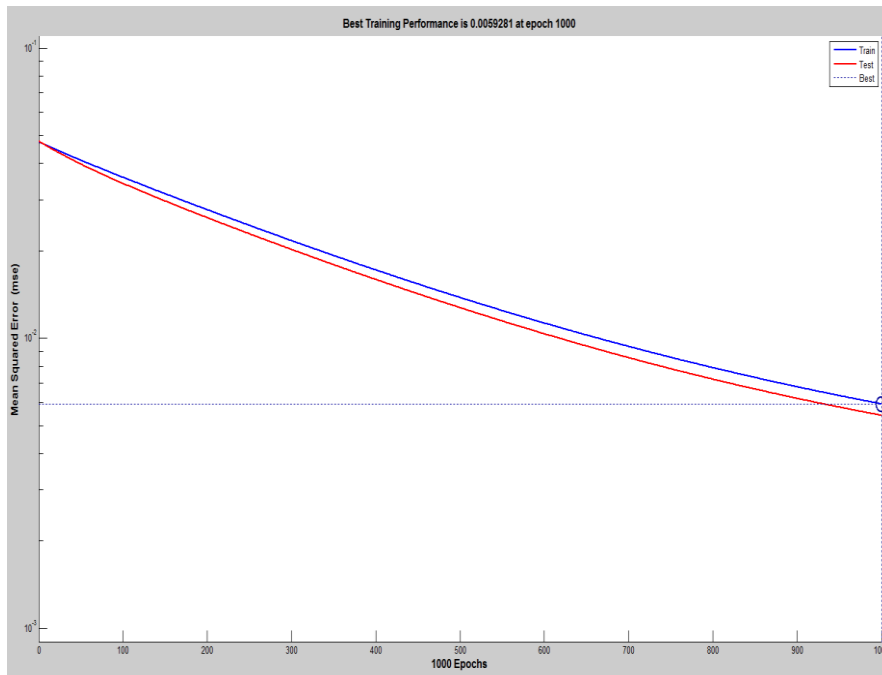
Deney No	Nöron Sayısı	Devir Sayısı	Eğitim Hatası (HKO)	Test Hatası (HKO)
1	3	1000	0.0130	0.0096
2	5	1000	0.0059	0.0054
3	8	1000	0.0954	0.0083
4	10	1000	0.0126	0.0098
5	15	1000	0.0123	0.0123
6	18	1000	0.0201	0.0178
7	20	1000	0.0147	0.0142

Tablodan da görülebileceği gibi en iyi test sonuçlarını veren model 5 nörona sahiptir. Aşağıda şekil 4'te bu model gösterilmektedir. Eğitim için Gradient Descent algoritması kullanılmış, test performansı için ise HKO (hata kareleri ortalaması) değeri hesaplanmıştır.



Şekil 4. En iyi test sonucunu veren YSA modeli

Aşağıdaki şekilde ise bu modelin deney esnasındaki eğitim ve test performansı HKO değerleri açısından ifade edilmektedir.



Şekil 5. En iyi test sonuçlarını veren YSA modelinin performansı

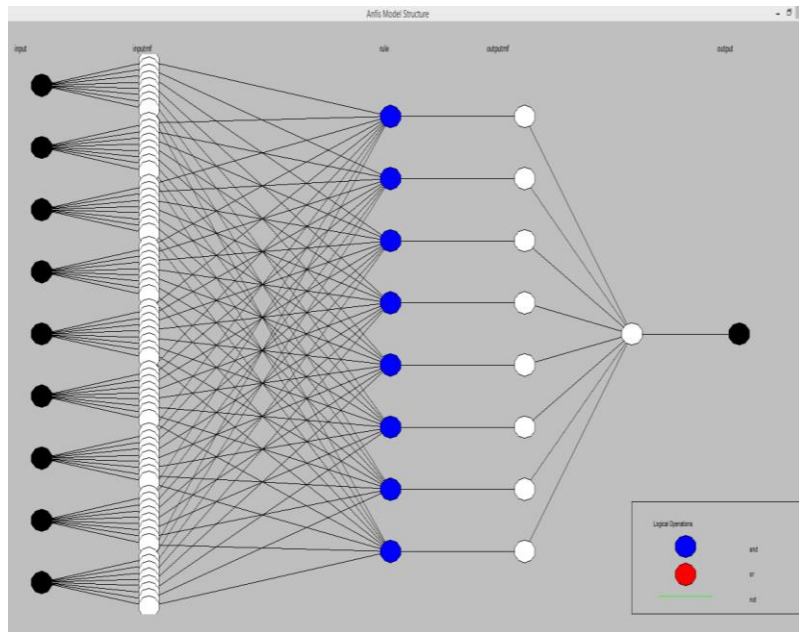
ANFIS ile geliştirilen model de girdiler için farklı üyelik fonksiyonlarına sahip dolayısıyla farklı sayıda kurala sahip bir takım deneyler yapılmış ve en iyi test tahmin sonuçlarını veren model seçilmiştir. Tablo 3'de yapılan bu deneylerle ilgili bilgiler yer almaktadır.



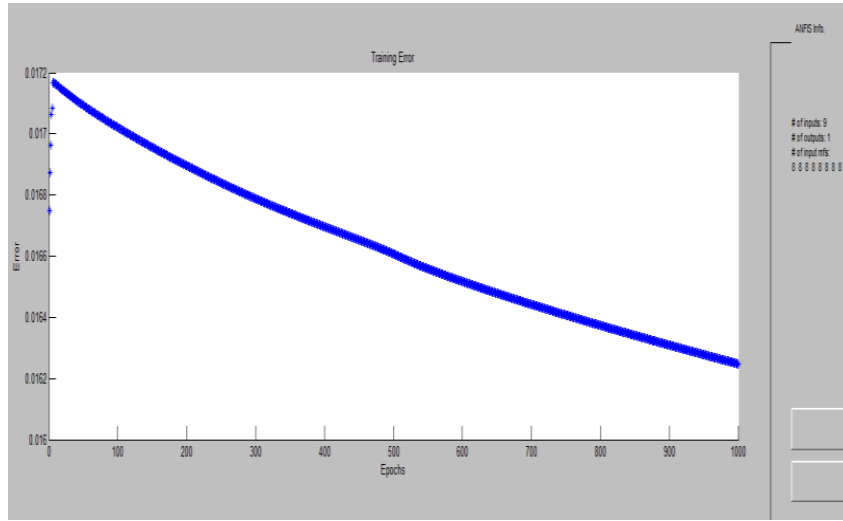
**Tablo 3.** *Çeşitli sayıda üyelik fonksiyonları ve bulanık kurallara sahip ANFIS modelleri ile sonuçlar*

Deney No	Girdi			Eğitim Hatası (HKOK)	Test Hatası (HKOK)
	Başına Üyelik Fonk. Sayısı	Bulanık Kural Sayısı	Devir Sayısı		
1	3	27	1000	0.0186	0.0217
2	4	36	1000	0.0181	0.0213
3	5	45	1000	0.0178	0.0203
4	6	54	1000	0.0170	0.0200
5	7	63	1000	0.0163	0.0200
6	8	72	1000	0.0162	0.0199
7	9	81	1000	0.0161	0.0201
8	10	90	1000	0.0154	0.0203
9	11	99	1000	0.0150	0.0219
10	16	144	1000	0.0132	0.0222

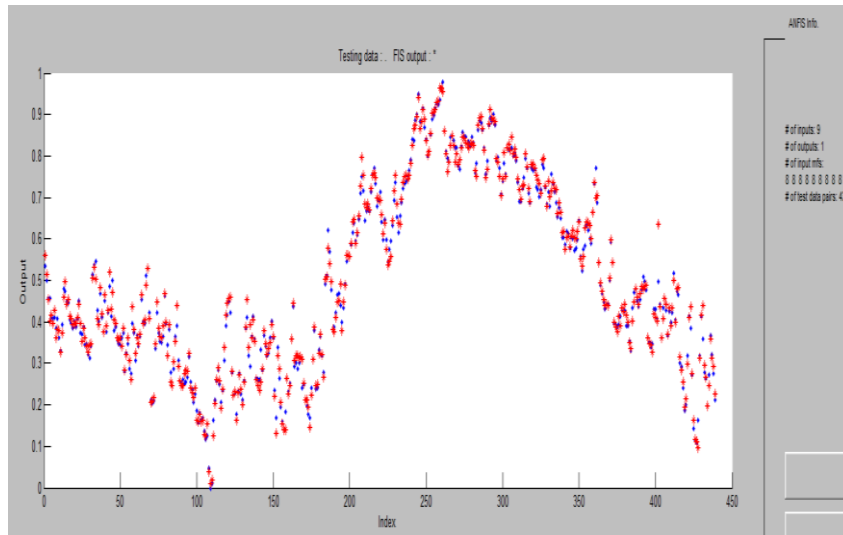
Elde edilen sonuçlara bakıldığında en iyi test performansı gösteren modelin her bir girdi için 8 üyelik fonksiyonu kullanılan model olduğu görülmektedir. Şekil 6'da bu modelin yapısı gösterilmektedir.

**Şekil 6.** En iyi test performansını veren ANFIS modeli

Aşağıdaki şekillerde ise bu modelin eğitim ve test aşamaları gösterilmektedir. Bu aşamalarda dikkat edilmesi gereken nokta elde edilen hata değerlerinin HKOK cinsinden olduğudur.



Şekil 7. En iyi test sonucunu veren ANFIS modelinin eğitim aşaması



Average testing error: 0.019903

Şekil 8. En iyi test sonucunu veren ANFIS modelinin test aşaması

#### 4. Sonuç ve Tartışma

Karşılaştırma için her iki modelde de en iyi test performansını veren modeller kullanılmıştır. Ayrıca karşılaştırma yapabilmek için her iki modelden test aşamasında elde edilen HKOK ve HKO hata değerleri birbirine dönüştürülmüştür.

**Tablo 4.** İki farklı model için tahmin sonuçları

Model	HKO	HKOK
YSA	0.0054	0.0735
ANFIS	0.0004	0.0199

Tabloya bakıldığında ANFIS ile elde edilen tahmin sonuçlarının YSA kullanılan modele göre daha iyi tahmin performansı gösterdiği görülmektedir. Her iki hata türündeki değerler bu değerlendirmeyle desteklemektedir.

Özetleyecek olursak, bu çalışmada hava durumu verilerinden yola çıkılarak ortalama sıcaklık cinsinden hava tahmininde bulunulmuş, bu amaçla YSA modeli ve ANFIS modeli kullanılmış ve kullanılan bu modellerin tahmin sonuçları birbirleriyle kıyaslanmıştır. Günlük bazda 9 adet girdi değişkenine bağlı olarak eğitim ve test işlevleri gerçekleştirilmiş ve en düşük ortalama tahmin hatası ile ANFIS modeli YSA modeline göre daha üstün bir performans sergilemiştir. Sonuç olarak hava tahmininde ANFIS (Uyarlanabilir Sinirsel Bulanık Çıkarım Sistemi) modelinin yüksek tutarlılıkta kısa dönemli olarak öngörülebilir bir niteliğe sahip olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

### **Çıkar Çatışması**

Yazar bu makaleyle ilgili herhangi bir çıkar çatışması olmadığını bildirir.

### **Araştırma ve Yayın Etiği Beyanı**

Yazar bu çalışmanın araştırma ve yayın etiğine uygun olduğunu beyan eder.

### **Kaynaklar**

- [1] Berber, N., Boru, A. (2013). Adaptif ağ yapısına dayalı bulanık çıkarım sistemi ile hava tahmini. *Endüstri Mühendisliği, Gaziantep Üniversitesi, Gaziantep*.
- [2] Tokmak, A., Atalay, İ., Yelgel, Ö. C. (2023). Forecasting Wind Power Generation Using Artificial Neural Network. *International Journal of Pure and Applied Sciences*, 9(1), 7-19.
- [3] Aygören, H., Saritaş, H., and Morali, T. (2012). İMKB 100 endeksinin yapay sinir ağları ve newton nümerik arama modelleri ile tahmini. *Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi*, 4(1), 73-88.
- [4] Hulya, H., Karakurt, M., Cengiz, H., ve Karcı, A. (2023). GloVe Kelime Gömmeleri ve Sinir Ağları ile Haber Metinlerinin Sınıflandırılması. *International Journal of Pure and Applied Sciences*, 9(1), 175-187.
- [5] Calp, M. H. (2019). İşletmeler için personel yemek talep miktarının yapay sinir ağları kullanılarak tahmin edilmesi. *Politeknik dergisi*, 22(3), 675-686.
- [6] Çınaroğlu, E., ve Tunahan, A. (2020). THY hisse senedi değerinin yapay sinir ağları ile tahmini. *Atatürk Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 34(1), 1-19.
- [7] Yüksel, R., ve Akkoç, S. (2016). Altın fiyatlarının yapay sinir ağları ile tahmini ve bir uygulama. *Doğuş Üniversitesi Dergisi*, 17(1), 39-50.
- [8] Jang, J. S., (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, 23(3), 665-685.

- [9] Bayramoğlu, T., Pabuçcu, H., ve Boz, F. Ç. (2017). Türkiye için anfis modeli ile birincil enerji talep tahmini. *Ege Akademik Bakis*, 17(3), 431-445.
- [10] Dalkırab, F. Y., ve Yıldırım, F. R. (2021). Uçağın trim parametresinin ANFIS kullanılarak tahmin edilmesi. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 10(1), 54-62.
- [11] Demirci, E. K. (2020). Anfis İle Doğalgaz Talep Tahmini; Türkiye Örneği. *Uluslararası Sosyal Bilimler Akademi Dergisi*(3), 495-511.
- [12] Yeşim, O., Mehmet, A., ve Akçayol, M. A. (2011). Yalın sinirsel bulanık bir model ile imkb 100 endeksi tahmini. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 26(4).
- [13] Ögüt, V. (2014). Rüzgar Hızının Sinirsel Bulanık Yöntemle Tahmini İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği ABD, Yüksek Lisans Tezi, 117.
- [14] Yılmaz, A. (2015). Sinirsel bulanık mantık modeliyle kanser risk analizi Sakarya Üniversitesi (Turkey)].
- [15] Gümüş, V., Şimşek, O., Soydan, N. G., Aköz, M. S., ve Yenigün, K. (2016). Adana istasyonunda buharlaşmanın farklı yapay zekâ yöntemleri ile tahmini. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 7(2), 309-318.
- [16] Sel, A., Tekgün, B. (2022). ANFIS Yöntemi İle Türkiye Karbondioksit Salınımı Tahmini. *Süleyman Demirel Üniversitesi Vizyoner Dergisi*, 13(34), 486-504.
- [17] Saltan, M., ve Alaefary, F. (2018). Adaptif ağ yapısına dayalı bulanık çıkarım sistemi (anfis) yönteminin esnek yol üstyapılarının yapısal analizinde kullanılabilirliği. *SDU Journal of Engineering Sciences & Design*, 6(3).
- [18] Gülbandılar, E., Koçak, B., Özdemir, İ., ve Koçak, Y. (2023). Portland Çimentosu Priz Sürelerine Pirinç Kabuğu Külü Etkisinin ANFIS ile Tahmini. *Eskişehir Türk Dünyası Uygulama ve Araştırma Merkezi Bilişim Dergisi*, 4(2), 34-42.
- [19] Nazan, C., Şahin, A. Ş. (2021). Yapay sinir ağları metodu ile günlük çiğ noktası sıcaklığı tahmini. *Gümüşhane Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 11(4), 1154-1163.
- [20] Timur, İ. (2022) Hava ve Deniz Şartları Dikkate Alınarak Gemi Sefer Performansının Model-lenmesi: Ege Denizi örneği. *International Journal of Advances in Engineering and Pure Sciences*, 34(2), 235-241.
- [21] <http://funapp.cs.bilkent.edu.tr/DataSets/>
- [22] Akmaz, D. (2022). Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması, Korelasyon Tabanlı Özellik Seçme Yöntemi ve Eğri Uydurma Tekniği ile Türkiye’ de Toplam Elektrik Tüketiminin Tahmin Edilmesi.

*Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 34(2), 677-686.  
<https://doi.org/10.35234/fumbd.1118732>.

[23] Kaynar, O., Taştan, S. (2009). Zaman serisi analizinde ÇKA yapay sinir ağları ve Arıma modelinin karşılaştırılması, *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*(33), 161-172.

[24] İzci, D. (2021). Geliştirilmiş Atom Arama Optimizasyon Algoritması ile Çok Katmanlı Algılayıcı Eğitimi. *EMO Bilimsel Dergi*, 11(21), 71-79.

[25] Asilkan, Ö., İrnaj, A. G. S. (2009). İkinci el otomobillerin gelecekteki fiyatlarının yapay sinir ağları ile tahmin edilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(2), 375-391.

[26] Takagi, T., and Sugeno, M. (1985). Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control. *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*(1), 116-132.

[27] AlRassas, A. M., Al-qaness, M. A., Ewees, A. A., Ren, S., Abd Elaziz, M., Damaševičius, R., and Krilavičius, T. (2021). Optimized ANFIS model using Aquila Optimizer for oil production forecasting. *Processes*, 9(7), 1194.

[28] Demuth, H., and Beale, M. Anfis and the ANFIS Editor GUI. Fuzzy logic toolbox for use with MATLAB, User's Guide Version, 4(2), 104-130.

[29] Yavuz, S., Deveci, M. (2012). İstatiksel normalizasyon tekniklerinin yapay sinir ağıın performansına etkisi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, (40), 167-187.