



International Journal of Engineering and Innovative Research

<http://dergipark.gov.tr/ijeir>

TÜRKİYE’NİN AKDENİZ BÖLGESİNE AİT RÜZGÂR EKSERJİSİNİN ÇOK KATMANLI YAPAY SİNİR AĞI İLE MODELLENMESİ

Durmuş Fatih Mengi^{1*}, Sedat Metlek²

¹Uşak Üniversitesi, Makine Mühendisliği Bölümü, Uşak, Türkiye.

² Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Mekatronik Programı, Burdur, Türkiye.

*Sorumlu Yazar: drfatihmengi@gmail.com

(Received: 30.04.2020; Revised: 15.05.2020; Accepted: 30.06.2019)

ÖZET: Bu çalışmada Türkiye'nin Akdeniz Bölgesi içerisinde yer alan, enlem ve boylam çizgilerinin kesiştiği 21 noktanın rüzgâr ekserji analizi yapay sinir ağı ve klasik hesaplama yöntemleri ile kıyaslanmıştır. Bu amaç doğrultusunda NASA'dan elde edilen, 1981 ile 2018 yılları arasındaki aylık ortalama yüzey sıcaklığı, yüzey basıncı ve rüzgâr hızı değerleri kullanılmıştır. NASA'dan alınan veriler ışığında örnek bir rüzgâr türbini modeli oluşturulmuş, üretebileceği maksimum enerji ve ekserji değerleri klasik hesaplama yöntemleri ile hesaplanmıştır. Çalışmanın sonucunda yapay sinir ağı ile elde edilen değerler ve klasik hesaplama yöntemleri ile elde edilen değerler kıyaslanmış, %0,00024 ortalama karesel hata oranı ile başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Böylece özellikle rüzgâr enerji santrali yatırımı yapacak yatırımcıların ve diğer karar alıcıların ilk etapta ihtiyaç duyduğu, ekserji analiz sonuçları çok az veri ile hızlı bir şekilde hesaplanması sağlanmıştır.

Anahtar Kelimeler: Rüzgâr Enerjisi, Ekserji Analizi, Enerji Potansiyeli, Yapay Sinir Ağları.

MODELING BELONGS TO TURKEY'S MEDITERRANEAN COAST WIND OF EXERGY MULTILAYER NEURAL NETWORK

ABSTRACT: In this study, 21 points where latitude and longitude intersect from in Turkey's Mediterranean Coast, wind Exergy analysis and artificial neural network were compared with conventional methods of calculation. For this purpose, monthly average surface temperature, surface pressure and wind speed values obtained from NASA between 1981 and 2018 were used. An exemplary wind turbine model has been created with the data received from NASA, and the maximum energy and exergy values it can produce have been calculated by classical calculation methods. At the end of the study, the values obtained by artificial neural network and the values obtained by classical calculation methods were compared, and accurate results were obtained with an average square error rate of 0.00024%. In this way, the exergy analysis results needed by investors and other decision makers who will invest in wind power plants in the first place have been quickly calculated with very little data.

Keywords: Wind Energy, Exergy Analysis, Energy Potential, Artificial Neural Network.

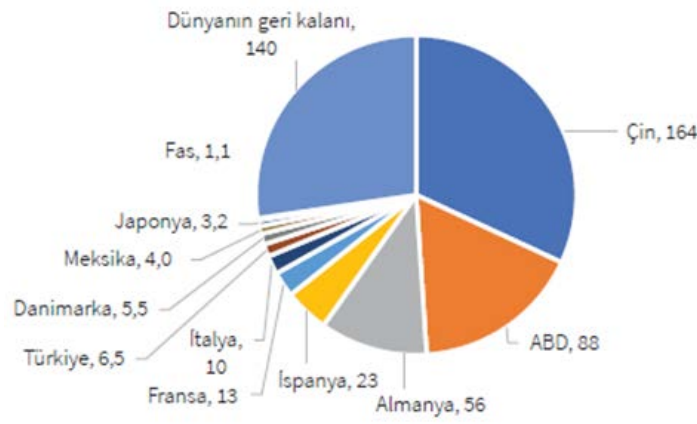
1. GİRİŞ

Teknolojinin her geçen gün kendini yenilemesi ve gelişmesine bağlı olarak artan enerji ihtiyacı dünyanın ve insanoğlunun en büyük problemlerinden birisidir. Bu sorunu çözmek için enerji konusunda çalışmalar yapılırsa da enerji açığını karşılamak için yeterli seviyede değildir. Yoğun olarak kullanılan fosil enerji kaynaklarının sebep olduğu sera gazlarının, gün geçtikçe dünya iklimine ve atmosfere verdiği zararlardan ötürü, insanoğlu temiz, sağlıklı, sürdürülebilir enerji kaynakları olarak nitelendirilen yenilenebilir enerji kaynaklarına (YEK)

doğru yönelmiştir. Yenilenebilir enerji kaynaklarından olan rüzgâr enerjisi, günümüzde en hızlı gelişime sahip olan ve en fazla yatırım yapılan, enerji kaynaklarından birisi olmuştur [1].

Kaynağı güneş olan rüzgâr enerjisi; doğal, yenilenebilir, temiz ve sonsuz bir güçtür. Güneşin dünyaya gönderdiği ışınlar yer küreyi ısıtarak bir enerji oluşturmaktadır. Günümüzde bu enerjinin yaklaşık %2'sinin rüzgâr enerjisine dönüştüğü tespit edilmiştir [2].

Birçok ülke, sürdürülebilir enerji sistemine geçiş konusunda örnekler sunmuştur. Bunlardan biriside Danimarka'dır. Danimarka, 1980'lerin sonlarında rüzgâr ve güneş enerjisi sisteminden elde ettiği enerjiyi ülke şebekesine aktaran ilk ülkelerden birisidir. Avrupa ülkelerinden biri olan İspanya'da ise kurulu gücün yaklaşık %25'ini yenilenebilir enerji kaynakları oluşturmaktadır. Bir başka Avrupa ülkesi olan Almanya ise Dünya genelinde standartları belirleyen öncü bir ülke olmuştur. 2017 yılı itibari belli başlı ülkelerin rüzgâr enerjisinden yararlanma oranları Şekil 1'de gösterilmiştir [3].



Şekil 1. Dünyada ve bazı ülkelerdeki toplam rüzgâr enerjisi kurulu gücünün genel dağılımı [3].

Dünya'da birçok ülke ile birlikte Türkiye de yenilenebilir enerji kaynaklarına yapılan yatırımlar her geçen gün katlanarak artmaktadır. IEA (Renewables 2019) raporuna göre yenilenebilir enerji kapasitesinin artışında Türkiye, Dünyada 12. sırada yer almaktadır [4].

Literatürde rüzgâr enerjisi sistemlerinin geliştirilmesine yönelik birçok çalışma bulunmaktadır. İlk yapılan çalışmalarda, meteoroloji ölçüm istasyonlarından alınan veriler ile rüzgâr gücünün enerji potansiyeli belirlenmiş ve kurulan örnek rüzgâr santralleri ile elektrik üretimi sağlanmıştır [5].

Daha sonraki yıllarda yapılan çalışmalarda ise bilgi teknolojinin gelişmesine bağlı olarak rüzgâr enerji santralleri ile ilgili çalışmalar çok farklı boyutlara taşınmıştır. Özellikle enerjinin kullanılabilirliği kavramının bilimsel bir yorumu olan ekserji ile ilgili bazı çalışmalar dikkat çekmektedir. Birçok YEK'de olduğu gibi rüzgâr enerjisinde de ekserji analizleri yapılmış ve ekserji verimleri incelenmiştir [6].

Bilgi teknolojilerinin de popüler konularından olan yapay zekâ kavramı, enerji sektöründe de ilgi görmüş ve birçok uygulamada kullanılmıştır. Özellikle rüzgâr enerjisi konusunda rüzgâr hızı ve rüzgâr enerjisi potansiyelinin tahmin edilmesinde kullanılan bir yöntem olmuştur [7]. Bunun ile birlikte yakın geçmişte bazı yapay zekâ modelleri, ekserji analizinde de kullanılmaya başlanmıştır.

Dündar [5], Türkiye geneli ortalama rüzgâr hızları ve enerji potansiyellerinin dağılımını incelemiş ve Türkiye de rüzgâr gücünden yararlanabilecek alanları Bandırma, Bodrum, Bozcaada ve Çeşme olarak belirlemiştir. Belirlenen alanlarda WASP programı yardımı ile rüzgâr atlası istatistiklerini çıkarmıştır. Toklu [8], Elazığ için aldığı meteorolojik veriler ile bir

rüzgâr enerjisi santrali tasarlamıştır. Koroneos vd. [9], güneş enerjisi, rüzgâr enerjisi ve jeotermal enerjinin ekserji analizini yapmışlardır. Çalışmalarında mevcut enerjiden gerçek enerji kullanımını incelemektedirler. Bunun ile birlikte verimlilik bazında, yenilenebilir enerji kaynakları ile yenilenemeyen enerji kaynaklarının karşılaştırmasını yapmışlardır. Hepbaşlı ve Özgener [10], yaptıkları çalışmada Ekim 2003 sonu itibariyle Türkiye’deki rüzgâr enerjisinin gelişimini gözden geçirmişler ve Türkiye için bazı öneriler sunmuşlardır. Şahin vd. [11], rüzgâr enerjisinin enerji ve ekserji özellikleri üzerinde durmuştur. Çalışmalarında rüzgâr türbini girişindeki rüzgâr hızı, hava sıcaklığı ve basıncın, rüzgârın sıcaklığı üzerindeki etkilerini incelemiştir. Ayrıca Kanada’nın Ontario eyaletindeki 21 ölçüm istasyonundan aldıkları veriler ile 100 kW’lık bir rüzgâr üretim sistemi modelleyerek enerji ve ekserji verimlerini hesaplamışlardır. Hesaplamalar sonucunda yılın 4 ayı (Ocak, Nisan, Temmuz, Ekim) için enerji ve ekserji verimliliği haritalarını çıkarmışlardır. Hepbaşlı [12], yenilenebilir enerji kaynaklarının ekserjetik açıdan analizini ve performans değerlendirmesini yapmak için bazı termodinamik parametreleri kullanmıştır. Xydis vd. [13], Yunanistan’ın Orta Mora Yarımadasında seçilen üç ayrı bölgede yapılan ölçümlerden elde ettikleri verileri kıyaslayarak bir model oluşturmuşlardır. Aynı zamanda modelledikleri rüzgâr çiftliğinde ekserji analizi yaparak bu bölgenin rüzgâr haritasını çıkarmışlardır. Mengi [6], çalışmasında Türkiye’nin içinde bulunduğu enlem ve boylam derecelerine göre 50 metre yükseklikteki aylık ortalama rüzgâr hızı, yüzey sıcaklığı ve yüzey basınç değerlerini alarak Türkiye için rüzgâr enerjisi potansiyelini belirlemiştir. Ayrıca örnek bir rüzgâr türbini için veriler kullanarak, her bir enlem ve boylam derecesi için enerji ve ekserji analizini yapmıştır. Elde ettiği hesaplama değerlerini Türkiye haritasındaki enlem ve boylam kesişim noktalarına yerleştirerek rüzgâr hızı, enerji verimi ve ekserji verimi haritası çıkarmıştır. Başkut [14], çalışmasında, Türkiye’nin ilk rüzgâr santrali olan Çeşme- Germiyan rüzgâr santralinin 2007-2008 çalışma dönemine ait enerji ve ekserji verimini, enerji ve ekserji analizi metodunu kullanarak hesaplamıştır. Ayrıca, sıcaklık, nem ve basınç gibi meteorolojik parametrelerin verim üzerindeki etkisini incelenmiştir. Saravanan vd. [15], iz parametrelerinin (wake effect) tek dizi rüzgâr çiftliğinin ekserji analizi üzerindeki etkisini incelenmişlerdir. Tek dizi rüzgâr çiftliğinin ekserji verimliliğini tahmin etmek için güç, iz (wake) ve ekserji modeli olmak üzere üç farklı modeli kullanılmışlardır. Ehyaei vd. [16], Tahran (orta rüzgar potansiyeli) ile Manjil (yüksek rüzgar potansiyeli) olmak üzere iki şehirde nominal gücü 10 kW olan bir Bergy Excel-S rüzgar türbininin, enerji, ekserji, ekonomik, gelişmiş ekserji ve genişletilmiş ekserji analizlerini yapmışlardır. Ekonomou vd. [17], bir rüzgâr çiftliğinde üretilen toplam gücün ve en uygun rüzgâr türbini sayısını kullandıkları YSA modeli ile tahmin etmişlerdir. Geliştirdikleri modeli daha önce aynı örnek için farklı yöntemlerle yapılan üç çalışma ile kıyasladıklarında kabul edilebilir başarı oranına sahip olduğunu tespit etmişlerdir. Ata [18], rüzgâr türbinlerinin farklı yüksekliklerdeki yıllık enerji üretimlerini tahmin etmek için YSA algoritmasını kullanmıştır. Elde ettikleri tahmin sonuçlarını Kırkağaç’ta bulunan otonom rüzgâr türbini ile kıyaslamış ve başarı oranının kabul edilebilir düzeyde olduğunu belirtmiştir. Lee ve Baldick [19], yaptıkları çalışmada 52 sinir ağı modeli ve 5 gauss işlem fonksiyonu kullanarak bir model geliştirmiştir. Rüzgâr gücü verileri ve kullandıkları YSA modeli ile gelecek 48 saat için rüzgâr gücünün tahmin etmişlerdir. Mortazavi vd. [20], Pareto optimum çözüm kümesi elde etmek için çok amaçlı genetik algoritma kullanmışlardır. Kullandıkları algoritma ile 10m uzunluğundaki yatay eksenli türbinlerin, kanat profilleri için geometrik karakteristikleri belirlemiştir. Çalışmalarının sonucunda Pareto optimaldik konseptiyle ikinci yasa yaklaşımının birlikte kullanılmasının gerekliliğini vurgulamışlardır. Lydia vd. [21], yaptıkları çalışmada, Yeni Zelanda’da ki beş farklı bölgenin günlük rüzgâr hızı verilerini kullanmışlardır. Geliştirdikleri modelde rüzgâr hızı tahmini için rüzgâr türbininin güç eğrisini kullanmışlardır. Pelletier vd. [22], rüzgâr türbininin güç çıkışını etkileyen parametrelerin, bir biri ile doğrusal olmayan bir ilişkisi olduğunu belirtmektedir. Bu nedenle de rüzgâr türbini

güç eğrisi modelini yapay sinir ağı kullanarak modellemişlerdir. Manobel vd. [23], rüzgâr türbini güç eğrisinin tahmini ve her bir türbinin performansının uygun bir YSA modeli ile yüksek doğrulukta yapılabileceğini tespit etmişlerdir. Altınsoy ve Bal [24], yaptıkları çalışmada Ankara'nın bazı ilçeleri için YSA modeli kullanarak rüzgâr hızı tahmini yapılmıştır. Sonuç olarak Çubuk için %9,48, Keçiören için %7,77, Polatlı için %7,88, Bala için %6,83, Şereflikoçhisar için %8,02 ve Haymana için %5,41 ortalama karesel hata oranı ile rüzgâr hızını tahmin etmişlerdir. Lawan vd. [7], Sarawak-Sibu'daki rüzgâr hızını, YSA kullanarak tahmin etmişlerdir. Bu tahmin değerine göre de toplam enerji potansiyelini hesaplamışlardır. Zafirakis vd. [25], yaptıkları çalışmada Yunanistan'da çalışan bir rüzgâr santralinden aldıkları rüzgâr hızı ve rüzgâr enerjisi üretim ölçüm değerlerini, hem YSA hem de Destek Vektör Regresyonu (SVR) modellerini, kullanarak modellemişlerdir. Nielson vd. [26], ABD'nin Kirkwood kentinde bulunan 2,5 MW gücündeki rüzgâr türbininden elde ettikleri verileri, ileri beslemeli geri yayılım algoritmasını eğitmek için kullanmışlardır. Çalışma sonucunda yüksek doğrulukta başarı oranı elde etmişlerdir.

Literatürde de görüldüğü üzere rüzgâr gücünün hızı, enerji potansiyeli ve veriminin tahmini ile ilgili yapay zekâ konularını da içeren birçok çalışmanın yapıldığı görülmektedir. Fakat yapılan çalışmalarda rüzgâr enerjisinin ekserji analizinin, çok katmanlı yapay sinir ağı (ÇKYSA) ile modelleyebilen sınırlı sayıda çalışma olduğu tespit edilmiştir. Özellikle Akdeniz Bölgesi için yapay sinir ağı ile rüzgâr enerjisi ekserji tahmini çalışması yapılmamıştır.

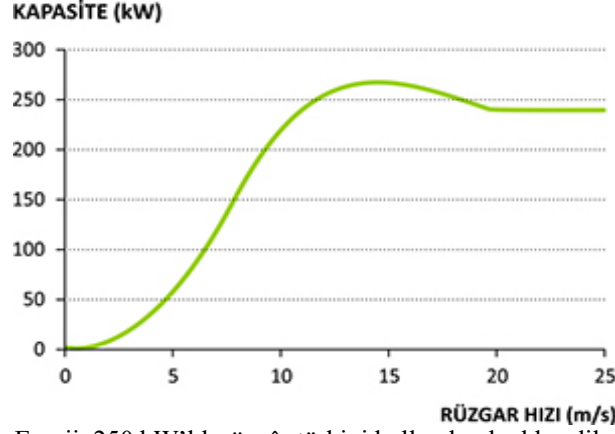
Rüzgâr enerjisinin ekserji analizinin yapılabilmesi için birçok veriye gereksinim duyulmaktadır. Özellikle herhangi bir noktaya rüzgâr enerji santrali kurulması planlandığında, santralin kurulacağı yer ile ilgili en az 5 yıllık ölçüm verilerine gereksinim duyulmaktadır. Bu verilerin elde edilmesi hem zaman hem de maddi açıdan maliyetlidir. Bu nedenle NASA'dan Türkiye'nin Akdeniz Bölgesi ile ilgili alınan basınç, sıcaklık ve rüzgâr hız bilgileri ile bir yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan model ile örnek bir rüzgâr türbinine ait güç eğrisi üzerinden ekserji hesaplaması yapılmış ve sonuçları ÇKYSA ile kıyaslanarak çalışmada sunulmuştur.

2. MATERYAL

Rüzgâr enerjisine dayalı çalışmaları gerçekleştirmek için birçok veriye ihtiyaç duyulmaktadır. Yapılan çalışmada Türkiye'nin Akdeniz Bölgesi içerisinde yer alan koordinat noktalarındaki, meteorolojik veriler kullanılmıştır. Bu koordinat noktalarına ait veriler; koordinat noktasının yüzey basıncı, yüzey sıcaklığı ve bu noktanın 50 metre yüksekliğindeki rüzgâr hızı değerleridir. Çalışmada kullanılan veriler NASA'nın sunmuş olduğu tablolardan elde edilmiştir.

Gerçekleştirilen çalışmada, Mengi'nin daha önce yapmış olduğu bir çalışmada kullandığı güç eğrisi kullanılmıştır [6]. Tercih edilen güç eğrisi ile NASA'nın sunmuş olduğu veriler birlikte kullanılarak, Akdeniz Bölgesindeki 21 noktanın ekserji analizi gerçekleştirilmiştir. Çalışmada kullanılan güç eğrisinin farklı hızlardaki üretmiş olduğu enerji miktarı Şekil 2'de gösterilmektedir. Şekil 2'de kullanılan eğrinin formülü ise Denklem 1'de, katsayıları da Tablo 1'de detaylı olarak gösterilmektedir.

$$E_{Potansiyel} = aV^{10} + bV^9 + cV^8 + dV^7 + eV^6 + fV^5 + gV^4 + hV^3 + iV^2 + jV + k \quad (1)$$



Şekil 2. Güç eğrisi (Mars Enerji, 250 kW'lık rüzgâr türbini kullanılarak elde edilen, kapasite-rüzgâr hızı güç eğrisi grafiği)[6].

Tablo 1. Güç eğrisinin katsayıları [6]

Katsayı	Değer
a	$-8.47015071 \times 10^{-11}$
b	$2.093134223 \times 10^{-8}$
c	$-2.201091719 \times 10^{-6}$
d	$1.287287668 \times 10^{-4}$
e	$-4.577408717 \times 10^{-3}$
f	0.1011975583
g	-1.356495025
h	10.12932888
i	-34.79795152
j	50.64102792
k	$-4.511939453 \times 10^{-2}$

Çalışmada kullanılan rüzgâr türbini, Mars Enerji firmasının 250 kW(kiloWatt)'lık türbinidir. Bu türbine ait bazı teknik bilgiler Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Mars enerji 250kw rüzgâr türbini teknik bilgileri[6].

Türbin Yüksekliği	Kanat Çapı	Kanat Sayısı	Optimum Çalışma Hızı	Devreye Girme Hızı	Devreden Çıkma Hızı
50m	26m	3	14m/s	4m/s	25 m/s

3. METOD

3.1. Rüzgâr Enerjisi Sisteminin Termodinamik Analizi

Sabit bir hız (V) ile hareket eden bir kütle (m) hareketi süresince kinetik enerji üretir. Bu sistemlerin belirli bir referans noktasına göre sahip olduğu enerjide, kinetik enerji (KE) olarak ifade edilmektedir. Kinetik enerji Denklem 2 ile gösterilmektedir [27].

$$KE = \frac{1}{2}mV^2 \quad (2)$$

Hareket halindeki hava kütesinin türbin kanatlarına ilk çarptığı andaki hızı (V_1), türbin kanadının çıkışında ise hızı (V_0) ise rüzgâr enerjisi için genel kinetik enerji denklemi, Denklem 3 ile ifade edilmektedir [28].

$$\dot{E} = \frac{1}{2} \dot{m}(V_1^2 - V_0^2) \quad (3)$$

Burada, \dot{E} rüzgâr gücü, \dot{m} hareket halindeki hava moleküllerinin kütleli debisidir.

Hava yoğunluğu (ρ), Denklem 4 ile gösterilmektedir [27].

$$\rho = \frac{P}{RT} \quad (4)$$

P atmosfer basıncını (kPa), R ideal gaz sabitini (kJ/kgK), T ise havanın sıcaklığını (K) ifade etmektedir.

Rotor süpürme alanı (A) türbinin güç çıktısı ile doğru orantılıdır. Yatay eksenli türbin için rotor süpürme alanı, Denklem 5 ile gösterilmektedir [29].

$$A = \pi r^2 \quad (5)$$

Rüzgâr türbini tarafından üretilecek güç, rüzgârın türbine giriş hızı (V_1) ve rüzgârın türbinden çıkış hızı (V_0) arasındaki fark ile ilgilidir [30]. Bu hız değişimi sırasındaki ortalama hız Denklem 6 ile ifade edilir [28,30].

$$V_{ort} = \frac{V_1 + V_0}{2} \quad (6)$$

Bu durumda türbin kanatları üzerinden akan havanın kütleli debisi; Denklem 7 ile gösterilmektedir [27].

$$\dot{m} = \rho A V_{ort} \quad (7)$$

Denklem 3'deki genel kinetik enerji denkleminde 6 ve 7 numaralı denklemler yazılınca Denklem 8 elde edilir. Denklem 8' de gerekli matematiksel işlemler yapılarak Denklem 9 elde edilir. Betz yasası olarak bilinen C_p değeri yerine yazıldığında, kanatlar tarafından sağlanan gücün, girdi rüzgâr hızına bağlı güç denklemi, Denklem 11 ile ifade edilir [28-30].

$$\dot{E}_0 = \frac{1}{2} \left[\rho A \frac{V_1 + V_0}{2} \right] (V_1^2 - V_0^2) \quad (8)$$

$$\dot{E}_0 = \rho A V_1^3 \frac{\left(1 + \frac{V_0}{V_1}\right) \left[1 - \left(\frac{V_0}{V_1}\right)^2\right]}{2} \quad (9)$$

$$C_p = \frac{\left(1 + \frac{V_0}{V_1}\right) \left[1 - \left(\frac{V_0}{V_1}\right)^2\right]}{2} \quad (10)$$

$$\dot{E}_0 = \rho A V_1^3 C_p \quad (11)$$

Betz yasası olarak bilinen C_p incelendiğinde, $C_p = 0.59$ olarak bulunur ve rüzgâr türbininin üretebileceği maksimum güçtür [30]. Bir rüzgâr türbininin genel enerji dengesi Denklem 12 ile gösterilmektedir [30-31].

$$\sum_{in}(h + ke + pe)_{in} \dot{m}_{in} - \sum_{out}(h + ke + pe)_{out} \dot{m}_{out} + \sum_r \dot{Q}_r - \dot{W} = 0 \quad (12)$$

Denklem 12’de \dot{m}_{in} türbine giren kütlelesel hava debisini (kg/sn), \dot{m}_{out} türbinden çıkan kütlelesel hava debisini (kg/sn), h birim kütle için sahip olduğu entalpiyi (kJ/kg), \dot{W} sistemden çıkan işi (kW), \dot{Q}_r r yüzeyinden transferi gerçekleşen ısı enerjisini (kW) ifade etmektedir.

3.2. Rüzgâr Enerji Sistemlerinde Ekserji Analizi

Madde akışından dolayı oluşan genel ekserji formülü Denklem 13 ile ifade edilir.

$$\dot{E}x = \dot{E}x_k + \dot{E}x_p + \dot{E}x_{akış} + \dot{E}x_{kimyasal} \quad (13)$$

Burada; $\dot{E}x_k$, kinetik ekserji, $\dot{E}x_p$, potansiyel ekserji, $\dot{E}x_{akış}$, akış ekserjisi ve $\dot{E}x_{kimyasal}$, kimyasal ekserjidir [32].

Sistemin ürettiği elektrik kinetik enerji farkından kaynaklandığı için üretilen enerji Denklem (14a) ve (14b)’deki gibi elde edilmektedir [31-32].

$$\dot{E}x_k = \dot{E}_{üretilen} \quad (14a)$$

$$\dot{E}x_k = KE = \frac{1}{2} \rho A (V_1 - V_2)^3 C_p \quad (14b)$$

Akış ekserjisi de Denklem 15 ile ifade edilmektedir [32].

$$\dot{E}x_{akış} = \dot{m}(\Delta h - T_0 \Delta s) \quad (15)$$

Denklem 15’de \dot{m} , havanın kütlelesel debisini, Δh entalpi değişimini ve Δs ise entropi değişimini (kJ/kgK) ifade etmektedir. Entalpi’deki değişim ise Denklem 16’da verilmiştir [28,32].

$$\Delta h = C_{p,h}(T_2 - T_1) \quad (16)$$

Denklem 16’deki; $C_{p,h}$ havanın spesifik ısısı, T_1 türbin girişindeki hava sıcaklığı ve T_2 ise türbin çıkışındaki hava sıcaklığıdır. Türbin çıkışındaki hava sıcaklığı Denklem 17 ile hesaplanmaktadır [32].

$$T_2 = 35.74 + 0.6215T_{atm} - 35.75(V_1^{0.16}) + 0.4274T_{atm}(V_1^{0.16}) \quad (17)$$

Denklem 17’de, T_2 türbin çıkışındaki sıcaklığı (°F), T_{atm} atmosfer sıcaklığı (°F) ve V_1 ise türbin girişindeki rüzgâr hızını (mph) ifade eder. Birim dönüşümü yapılırsa, rüzgâr hızının birimi(m/sn) ve atmosfer sıcaklığının birimi de (°C) olarak düzenlenir ise Denklem 18 elde edilir [32].

$$T_2 = 13,126 + 0.6215T_{atm} - 13,948(V_1^{0.16}) + 0,48615T_{atm}(V_1^{0.16}) \quad (18)$$

Sistemdeki entropi üretimi ise Denklem (19a) ve (19b) ile ifade edilir [11,31].

$$\Delta \dot{S} = \Delta \dot{S}_{sistem} + \Delta \dot{S}_{çevre} \quad (19a)$$

$$\Delta \dot{S} = \dot{m} T_{atm} \left(C_p \ln \left(\frac{T_2}{T_1} \right) - R \ln \left(\frac{P_2}{P_1} \right) - \frac{\dot{Q}_{kayıp}}{T_{atm}} \right) \quad (19b)$$

T_1 giriş sıcaklığı, T_2 çıkış sıcaklığıdır. R ise hava için belirlenmiş olan ideal gaz sabitini ifade etmektedir. Rüzgâr, türbin girişinde P_1 , türbin çıkışında ise P_2 basıncını uygular. Türbin çıkışındaki basınç Denklem 20 ile hesaplanır [11,31,32].

$$P_2 = P_1 \pm \frac{\rho}{2} V_1^2 \quad (20)$$

Hava molekülleri rüzgâr türbinine belirli bir giriş hızı ile çarparken belirli bir çıkış hız ile türbini terk eder. Girişteki hız bilinmemektedir fakat çıkış hızı ise Denklem 21 ile hesaplanmaktadır [11,31,32].

$$V_2 = \sqrt[3]{\frac{2(E_{potansiyel} - E_{üretilen})}{\rho A C_p}} \quad (21)$$

Yukarıdaki denklemde $E_{potansiyel}$ değeri, rüzgâr türbinin oluşturacağı maksimum güç olarak kabul edilir. $E_{potansiyel}$ değeri seçilen örnek rüzgâr türbininin katalogundaki, kapasite-rüzgâr hızı eğrisinden hesaplanır [6]. Türbinde meydana gelebilecek ısı kayıpları ihmal edilebilir düzeyde olmasına rağmen istenilirse Denklem 22 ile hesaplanabilmektedir [31-32].

$$\dot{Q}_{kayıp} = \dot{m} C_p \left(T_{atm} - \frac{T_1 + T_2}{2} \right) \quad (22)$$

Toplam ekserji ise Denklem 23 ile hesaplanmaktadır [31-32].

$$\dot{E}_x = \dot{E}_{üretilen} + \dot{m} C_p (T_2 - T_1) + \dot{m} T_{atm} \left(C_p \ln \left(\frac{T_2}{T_1} \right) - R \ln \left(\frac{P_2}{P_1} \right) - \frac{\dot{Q}_{kayıp}}{T_{atm}} \right) \quad (23)$$

Rüzgâr türbininin (RT) enerji ve ekserji verimleri ise sırasıyla Denklem 24 ve 25'de sunulmuştur [6].

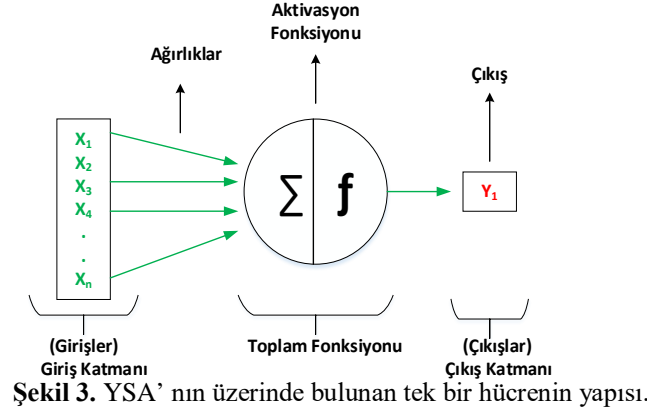
$$\eta_{RT} = \frac{\dot{E}_0}{E_{Potansiyel}} \quad (24)$$

$$\psi_{RT} = \frac{\dot{E}_x}{E_{Potansiyel}} \quad (25)$$

3.3. Yapay Sinir Ağları

Yapay Sinir Ağları (YSA), yapay zekanın popüler alt konularının birisidir. Multidisipliner olması nedeniyle birçok uygulamada da kullanılmaktadır [34-36]. Bu kadar çok tercih edilmesinin sonucunda da sürekli yeni YSA modelleri geliştirilmektedir. YSA' lar genel mantık olarak insanların algılama ve karar verme gibi düşünsel süreçlerini taklit eden bir yapıya sahiptir. Biyolojik sinir hücrelerinden esinlenerek geliştirilen YSA' lar, birbirine bağlı hücrelerden oluşmaktadır. Bu hücreler kendilerine gelen bilgiyi çözümleyebilen ve kendinden sonrasına aktarabilen bir yapıya sahiptir. YSA' ya herhangi bir konu ile ilgili yeterli sayıda

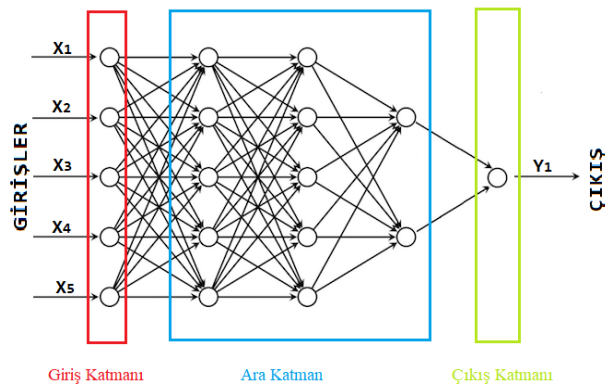
giriş ve çıkış bilgileri verildiğinde, YSA kendi iç yapısında giriş ile çıkış arasında bir bağıntı kurabilir. Ağa bu şekilde giriş ve çıkış bilgilerinin verilmesi işlemine ağı eğitilmesi denilmektedir. Ağı eğitilmesinden sonra, eğitildiği konu ile ilgili daha önce görmediği bir örnek verilirse, ağ bazı çıkarımlarda bulunabilir. YSA' lar bu çıkarım yeteneği sayesinde birçok alanda kullanılmaktadır [36-38]. Yazılımsal olarak geliştirilen yapay sinir ağının, tek bir hücresi Şekil 3'de gösterilmektedir. Bu yapıda giriş katmanı, algılayıcılardan ya da veri tabanından gelen bilgilerin doğrudan ağa sunulduğu katmandır.



Giriş katmanından gelen bilgiler, belirlenen ağırlıklar ile çarpılarak toplam fonksiyonuna aktarılmaktadır. Toplam fonksiyonundan elde edilen değer, belirlenen aktivasyon fonksiyonu ile tekrar hesaplanarak, hücrenin çıkış değeri elde edilmektedir. Denklem 26'da yaygın olarak kullanılan toplam fonksiyonu gösterilmektedir.

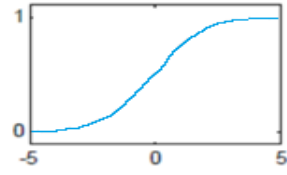
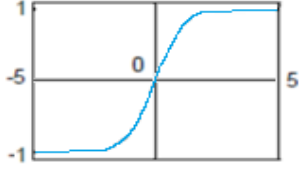
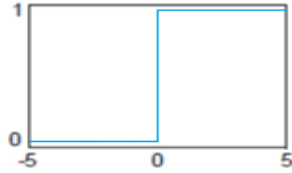
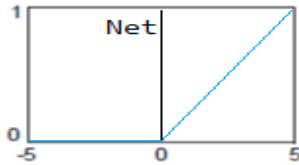
$$Net = \sum_{i=1}^{i=j} X_i W_i \quad (26)$$

Denklem 26'daki X_i , girdi katmanındaki her bir girişi, W_i ise bu girişe ait ağırlığı ifade etmektedir. Bir yapay sinir ağı genellikle birçok sinir hücresinden oluşmaktadır. Bu sinir hücrelerinin birbirinden bağımsız olarak farklı tipte toplama fonksiyonu olabileceği gibi tüm hücrelerde aynı tip toplama fonksiyonuna sahip olabilir. Toplama fonksiyonundan elde edilen değerler belli aralıklara indirgemek için aktivasyon fonksiyonuna aktarılmaktadır. Yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonları ve bunların indirgendiği aralıklar Tablo 3'de gösterilmektedir. Tasarlanan YSA'nın yapısında Şekil 4'de gösterildiği gibi birden fazla sinir hücresi bulunuyorsa, aktivasyon fonksiyonundan çıkan değerler bir diğer hücreye giriş olarak aktarılmaktadır. En son çıkış katmanında bulunan hücrelerin, aktivasyon fonksiyonundan çıkan değerler, YSA'nın çıkışını vermektedir.



Şekil 4. YSA Yapısı.

Tablo 3.Aktivasyon Fonksiyonları.

Fonksiyon Adı	Fonksiyon İçeriği	Grafik	
Sigmoid	$y = \frac{1}{1 + e^{-Net}}$		(27)
Tanjant Hiperbolik	$y = \frac{e^{Net} - e^{-Net}}{e^{Net} + e^{-Net}}$		(28)
Adım Fonksiyonu	$y = \begin{cases} 1 & Net \geq 0 \\ 0 & Net < 0 \end{cases}$		(29)
Relu	$y = \max(0, Net)$		(30)

YSA' nın üretmiş olduğu değer çıkış katmanından elde edildikten sonra, olması gereken değer ile karşılaştırılır. Bu karşılaştırmada genellikle Denklem 31'deki gösterilen Ortalama Karesel Hata Fonksiyonu kullanılmaktadır.

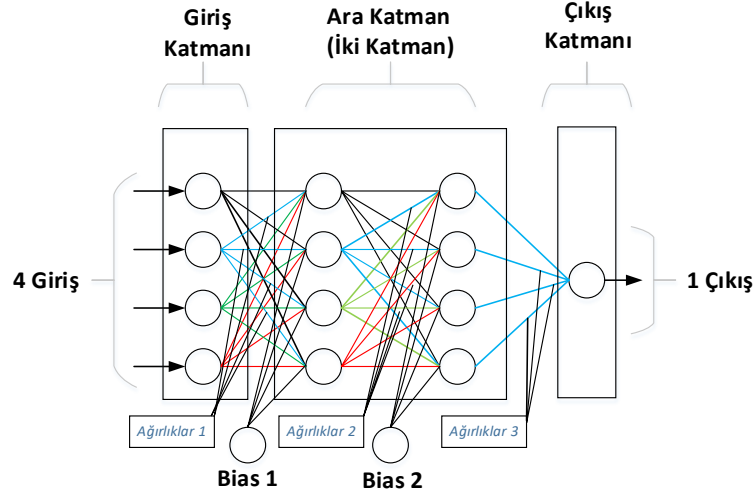
$$\text{Ortalama Karesel Hata} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (g_i - y_i)^2 \quad (31)$$

Denklem 31'de; g_i i . değer için gerçek çıktı değerini, y_i i .değer için ağı üretmiş olduğu çıktı değerini, n ağı eğitilmesi için ağa verilen örnek sayısını ifade etmektedir.

Literatürde yapay sinir ağlarının, ileri beslemeli, geri beslemeli, adaline/madaline gibi lineer ve lineer olmayan sistemler için geliştirilmiş birçok modeli bulunmaktadır. Çalışmada doğrusal olmayan olaylardan elde edilen veriler kullanıldığı için çok katmanlı geri beslemeli yapay sinir ağı modeli kullanılmıştır.

3.3.1. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı (Feedforward Neural Networks)

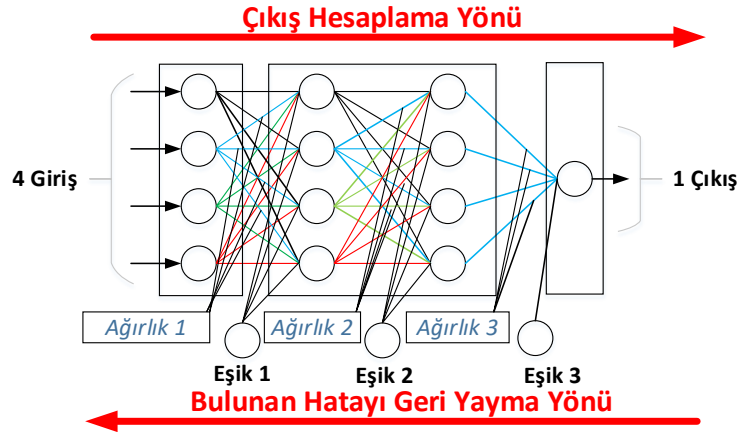
Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı, doğrusal çözümü bulunmayan sistemler için geliştirilmiş bir yapay sinir ağı modelidir. Yapısı itibari ile giriş katmanı, ara katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanından giren bilgi sadece ara katmandan geçerek çıkış katmanına doğru hareket etmektedir. Bu yapıda tüm katmanlar birbirine tam bağlıdır ve ara katman sayısı birden çok olabilir. Şekil 5'de çok katmanlı ileri beslemeli ağ yapısı gösterilmektedir. Şekil 5'de gösterilen bağlantı ağırlıkları eğitim esnasında değiştirilebilir fakat çıkıştan girişe doğru bağlantı ağırlıkları değiştirilmez. Sadece ağ ileri doğru giderken ağırlıklar güncellenir.



Şekil 5. Çok katmanlı ileri beslemeli yapay sinir ağı modeli.

3.3.2. Çok katmanlı geri beslemeli yapay sinir ağı (Back forward Neural Networks)

Bu model, ağı tüm çıkışından elde edilen hatanın, çıkış katmanından giriş katmanına doğru ağırlıklarının güncellenmesi prensibine dayanmaktadır. Geri beslemeli YSA modelleri genellikle doğrusal olmayan sınıflama, eğri uyurma ve tahmin problemlerinde yüksek başarımla sahiptir. Bu nedenle birçok uygulamada tercih sebebidir. Şekil 6'da iki ara katmanlı geri beslemeli bir YSA modeli gösterilmektedir. Bu yapıda çıkıştan elde edilen hatanın, ağırlıklara yansıtılması için bir geri yayılım algoritması kullanılmaktadır.



Şekil 6. Geri beslemeli yapay sinir ağı modeli.

Geril Yayılım Algoritması

Çok katmanlı geri beslemeli YSA modelinde, giriş katmanından gelen değerler ara katmanlardan geçerek çıkış katmanına gider ve ağı bir çıkış değeri üretir. Bu değer üretildikten sonra Denklem 32'ye göre bir hata değeri hesaplanır.

$$E(m) = B(m) - \zeta(m); \quad m = 1, \dots, m \quad (32)$$

Denklem 32'de $B(m)$ beklenen çıkış değerini, $\zeta(m)$ ağı çıkış değerini, $E(m)$ ağı hata değerini, m ise çıktı katmanındaki m . Proses elemanını ifade etmektedir. Çıktı katmanındaki tüm proses elemanlarından elde edilecek toplam hata, Denklem 33 ile elde edilmektedir.

$$TH = \frac{1}{2} \sum_m E(m)^2 \quad (33)$$

Denklem 33'deki TH toplam hatayı, $E(m)$ ise ağırlık hatası değerini ifade etmektedir. Toplam hata değeri hesaplandıktan sonra TH değeri iki aşamada, çıkış katmanından giriş katmanına doğru ağırlıklara yansıtılmaktadır.

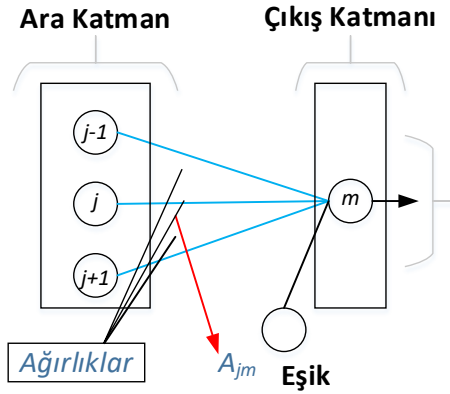
Bu aşamada ilk olarak çıkış katmanı ile ara katman arasındaki ağırlıklar güncellenmektedir. İkinci aşamada ise ara katman ile giriş katmanı arasında ağırlıklar güncellenmektedir.

1. Aşama: Çıkış katmanı ile ara katman arasındaki ağırlıkların güncellenmesi.

Şekil 7'de gösterildiği gibi, herhangi bir t zamanında (t . iterasyonda) ara katmanındaki j . proses elemanını çıkış katmanındaki m . proses elemanına bağlayan bağlantının ağırlığındaki değişim miktarına ΔA^a ve m .çıkış ünitesinin hatasına δ_m denilirse, ilk olarak δ_m değerini Denklem 34 ile hesaplamak gerekmektedir [35].

$$\delta_m = f'(NET). E_m \quad (34)$$

Denklem 34'deki $f'(NET)$ aktivasyon fonksiyonun türevini ifade etmektedir



Şekil 7. Ara katman ile çıkış katman arası.

$$\Delta A_{jm}^a(t) = \eta \delta_m \zeta_j^a + \alpha \Delta A_{jm}^a(t-1) \quad (35)$$

Ağırlıktaki değişim miktarı olan ΔA^a ise Denklem 35'e göre hesaplanmaktadır. Denklem 35'de ki, η öğrenme katsayısını, α momentum katsayısını ifade etmektedir. Ağırlıkların değişim miktarı Denklem 35'e göre hesaplandıktan sonra t . iterasyonda ki yeni ağırlık değerleri Denklem 36 ile hesaplanmaktadır.

$$A_{jm}^a(t) = A_{jm}^a(t-1) + \Delta A_{jm}^a(t) \quad (36)$$

Şekil 7'de gösterilen eşik değeri ünitesinin de güncellenmesi gerekmektedir. Çıkış katmanında bulunan proses elemanlarının eşik değeri β^c ile gösterilirse, buradaki değişim miktarı Denklem 37'ye göre hesaplanmaktadır.

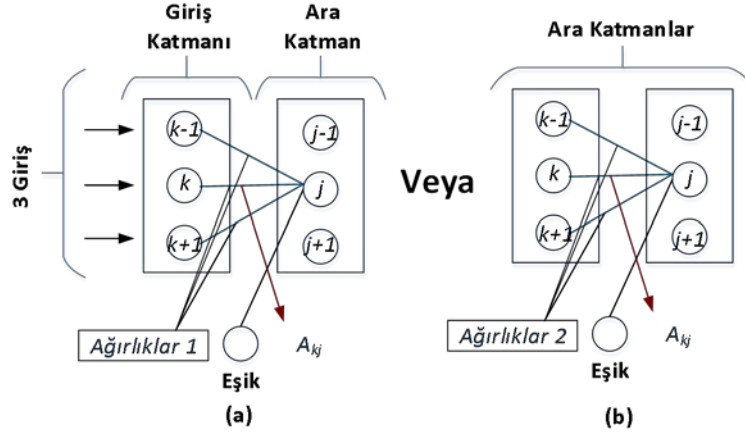
$$\Delta \beta_m^c(t) = \eta \delta_m + \alpha \Delta \beta_m^c(t-1) \quad (37)$$

Eşik değerinin t . iterasyonda ki ağırlığının yeni değeri Denklem 38'e göre hesaplanmaktadır.

$$\beta_m^c(t) = \beta_m^c(t-1) + \Delta\beta_m^c(t) \quad (38)$$

2. *Aşama*: Giriş katmanı ile ara katman arasındaki veya ara katmanlar arasındaki ağırlıkları güncellemesi.

Çıktı katmanı ile ara katman arasındaki ağırlıkların güncellenmesinde, her ağırlık için çıktı katmanındaki sadece bir proses elemanının hatası işleme alınmıştır. Çıktı katmanındaki bu hataların oluşmasında, Şekil 8.(a)'da gösterildiği gibi girdi katmanı ve ara katman arasındaki ağırlıkların etkisinin olduğu gibi eğer Şekil 8.(b)'de gösterildiği gibi birden çok ara katman varsa onların arasındaki ağırlıkların etkisi de bulunmaktadır.



Şekil 8.(a) Giriş ile ara katman (b) İki ara katman.

Çıkış katmanına gelen bütün bilgiler, girdi katmanı ve önceki ara katmanlardan gelmektedir. Bu nedenle çıktı katmanındaki proses elemanların hepsinden elde edilen hata, Şekil 8(a) ve (b)'de gösterilen ara katman ile girdi katmanı arasındaki (veya ara katmanlar arasındaki) ağırlıklara dağıtılmaktadır.

İlk olarak Denklem 39'da δ_j^a ile gösterilen hata hesaplanmaktadır.

$$\delta_j^a = f'(NET) \cdot \sum_m \delta_m A_{kj}^i \quad (39)$$

Sonrasında ΔA_{kj}^i ile gösterilen ağırlıklarda ki değişim miktarı ise Denklem 40 ile bulunmaktadır.

$$\Delta A_{kj}^i(t) = \eta \delta_j^a C_k^i + \alpha \Delta A_{kj}^i(t-1) \quad (40)$$

Ağırlıkların yeni değerleri ise Denklem 41 ile hesaplanmaktadır

$$A_{kj}^i(t) = A_{kj}^i(t-1) + \Delta A_{kj}^i(t) \quad (41)$$

Şekil 8.(a) ve (b)'de gösterilen eşik değerleri β^a ile ifade edilirse, eşik değerindeki değişim miktarı Denklem 42 ile gösterilmektedir.

$$\Delta\beta_j^a(t) = \eta\beta_j^a + \alpha\Delta\beta_j^a(t-1) \quad (42)$$

t. iterasyonda ki yeni eşik değeri ise Denklem 43 ile hesaplanmaktadır.

$$\beta_j^a(t) = \beta_j^a(t-1) + \Delta\beta_j^a(t) \quad (43)$$

Bu işlemler sonucunda ileri doğru çalışan YSA, geriye doğru da çalıştırılarak tüm ağırlıkların güncellenmesi sağlanacaktır. Tasarlanan geri beslemeli YSA istenilen hata değerine ulaşıncaya kadar ya da tasarımcının belirlemiş olduğu iterasyon sayısına kadar bu işlemler tekrarlanacaktır. Bu tekrarlama işlemlerinin en sonunda da ağ eğitilmiş olacaktır. Bundan sonraki adımda, eğitilen ağa daha önce görmediği veriler gönderilerek, ağın test edilmesi sağlanacaktır.

4. BULGULAR

Çalışmada Nasa'dan alınan Akdeniz Bölgesindeki, enlem ve boylamların kesiştiği 21 noktaya ait, 1981 ile 2018 yılları arasındaki sıcaklık, hız ve basınç bilgileri kullanılmıştır [33]. Tablo 3'de sadece bu 37 yıllık veriler kullanılarak elde edilen, ekserji, maksimum enerji, üretilen enerji, enerji verimi ve ekserji verimlerinin ortalama değerleri gösterilmektedir.

Tablo 3. 1981 ile 2018 yılları arasındaki Akdeniz bölgesine ait koordinatların, sıcaklık, hız ve basınç değerleri alınarak hesaplanan enerji, ekserji ve verim değerlerinin ortalamaları.

Koordinat	Ekserji (W)	Maksimum Enerji (W)	Üretilen Enerji (W)	Enerji Verimi	Ekserji Verimi
36-29	10,311	40,277	15,018	0,352	0,239
36-30	6,761	32,016	10,158	0,296	0,194
36-31	14,244	48,462	20,218	0,380	0,262
36-32	6,146	30,943	9,304	0,274	0,177
36-33	8,799	37,025	12,990	0,335	0,225
36-34	12,826	46,114	18,400	0,369	0,253
36-35	15,294	51,872	21,746	0,397	0,276
36-36	11,223	42,580	16,283	0,369	0,252
37-29	5,862	30,898	8,972	0,272	0,175
37-30	5,018	29,212	7,788	0,247	0,156
37-31	7,543	35,787	11,211	0,284	0,188
37-32	10,358	43,547	15,291	0,332	0,222
37-33	11,047	45,393	16,251	0,341	0,230
37-34	7,102	34,792	10,748	0,290	0,189
37-35	5,849	29,828	8,911	0,285	0,185
37-36	6,453	31,156	9,747	0,299	0,196
37-37	13,141	50,230	19,115	0,373	0,256
38-30	10,304	42,647	15,180	0,342	0,230
38-31	10,866	44,703	15,986	0,340	0,228
38-36	10,626	45,545	15,757	0,333	0,223
38-37	10,162	44,144	15,103	0,329	0,219

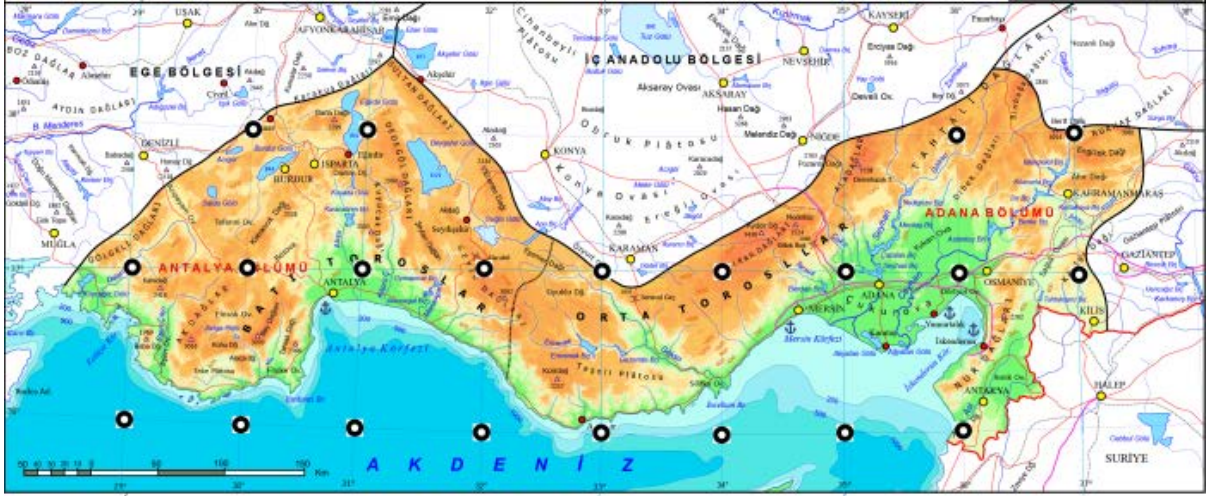
Tablo 3'de verilen maksimum enerji, rüzgâr türbininin teorik olarak üretebileceği en yüksek enerjidir. Bu değer rüzgâr türbininin güç eğrisinden türetilen 10. dereceden bir polinom olan $E_{Potansiyel}$ fonksiyonudur. Tablo 3'deki üretilen enerji terimi ise türbine ilk giriş hızının kinetik enerjisi sonucu meydana gelen enerjidir.

Tablodaki ekserji ve enerji verimleri incelendiğinde ise ekserji veriminin, enerji verimine oranla daha az olduğu görülmektedir. Bunun sebebi ise üretilen enerjinin bir kısmının sürtünmelerden, bir kısmının da mekaniksel kayıplardan kaynaklanmasıdır. Bu kayıplar sonucunda elde kalan enerji kullanılabilir enerji olarak tanımlanan ekserji verimi terimini ifade etmektedir.

Tablo 3'deki ekserji sonuçları incelendiğinde, Akdeniz Bölgesindeki kullanılabilir enerjinin en yüksek olduğu yerin kıyı şeridi boyunca uzanan 36. enlem de olduğu görülmektedir.

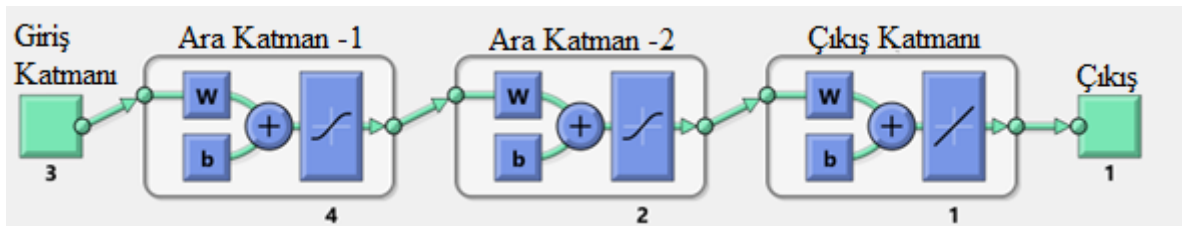
Akdenizin iç kısımlarındaki koordinat noktalarında ekserji değerleri düşmekte fakat yüksek kesimlerdeki koordinat noktalarında ekserji değerlerinin fazla olduğu görülmektedir. Bu bilgiler ışığında Akdeniz Bölgesinin kıyı ve yüksek kesimlerinin rüzgâr enerjisi açısından kullanılabilirliği yüksektir.

Şekil 9'da gösterilen enlem ve boylamların kesiştiği her bir noktaya ait 456 adet veri bulunmaktadır. Çalışmada 21 adet kesişim noktası kullanıldığı için toplam 9576 adet veri kullanılmıştır.



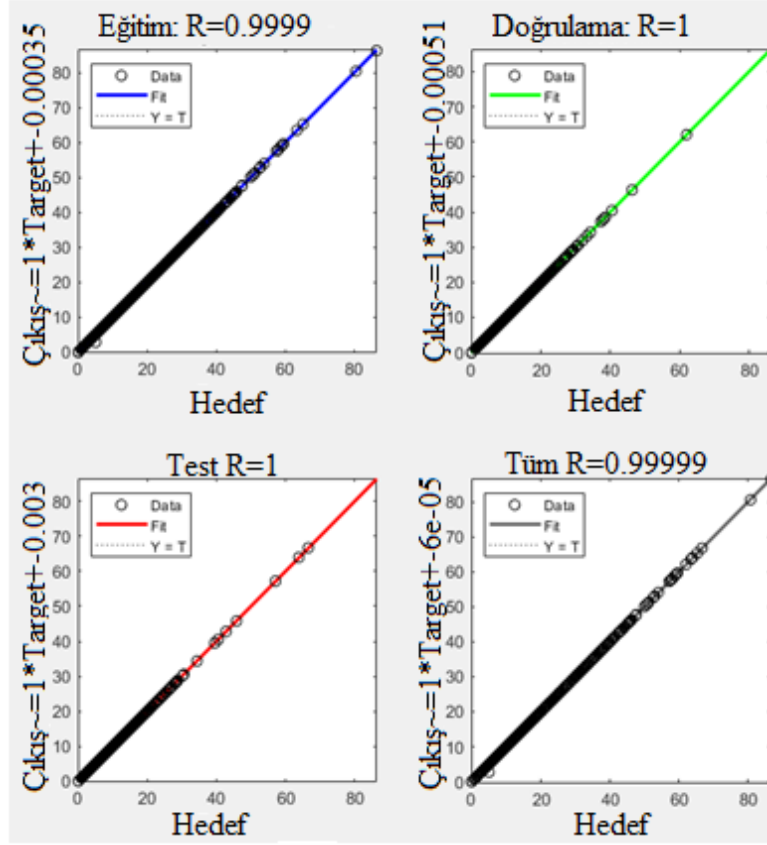
Şekil 9. Akdeniz bölgesinde bulunan noktalar.

Elde edilen sıcaklık, hız ve basınç verileri ile ekserji hesaplaması yapılmıştır. Sonraki aşamada çok katmanlı geri beslemeli bir yapay sinir ağı modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan modelin yapısı Şekil 10'de gösterilmektedir. Bu modelde ekserji hesaplamasında kullanılan sıcaklık, basınç ve hızdan oluşan üç adet veri, giriş olarak kullanılmıştır. Bu nedenle veri sütunlarının her biri, giriş katmanındaki bir nörona doğrudan aktarılmaktadır.



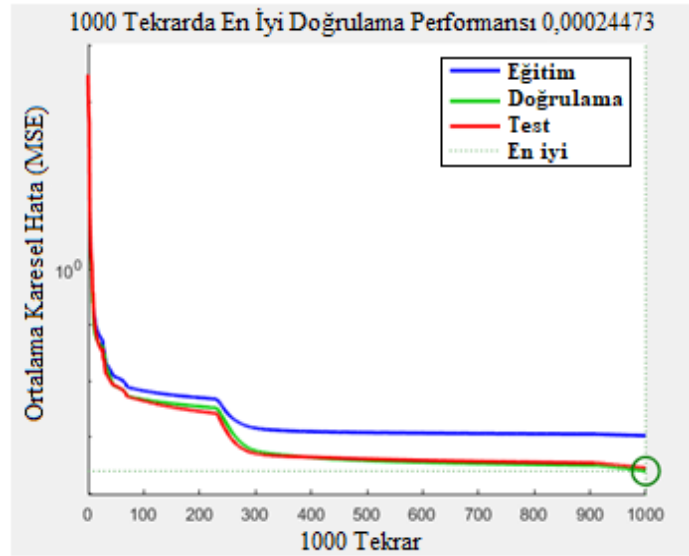
Şekil 10. Hazırlanan YSA yapısı.

Tasarlanan modelde giriş katmanından sonra iki adet ara katman bulunmaktadır. İlk ara katmanda 4 nöron, ikinci ara katmanda ise 2 nöron bulunmaktadır. İlk ara katman ve ikinci ara katmanda tanjant hiperbolik aktivasyon fonksiyonu kullanılmıştır. Sistemin çıkışında ise sadece ekserji değeri olacağı için tek bir çıkış bulunmaktadır. Eldeki verilerin %80 eğitim, %10'u test ve %10'u da doğrulama verisi olarak kullanılmıştır. Bu veriler kullanılarak sistem test edildiğinde Şekil 11'de gösterilen regresyon sonuçları elde edilmiştir. Şekil 11 incelendiğinde bütün noktaların regresyon doğrusunun üzerine yerleştiği görülmektedir.



Şekil 11. Regresyon analiz sonuçları.

Sistemin başarısını ölçmek için ortalama karesel hata formülü kullanılmış olup sistemin genel hata oranı Şekil 12’de gösterilmektedir. Buradan da anlaşılacağı üzere Ekserji hesaplamasının sonucunda elde edilen değerler ile kullanılan modelinin ürettiği değerler kıyaslandığında, aradaki hatanın 0,00024’e kadar düştüğü görülmektedir. Bu durumda kullanılan modelinin çok yüksek oranda başarı elde ettiğini ispatlamaktadır.



Şekil 12. Hata değeri grafiği.

Çalışma farklı aktivasyon fonksiyonları ve farklı ara katman yapıları ile test edildiğinde bu değerden biraz daha yüksek hata oranı elde edilmiştir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bir rüzgâr enerji santrallerinin kurulacağı bölgede daha önce bir santral kurulmadıysa ve özellikle ilk kez o bölgede kurulacaksa, o bölge için enerji ve ekserji analizi yapmak çok önemlidir. Bu nedenle ilk olarak santral kurulacak yerin, enerji ve ekserji açısından verimli olup olmadığını tespit etmek için uzun zaman harcanan, alan ölçümleri yapılmaktadır. Sonrasında da bu ölçüm verilerine dayanan birçok hesaplama yapılmaktadır. Bu hesaplamalar içerisinde bazı varsayımlarda da bulunmak gerekebilmektedir. Yapılan hesaplama sonucuna göre de olumlu ya da olumsuz karar verilmektedir.

Yukarıda da anlatıldığı gibi karar verme sürecince birçok ara işlem ve hesaplamaların yapılması zorunludur. Bu işlemlerde oldukça zaman alan ve çok bilinmeyenli denklemlerden oluşan karmaşık bir işlemdir. Bu işlemler içerisinde de yine bazı varsayımlarda bulunmak gerekmektedir. Fakat özellikle yatırımcılar ve karar alıcılar için, zamanı optimum şekilde kullanarak hızlı ve doğru karar verebilmek son derece önemlidir. Bu nedenle yukarıda anlatılan işlem kalabalığından ve birçok ölçüm verisi için zaman harcamaktansa, daha az veri ile yüksek doğrulukta bilgi sahibi olmak karar alıcılar için çok daha önemli olabilmektedir.

Bu sebeple gerçekleştirilen çalışmada sadece sıcaklık, hız ve basınç verileri kullanarak geri beslemeli bir yapay sinir ağı modeli geliştirilmiştir. Geliştirilen modelin eğitilmesinde 1981 ile 2018 yılları arasında, Akdeniz Bölgesinde bulunan 21 noktadan alınan veriler kullanılmıştır. Geliştirilen YSA modelinin sonuçları ile klasik ekserji analizinden elde edilen sonuçlar kıyaslanmış olup, %99,9'un üzerinde başarı oranı ile ekserji değerleri tahmin edilmiştir.

Böylece Akdeniz Bölgesindeki koordinat noktaları verilen yerler için saniyeler içerisinde yüksek başarı oranı ile doğru sonuçlar üretilebilmektedir. Çalışmanın sonucunda Akdeniz Bölgesi için yatırımcıların ve karar alıcıların ilk etapta ihtiyaç duydukları ekserji sonuçlarına çok az veri ile ulaşabilmeleri mümkün hale getirilmiştir. Bundan sonraki çalışmada, uygulamada kullanılan güç eğrisinin katsayılarının YSA ile de hesaplanması hedeflenmektedir. Bunun dışında bir diğer hedefte çalışmanın tüm Türkiye uygulanmasıdır.

KAYNAKLAR

- [1] Karık, F., Sözen, A., İskender, Ü., (2015). Türkiye’de Rüzgar Enerjisinde Mevcut Durum. Gazi Mühendislik Bilimleri Dergisi (GMBD), 1, 2, 219–233. <https://dergipark.org.tr/tr/pub/gmbd/issue/29232/312919>
- [2] Kavcıoğlu, Ş., (2019). Yenilenebilir Enerji ve Türkiye, Finansal Araştırmalar ve Çalışmalar Dergisi, 11, 21, 209–227. <https://doi.org/10.14784/marufacd.623399>
- [3] Rüzgâr ve güneş Türkiye ’ de enerji dönüşümünü nasıl hızlandırabilir: Küresel örnekler., (2018). https://www.shura.org.tr/wp-content/uploads/2019/01/SHURA_Rüzgar-ve-Güneş-Türkiyede-Enerji-Dönüşümünü-Nasıl-Hızlandırabilir-Küresel-Örnekler.pdf.
- [4] IEA., (2019). Renewables 2019 – Analysis. <https://www.iea.org/reports/renewables-2019>
- [5] Dündar, C., (1997). Bandırma Bodrum Bozcaada ve Çeşme Bölgeleri Rüzgar Enerjisi Potansiyellerinin Belirlenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, İstanbul.
- [6] Mengi, D. F., (2013). Rüzgar Enerjisi Potansiyelinin Enerji ve Ekserji Haritasının İncelenmesi, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Isparta.
- [7] Lawan, S. M., Abidin, W. A. W. Z., Masri, T., (2019). Implementation of a topographic artificial neural network wind speed prediction model for assessing onshore wind power potential in Sibü, Sarawak, Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science. <https://doi.org/10.1016/j.ejrs.2019.08.003>
- [8] Toklu M., (2002). Rüzgar Enerjisi ve Elazığ Şartlarında Bir Rüzgar Santrali Tasarımı. Yüksek Lisans Tezi, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enst., Elektrik Eğitimi ABD., Elazığ..
- [9] Koroneos, C., Spachos, T., Moussiopoulos, N., (2003). Exergy analysis of renewable energy sources, Renewable Energy. [https://doi.org/10.1016/S0960-1481\(01\)00125-2](https://doi.org/10.1016/S0960-1481(01)00125-2)

- [10] Hepbasli, A., Ozgener, O., (2004). A review on the development of wind energy in Turkey, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 8, 257–76. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2003.10.006>
- [11] Şahin, A. D., Dincer, I., Rosen, M. A., (2006). New Spatio-Temporal Wind Exergy Maps, *Journal of Energy Resources Technology*, 128, 3, 194–202. <https://doi.org/10.1115/1.2213271>
- [12] Hepbasli, A., (2008). A key review on exergetic analysis and assessment of renewable energy resources for a sustainable future, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 12, 593–661. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2006.10.001>
- [13] Xydis, G., Koroneos, C., Loizidou, M., (2009). Exergy analysis in a wind speed prognostic model as a wind farm sitting selection tool: A case study in Southern Greece. *Applied Energy*, 86, 2411–2420. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2009.03.017>
- [14] Başkut.Ö., (2010). Rüzgar Güç Tesislerinin Ekserji Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, İzmir.
- [15] Saravanan, A. J., Karthikeyan, C. P., Samuel, A. A., (2011). Exergy Analysis of Single Array Wind Farm Using Wake Effects, *Engineering*, 03,09, 949–958. <https://doi.org/10.4236/eng.2011.391177>
- [16] Ehyaei, M. A., Ahmadi, A., Rosen, M. A., (2019). Energy, exergy, economic and advanced and extended exergy analyses of a wind turbine, *Energy Conversion and Management*, 183,183, 369381. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2019.01.008>
- [17] Ekonomou, L., Lazarou, S., Chatzarakis, G. E., Vita, V., (2012). Estimation of wind turbines optimal number and produced power in a wind farm using an artificial neural network model, *Simulation Modelling Practice and Theory*, 21, 21–25. <https://doi.org/10.1016/j.simpat.2011.09.009>
- [18] Ata, R., (2008). Otonom bir Rüzgar Türbininin Farklı Yüksekliklerdeki Enerji Eldesinin YSA ile Analizi, *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 23, 3, 523–529. <https://dergipark.org.tr/pub/gazimmfd/issue/6677/88513>
- [19] Lee, D., Baldick, R., (2014). Short-Term Wind Power Ensemble Prediction Based on Gaussian Processes and Neural Networks, *IEEE Transactions On Smart Grid*, 5,1, 501–510. <https://doi.org/10.1109/TSG.2013.2280649>
- [20] Mortazavi, S. M., Soltani, M. R., Motieyan, H., (2015). A Pareto optimal multi-objective optimization for a horizontal axis wind turbine blade airfoil sections utilizing exergy analysis and neural networks, *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 136, 62–72. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2014.10.009>
- [21] Lydia, M., Suresh Kumar, S., Immanuel Selvakumar, A., Edwin Prem Kumar, G., (2015). Wind resource estimation using wind speed and power curve models, *Renewable Energy*, 83, 425–434. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.04.045>
- [22] Pelletier, F., Masson, C., Tahan, A., (2016). Wind turbine power curve modelling using artificial neural network, *Renewable Energy*, 89, 207–214. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2015.11.065>
- [23] Manobel, B., Sehnke, F., Lazzús, J. A., Salfate, I., Felder, M., Montecinos, S., (2018). Wind turbine power curve modeling based on Gaussian Processes and Artificial Neural Networks, *Renewable Energy*, 125, 1025–1020. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2018.02.081>
- [24] Altınoy, M., Bal, G., (2019). Uzun Dönem Rüzgar Hızı Tahmininde Yapay Sinir Ağlarının Kullanımı ve Performans İncelemesi, *Mesleki Bilimler Dergisi (MBD)*, 8, 1, 21–28. <https://dergipark.org.tr/en/pub/mbd/issue/45578/539436>
- [25] Zafirakis, D., Tzanes, G., Kaldellis, J. K., (2019). Forecasting of Wind Power Generation with the Use of Artificial Neural Networks and Support Vector Regression Models, *Energy Procedia*, 159, 509–514. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.12.007>
- [26] Nielson, J., Bhaganagar, K., Meka, R., Alaeddini, A., (2020). Using atmospheric inputs for Artificial Neural Networks to improve wind turbine power prediction. *Energy*, 190. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2019.11627>
- [27] Çengel, A. Y., Michael, A. B., (2008). *Termodinamik Mühendislik Yaklaşımıyla*, (A. Pınarbaşı (Ed.); 5th ed.). İzmirGüven Kitabevi.
- [28] Yüksel, Y. E., Öztürk, M., (2016). Eysel Uygulamalar için Birleşik Rüzgar-Güneş-Hidrojen Sisteminin Termodinamik Analizi., *El-Cezeri Fen ve Mühendislik Dergisi*, 3, 3, 401–416. <https://doi.org/10.31202/ecjse.258567>
- [29] Uğuz, S., (2005). Rüzgar Enerjisi ile Elektrik Üretimi, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Ankara.
- [30] Kökey, I., (2013). Rüzgar Enerjisi Potansiyelinin Belirlenmesi ve Rüzgar Enerji Satrallerinin Performans Değerlendirmesinde Ekserji Analizinin Önemi, <https://www.researchgate.net/publication/324680303%0ARÜZGAR>
- [31] Dincer, I., Rosen, M. A., (2007). *Exergy: energy, environment and sustainable development* (1st ed.), Elsevier Science, UK.
- [32] Koçer, A. A., (2013). Elektrik Üretimi İçin Güneş Havuzu Destekli Çoklu Üretim Sisteminin Termodinamik Analizi, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Isparta.
- [33] Nasa. “Türkiye'nin Akdeniz Bölgesi için meteorolojik veriler”, [25.10.2019]. Available: <https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>

- [34] Bař, N., (2006). Yapay sinir ađları yaklaşımı ve bir uygulama, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Mimar Sinan Üniversitesi, İstanbul.
- [35] Elmas, Ç., (2003) Yapay sinir ađları, Seçkin Yayıncılık, Ankara.
- [36] Haton, J.P., ve Haton, M.C., (1991). Yapay zekâ. (Çev. A. Ekmekçi ve A. Türker). İletişim Yayınları, İstanbul.
- [37] Pirim, A., (2006). Yapay zeka. Journal of Yaşar University, 1, 1, 81-93. Retrieved from <https://dergipark.org.tr/tr/pub/jyasar/issue/19113/202842>.
- [38] Metlek, S., ve Yılmaz, T., (2019). Analysis of Perceived Service Quality and Customer Satisfaction in the Aviation Sector with Artificial Neural Networks, 2. Uluslararası Teknoloji ve Bilim Konferansı (Techno-Science),853-864, Burdur, Türkiye.