

# Rüzgar şiddetinin yapay sinir ağları yöntemleri ile modellenmesi

Rafael BAKIROV<sup>1</sup>  
Zafer ASLAN<sup>2</sup>

**Geliş tarihi / Received:** 28.06.2022

**Düzeltilerek geliş tarihi / Received in revised form:** 18.07.2022

**Kabul tarihi / Accepted:** 21.07.2022

**DOI:** 10.17932/IAU.ABMYOD.2006.005/abmyod\_v17i66002

## Özet

*Rüzgar enerjisi, güvenilir ve uygun maliyetli elektrik sağlama kapasitesi nedeniyle önde gelen yenilenebilir enerji kaynakları arasında yer almaktadır. Rüzgar enerjisi dönüşüm sistemlerinin karmaşıklığı, ileriye dönük analizlere dayalı yeni tekniklerin geliştirilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu çalışmada, Yapay Sinir Ağları (YSA) yöntemi kullanarak Çanakkale İli Baba Burnu bölgesinde 2001, 2002 ve 2003 yıllarına ait rüzgar enerji potansiyelinin hesaplanmasına yönelik, rüzgâr şiddeti tahmini ile ilgili bir çalışma yapılmış ve gelecekte Çanakkale Baba Burnu civarında rüzgar enerjisi üretimine yönelik ön bilgi elde edilmiştir. Araştırma çalışması sonucunda, YSA model çıktıları ile gözlenen rüzgar şiddeti değerleri arasındaki ilişki katsayısının %91 olduğu,  $\alpha=0,001$  güven seviyesinde anlamlı bir ilişki bulunduğu saptanmıştır. Modelin başarısı irdelenmiş, 10 m yükseklikte rüzgar şiddeti tahmini ile ilgili 1,905m/s kök ortalama kare hatası (RMSE) ve 1.38m/s, kök ortalama kare yaklaşım hatası (RMSEA) 0,07 olarak hesaplanmıştır. Araştırma sonucunda, RMSEA değerlerinin 0.05 ile 0.08 arasında olması gözlem ve model sonuçları arasında yeterli bir uyum olduğunu göstermektedir.*

**Anahtar Kelimeler:** Rüzgâr enerjisi, Yapay sinir ağları, karekök hata, ortalama karekök hata.

<sup>1</sup> İstanbul Aydın Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği Programı, Yüksek Lisans Öğrencisi, rafaelbakirov@stu.aydin.edu.tr, Florya İstanbul

<sup>2</sup> İstanbul Aydın Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Programı, zaferaslan@aydin.edu.tr, 34295 Florya İstanbul

## Modeling of Wind Intensity with Artificial Neural Networks Methods

### Abstract

*Wind energy is among the leading renewable energy sources due to its capacity to provide reliable and cost-effective electricity. The complexity of wind energy conversion systems necessitates the development of new techniques based on prospective analysis. In this study, using Artificial Neural Networks (ANN), a study was conducted to calculate the wind energy potential of Çanakkale Province Baba Burnu region for the years 2001, 2002 and 2003, and preliminary information about wind energy production in that region in the future was obtained. As a result of the research study, it was determined that the correlation coefficient between the ANN model outputs and the observed wind speed values was 91%. There is a sufficient evidence of the relation between observations and model results with the significant level,  $\alpha=0,001$ . The success of the model was examined, and it was calculated as 1.905m/s, root mean-square error (RMSE) and 1.38m/s, Root Mean Square Error of Approximation (RMSEA) of 0.07 for the wind force estimation at 10 m height shows that there is sufficient agreement between the model results. As a result of the research, the RMSEA values between 0.05 and 0.08 indicate that there is sufficient agreement between the observation and model results.*

**Keywords:** *Wind energy, Artificial Neural Network, root square error, root mean square error of approximation*

## Giriş

Günümüz enerji ihtiyacının büyük bir kısmını petrol, doğalgaz ve kömür gibi fosil yakıtlar oluşturmaktadır. Ancak bu enerji kaynaklarının tükenmesi ve çevreye verdikleri zararlar nedeniyle yenilenebilir enerji kaynaklarına olan ilgi her geçen gün artmaktadır. Artan enerji talebine ek olarak, petrol ve doğal gaz gibi fosil yakıtların üretiminin çevresel etkileri (Moss, 2010; Robertson ve Krauss, 2010) ozon tabakasının incilmesi ve aşırı karbondioksit tüketimi (Olah, Goepfert, ve Prakash, 2009) chemical recycling of carbon dioxide from natural and industrial sources as well as varied human activities or even from the air itself to methanol or dimethyl ether (DME fosil yakıtların çevreye verdiği başlıca zararlarıdır. Bu zararları önlemek ve iklim değişikliğini önlemek için yenilenebilir enerji kaynaklarına yapılan yatırımlar her geçen gün artmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynakları arasında yer alan güneş, rüzgâr, hidro ve jeotermal enerji kaynakları, çevreye verdiği zararın minimum düzeyde olması ve kolay üretimi nedeniyle dünyada yaygın olarak kullanılan alternatif, çevre dostu enerji kaynaklarıdır.

Rüzgâr enerjisi üretimi, rüzgârın kinetik enerjisinin elektriğe dönüştürülmesi ilkesine dayanmaktadır. Bu amaçla rüzgâr türbinleri kullanılmaktadır. Rüzgar enerjisi potansiyeli açısından Türkiye, İrlanda, İspanya vb. diğer yenilenebilir kaynaklarla karşılaştırıldığında, Ülkeler enerji potansiyeline sahiptir (Tolun ve ark, 1995). Türkiye enerji ihtiyacını genel olarak fosil yakıtlardan karşılamaktadır. Türkiye'nin petrol ve doğalgaz gibi sınırlı yeraltı kaynakları, ülke ekonomisinin enerjide dışa bağımlı hale gelmesine neden oluyor. Sonuç olarak, artan enerji talebini ve ekonomik bağımlılığı azaltmak için yenilenebilir enerji yatırımları verimli bir şekilde kullanılmalıdır. Ayrıca maliyeti düşürmek ve çevreye verilen zarar en aza indirmek için yenilenebilir enerji üretiminin artırılması gerekmektedir. Bu ihtiyaçların karşılanması için devreye alınan santrallerin artması ile Türkiye'de bugünkü rüzgâr enerjisi stoku yaklaşık 11 GW' a ulaşmıştır. 2023 yılına kadar rüzgar enerjisi kapasitesinin 20 GW'a ulaşması beklenmektedir (Erdemir ve ark, 2021; İlkılıç, 2016).

Yenilenebilir enerji kaynaklarının yaygınlaştırılması ile karbondioksit (CO<sub>2</sub>) emisyonlarını 2050 yılına kadar %70 oranında azaltmak için küresel bir hareket başlatılmıştır. Verimlilik analizleri ve çeşitli uygulamalarda yeni teknolojiler en önemli konuların başında gelmektedir. Kentleşme genişledikçe, şehirler ve hatta binalar için yerel enerji verimliliği standartlarını düzenleyen entegre yeni enerji sistemlerine yönelik önemli bir talep oluşmaktadır. Binaların enerji kullanımını azaltmak için kentsel planlama esastır. Türkiye, stratejik yeşil enerji planlarına dayanarak 34 GW hidroelektrik, 20 GW rüzgâr enerjisi, 5 GW güneş enerjisi ve

1 GW jeotermal veya biokütle enerjisi inşa etmeyi planlamaktadır. Bu stratejiye dayalı olarak, 2023 yılına kadar Türkiye'nin toplam enerji talebinin yaklaşık %30'unun yenilenebilir enerji kaynaklarından karşılanması hedeflenmektedir (Erdemir ve ark., 2021).

Bilindiği üzere sürdürülebilir enerji kaynaklarının en önemlilerinden biri rüzgârdan elde edilen enerjidir. Rüzgâr türbini kurulması planlanan bölgelerde rüzgâr enerjisi dönüşüm sistemlerinin verimliliğinin artırılması ve ekonomik olarak faydalı olabilmesi için ön analizler, istatistiksel yorumlar ve rüzgâr şiddetinin belirlenmesi önemli faktörlerdir. Rüzgâr enerjisi günümüzün en önemli yenilenebilir enerji kaynaklarından biridir.

Rüzgâr enerjisi performansının tahmini karmaşık topoğrafyaya sahip bölgelerde, dinamik özelliklerden dolayı zor tahmin edilebilmektedir. Rüzgâr enerjisi piyasası katılımcıları, rüzgâr çiftliği sahipleri ve operatörler, bakım ekipleri vb. için etkili planlama esastır. Örneğin, enerji tedarikçileri, enerji depolama sistemlerini göz önünde bulundurarak veya tahmini rüzgâr enerjisi üretimi ve talebini koordine ederek aşırı üretimi önleyebilir. Üreticiler elektrik piyasalarına teklif vermek için stratejiler benimseyebilirler.

Rüzgâr şiddeti, rüzgâr türbinlerinin işlevi için önemli bir parametredir. Rüzgâr hızı tahmini için en önemli modeller, sayısal hava tahmini (SHT) gibi fiziksel yöntemlerdir; örneğin, ARIMA modelinin en popüler olduğu istatistiksel yöntemler; en popülerleri yapay sinir ağlarına (YSA) dayalı olan akıllı modeller ve farklı algoritma türlerini birleştiren hibrit tahmin modelleri bunlar arasında sayılabilir. Fiziksel yaklaşımlardan elde edilen uzun vadeli rüzgâr şiddeti tahmin çalışmaları büyük önem taşımaktadır. Rüzgâr şiddeti kısa vadeli tahmini, istatistiksel yaklaşımlar ve yapay zekâ modelleri ile daha kolay ve daha güvenilir hale getirilmektedir. Oluşan belirsizlikleri belirlemek ve diğer tahmin aralıklarını ölçmek için (Quan, Srinivasan ve Khosravi, 2014) tarafından sinir ağı tabanlı bir yöntem geliştirilmiştir. Daha sonra bulunan bu tahminlerle ilgili belirsizlikler (Ak, Vitelli ve Zio, 2015) representing the prediction intervals (PIs tarafından MLP (çok katmanlı algılayıcı) kullanılarak yeniden ölçülmüştür. Tablo 1'de, farklı dönemlere göre yapılan tahmin çalışmaları, zaman aralıkları sınıflandırmıştır.

**Tablo 1: Zaman aralıklarına göre rüzgâr şiddeti tahmini (Lawan, Abidin, Chai, Baharun ve Masri, 2014)**

Zaman	Aralık
Çok kısa süre	30dk
Kısa süre	30dk-6saat
Orta süre	6 saat-1 gün
Uzun süre	1gün-1 hafta

Dalgacık tabanlı ağları ve parçacık sürüsü optimizasyonunu kullanılarak, önemli hesaplama çabasıyla da olsa, bir MLP kullanmaktan daha doğru sonuçlar elde edilmiştir ( PES, 2007).

Pourmousavi ve ark., (2011) tarafından MLP'nin Markov zincirleriyle birleştirilmesi önerilmiştir. Bu strateji, tahmin hatalarını ve belirsizlikleri makul bir hesaplama maliyetiyle azaltmaktadır. Metodoloji bu nedenle çevrimiçi çalışmalarda uygulanabilir.

Kaotik faz uzayının yeniden yapılandırılmasına ve SHT genel regresyonu SA (sinir ağları)'ye dayanan bir hibrit model (Gao, Dong, Liao ve Gao, 2013) tarafından sunulmuştur. Bu strateji, hatalı meteorolojik verilerin etkisini azaltır. Yukarıdaki model çalışmaları, YSA'ları ile birlikte hibrit modellerin son derece kısa vadeli rüzgâr şiddetini tahmin etmek için daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir.

Li ve ark., (2011) kısa vadeli tahminle ilgili olarak, 1 saat sonrasına ait tahminler için BPNN (geri yayılma sinir ağı) ve RBFNN (radyal tabanlı sinir ağı) çalışmışlardır. Bu çalışma, tüm durumlarda en iyi sonuçları sağlayan başka bir YSA yöntemi olmadığı sonucuna varmaktadır.

Palomares ve ark., (2014) tarafından geliştirilen BPNN'in 1 saat sonrasına ait tahminler için de kullanılabilir olduğunu göstermişlerdir. Bu yöntem, kalıcılık modelinin sonuçlarını iyileştirmiş ve geleneksel tarımsal ölçümlerden elde edilen verilerin, kabul edilebilir sonuçlarla rüzgâr şiddetini tahmin etmede faydalı olabileceğini göstermiştir.

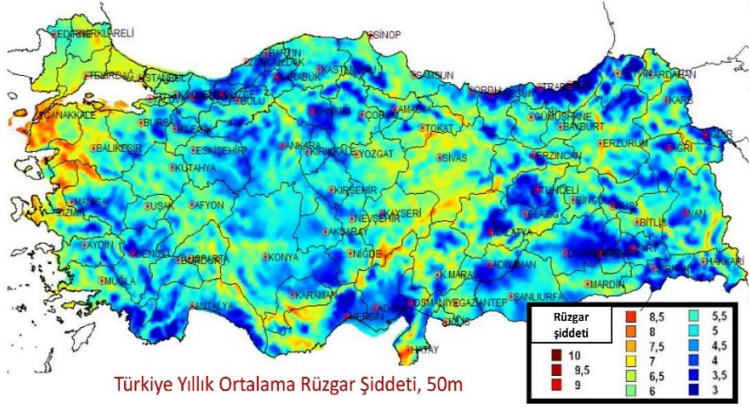
Philippopoulos ve Deligiorgi (2012), son derece karmaşık araziye sahip bir kıyı alanı için ileri beslemeli bir YSA yaklaşımı önermiştir. YSA'ların rüzgârın topoğrafyaya bağlı olarak kararsız özelliklerini hesaba katma yeteneği nedeniyle bu modelin doğru olduğunu kanıtlamışlardır.

Türkiye'nin kurulu rüzgâr gücü 48 ildeki santrallerle yaklaşık 11 bin MW'a ulaşmış bulunmaktadır. Türkiye'nin mevcut kurulu elektrik gücü 100 bin 334 MW'a, rüzgâr enerjisinin payı da %10,8'e yükselmiştir. Türkiye'de en yüksek rüzgâr enerji kapasitesi bulunan 5 il İzmir, Balıkesir, Çanakkale, İstanbul ve Manisa olarak sıralanmaktadır, (URL1-URL3, 2022).

Türbülans, sıcaklık, nem ve diğer değişkenleri izlemek için rüzgâr türbinlerinin içine çok çeşitli sensörler yerleştirilmiştir. Tüm değişkenler, veri toplama sistemleri ile kaydedilmektedir. Sağlanan verilerden en fazla bilgiyi elde etmek için veri işleme algoritmalarına ihtiyaç vardır. Çok büyük miktarda veriyi değerlendirme kapasitesi nedeniyle, makine öğrenimi algoritmaları yaygın olarak kullanılmaktadır ve YSA en çok kullanılan yöntemlerden biridir (Marugán ve ark., 2018)

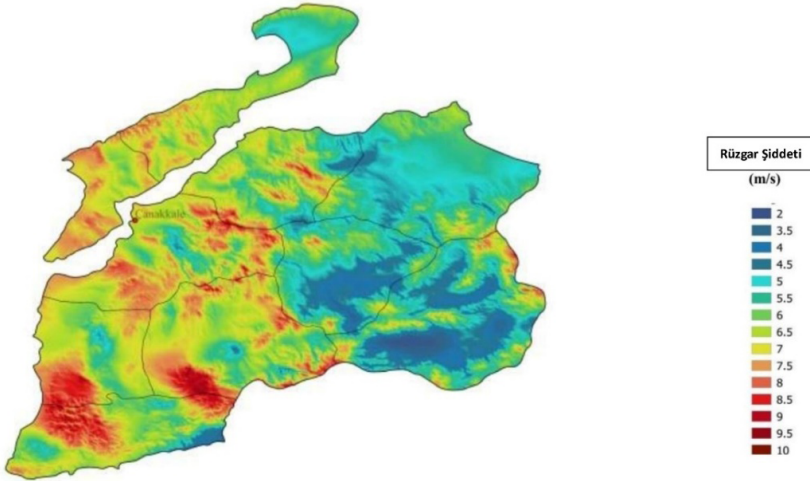
Türkiye geneli rüzgâr şiddeti değişim haritasından da görüldüğü gibi, en yüksek rüzgâr potansiyeli kaynakları Türkiye'nin en batı kıyılarında Marmara denizi çevresinde ve Antakya çevresinde görülmektedir. Türkiye'nin rüzgâr potansiyeli haritasında da gösterildiği gibi, Marmara ve Ege bölgelerindeki rüzgâr şiddeti diğer bölgelere göre daha fazladır. Bu nedenle rüzgâr santralinden toplanacak enerji miktarının saptanmasında rüzgâr potansiyeli hesapları esas alınmaktadır. Kapasite faktörü, RES'in konuşlandırılacağı yerlerin saptanması, yatırım yapmadan önce dikkate alınması gereken bir diğer önemli konudur (Çalışkan, 2010).

Bu araştırma çalışmasında, rüzgâr enerji potansiyeli, kullanılan teknolojiler ve Türkiye'de ve dünyada rüzgâr enerjisinin durumu incelenmiştir. Daha sonra Çanakkale ilinin Babakale Köyü içerisinde yer alan Baba Burnu Bölgesinde yapay sinir ağları (YSA) modeli kullanılarak rüzgârın şiddeti, yönü, ortalama yer seviyesinden 10m yukarıda hava sıcaklığı, değerleri göz önüne alınmış ve gelecekte o bölgedeki rüzgâr şiddeti/enerjisi potansiyeli tahmin edilmiştir. Şekil 1'de Türkiye genelinde yer seviyesinden 50 m yukarıda yıllık ortalama rüzgâr şiddeti değerlerinin değişimi görülmektedir. Genel olarak Türkiye'nin batısı ve güneyinin yüksek rüzgâr şiddetine, rüzgâr enerji potansiyeline sahip olduğu belirtilebilir.



**Şekil 1:** Türkiye yıllık ortalama rüzgâr şiddeti (REPA-Türkiye)

Yenilenebilir Enerji Genel Müdürlüğü tarafından yayınlanan REPA'ya göre, Çanakkale ilinin rüzgâr potansiyeli haritası Şekil 2'de gösterilmiştir. Söz konusu kaynağa göre Çanakkale, rüzgâr şiddeti ve enerji potansiyel açısından en yüksek değere sahip ildir.



**Şekil 2:** Çanakkale ilinin rüzgâr şiddeti değişimi (Çanakkale-REPA)

Şekil 1 ve 2, İnceleme bölgesi 50 m civarında yüksekte rüzgâr şiddetinin ayrıntılı değişimini göstermektedir. Özellikle bölgenin batısını yüksek enerji potansiyeline sahip olduğu vurgulanabilir.

## Çalışma bölgesi ve veriler

Hem Avrupa hem de Asya kıtasında yer alan Çanakkale ili 9.933 bir alana sahiptir. Marmara Bölgesi'nin en batı ucunda yer alan Çanakkale İli gerek kendi dinamikleri gerekse bulunduğu bölge nedeniyle enerji tüketimi en yüksek olan illerden biridir. Baba Burnu Anadolu'nun en batı ucunda, Ege Denizi'nde yer almaktadır Koordinatları 39° 28' 45" kuzey enlemi, 26° 03' 50" doğu boylamıdır.

### Veri

Bu araştırma çalışmasında, Çanakkale ilinin Babakale Köyü içerisinde yer alan Baba Burnu bölgesinde 2001-2003 yılları arasında kaydedilmiş, günlük rüzgâr şiddeti değerleri (m/s) göz- önüne alınmıştır.

*Tablo 2: Veri Bilgisi*

Başlıklar	Ayrıntı
Araştırma Bölgesi	Çanakkale, Baba Burnu
Dönemi	01.01.2001-31.12.2003
Veri örnekleme periyodu	1 saat
Veri	Rüzgâr Şiddeti ( )
Giriş Verileri	Hava Sıcaklığı, 10m ,

## Yöntem

### Yapay Sinir Ağları

Yapay sinir ağları (YSA) üzerine yapılan araştırmalar, YSA'nın güçlü örüntü sınıflandırmasına ve bu sınıflandırmanı tanımaya olanak sağladığını göstermektedir. İnsan beyninin incelenmesi yoluyla geliştirilen yapay sinir ağları, verilerden elde edilen deneyimlerle genellemeler ve sonuçlar sağlar. YSA, birçok farklı alanlarda kullanılmaktadır (Gündüz ve Aslan, 2020).

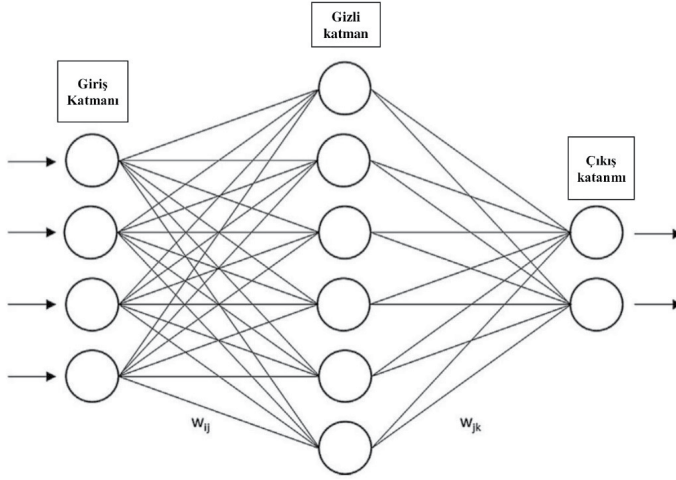
Nöronlar sinir ağının temel yapı taşlarıdır. Bir nöron, bir işlem birimi olarak düşünülebilir. Bir sinir ağında, nöronlar birbirine sinaptik ağırlıklar veya kısaca ağırlıklar ile bağlanır. Bir ağdaki her nöron, bağlı olduğu nöronlardan sinaptik bağlantıları aracılığıyla 'ağırlıklı' bilgi alır ve giriş sinyallerinin ağırlıklı toplamına bir 'aktivasyon işlevi' uygulayarak bir çıktı üretir (Sazlı, 2006).

Nöronal bağlantıların doğasına bağlı olarak, iki ana ağ mimarisi türü vardır: ileri beslemeli sinir ağları ve tekrarlayan sinir ağları. Nöronların çıkışlarından girişlere herhangi bir geri bildirim yoksa ağ, ileri beslemeli bir sinir ağı olarak



kabul edilir. Geri bildirim varsa, yani çıktılarından girdilere (kendi girdileri veya diğer nöronların girdileri) sinaptik bir bağlantı varsa, ağ tekrarlayan bir sinir ağı olarak adlandırılır. Tipik olarak, sinir ağları katmanlar halinde yapılandırılmıştır. Katman sayısına bağlı olarak, ileri beslemeli sinir ağları iki kategoriden birine girer; tek katmanlı veya çok katmanlı (Sazlı, 2006).

Dört katmanlı YSA örneği Şekil 3’de gösterilmektedir.



**Şekil 3: Yapay Sinir Ağının Yapısı**

Şekil 3, bir «gizli katman»a sahip çok katmanlı ileri beslemeli bir sinir ağını göstermektedir. Tek katmanlı bir ağı aksine, giriş ve çıkış katmanları arasında (en az) bir «gizli nöron» katmanı vardır. Gizli nöronların rolü, harici girdi ile ağ çıktısı arasında faydalı bir aracı olarak hizmet etmektir (Haykin, 1999). Bir veya daha fazla gizli katmanın varlığı, ağdan daha yüksek dereceli istatistiksel bilgilerin elde edilmesine olanak verir. Şekil 3 ‘de gösterilen örnekte sadece bir gizli katman vardır ve ağ 4 giriş nöronu, 6 gizli nöron ve 2 çıkış nöronundan oluştuğu için 4-6-2 ağı olarak anılır.

Bir yapay sinir hücresinin çıkış sinyali aşağıda tanımlayacağımız denklemler ile gösterilir (Haykin, 1999):

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j \quad (1)$$

$$y_k = f(u_k + b_k) \quad (2)$$

Burada giriş sinyalleridir;  $k$  nöronunun ilgili sinaptik ağırlıklarıdır; , Burada  $x_1, x_2, \dots, x_m$  giriş sinyalleridir;  $w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{km}$   $k$  nöronunun ilgili sinaptik ağırlıklarıdır;  $u_k$  giriş sinyallerinden kaynaklanan lineer birleştirici;  $b_k$  sapma;  $f$  aktivasyon fonksiyonudur ve  $y_k$  nöronun çıkış sinyalidir. Sapma  $b_k$ 'nin kullanılması, lineer birleştiricinin  $u_k$  çıkışına bir afin dönüşüm uygulama etkisine sahiptir (Haykin, 1999).

Denetimli öğrenme yoluyla, YSA'lar bir veri kümesi içindeki kalıpları tanımlayabilir. Denetimsiz öğrenme kullanılarak verilerdeki benzerlikler ve farklılıklar belirlenebilir. Ağ, karşılaştırılarak veriler gruplaştırılabilir. Matematiksel bir modelin uygulanmadığı sorunları çözmek için bir YSA kullanılabilir. Belli bir kesinlik derecesiyle, girdi verilerini bir fonksiyona yaklaştırabilirler. Bir YSA'da, zaman serileri kullanılarak gelecekteki davranışı tahmin edilebilir. Çeşitli kısıtlamalara tabi olan fonksiyonları maksimize eden veya minimize eden bir çözüm bulmak mümkündür. Bir ilişkilendirme modeli oluşturarak, bir ilişkiyel ağ, bozuk verilerin yeniden oluşturulmasına yardımcı olabilir. İstenen sonuca yol açacak bileşenleri belirlemek mümkündür (Marugán ve ark., 2018)

YSA dört temel değişkenle karakterize edilir: topoloji, eğitim tekniği, girdi ve çıktı verileri arasındaki ilişki türü ve bilgi gösterimi. Bundan başka 50'den fazla YSA türü ayırt edilebilir, örneğin: MLP; radyal tabanlı fonksiyon sinir ağı (RBFNN); geri yayılım ağları (BPNN); sinirsel dalgacık ağı (Dalgacık SA); kendi kendini organize eden harita sinir ağı (SOM NN); tekrarlayan sinir ağı, zaman gecikmeli sinir ağı; Hopfield ağı, oto-ilişkiyel sinir ağı; evrişimli sinir ağı, vektör kuantizasyon ağlarını öğrenme; uyarlanabilir sinir ağı rezonans teorisi (ART); nöro bulanık ağlar, dinamik sinir ağı vb.

Eğitim yoluyla, (teaching process) YSA'lar bilgiyi temsil etmek için kendi yapılarını oluşturabilirler. YSA, yapısı bozulduğunda (bozulma toleransı) ve veriler gürültü nedeniyle bozulduğunda veya eksik olduğunda (veriye tolerans) çalışmaya devam edebilir. Aynı anda ve verimli bir şekilde uygulanabilirler. Bu nedenle, çevrimiçi görevleri gerçekleştirmek için özel olarak tasarlanmıştır.

Denetimli YSA'lar bir veri kümesindeki kalıpları tanıyabilir. Denetimsiz öğrenme yoluyla verilerdeki benzerlikler ve farklılıklar saptanabilir. Ayrıca teorik bir modelin kullanılmadığı durumlarda bile YSA'lar kullanılarak yaklaşımlar yapılabilir. Bir fonksiyon için girdi verileri belirli bir doğruluk derecesi ile tahmin edilebilir. Bir YSA'na zaman verilerini kullanarak gelecekteki davranışı tahmin etmesi öğretilir. Bir fonksiyonu farklı kısıtlara göre maksimize eden

veya minimize eden bir çözüm bulmak mümkündür. Bir ilişkilendirme modeli oluşturularak, bir ilişkisel ağ kullanılarak bozuk veriler yeniden oluşturulabilir. Sistemin amaçlanan davranışına yol açan girdileri belirlemek mümkündür.

## Uygulama

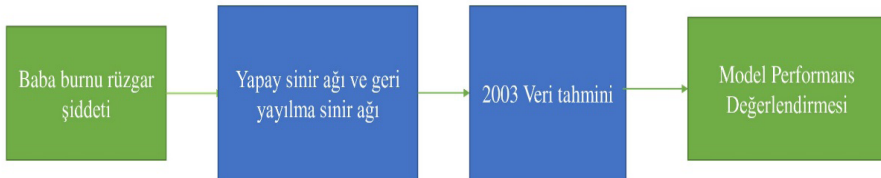
Bu çalışmanın uygulama aşamasında Çanakkale Baba Burnu bölgesinde ait 2001, 2002, 2003 yıllarında elde edilmiş rüzgâr şiddeti verilerinin aylık ve yıllık değerleri kullanılmıştır. Her yıl için veri boyu, ortalama, standart sapma, Q1, Q2 ve Q3, maksimum, minimum, değişinti (varyans), çarpıklık ve basıklık değerleri hesaplanmıştır. Başlangıç ayını temsilen Ocak bitiş ayı ise Aralık ayı olarak seçilmiştir.

## İstatistiksel analiz

İnceleme bölgesinde kaydedilen rüzgâr şiddeti verilerinin aylık ve yıllık değişimine göre istatistiksel özellikleri (veri boyu, ortalama, standart sapma, Q1, Q2 ve Q3, maksimum, minimum, değişinti, çarpıklık ve basıklık değerleri Tablo 3, 4 ve 5'te sunulmaktadır. En yüksek ortalama rüzgâr şiddeti 8.22m/s olarak Ağustos ayında kaydedilmiştir. Yıllık ortalama rüzgâr şiddeti 15.23 m/s olarak belirlenmiştir.

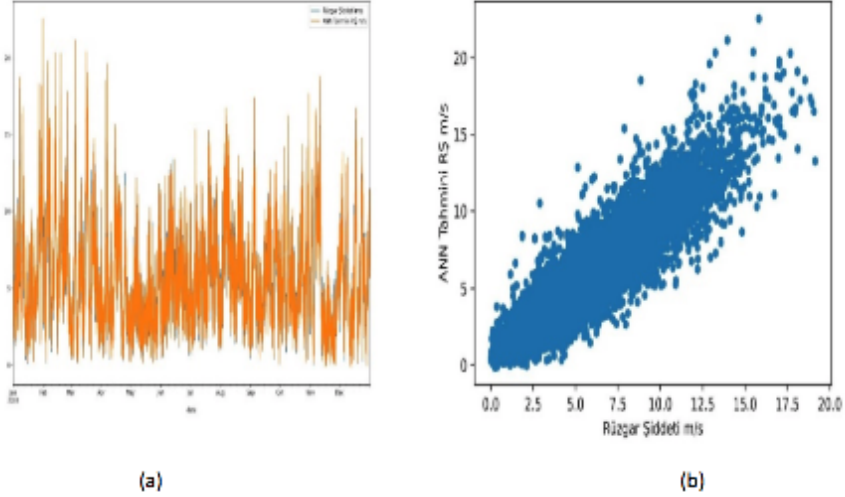
## YSA ile rüzgâr şiddeti tahmini

Şekil 4'te görüldüğü gibi bu çalışmada, veri akışı ve değerlendirme aşamaları 4 adımda gerçekleştirilmiştir. Bu adımlar kısaca şu şekildedir: Baba Burnu bölgesindeki rüzgâr şiddetinin ölçümünden elde edilen veriler YSA ve geri yayılım sinir ağı kullanılarak tahmin edilmiştir. Daha sonra alınan veriler doğrultusunda model performans değerlendirmesi yapılmıştır.



*Şekil 4: Model işlem adımları ile ilgili akış şeması*

2001-2002 verilerine dayalı olarak YSA modeli ile 2003 yılı günlük rüzgâr şiddeti tahmini sonuçları Şekli 5’te sunulmaktadır.



**Şekil 5:** YSA modeliyle gözlem-tahmin değerlerinin zamansal değişimi (a), saçılma grafiği (b)

Gözlemlere Dayalı Tahmin aşamasında, Şekil 5, araştırmada göz önüne alınan 2003 yılı için YSA model sonuçları ve gözlem verilerinin ilişkisini göstermektedir. Bu grafikler bize, YSA modelinin rüzgâr şiddetini  $\alpha=0,001$  güven seviyesinde tahmin ettiğini göstermektedir. Çalışmada oluşturulan YSA modelleri temel alınarak rüzgâr türbini deęişintileri için erken uyarı sistemleri oluşturulabilir. Bu araştırmadan elde edilen bilgilerin, Çanakkale'nin Baba Burnu bölgesindeki rüzgâr türbinlerinin enerji verimliliğinin yanı sıra gelecekteki türbinlerin kurulum ve işletme aşamalarında da yararlı olması beklenmektedir. YSA modellerinin dağılım grafikleri ve zaman grafikleri 5 (a) ve (b) de sunulmaktadır. Tablo 3, 4 ve 5 inceleme bölgesi rüzgâr şiddeti değerlerinin istatistiksel büyüklüklerini göstermektedir. En yüksek ve en düşük rüzgâr şiddeti değerleri sırası ile 8,22 ve 4.56m/s olarak, sırası ile, 2001 yılı Aralık ve Eylül aylarında kaydedilmiştir.

Tablo 3: Rüzgar Şiddeti İstatistiksel büyüklükleri (Baba Burnu, 2001)

Ay	Veri Boyu	Ort	St. Sap.	min	25%	50%	75%	max	Med-yan	mod	Deği-şinti	Çar-pıklık	Ba-sıklık
Ocak	744	6.01	3.07	0.00	3.51	5.80	8.50	14.84	5.80	[3.56]	9.40	0.26	-0.79
<b>Şubat</b>	672	6.01	3.11	0.00	3.68	5.78	7.97	21.19	5.78	[4.65]	9.68	0.81	2.05
Mart	744	5.95	3.26	0.00	3.39	5.86	8.22	22.51	5.86	[8.45]	10.66	0.53	0.96
Nisan	720	6.01	2.72	0.33	3.91	5.84	8.02	15.39	5.84	[5.73]	7.40	0.24	-0.62
Mayıs	744	4.91	2.68	0.43	2.86	4.33	6.50	16.61	4.33	[3.05]	7.16	1.03	1.22
Haziran	720	5.37	2.43	0.02	3.41	5.13	7.00	13.84	5.13	[5.3]	5.90	0.51	-0.23
Temmuz	744	6.22	2.74	0.60	4.29	5.66	8.00	14.49	5.66	[4.53]	7.50	0.57	-0.14
Ağustos	744	6.47	3.09	0.02	3.98	6.28	8.52	15.82	6.28	[5.23, 7.47]	9.54	0.38	-0.47
Eylül										[2.27, 3.77, 5.54]	5.01	0.38	-0.42
Ekim	744	5.77	3.44	0.07	2.77	5.37	8.28	14.84	5.37	[2.43]	11.84	0.41	-0.75
Kasım										[2.84, 3.13, 3.96, 4.89, 5.32]	11.29	0.93	0.53
Aralık	744	<b>8.22</b>	3.86	0.00	5.66	7.67	10.75	24.41	7.67	[7.49]	14.94	0.71	1.07
Ortalama		5.95	3.00	0.12	3.65	5.62	7.94	16.85	5.62	0.00	9.19	0.56	0.20

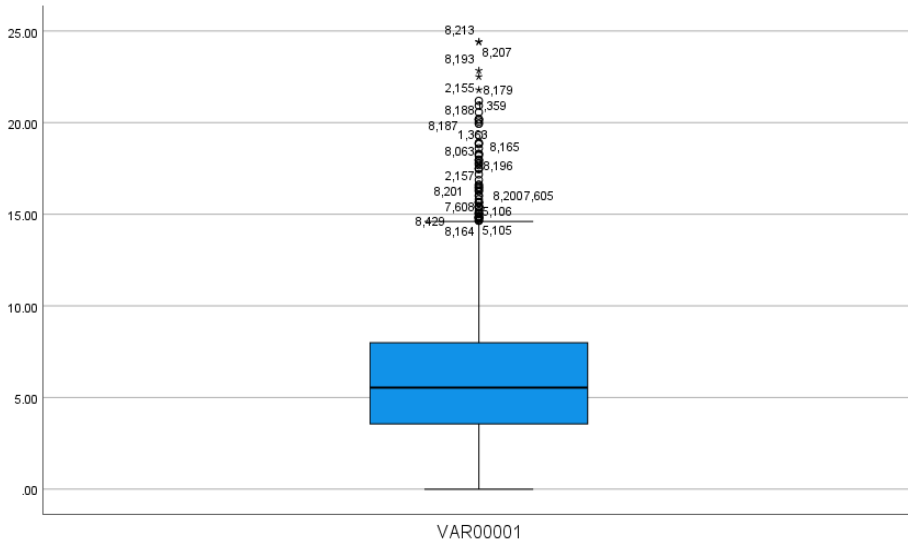
Tablo 4: Rüzgar Şiddeti İstatistiksel büyüklükleri (Baba Burnu, 2002)

Ay	Veri boyu	Ort	St. Sap	min	25%	50%	75%	max	Med-yan	mod	De-ğişinti	Çar-pıklık	Ba-sıklık
Ocak	744	5.16	3.17	0.00	2.86	4.70	6.76	19.31	4.70	[4.22, 4.51]	10.04	1.09	1.71
Şubat	672	4.94	2.57	0.12	3.13	4.43	6.48	13.75	4.43	[3.44, 4.01]	6.59	0.70	0.13
Mart	737	6.03	2.92	0.00	3.96	5.85	8.07	16.63	5.85	[4.3, 7.28]	8.55	0.37	0.17
Nisan	720	4.99	2.51	0.24	3.10	4.61	6.52	13.20	4.61	[4.3]	6.32	0.66	0.12
Mayıs	744	4.79	2.26	0.21	3.13	4.51	6.18	12.03	4.51	[4.68]	5.09	0.55	-0.12
Haziran	720	6.28	2.91	0.45	4.06	5.97	8.50	14.46	5.97	[5.18]	8.44	0.30	-0.67
Temmuz	744	5.01	2.34	0.26	3.15	4.75	6.56	12.36	4.75	[3.77, 3.89]	5.48	0.47	-0.35
Ağustos	744	5.67	2.57	0.69	3.72	5.25	7.45	13.94	5.25	[3.51, 4.46]	6.59	0.55	-0.18
Eylül	720	4.19	2.22	0.02	2.58	3.98	5.28	13.70	3.98	[2.46]	4.94	0.82	1.04
Ekim	744	5.04	2.41	0.02	3.22	4.82	6.62	13.89	4.82	[5.85]	5.79	0.41	0.03
Kasım	720	4.38	2.55	0.10	2.60	3.91	5.78	17.06	3.91	[1.89]	6.52	1.01	1.84
Aralık	744	6.40	3.52	0.21	3.77	5.82	8.03	21.03	5.82	[5.92]	12.42	1.22	2.13
Ort,		5.24	2.66	0.19	3.27	4.88	6.85	15.11	4.88	0.00	7.23	0.68	0.49

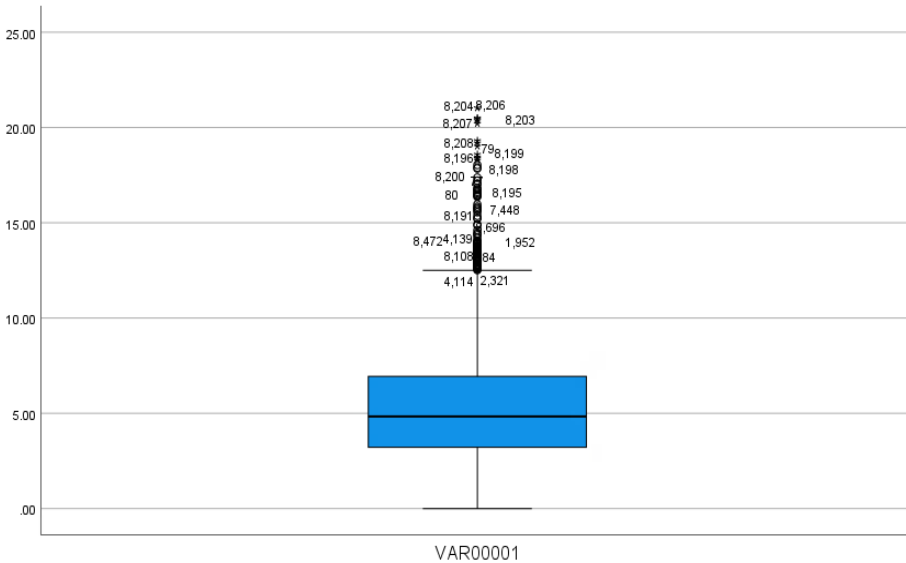
**Tablo 5: Rüzgâr Şiddeti İstatistiksel büyüklükleri (Baba Burnu, 2003)**

Ay	Veri boyu	Ort.	St. Sap	min	25%	50%	75%	max	Med-yan	mod	De-ğişinti	Çar-pıklık	Ba-sıklık
Ocak	744	6.21	3.53	0.10	3.53	5.54	8.16	19.14	5.54	[2.84,4.18, 4.82]	12.43	0.88	0.48
Şubat	672	7.34	3.77	0.14	4.49	6.68	9.63	19.07	6.68	[9.28]	14.20	0.62	-0.13
Mart	744	6.04	3.83	0.12	3.12	5.06	8.14	17.95	5.06	[2.82, 3.15, 3.25, 3.7]	14.69	0.87	0.08
Nisan	720	5.13	3.06	0.31	2.65	4.32	7.43	14.56	4.32	[3.44, 3.84]	9.38	0.73	-0.23
Mayıs	744	3.95	2.29	0.21	2.39	3.53	4.75	12.12	3.53	[3.1]	5.26	1.14	1.05
Haziran	720	5.47	2.58	0.43	3.32	5.11	7.28	13.36	5.11	[2.98, 3.13]	6.67	0.53	-0.39
Temmuz	744	5.89	2.76	0.69	3.65	5.54	7.91	13.44	5.54	[3.2, 5.51]	7.61	0.48	-0.51
Ağustos	744	6.49	3.11	0.43	4.01	6.18	8.83	15.35	6.18	[2.86]	9.68	0.32	-0.76
Eylül	720	5.50	2.83	0.07	3.29	4.96	7.42	13.99	4.96	[3.29, 3.53, 4.94]	7.98	0.54	-0.44
Ekim	744	5.68	2.79	0.45	3.50	5.17	7.53	15.70	5.17	[3.22, 3.72, 4.32, 5.82]	7.76	0.75	0.14
Kasım	720	5.11	3.80	0.00	2.27	3.77	7.24	18.54	3.77	[2.29]	14.43	1.01	0.26
Aralık	744	5.76	3.23	0.00	3.24	5.30	8.05	14.82	5.30	[4.7]	10.46	0.45	-0.51
Ort.		5.71	3.13	0.25	3.29	5.10	7.70	15.67	5.10		10.05	0.69	-0.08

Tablo değerlerine göre, inceleme dönemlerinde, rüzgâr şiddetinin norma dağılıma yakın bir dağılım veya pozitif çarpıklık gösterdiği saptanmıştır.

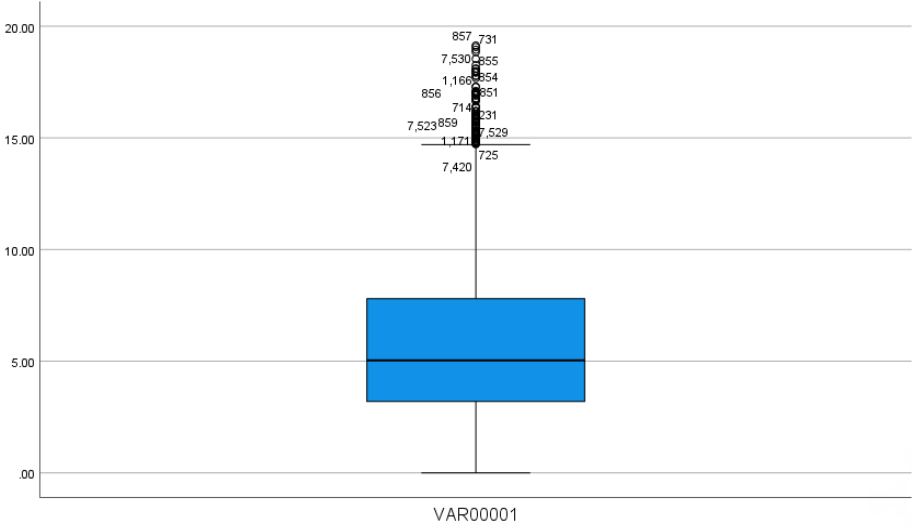


Şekil 6: 2001 yılı için rüzgâr şiddeti kutu diyagramı



Şekil 7: 2002 yılı için rüzgâr şiddeti kutu diyagramı





**Şekil 8:** 2003 yılı için rüzgâr şiddeti kutu diyagramı

Şekil 6, 7 ve 8’de sırası ile 2001, 2002 ve 2003 yılına ait rüzgâr şiddeti değerlerinin kutu diyagramları sunulmaktadır. 2001 ve 2002 yılı verilerinde rüzgâr şiddeti değişiminin daha çok normal dağılım fonksiyonuna benzer bir dağılım göstermiştir. Ancak, 2003 yılında pozitif çarpıklık artış göstermiştir. Mod değerleri yıllara göre azalmıştır.

## Tartışma

Yenilenebilir enerji kaynakları tüm dünya ülkelerinde iklim değişimi uyum çalışmaları açısından büyük önem taşımaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarının başında gelen güneş ve rüzgâr enerjisi projelerinin uygulanması için en ideal bölgenin saptanması enerji verimliliği çalışmaları açısından önemlidir. Yeni enerji kaynaklarının kullanımı ile, iklim emisyon senaryolarının güneş ve rüzgâr enerjisi kurulu güç sistemleri ile birlikte değerlendirilmesi son yıllarda üzerinde durulan önemi konular arasındadır. Bölgesel iklim senaryolarında tahminler iki döneme odaklanmaktadır: (i) yakın gelecek (2021–2040) ve ii) yüzyıl ortası geleceği (2041–2060). Yeni enerji kaynaklarının kullanımının yaygınlaştırılması ile, emisyon senaryolarında geri dönüşümün, ortalama %2 oranında olması beklenmektedir (Sawadogo ve ark., 2021). Ek olarak, daha doğru bir yenilenebilir enerji potansiyeli değerlendirmesi için yüksek zamansal çözünürlüklü (saatlik) model çıktıları gereklidir ve özellikle güneş ve rüzgarla ilgili değişkenler için

önemli olan farklı parametrelerin günlük değişimlerinin dikkate alınması gerekir. Böylece, örneğin güneşe ana enerji kaynağına dayalı, güneş ve rüzgâr enerji potansiyelinin daha doğru olarak tahminini mümkün olacaktır. Ayrıca, mevcut simülasyonlar, güneş / rüzgâr enerjisinin değerlendirilmesi için önemli olabilecek doğal ve antropojenik aerosollerin ışınımsal etkilerini içermemektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarının planlamaları için daha fazla gelişmiş bilgi üretmek ve paydaşların iklim değişikliğine uyum stratejileri oluşturmalarına yardımcı olmak için gelecekteki çalışmalarda tüm bu model belirsizliklerinin en aza indirilmesi gerekmektedir.

### **Sonuç ve öneriler**

Araştırma çalışması sonucunda, YSA model çıktıları ile gözlenen rüzgâr şiddeti değerleri arasındaki ilişki katsayısının %91 olduğu saptanmıştır. Modelin başarısı irdelenmiş, 10 m yükseklikte rüzgâr şiddeti tahmini ile ilgili 1,905m/s, kök ortalama kare hatası (RMSE) ve 1.38m/s, yaklaşık ortalama karekök hata (RMSEA) 0,07 olarak hesaplanmıştır. RMSEA değerlerinin 0.05 ile 0.08 arasında olması gözlem ve model sonuçları arasında yeterli bir uyum olduğunu göstermektedir.

İklim olayları ve etkileri mevsimlere göre değişiklik gösterdiğinden, rüzgâr enerjisi tahmin çalışmalarına daha güvenilir bilgiler sağlamak için modellerin mevsimsel olarak ve mümkünse aylık olarak inşa edilmesi gerektiği unutulmamalıdır. Çalışmada oluşturulan YSA modellerinden yola çıkarak rüzgâr enerji sistemlerine ek olarak, olası şiddetli rüzgâr hızı değişimleri için eken uyarı sistemleri kurulabilir. Bu çalışmanın sonuçlarının, kurulum ve işletme aşamasında Çanakkale ilçesi ve çevresinde mevcut rüzgâr enerjisi sistemlerinin yanı sıra gelecekte oluşturulacak yen rüzgâr enerjisi sistemlerin yer seçim ve kurulum projelerine yardımcı olması beklenmektedir.

### **Teşekkür**

Yazarlar, veri desteği ile ilgili olarak İTÜ Öğretim Üyesi Prof. Dr. Sibel MENTEŞ'E, veri ön analizi ile ilgili olarak Y. Müh. Uğur AKBULUT'a, makalenin son şekline getirilmesindeki değerli katkılarından dolayı dergi yayın kuruluna teşekkürlerini sunarlar.

### **Kaynaklar**

[1]Ak, R., Vitelli, V. ve Zio, E. (2015). An Interval-Valued Neural Network Approach for Uncertainty Quantification in Short-Term Wind Speed Prediction.

*IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 26(11).  
doi:10.1109/TNNLS.2015.2396933

[2]Çalışkan, M., Şubesi, E.-Y. E. K. ve Vekili, M. (2010). Türkiye rüzgar enerjisi potansiyeli. *Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü ve Türkiye Rüzgar Enerjisi Birliği (TÜREB)-Rüzgar Enerjisi Semineri*.

[3]Erdemir, G., Akinci, T. C. ve Aslan, Z. (2021). ANALYSES AND FORECASTING OF SOLAR ENERGY POTENTIAL BY USING ANN A CASE STUDY OF CENTRAL ANATOLIA-TURKEY. *Fresenius Environmental Bulletin*.

[4]Gao, S., Dong, L., Liao, X. ve Gao, Y. (2013). Very-short-term prediction of wind speed based on chaos phase space reconstruction and NWP. *Chinese Control Conference, CCC* içinde .

[5]Gunduz, O. F. ve Aslan, Z. (2020). New generation energy resources and effect on total energy consumption. *AIP Conference Proceedings* içinde (C. 2213).  
doi:10.1063/5.0000083

[6]Haykin, S. (1999). Neural networks: a comprehensive foundation by Simon Haykin. *The Knowledge Engineering Review*.

[7]İlkılıç, Z. (2016). Türkiye’de Rüzgar Enerjisi ve Rüzgar Enerji Sistemlerinin Gelişimi. *Batman Üniversitesi Yaşam Bilimleri Dergisi*, 6(2/2).

[8]Lawan, S. M., Abidin, W. A. W. Z., Chai, W. Y., Baharun, A. ve Masri, T. (2014). Different Models of Wind Speed Prediction; A Comprehensive Review. *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 5(1).

[9]Li, G., Shi, J. ve Zhou, J. (2011). Bayesian adaptive combination of short-term wind speed forecasts from neural network models. *Renewable Energy*, 36(1).  
doi:10.1016/j.renene.2010.06.049

[10]Marugán, A. P., Márquez, F. P. G., Perez, J. M. P. ve Ruiz-Hernández, D. (2018). A survey of artificial neural network in wind energy systems. *Applied Energy*. doi:10.1016/j.apenergy.2018.07.084

[11]Moss, L. (2010). The 13 largest oil spills in history. *Mother Nature Network*.

[12]Olah, G. A., Goepfert, A. ve Prakash, G. K. S. (2009). Chemical recycling of carbon dioxide to methanol and dimethyl ether: From greenhouse gas to renewable, environmentally carbon neutral fuels and synthetic hydrocarbons. *Journal of Organic Chemistry*. doi:10.1021/jo801260f

- [13]Palomares-Salas, J. C., Agüera-Pérez, A., González De La Rosa, J. J. ve Moreno-Muñoz, A. (2014). A novel neural network method for wind speed forecasting using exogenous measurements from agriculture stations. *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, 55. doi:10.1016/j.measurement.2014.05.020
- [14]Philippopoulos, K. ve Deligiorgi, D. (2012). Application of artificial neural networks for the spatial estimation of wind speed in a coastal region with complex topography. *Renewable Energy*, 38(1). doi:10.1016/j.renene.2011.07.007
- [15]Pourmousavi Kani, S. A. ve Ardehali, M. M. (2011). Very short-term wind speed prediction: A new artificial neural network-Markov chain model. *Energy Conversion and Management* içinde (C. 52). doi:10.1016/j.enconman.2010.07.053
- [16]Proceedings of the 9th IASTED International Conference on Power and Energy Systems, PES 2007. (2007). *Proceedings of the IASTED International Conference on Energy and Power Systems*.
- [17]Quan, H., Srinivasan, D. ve Khosravi, A. (2014). Short-term load and wind power forecasting using neural network-based prediction intervals. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 25(2). doi:10.1109/TNNLS.2013.2276053
- [18]Robertson, C. ve Krauss, C. (2010). Gulf Spill Is the Largest of Its Kind, Scientist Say. *The New York Times*.
- [19]Sawadogo, W., Reboita, M. S., Faye, A., da Rocha, R. P., Odoulami, R. C., Olusegun, C. F., ... Giorgi, F. (2021). Current and future potential of solar and wind energy over Africa using the RegCM4 CORDEX-CORE ensemble. *Climate Dynamics*, 57(5–6). doi:10.1007/s00382-020-05377-1
- [20]SAZLI, M. H. (2006). A brief review of feed-forward neural networks. *Communications, Faculty Of Science, University of Ankara*. doi:10.1501/0003168
- [21]Tolun, S., Menteş, S., Aslan, Z. ve Yükselen, M. A. (1995). The wind energy potential of Gökçeada in the Northern Aegean Sea. *Renewable Energy*, 6(7). doi:10.1016/0960-1481(95)00089-3

## **İnternet Kaynakları**

URL1-<https://www.tureb.com.tr/> (27.06.2022)

URL2-<https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-ruzgar> (27.06.2022)

URL3-<https://temizenerji.org/2022/04/15/turkiyenin-ruzgar-kurulu-gucu-48-ildeki-santrallerle-yaklasik-11-bin-mwa-ulasti/> (15 Nisan 2022).

URL4- <https://zenodo.org/record/3240040#.YrcFIHZByUk>, Menteş, S., T. Kaytancı, Y. Ezber, Assessment of surface wind from the long term production run over Turkey, (27.07.2022).