



# Kısa-Dönem Rüzgâr Hızının Tahmininde Otoresif ve Yapay Sinir Ağları Tabanlı Yeni Bir Hibrit Yaklaşım

*Short Term Wind Speed Prediction Based on Autoregressive and Artificial Neural Networks as a New Hybrid Approach*

Ümmühan Başaran Filik\* , Tansu Filik 

Anadolu Ü. Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Eskişehir, Türkiye

## Öz

Rüzgâr enerjisinin elektrik şebekesine entegrasyonu, ekonomik dağıtımı için ayrıca rüzgâr türbinlerinin güvenli işletilebilmesi (kontrolü) için kısa-dönem rüzgâr hızı tahmini önemli bir konudur. Rüzgâr hızının anlık değişkenliği problemi zorlaştırmaktadır. Bu çalışmada, kısa-dönem rüzgâr hızı tahmini için doğrusal (otoregresif, AR) ve doğrusal olmayan (yapay sinir ağları, YSA) modelleri aynı anda kullanan yeni hibrit bir model önerilmektedir. AR modeller yaygın olarak tahmin problemlerinde kullanılan istatistiksel yöntemlerdir. YSA yaklaşımı başlıca modelleme, tahmin ve sınıflandırma problemlerinde kullanılan insan beynindeki sinir ağlarına benzer şekilde çalışan bir yaklaşımdır. Bu çalışmada tahmin problemlerinde kullanılan iki güçlü yöntem birleştirilerek kısa dönem rüzgâr hızının belirlenmesinde yeni bir hibrit yaklaşım olarak sunulmuştur. Bu yaklaşım ile sadece AR yöntemin kullanıldığı ya da sadece YSA yönteminin kullanıldığı yöntemlere göre rüzgâr hızı tahmininde daha başarılı sonuçlar elde edilmiştir. Çalışmanın doğruluğunu göstermek amacıyla meteoroloji istasyonundan alınan Eskişehir bölgesine ait sekiz yıllık gerçek saatlik ortalama rüzgâr hızı değerleri kullanılmıştır. Yedi yıllık rüzgâr hızı değerleri eğitim verileri olarak kullanılmış, kalan bir yıllık değerler test amacıyla kullanılmıştır. Farklı durumlar için önerilen hibrit yaklaşımın kök ortalama kare hata değerleri (RMSE) ve ortalama mutlak hata (MAE) değerleri AR ve YSA yöntemlerinin doğrudan kullanılmasına göre daha düşük sonuçlara ulaştığı gösterilmiştir.

**Anahtar Kelimeler:** Otoresif model, Rüzgâr enerjisi, Rüzgâr hızı, Yapay sinir ağları

## Abstract

Short-term wind speed prediction is required in order to integrate and economic dispatch of wind energy to electric grid and also for the safety operation (control) of wind turbines. The volatility of wind makes this problem challenging. In this study, a new hybrid model which both uses linear (autoregressive, AR) and nonlinear (Artificial neural networks, ANN) models together. AR modeling is a well-known statistical approach for prediction problems. ANN approaches are mainly used in prediction and classification problems that works similar to neurals in human brain. The better results are acquired for wind speed prediction according to using only AR or ANN model. To show the accuracy of the proposed method, eight-year real hourly averaged wind speed values belongs to Turkish State Meteorological Service of Eskişehir region are handled. The first seven-year data are used as training set; the rest one-year data are used as test data. It is shown that the proposed approach gives lower values in terms of root mean square error (RMSE) and mean absolute error (MAE).

**Keywords:** Autoregressive methods, Wind energy, Wind speed, Artificial neural networks

## 1. Giriş

Kullanım kolaylığı, istendiğinde diğer enerji türlerine dönüştürülebilmesi nedeniyle, elektrik enerjisinin üretim ve tüketim miktarı bugün ülkelerin gelişmişlik düzeyinin

en önemli göstergesi haline gelmiştir (Başaran Filik 2010). Dünyada ihtiyaç duyulan enerji büyük oranda fosil esaslı kaynaklardan karşılanmaktadır. Bu yakıtlar giderek tükenmektedir ve fosil yakıtların neden olduğu çevre ve insan sağlığı sorunları katlanarak artmaktadır. Bununla birlikte, fosil yakıtlar günümüzde elektrik üretimi için en önemli kaynaklardan biridir. Ayrıca, gelişmekte olan ülkelerin elektrik talebi giderek artmaktadır. Sonuç olarak, petrol ve elektrik üretiminde hidrokarbon bağımlılığını

\*Sorumlu yazarın e-posta adresi: [ubasaran@anadolu.edu.tr](mailto:ubasaran@anadolu.edu.tr)

Ümmühan Başaran Filik  [orcid.org/0000-0002-0715-821X](http://orcid.org/0000-0002-0715-821X)  
Tansu Filik  [orcid.org/0000-0003-0205-5059](http://orcid.org/0000-0003-0205-5059)

azaltmak için, alternatif enerji kaynakları dünyada büyük önem kazanmaktadır. Özellikle, güneş ve rüzgâr enerjisi kaynakları, çevresel etkilerinin en az olması ve hava kirliliğine neden olmaması nedeniyle oldukça dikkat çekmektedir. Bu enerji kaynaklarının yatırım ve üretim maliyeti açısından fosil yakıtlarla rekabet etmesi olası değilken, günümüzde teknolojinin gelişmesi ve maliyetlerin düşmesi neticesinde rekabet edebilecek duruma gelmeye başlamıştır (Başaran Filik ve Filik 2016, Branker vd. 2011)

Ülkemizdeki kurulu gücün enerji kaynaklarına göre dağılımı 2015 itibariyle %35,1 Hidrolik, %29,8 Doğalgaz, %20,5 Kömür, %5,7 Rüzgâr ve %5,18 diğer enerji kaynakları şeklindedir (Türkiye Elektrik İletim AŞ 2015). Ayrıca, elektrik üretimindeki doğalgaz kullanım oranının her geçen yıl arttığı gözlemlenmektedir. Bilindiği gibi, ülkemiz doğalgazda tamamen dışa bağımlıdır. Bununla birlikte, fosil kaynakların ilerleyen yıllarda tükenebileceği de göz ardı edilmemelidir. Tüm bunlar ele alındığında, ilerleyen yıllarda meydana gelebilecek elektrik açığını engellemek ve artan elektrik enerjisi talebini hızlı bir şekilde karşılamak kritik derecede önem taşımaktadır. Bu bağlamda, ülkemizde yenilenebilir enerji kaynakları (güneş, rüzgâr, jeotermal, v.b.) ve diğer (örneğin, nükleer enerji) seçeneklerin de kısa zamanda devlet yatırım ve teşvikleriyle oluşturularak açığın kapatılması kaçınılmazdır (Başaran Filik vd. 2015).

Elektrik enerjisi üretimindeki en ekonomik yöntemlerden olan rüzgâr enerjisi dünyada kullanımı en hızlı olan yenilenebilir enerji kaynaklarından biri haline gelmiştir. Ayrıca, rüzgâr enerjisinin en büyük avantajı yenilenebilir ve temiz bir enerji kaynağı olmasıdır. 2020 yılında dünya elektrik talebinin %12'sinin rüzgâr enerjisinden karşılanması için çalışmalar yapılmaktadır. Rüzgâr türbinleri, rüzgârdaki kinetik enerjiyi önce mekanik enerjiye daha sonra da elektrik enerjisine dönüştüren sistemlerdir. Rüzgâr türbinlerinin kesintisiz ve kaliteli elektrik üretimi için kesintisiz ve güçlü rüzgâr hızlarına gereksinim duyulmaktadır. Fakat rüzgâr hızının değişkenliği bazı önemli sorunları beraberinde getirmektedir. Bu sorunları aşmak için kısa-dönem rüzgâr hızı tahminine gerekmektedir. Örneğin rüzgâr tarlalarının ve türbinlerin güvenli işletilmesi (kontrolü) için kısa-dönem rüzgâr hızı tahmini gerekmektedir. Ayrıca rüzgâr enerjisinin elektrik şebekesine güvenli entegrasyonu ve şebekenin ekonomik dağıtımını için doğruluğu yüksek kısa dönem rüzgâr hızı tahmini gerekmektedir. Rüzgâr hızı tahmini çalışmaları temel olarak üç kısımda incelenmektedir (Duran ve Başaran Filik 2015):

- Ani kısa dönem hız tahmini: 10 saniyeden 8 saate kadar aralıklarda rüzgâr hızını tahmin etmek amacıyla kullanılır. Elektrik piyasası açısından oldukça önem arz eder.
- Kısa dönem hız tahmini: 8 saatten 168 saate kadar aralıklarda rüzgâr hızını tahmin etmek amacıyla kullanılır. Özellikle stratejik planlama ve ekonomik dağıtım vb analizler açısından önemlidir.
- Uzun dönem hız tahmini: Genellikle bir haftadan uzun süreli tahmin çalışmalarında kullanılır. Rüzgâr çiftliği kurulumu ve planlaması çalışmalarında kullanılır.

Literatürde rüzgâr hızı tahmini için çeşitli yöntemler mevcuttur. Uzun dönem rüzgâr hızı tahmini için fiziksel atmosferik yöntemler kabul görmektedir. Fakat ilgili yöntemler anlık rüzgâr enerjisi üretimi ve şebekeye entegrasyonunda gerekli olan ani ve kısa-dönem rüzgâr hızı tahmininde yetersiz kalmaktadır. Bu bağlamda doğrusal ve doğrusal olmayan çeşitli istatistiksel yöntemler önerilmektedir. Bu yöntemler arasında zaman serileri tabanlı doğrusal regresyon yöntemleri (Kavasseri ve Seetharaman 2009, Erdem ve Shi 2011, Torres vd. 2005), doğrusal olmayan YSA modelleri (Mabel ve Fernández 2008, Ranganayaki ve Deepa 2016), Markov zincirleri (Ailliot ve Monbet 2012), son zamanlarda, farklı hibrit uygulamalar (Guo vd. 2011, Xuejun vd. 2015, Shi vd. 2012, Zhang vd., 2013, Başaran Filik, 2016) ve uzamsal (mekânsal) - zamansal veriyi aynı anda kullanan yöntemler (Filik 2016) önerilmektedir.

Bu çalışmada kısa dönem rüzgâr hızının tahmini için doğrusal ve doğrusal olmayan modeller birlikte kullanılarak yeni hibrit model önerilmektedir. Farklı türde YSA modelleri ile yaygın olarak kullanılan doğrusal zaman serisi AR modeli hibrit bir yapıda birleştirilerek rüzgâr hızı tahmininde daha düşük hata değerlerine ulaşılabilmektedir. Önerilen hibrit modeli doğrulamak için Eskişehir bölgesinden saatlik toplanan sekiz (8) yıllık (2002-2014) ortalama rüzgâr hızı verileri kullanılmış ve elde edilen istatistiksel hata (RMSE ve MAE) sonuçları karşılaştırmalı olarak çizelgelerde verilmiştir.

Çalışmanın diğer kısımlarının içeriği şu şekildedir: İkinci kısımda AR yöntemi ve YSA yaklaşımı hakkında kısaca bilgi verildikten sonra, önerilen hibrit yaklaşım detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Üçüncü kısımda kullanılan Eskişehir iline ait saatlik rüzgâr verilerinin karakteristiği grafikler üzerinden açıklanmıştır. Dördüncü kısımda, önerilen yöntemin uygulaması yapılarak hata değerleri çizelgeler halinde verilmiştir. Son bölümde, çalışmanın önemi vurgulanmıştır.

## 2. Gereç ve Yöntem

AR modeller önceki değerler ve hata değerleri arasındaki ilişkiden yola çıkan zaman serileri analizi yöntemidir.  $p$ . dereceden AR modeli,  $AR(p)$ , ile  $\Delta$  zaman sonraki değer aşağıdaki şekilde modellenmektedir,

$$\hat{x}(n + \Delta) = \sum_{r=1}^p \phi_r x[n - r] + \varepsilon(n) \quad (1)$$

burada  $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$  AR katsayılarıdır ve bu katsayılar hatasını minimum yapacak şekilde seçilerek rassal değişkenlerin birbiri ile ilişkili olmayan kısmıdır ve varyansı  $\sigma^2$  olan beyaz gürültüdür.  $\hat{x}(n + \Delta)$   $\Delta$  zaman sonraki tahmin değeridir.

YSA insan beyninin özelliklerinden yola çıkarak yeni bilgiler oluşturulması, üretilmesi ve bunun matematiksel olarak modellenmesidir. Biyolojik bir beyindeki her bir nörona benzer şekilde YSA modelinde de farklı işlem elemanları arasında bağlantılar öğrenme (eğitim) kısmında oluşturularak çalıştırılır. Her bir nöron, birçok girdi sinyallerini alarak, iç ağırlık sistem, temeline göre, genellikle diğer nörona giriş olarak gönderilen tek bir çıkış sinyali üretir. Nöronlar birbirine bağlantılı ve farklı katmanlarda düzenlenmiştir. Girdi katmanı giriş değerini alır, çıktı katmanı son çıktıyı üretir. Eğitim esnasında, örneğin YSA'nın çıktısının doğru olup olmadığı hesaplanır. Çıktı doğruysa, sinir ağırlıkları güçlendirilerek en doğru çıktı hesaplanır. Çıktı doğru değilse, bu ağırlıklar azaltılır. Geri beslemeli ağlar, her iki yönde ağda döngüler halinde dolaşır. YSA yaklaşımın en önemli avantajları, uyarlanabilir öğrenme sağlaması, gerçek zamanlı işlem yapması, hata toleransı olması, kendi kendini örgütlemesidir. YSA örüntü tanıma, veri sınıflandırma ve tahmin analizleri gibi özel uygulamalar için kullanılabilen başarılı bir yöntemdir. Sonuçları elde etmek için her bir birim uygun şekilde ağırlıklandırılır.

Bu çalışmada, rüzgâr hızı tahmini için AR modelinin çıktısı YSA modelleri için girdi olarak kullanılmış ve eğitim sürecinde de AR katsayıları ve YSA parametreleri eğitilmiştir. Elde edilen sonuçlar birbiri ile karşılaştırılmıştır. Sadece AR kullanıldığı durumda önerilen yaklaşım için oluşturulan matris aşağıdaki şekildedir:

$$\begin{bmatrix} x(n+\Delta) \\ x(n+\Delta-1) \\ \vdots \\ x(n+\Delta-N+1) \end{bmatrix}_{(N \times 1)} = \begin{bmatrix} x(n) & x(n-1) & \dots & x(n-p+1) \\ x(n-1) & x(n-2) & \dots & x(n-p) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x(n-N+1) & x(n-N) & \dots & x(n-N+p+2) \end{bmatrix}_{(N \times p)} \begin{bmatrix} \phi_0 \\ \phi_1 \\ \vdots \\ \phi_{p-1} \end{bmatrix}_{(p \times 1)} + \begin{bmatrix} w(n) \\ w(n-1) \\ \vdots \\ w(n-N+1) \end{bmatrix}_{(N \times 1)} \quad (2)$$

$\underline{x}(n + \Delta)$  aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$\underline{x}(n + \Delta) = \underline{X}(n)\underline{h}(n) + \underline{w}(n) \quad (3)$$

AR katsayılarını hesaplamak için  $N$  adet veri ve bu verilerin  $p$  adet önceki değerlerinden oluşan veriler hatayı minimize edecek en küçük kareler yöntemiyle çözümlenir. Mevcut gözlem verileri  $(N+1)p$  kullanılarak hesaplanan katsayılar son tahmin noktası için kullanılarak ilgili model veri üzerinde gezdirilerek kısa-dönem rüzgâr hızı tahmininde başarılı sonuçlar elde etmek mümkündür. Fakat zaman-serisi tabanlı doğrusal modellerin rüzgâr hızındaki anlık değişimlere tepkisi yetersiz kalmaktadır ve hata oranının düşmesini engellemektedir. Bu bağlamda bu çalışmada AR modelinin YSA ile de desteklenerek anlık değişimlerinde yakalanabileceği bir hibrit model önerilmektedir. Önerilen yaklaşımın yapısı Şekil 1 de verilmektedir. Şekil 1 deki  $z^{-1}$  blokları birim gecikmeye karşılık gelmektedir. Kullanılan veri setinde toplanan ortalama rüzgâr değerleri saatlik olduğundan buradaki birim gecikme bir saatlik olmaktadır. Yöntem temel olarak aşağıdaki adımlar kullanılarak çalıştırılmaktadır:

**Adım 1:**  $n$  indeksi için eğitim verisinde  $n$  anından önceki  $N+p$  geçmiş verisi seçilir.

**Adım 2:** 1. Adımda seçilen gözlem verileri (2) nolu matris bloklarına yerleştirilerek en küçük kareler yöntemine göre çözümlenerek en az hata veren AR katsayıları,  $\underline{h}(n)$ , aşağıdaki gibi hesaplanır,

$$\underline{h}(n) = (X(n)^T X(n))^{-1} X(n)^T x(n + \Delta) \quad (4)$$

**Adım 3:**  $(n + \Delta + 1)$  indeksi için

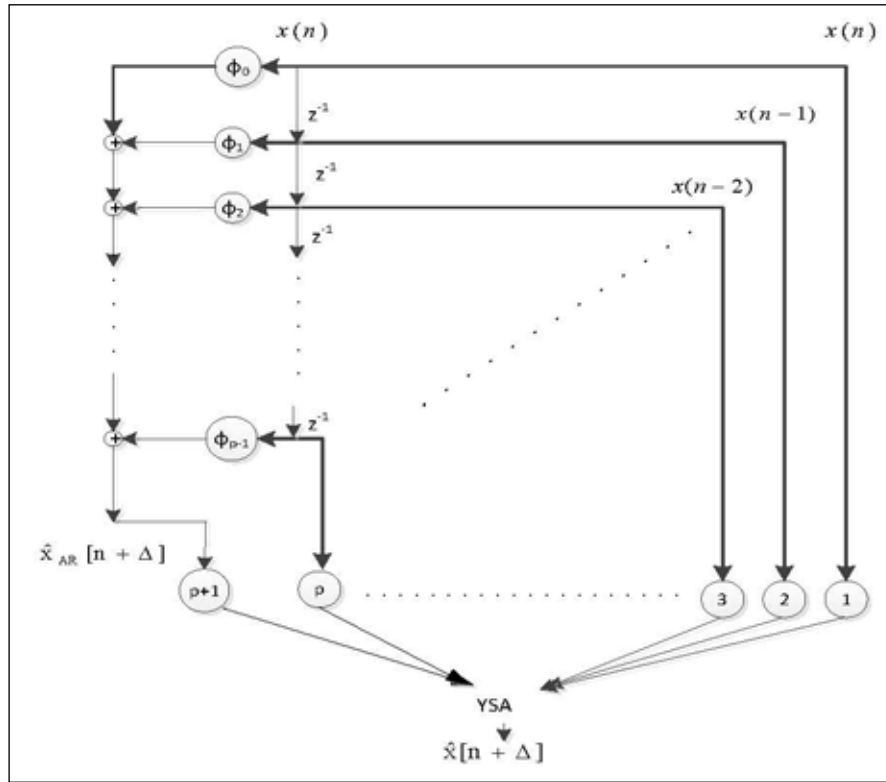
$$\hat{x}(n + \Delta + 1) = [x(n) \quad x(n-1) \quad \dots \quad x(n-p+1)] \underline{h}(n) \quad (5)$$

(4) nolu eşitlik çözümlenerek  $\hat{x}_{AR}(n + \Delta + 1)$  değerleri hesaplanır.

**Adım 4:**  $p$  adet geçmiş gözlem değeri ve hesaplanan ilgili  $\hat{x}_{AR}(n + \Delta + 1)$  verileri giriş nöron sayısı  $p+1$  olan YSA için girdi seti olarak oluşturulur. Çıktı olarak  $x(n + \Delta + 1)$  değerleri seçilir.

**Adım 5:**  $n$  indeksi belirlenen eğitim seti üzerinde gezdirilerek yukarıdaki adımlardaki (Adım 1, 2, 3 ve 4) işlemleri sırasıyla tekrarlanarak Şekil-1 de gösterilen giriş nöron sayısı  $p+1$  olan YSA için tüm girdi ve gerçek çıktı değerleri için veri seti tamamlanır.

**Adım 6:** Yukarıdaki oluşturulan AR model çıktılarını da içeren yeni veri seti için farklı YSA yapıları eğitilerek işlemler tamamlanır.



Şekil 1. Önerilen hibrit sistem.

### 3. Kullanılan Gerçek Rüzgâr Verilerinin Karakteristiği

Önerilen yöntemin doğruluğunu göstermek için Eskişehir (39.7°, 30.5° koordinatları) bölgesine ait sekiz yıllık (2007 – 2014 yılları) gerçek ortalama saatlik rüzgâr hızı değerleri kullanılmıştır. İlgili veriler Türkiye Meteoroloji Servisi tarafından yerden 10m yükseklikte ölçüm istasyonlarında toplanmıştır. Yedi yıllık rüzgâr hızı değerleri eğitim verileri olarak kullanılmış, kalan bir yıllık değerler test amacıyla kullanılmıştır. Rüzgâr hızı verilerinin dinamiklerini belirlemek amacıyla düzgün bir şekilde veri karakteristiklerinin belirlenmesi gerekmektedir. Eskişehir ili karasal iklim ve arazi yapısına bağlı olarak düşük seviyede rüzgâr enerjisi potansiyeline sahiptir. Eskişehir iline ait önemli istatistikler Çizelge 1'de verilmiştir.

Şekil-2'de 2014 yılına ait gerçek saatlik (a), haftalık (b) ve aylık (c) rüzgâr değerlerinin değişimi gösterilmektedir.

Şekil 2'den görüldüğü gibi, rüzgâr hızı anlık değişiklikler gösteren durağan olmayan rasgele zaman serisi olarak gözlemlenmektedir ve bu özelliklere sahip olan verilerin ileriki değerini tahmin etmek oldukça zor bir problemdir. Şekil-1'de önerilen yapı anlık değişiklikleri yakalamakta zorluk çeken fakat ortalama eğilimi iyi takip eden zaman-serisi modelleri YSA yapısı eklenerek güçlendirmek ve iki mode-

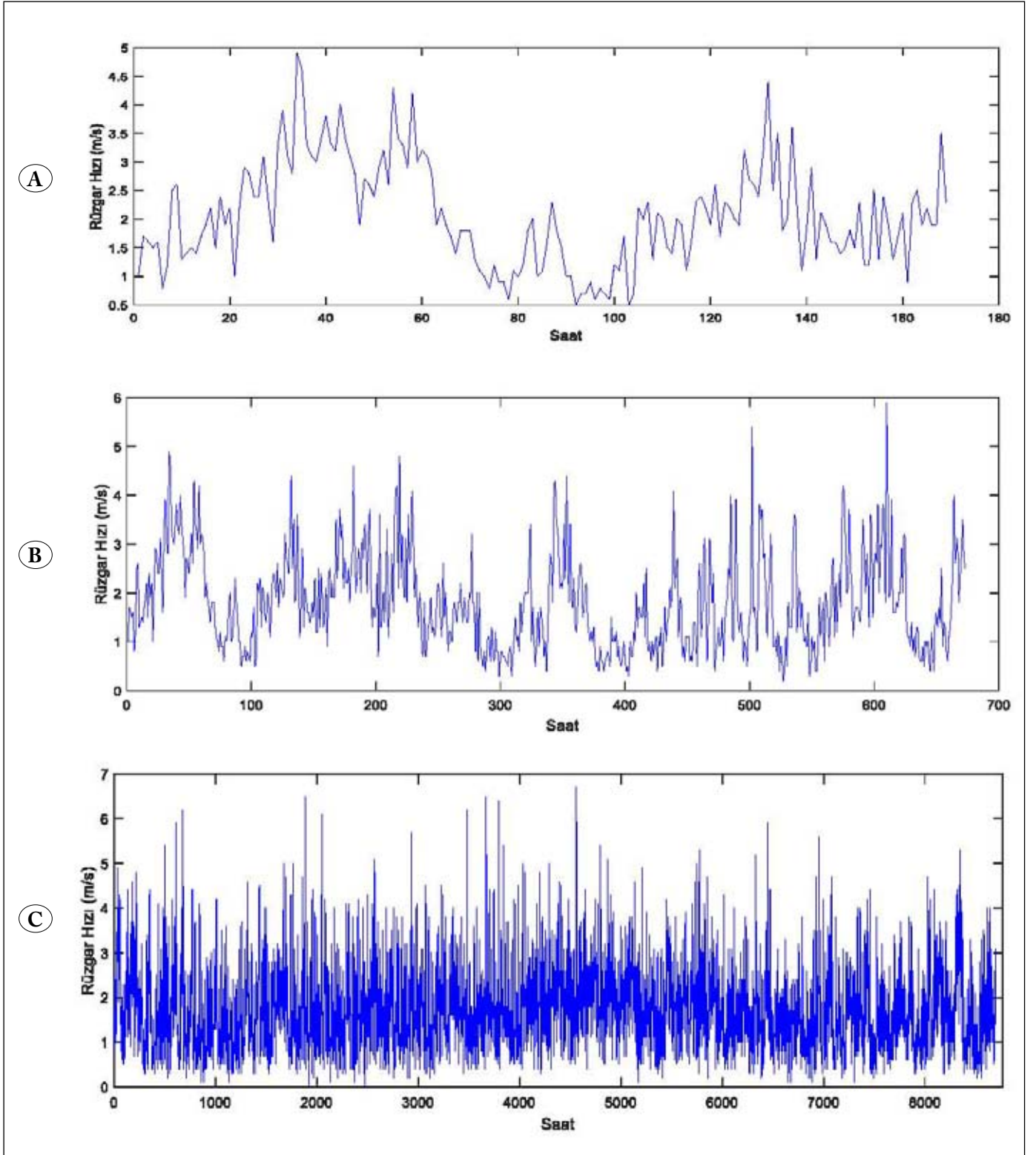
Çizelge 1. 2007-2014 yılları arasında Eskişehir'de rüzgâr hızına ait bazı önemli istatistiksel veriler.

Yıl	Eskişehir (m/s)		
	Maksimum	Varyans (Variance)	Ortalama (Mean)
2007	7	0.77	1.655
2008	8.4	0.90	1.739
2009	8.4	0.89	1.725
2010	11.5	1.43	2.01
2011	8.8	0.73	1.72
2012	9.4	0.96	1.80
2013	8.7	0.82	1.68
2014	6.7	0.79	1.71

lin avantajlarını birleştirmeyi amaçlamaktadır. Bunu doğrulamak amacıyla yukarıdaki gerçek veri seti kullanılacaktır.

### 4. Uygulamalar ve Simülasyonlar

Bu bölümde, önerilen hibrit yöntem Eskişehir ili için 2007-2014 yıllarına ait sekiz ortalama yıllık saatlik veri değerlerine uygulanmıştır. Yedi yıla ait saatlik veriler eğitim amacıyla kullanılmıştır. 2014 yılına ait son bir yıllık veriler ise test amacıyla kullanılmıştır.



Şekil 2. Eskişehir'de 2014 yılına ait (A) Haftalık, (B) Aylık, (C) Yıllık rüzgâr hızı saatlik değerleri.

Çalışmanın bu kısmı üç bölümden oluşmaktadır. İlk olarak, saatlik rüzgâr hızı verileri sadece AR yöntemi kullanıldığında elde edilen sonuçlar sunulmuştur. İkinci kısımda sadece YSA kullanılarak bulunan sonuçlar verilmiştir. YSA için hem ileri besleme geri yayılım hem de ileri basamaklı geri yayılım algoritması kullanılarak, farklı durumlar için elde edilen sonuçlar sunulmuştur. Ayrıca, gözlem veri sayıları için elde edilen sonuçlar verilmiştir. Son olarak, rüzgâr hızı tahmininde ilk defa önerilen hibrit AR ve YSA yaklaşım uygulanmıştır, ikinci kısma benzer şekilde iki farklı algoritma üzerinden elde edilen sonuçlar farklı filtre dereceleri için gösterilmiştir. Hata değerleri RMSE ve MAE yöntemleri kullanılarak elde edilmiştir. Aynı zamanda sonuçlar gerçek değerler ve tahmin sonucu bulunan değerler üzerinden grafikler ve çizelgeler halinde sunulularak karşılaştırılmıştır.

Test verileri üzerinde yapılan tahmin ve gerçek değerler arasındaki hataların karesinin ortalamasının karekökü (Root Mean Square Error, RMSE) ve hataların mutlak değerinin ortalaması (Mean Absolute Error, MAE) tahmin yöntemlerinin performanslarının istatistiksel karşılaştırması için yaygın olarak kullanılmaktadır. Buna göre RMSE aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$RMSE = \left[ \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x - \hat{x}_i)^2 \right]^{1/2} \quad (6)$$

MAE aşağıdaki şekilde tanımlanır:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x - \hat{x}_i| \quad (7)$$

#### 4.1. AR Yaklaşımının Uygulanması

(1) ve (2) eşitlikleri yardımıyla oluşturulan algoritma farklı gözlem veri sayıları için uygulanmıştır ve p=2 değeri seçilmiştir. Gözlem verisi artırıldıkça hata değerlerinin azaldığı gözlemlenmiştir. Elde edilen RMSE ve MAE değerleri Çizelge 2'de verilmiştir.

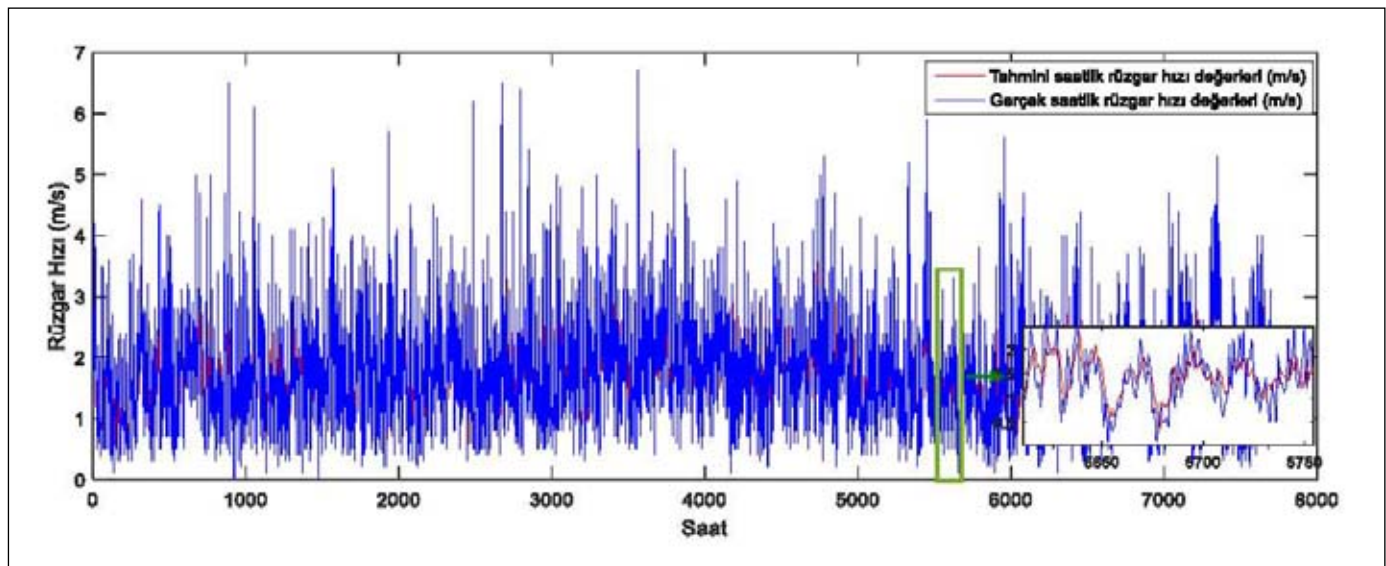
Çizelge 2. AR sonucunda bulunan RMSE ve MAE değerleri.

N	RMSE	MAE
6	0.7020	0.5201
10	0.6994	0.5191
100	0.6648	0.4990

Şekil 3'te tahmin ve gerçek değerler üst üste çizdirilerek karşılaştırılmıştır. Filtre katsayılarını çözerken kullanılan veri sayısı N'nin artırılması belirli bir değerden sonra hataya etki azaltmadığı/değiştirmediği gözlenmiştir.

#### 4.2. YSA Yaklaşımının Uygulanması

Yapay sinir ağları yöntemi farklı yapılarla kullanılarak, rüzgâr hızı tahmini yapılmıştır. Ağ yapısı olarak ileri besleme geri yayılım, ileri basamaklı geri yayılım algoritmaları seçilmiştir. Farklı dereceler/parametreler için testler yapılmıştır. Transfer fonksiyonu her iki durum için de log sigmoid olarak alınmıştır. Hızlı yakınsadığı için Levenberg-Marquard algoritması kullanılmıştır. İleri besleme geri yayılım ve ileri basamaklı geri yayılım algoritması sonucunda bulunan RMSE ve MAE değerleri sırasıyla Çizelge 3 ve Çizelge 4'te verilmiştir. Gözlem veri sayısı N = 100 seçildiği durum için bulunan tahmini saatlik rüzgâr hızı değerleri ve gerçek



Şekil 3. AR yönteminin uygulanması sonucunda elde edilen tahmini saatlik rüzgâr hızı değerleri ve gerçek saatlik rüzgâr hızı değerleri.

değerler üst üste Şekil 4'te gösterilmiştir. Order'ın değeri artıka, YSA yaklaşımında algoritmanın çözüme ulaşma süresi artmıştır.

**Çizelge 3.** İleri besleme geri yayılım algoritması performanslarının karşılaştırılması.

N	İleri besleme geri yayılım algoritması	
	RMSE	MAE
6	0.6776	0.5113
10	0.6765	0.5096
100	0.6442	0.4854

**Çizelge 4.** İleri basamaklı geri yayılım algoritması performanslarının karşılaştırılması.

N	İleri basamaklı geri yayılım algoritması	
	RMSE	MAE
6	0.6787	0.5115
10	0.6761	0.5104
100	0.6652	0.5072

### 4.3. Hibrit Yaklaşımın Uygulanması

Bu kısımda Şekil 1'de önerilen yapı kullanılarak rüzgâr hızı için önerilen yeni yaklaşımın sonuçları sunulmuştur. Önerilen yaklaşımda AR sonucunda elde edilen rüzgâr

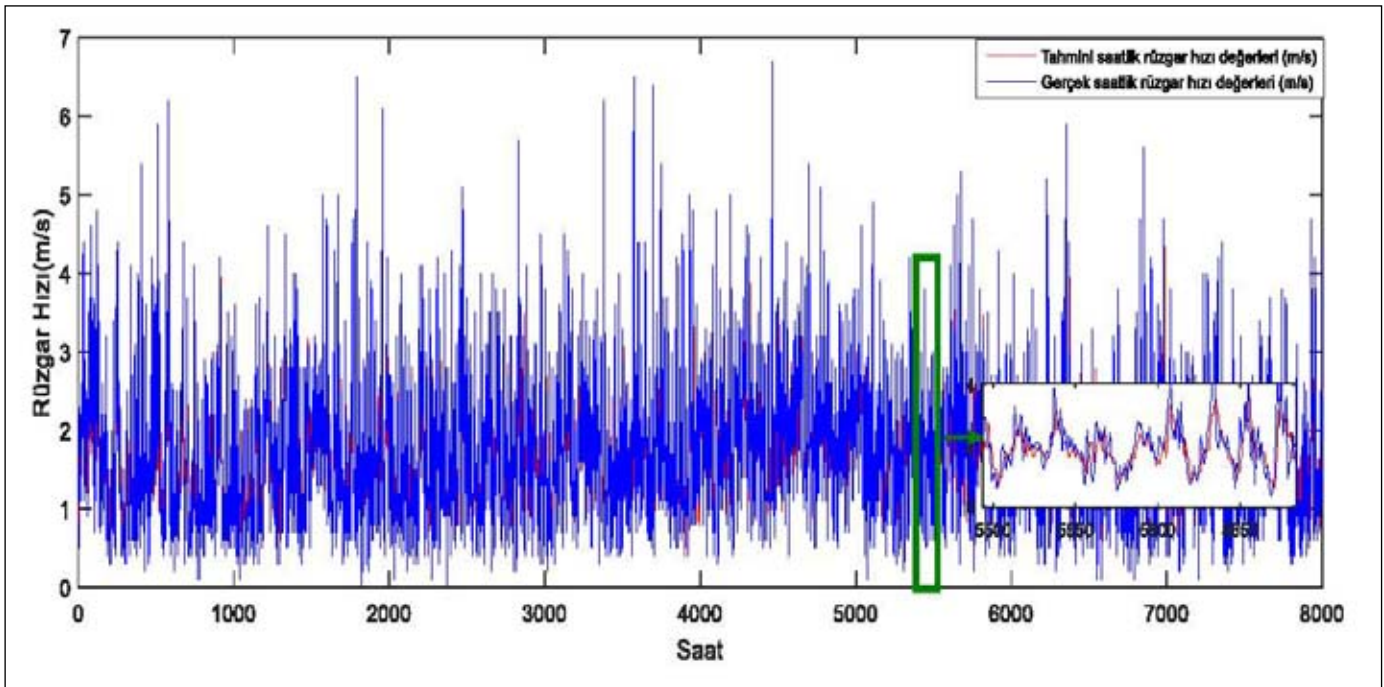
hızı değerleri kullanılan YSA yapıları için girdi olarak kullanılmıştır. Hibrit yaklaşım uygulandığı durumda ileri besleme geri yayılım algoritması ve ileri basamaklı geri yayılım algoritması sonucunda bulunan RMSE ve MAE değerleri sırasıyla Çizelge 5 ve Çizelge 6'da verilmiştir. AR katsayıları için gözlem veri sayısı 100 seçildiği durum için bulunan tahmini saatlik rüzgâr hızı değerleri ve gerçek değerler üst üste Şekil 5'te gösterilmiştir.

**Çizelge 5.** Hibrit yaklaşımda ileri besleme geri yayılım performanslarının karşılaştırılması

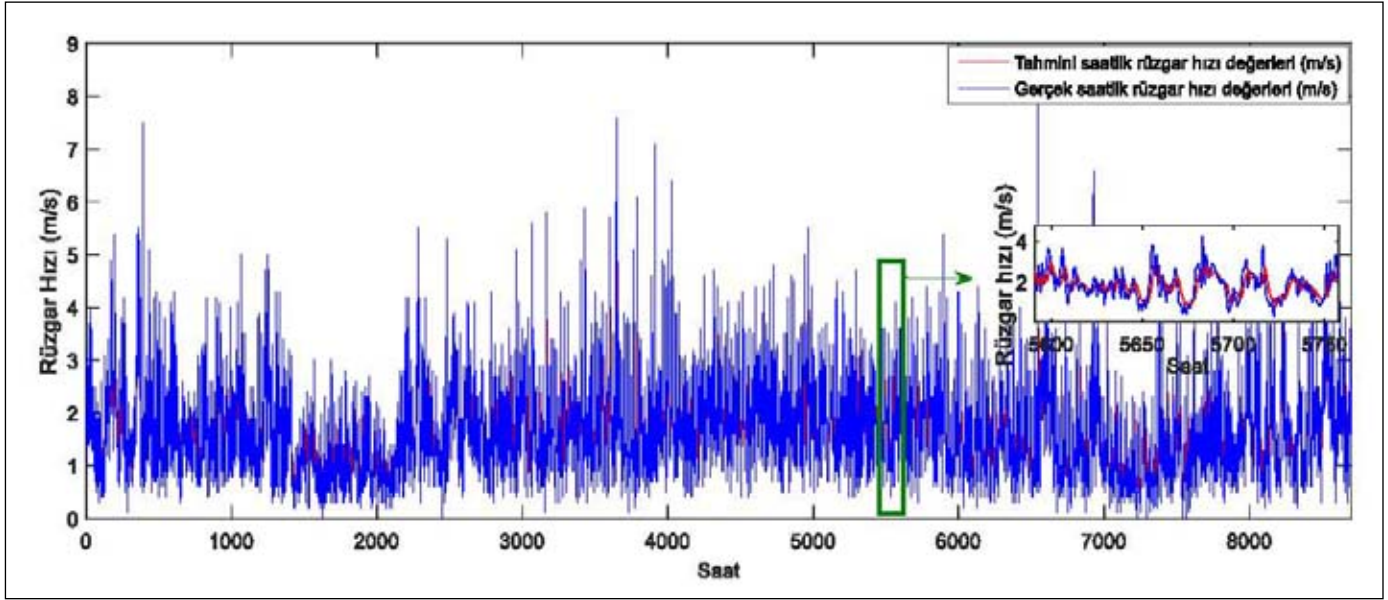
m	İleri besleme geri yayılım algoritması	
	RMSE	MAE
6	0.6626	0.5016
10	0.6618	0.4991
100	0.6289	0.4741

**Çizelge 6.** Hibrit yaklaşımda ileri basamaklı geri yayılım algoritması performanslarının karşılaştırılması

m	İleri basamaklı geri yayılım algoritması	
	RMSE	MAE
6	0.6661	0.5020
10	0.6628	0.5001
100	0.6463	0.4911



**Şekil 4.** İleri besleme geri yayılım algoritmasının önerilen hibrit yöntem ile kullanılması sonucunda elde edilen tahmini saatlik rüzgâr hızı değerleri ve gerçek saatlik rüzgâr hızı değerleri.



Şekil 5. Hibrit yönteminin uygulanması sonucunda elde edilen tahmini saatlik rüzgâr hızı değerleri ve gerçek saatlik rüzgâr hızı değerleri.

Yöntemlerin performansları karşılaştırıldığında, önerilen hibrit yaklaşımda ileri beslemeli geri yayılım ağ yapısı kullanıldığı durum RMSE ve MAE değerlerinin en düşük düzeyde olduğu elde edilen sonuçlardan gözlemlenmiştir. AR ve ileri besleme geri yayılım YSA yöntemi için gözlem veri sayısı sırasıyla 6, 10, 100 olduğu durumlarda RMSE %3.47, %3.27, %3.09 oranında, MAE değerlerinde aynı gözlem veri sayıları için %1.69, %1.83, % 2.73 oranında iyileşme gözlemlenmiştir. AR yöntemi, ileri besleme geri yayılım algoritmasını kullanan hibrit yaklaşımına göre gözlem veri sayısı sırasıyla 6, 10, 100 olduğu durumlarda RMSE %5.61, %5.37, %5.4 oranında, MAE değerlerinde % 3.56, % 3.85 ve % 3.8 oranında iyileşme gözlemlenmiştir. Literatürde ARMA modeli kullanılarak İspanya'nın farklı bölgeleri için yapılan rüzgâr hızı tahmini çalışmasında ortalama RMSE değerlerinin 1.09 ile 1.41 arasında değiştiği gözlemlenmiştir (Torres vd. 2005). Rüzgâr hızı tahmininde stokastik modelleri kullanan diğer bir çalışmada farklı aylar için ortalama rüzgâr hızı RMSE değerleri 0.43 ile 1.33 arasında elde edilmiştir (Bivona vd. 2005). Rüzgâr hızı tahmininde kullanılan istatistiksel tabanlı hibrit bir yaklaşımda MAE değerlerinin 0.5848 ile 1.1005 arasındadır (Liu vd. 2010).

## 5. Sonuçlar

Kısa-dönem rüzgâr hızı tahmini rüzgâr hızının anlık değişkenliği dolayısıyla önemli ve zor bir problem olarak kabul edilmektedir. Bu çalışmada, kısa dönem rüzgâr hızının tahmini için zaman-serisi tabanlı doğrusal AR model ve

doğrusal olmayan YSA modeli birlikte kullanılarak yeni bir hibrit yaklaşım önerilmiştir. Önerilen yaklaşımın iki yöntemin avantajlarını bir araya getirerek anlık değişimleri daha iyi yakalayabilen ve ortalama istatistiksel hata değerlerini (RMSE/MAE) en aza indirdiği gerçek rüzgâr verileri üzerinde gösterilmiştir. YSA yaklaşımında ağ yapısı olarak hem ileri beslemeli geri yayılım hem de ileri beslemeli geri yayılım algoritmaları kullanılmıştır. Amaçlanan yaklaşımda da bu iki farklı ağ yapısı için bulunan sonuçlar sunulmuştur. Önerilen hibrit yaklaşım sadece AR yöntemi ya da sadece YSA yaklaşımlarının kullanıldığı durumlara göre daha düşük RMSE ve MAE değerlerine ulaşmıştır. Hibrit yaklaşımda ileri beslemeli geri yayılım ağ yapısı kullanıldığı durum hatanın en düşük düzeyde olduğu elde edilen sonuçlardan gözlemlenmiştir. Bununla birlikte, sadece AR yönteminin kullanıldığı duruma göre ortalama % 5.61, sadece YSA'nın kullanıldığı yöntemle göre ortalama % 3 daha düşük hata değerlerine ulaşıldığı görülmüştür.

## 6. Teşekkür

Rüzgâr verilerine ulaşmamızdaki katkılarından dolayı Meteoroloji Genel Müdürlüğü'ne teşekkür ederiz. Bu araştırma, Anadolu Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinatörlüğü tarafından 1505F512 proje nosu ile desteklenmektedir.

## 7. Sembol Listesi

AR: Otoregresif model



YSA: Yapay sinir ağları

N: AR model için gözlem veri sayısı

p: Filtre derecesi

$x(n)$ : Veri

$x[n]$ : Veri indeksi

$h(n)$ : n indeksi için AR katsayıları

$w(n)$ : AR model hatası

$\Delta$ : Tahmin indeksi

$\Phi$ : AR katsayıları

RMSE: Kare hatanın ortalamasının karekökü

MAE: Hata mutlak değerlerinin ortalaması

$()^T$ : Devrik dönüşüm değeri

## 8. Kaynaklar

- Ailliot, P., Monbet, V. 2012.** Markov-switching autoregressive models for wind time series. *Environ. Model. Soft.*, 30: 92-101.
- Başaran Filik, Ü. 2010.** Birim Yüklenme Probleminin Matematiksel ve Akıllı Sezgisel Yaklaşımlar Kullanılarak Çözülmesi, *Doktora Tezi*, Anadolu Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, 109 s.
- Basaran Filik, Ü. 2016.** A New Hybrid Approach for Wind Speed Prediction using Fast Block Least Mean Square Algorithm and Artificial Neural Network. *Mathem. Prob. Engin.* (Baskıda).
- Başaran Filik, Ü., Filik, T. 2016.** Wind Speed Prediction using Artificial Neural Networks Based on Multiple Local Measurements in Eskişehir, *International Conference on Energy and Environment Research*, Barcelona, Spain.
- Başaran Filik, Ü., Filik, T., Gerek, ÖN. 2015.** New Electric Transmission Systems-Experiences from Turkey, Wiley, 2015.
- Bivona, S., Bonanno, G., Burlon, R., Gurrera, D., Leone, C. 2011.** Stochastic Models for Wind Speed Forecasting, *Ener. Conver. and Manag.*, 52:2.
- Brankera, K., Pathaka, MJM., Pearce, JM. 2011.** A review of solar photovoltaic levelized cost of electricity, *Renew. and Sust. Ener. Rev.*, 15: 4470-4482.
- Duran, M., Başaran Filik, Ü. 2015.** Short-term wind speed prediction using several artificial neural network approaches in Eskişehir. *International Symposium on Innovations in Intelligent Systems and Applications*, Madrid, Spain.
- Erdem, E., Shi, J. 2011.** ARMA based approaches for prediction the tuple of wind speed and direction. *Appl. Ener.*, 4:1405-1414.
- Filik, T. 2016.** Improved Spatio-Temporal Linear Models for Very Short-Term Wind Speed Forecasting. *Energ.*, 9(3):168.
- Guo, Z., Wu, J., Lu, H., Wang, J. 2011.** A case study on a hybrid wind speed prediction method using BP neural network. *Knowl.-Bas. Syst.*, 24:1048-1056.
- Kavasseri, RG., Seetharaman, K. 2009.** Day-ahead wind speed prediction using f-ARIMA models. *Renew. Ener.*, 34: 1388-1393.
- Liu, H., Tian, H., Chen, C., Li, Y. 2010.** A hybrid statistical method to predict wind speed and wind power. *Renew. Ener.*, 35:1857-1861.
- Mabel, M.C., Fernández, E. 2010.** Analysis of wind power generation and prediction using ANN: a case study. *Renew. Ener.*, 33:986-992.
- Ranganayaki, V., Deepa, SN. 2016.** An Intelligent Ensemble Neural Network Model for Wind Speed Prediction in Renewable Energy Systems, *The Scient. Wor. J.*, 2016:1-14.
- Shi, J., Guo, J., Zheng, S. 2012.** Evaluation of hybrid prediction approaches for wind speed and power generation time series. *Renew. and Sust. Ener. Rev.*, 16: 3471-3480.
- Torres, JL., García, A., Blas, MD., Francisco, AD. 2005.** Forecast of hourly average wind speed with ARMA models in Navarre (Spain). *Sol. Ener.*, 79: 65-77.
- Türkiye Elektrik Enerjisi 5 Yıllık Üretim Kapasite Projeksiyonu 2015.** Türkiye Elektrik İletim A.Ş, APK Dairesi Başkanlığı.
- Xuejun, C., Shiqiang, J., Shanshan, Q., Laping, L. 2015.** Short-Term Wind Speed Forecasting Study and Its Application Using a Hybrid Model Optimized by Cuckoo Search, *Mathem. Prob. Engin.*, 2015:1-18.
- Zhang, W., Wang, J., Zengbao, WZ., Tian, M. 2013.** Short-term wind speed prediction based on a hybrid model. *Appl. Sof. Comp.*, 13: 3225-3233.