
	SAKARYA ÜNİVERSİTESİ FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ DERGİSİ <i>SAKARYA UNIVERSITY JOURNAL OF SCIENCE</i>		
	e-ISSN: 2147-835X Dergi sayfası: http://dergipark.gov.tr/saufenbilder		
	<u>Gelis/Received</u> 10-04-2017 <u>Kabul/Accepted</u> 01-08-2017	<u>Doi</u> 10.16984/saufenbilder.305224	

İstatistiksel metotlar ve yapay sinir ağları kullanarak kısa dönem çok adımlı rüzgâr hızı tahmini

İsmail Kırbaş*¹

ÖZ

Bu çalışmada TÜBİTAK T60 ulusal gözlem evi meteoroloji istasyonunun 2016 yılı nisan ayı içerisinde yaptığı gözlem sonuçları PHP programlama dili kullanılarak web sitesi üzerinden derlenmiştir. Elde edilen rüzgâr hızı verileri istatistiksel ve yapay sinir ağı metotları kullanılarak incelenmiş ve meydana getirilen zaman serisi üzerinden ileriye yönelik rüzgâr hızı kestirimlerinde bulunulmuştur. Yapılan hesaplamalar ve gerçek veriler ile kıyaslamalar sonucunda incelenen ARIMA modelleri ve yapay sinir ağları arasında belirgin bir hata oranı farkı görülmüştür. Literatürde yer alan rüzgâr hızı tahmin çalışmaları genellikle sadece tek adım tahmin başarısı üzerinde yoğunlaşırken, önerilen çalışmada sık kullanılan tahmin metotlarının ileriye dönük 12 adım seviyesinde ayrıntılı değerlendirilmeleri gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Rüzgâr hız tahmini, ARIMA, NAR, yapay sinir ağı, zaman serileri, kısa dönemli tahmin metotları

Short-term multi-step wind speed prediction using statistical methods and artificial neural networks

ABSTRACT

The results of the observations made by TUBITAK T60 national observation house meteorological station in April, 2016 were compiled on this website using the PHP programming language. Obtained wind speed data were analysed using statistical and artificial neural network methods and predicted wind speed predictions over the time series brought to the field. There is a significant difference in error rates between the ARIMA models and the artificial neural networks examined as a result of comparisons with the calculated calculations and actual data. While the wind speed estimation studies in the literature generally focus only on single step prediction success, detailed evaluation of commonly used estimation methods at the prospective 12 step level has been carried out.

Keywords: Wind speed prediction, ARIMA, NAR, artificial neural network, time series, short term prediction methods

* Sorumlu Yazar / Corresponding Author

¹ Mehmet Akif Esoy University, Department of Computer Engineering, Burdur, Turkey – ismailkirbas@mehmetakif.edu.tr

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Günümüzde modern enerji üretim sistemlerine rüzgâr enerjisinin eklenmesi önemli bir konu haline gelmiştir. Rüzgâr enerjisi yenilenebilir enerji kaynakları içerisinde en hızlı gelişen ve en umut verici olanıdır. Ancak rüzgârın kaotik doğası enerji üretiminde öngörülebilirliğin önünde büyük bir engel teşkil etmektedir. Bu kaotik yapıya ve belirsizliğe rağmen ileriye yönelik tahminler için geliştirilmiş bazı tahmin yöntemleri mevcuttur. Araştırmacılar tahmin yöntemlerindeki hatayı en aza indirmek amacıyla zaman serilerinin değerlendirilmesi için istatistiksel metotlar geliştirirken, bir yandan da insan beynini modellemeye çalışarak yapay zekâ yöntemleri üzerinde çalışmaktadırlar. Günümüzde yaygın kullanılan rüzgâr enerjisi tahmini araçları, fizik tabanlı ve istatistiksel yöntemlerin bir birleşimine dayanmaktadır [1], [2].

Rüzgâr hızının tahmin edilmesi, yakın orta ve uzun vadede rüzgâr türbinlerinden üretilmesi beklenen

enerjinin kestirimi için oldukça önemli bir parametredir. Bu kestirim değerlerine göre enerji üretim santrallerinin karlılıkları hesaplanabilmektedir. Böylece bir bölgeye rüzgâr enerjisi yatırımı yapılmasının karlı olup olmayacağı, işletme ve üretim maliyetleri daha doğru olarak hesaplanabilir. Kısa ve uzun vade rüzgâr enerjisi üretim tahmininin doğruluğu elektrik üretiminin farkı kaynaklar kullanılarak dengelenmesi açısından da büyük bir öneme sahiptir [3]–[5].

Rüzgâr hızı tahminlerinde 30 dakikalık çok kısa vadeden 1 hafta ve ötesine kadar olan uzun vadeye kadar 5 farklı derecelendirme bulunmaktadır. Tahmin vadeleri ve ne amaçla kullanıldıklarına ilişkin bilgiler Tablo 1’de verilmiştir. Rüzgâr hızı verileri genellikle bir meteoroloji istasyonu kurularak elde edilir ve bu kayıtlar incelenerek rüzgâr rejimi hesaplanır. Rüzgâr hızları coğrafyaya bağlı olduğundan ve bölgeden bölgeye farklılık gösterdiğinden her bölge için geçerli tek bir tahmin modeli geliştirilememiştir [6]–[9].

Tablo 1. Rüzgâr hızı tahminlerinde kullanılan aralıklar (The ranges used in wind speed prediction)

Zaman birimi	Aralık	Uygulamalar
Çok kısa vade	Birkaç saniyeden 30 dakikaya kadar	- Elektrik piyasasının belirlenmesi - Düzenleme eylemleri
Kısa vade	30 dakikadan 6 saate kadar	- Ekonomik Yük Atma Planlaması - Yük Arttırma / Düşme Kararları
Orta vade	6 saatten 1 güne kadar	- Üretimin çevrimiçi/Çevrimdışı kalma kararları - Günaşırı işletim güvenliği - Elektrik piyasası
Uzun vade	1 günden 1 haftaya kadar ve daha fazlası	- Birim taahhüt kararları - Zorunlu karşılık kararları - Bakım planlaması - Optimal işletme maliyeti

Literatürde rüzgâr hızı tahminine yönelik pek çok çalışmaya rastlanırken bunların daha çoğunlukla 1 adım sonrasının hesaplanması şeklinde olduğu görülmektedir. Çalışmanın özgün yanlarından biri de ileriye yönelik olarak 12 adımlık tahminin başarımlarının tespit edilmesi ve 5 farklı hata ölçütüne göre karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiş olmasıdır.

Rüzgâr hızı tahminine ilişkin çalışmalar incelendiğinde Foley ve arkadaşlarının [10] rüzgâr gücü tahmini metotları üzerinde çalışmış oldukları görülmektedir. Lydia ve Kumar [5] rüzgâr gücü tahmini ile ilgili detaylı bir çalışma gerçekleştirmişlerdir. Zhong ve arkadaşları [6] rüzgâr hızı tahmini ve elde edilen değerlerin güç santrallerinde değerlendirilmesi üzerine yoğunlaşırken, Bhaskar ve arkadaşları [11] günümüzde yaygın kullanılan rüzgâr hızı tahmin metotlarını incelemişlerdir. Kaynar ve Taştan [12]

toptan eşya fiyatları için zaman serisi analizinde yapay sinir ağı ile ARIMA modelinin karşılaştırmasını yapmışlardır. Erdem ve Shi [13] rüzgâr hızı ve yön tahmininde ARIMA tabanlı metotlar geliştirmişlerdir. Narayana ve arkadaşları [3] rüzgâr tribünlerinin ileriye yönelik tahmin metotları ile kontrolü üzerine çalışmalar yaparken, Khanna ve arkadaşları [7] rüzgâr gücü üretiminde zaman serisi özelliklerinin belirlenmesi üzerine çalışmalar yapmışlardır. Khandelwal ve arkadaşları [14] ayrık dalgacık dönüşümü ile ARIMA ve yapay sinir ağı modelini birleştiren hibrid bir çalışma ile zaman serisi tahmini yapan bir model ortaya koymuşlardır. Zeng ve arkadaşları [15] farklı örnekleme frekanslarının kısa dönem rüzgâr hızı tespitine etkisi ve destek vektör makinaları ile güç tahmini üzerinde çalışmışlardır [16]. Son olarak Chandra ve arkadaşları [8] rüzgâr hızı tahmini konusunda detaylı bir inceleme çalışması hazırlamışlardır.

Çalışmamızın veri akışı ve değerlendirme aşamaları Şekil 1'de görüldüğü üzere 5 adımda gerçekleştirilmiştir. Bu adımlardan ilki TÜBİTAK T60 teleskobunun meteoroloji istasyonu tarafından rüzgâr hızlarının ölçümü şeklindedir. Ardından ölçülen değerler günlük veriler şeklinde metin dosyalarına yazılır ve web sitesi üzerinden erişime açılır. Çalışmamız için verilerin yayınlandığı web sitesi üzerinden metin dosyalarını indiren ve verileri bir veritabanına kayıt eden PHP betiği hazırlanmıştır. Sonrasında elde edilen verileri ortalamalar alınarak yumuşatılmış ve tahmin modelleri için kullanılabilir hale getirilmiştir. Dördüncü adımda istatistiksel ve yapay sinir ağı modelleri geliştirilmiş ve ileriye yönelik 12 adımlık tahminler yapılması sağlanmıştır. Son adımda da tahmin sonuçları ile gerçek ölçüm sonuçları başarımlar değerlendirme ölçütleri doğrultusunda ayrıntılı olarak karşılaştırılmıştır.



Şekil 1. Veri akışı ve veri işleme diyagramı (Data flow and data processing diagram)

2. RÜZGÂR HIZI TAHMİN METODLARI (WIND SPEED PREDICTION METHODS)

Rüzgâr enerjisi kestirim metotları genel olarak 5 tip altında incelenebilir.

2.1. Kalıcılık Yöntemi (Persistence Method)

Kalıcılık yöntemi yapısı gereği en kolay yöntem olarak kabul edilmektedir [8]. Temel olarak rüzgâr enerjisinin ölçülen veya hesaplanan mevcut değerinin tahmin edilmek istenen zaman için de aynı olacağı varsayımına dayanmaktadır.

2.2. Fiziksel Yöntem (Physical Method)

Fiziksel yöntem fikri, pürüzlülük, orografi ve engeller gibi arazideki fiziki faktörleri kullanarak sayısal hava tahminini iyileştirmektir. Bu yöntem, atmosferik durum, rüzgâr hızı, yerel topografya ve rüzgâr enerjisi santralının çıktısı arasındaki fiziksel ilişkiyi tanımlayan bir modeli içermektedir.

2.3. İstatistiksel Yöntem (Statistical Method)

İstatistiksel yöntemler kolaylıkla modellenebilir ve diğer yöntemlerle karşılaştırıldığında ekonomiktir. İstatistiksel yöntemler, önümüzdeki birkaç saat içinde mevcut durumu tahmin etmek için önceki rüzgâr verilerini kullanır. Bunlar kısa süreler için iyi. İstatistiksel yöntemle elde edilen dezavantaj tahmin zamanı ile birlikte hata artışıdır. İstatistik zaman serisi modelleri, rüzgâr enerjisi çıktısını altı saat önceden tahmin etmek için kullanılır

2.4. Sezgisel Yöntem (Heuristic Method)

Yapay sinir ağları modelleme ilham insan beyni tarafından verildi. Dolayısıyla biyolojik nöronlar ile yapay sinir ağları arasında kuvvetli bir ilişki vardır. Yapay sinir ağları (YSA), öngörülen zaman serileri için en iyisidir. YSA modelleri, karmaşık bir doğrusal olmayan ilişkiyi temsil etmek için kullanılır.

2.5. Hibrid Yöntem (Hybrid Method)

Hibrit yöntem hem nöro-bulanık hem de YSA modelinin kombinasyonudur. Hibrit yöntemler, bireysel modellere kıyasla daha iyi doğruluk ve iyi rüzgâr tahmini sonuçları elde etmektedir [11].

3. RÜZGÂR HIZI ÖLÇÜMLERİNİN ELDE EDİLMESİ (GATHERING WIND SPEED MEASUREMENTS)

2008 yılında Antalya, Bakırlitepe Yerleşkesinde 0.60 metre çapında, tam robot T60 teleskop kurulmuştur. Bu gözlem evinde ilk ışık Eylül 2008'de alınmıştır. Teleskop, çoğunlukla değişken yıldızların çok bantlı fotometrik gözlemlerinde ve ayrıca GAIA veya GRB uyarılarının izlem gözlemlerinde kullanılmaktadır. Gözlem evi 36.824 enlem, 30.335 boylam koordinatlarında ve 2500 metre rakımda yer almaktadır. Gözlem evinde teleskobun yanı sıra bir de meteoroloji istasyonu bulunmaktadır. TÜBİTAK T60 teleskobuna ait görüntü Şekil 2'de verilmiştir.



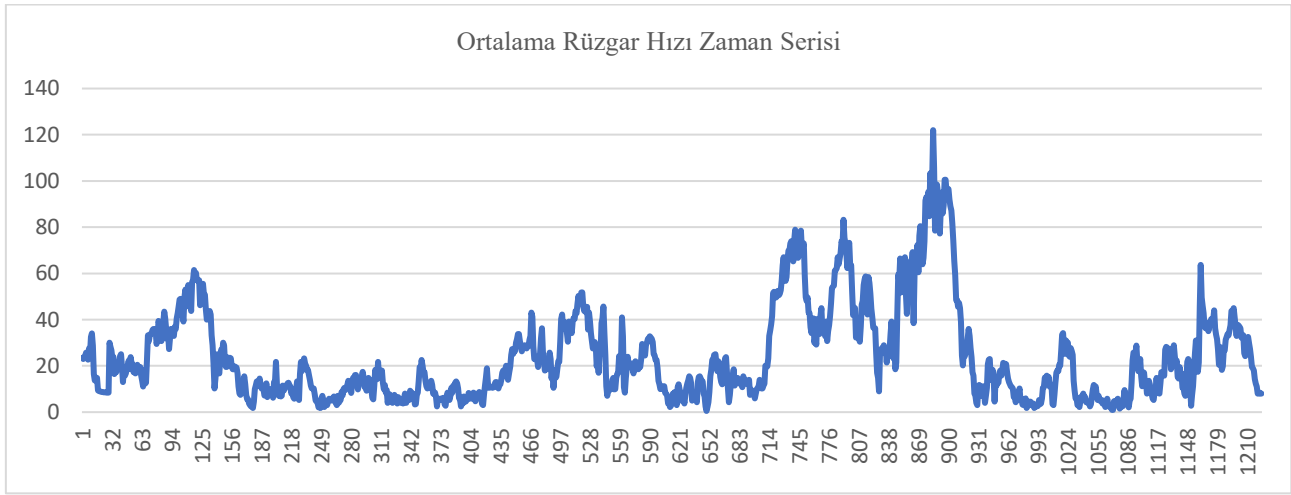
Şekil 2. TÜBİTAK T60 Teleskobu (TUBITAK T60 Telescope) [17]

Meteoroloji istasyonu, ölçümleri 5 dakika arayla kayıt etmektedir. Bu veriler Şekil 3'de görüldüğü biçimde, metin dosyası şeklinde tutulmakta TÜBİTAK TUG resmi web sitesinde günlük ve aylık dönemler şeklinde yayınlanmaktadır. Çalışmamızda, 14-30 Nisan 2016 tarihleri arasında yapılan 6.120 adet ölçüm değeri kullanılmıştır. Rüzgâr hızı verilerine ulaşmak için, web sitesi üzerinde yayınlanan metin dosyalarını indiren ve bir MySQL veri tabanı tablosuna kaydeden bir PHP betiği yazılmıştır.

--Timestamp--	Temp	Chill	HIndex	Humid	Dewpt	Wind	Hivind	WindDir	Rain	Barom	Solar	ET	UV
20160411 00:00	0.5	0.5	0.5	77	-3.1	2	3	225	0.0	748.2	0	0.000	0.0
20160411 00:10	0.4	0.4	0.4	80	-2.6	3	5	225	0.0	748.2	0	0.000	0.0
20160411 00:15	0.5	0.5	0.5	79	-2.7	5	10	225	0.0	748.1	0	0.000	0.0
20160411 00:20	0.6	-2.1	0.6	76	-3.2	8	11	225	0.0	748.1	0	0.000	0.0
20160411 00:25	0.6	-2.5	0.6	76	-3.1	10	14	225	0.0	748.0	0	0.000	0.0
20160411 00:30	0.5	-3.4	0.5	78	-2.9	13	18	225	0.0	747.9	0	0.000	0.0
20160411 00:35	0.4	-3.8	0.4	79	-2.8	14	18	225	0.0	747.8	0	0.000	0.0
20160411 00:40	0.3	-2.8	0.3	79	-2.9	10	18	225	0.0	747.8	0	0.000	0.0
20160411 00:45	0.3	-2.4	0.3	81	-2.6	8	14	225	0.0	747.7	0	0.000	0.0
20160411 00:50	0.1	-4.5	0.1	83	-2.4	16	24	225	0.0	747.7	0	0.000	0.0
20160411 00:55	0.1	-4.5	0.1	83	-2.5	16	26	225	0.0	747.8	0	0.000	0.0
20160411 01:00	0.1	-4.8	0.1	83	-2.5	18	23	225	0.0	747.7	0	0.025	0.0
20160411 01:05	0.0	-4.6	0.0	82	-2.7	16	23	225	0.0	747.6	0	0.000	0.0
20160411 01:10	-0.1	-3.7	-0.1	84	-2.4	11	18	225	0.0	747.6	0	0.000	0.0
20160411 01:15	-0.2	-3.4	-0.2	85	-2.4	10	18	158	0.0	747.6	0	0.000	0.0
20160411 01:20	0.1	-2.7	0.1	89	-1.5	8	18	180	0.0	747.5	0	0.000	0.0
20160411 01:25	0.1	-2.6	0.1	91	-1.2	8	23	135	0.0	747.6	0	0.000	0.0
20160411 01:30	0.3	-2.4	0.3	92	-0.9	8	18	180	0.0	747.6	0	0.000	0.0
20160411 01:35	0.1	-3.1	0.1	92	-1.1	10	18	180	0.0	747.5	0	0.000	0.0
20160411 01:40	-0.2	-3.8	-0.2	91	-1.5	11	19	202	0.0	747.4	0	0.000	0.0
20160411 01:45	-0.2	-3.8	-0.2	91	-1.5	11	23	180	0.0	747.4	0	0.000	0.0
20160411 01:50	-0.1	-4.9	-0.1	89	-1.6	18	29	225	0.0	747.2	0	0.000	0.0
20160411 01:55	-0.4	-5.1	-0.4	91	-1.7	16	29	202	0.0	747.3	0	0.000	0.0
20160411 02:00	-0.3	-4.3	-0.3	92	-1.4	13	23	202	0.0	747.2	0	0.000	0.0
20160411 02:05	-0.2	-4.5	-0.2	93	-1.2	14	24	202	0.0	747.2	0	0.000	0.0
20160411 02:10	0.1	-3.5	0.1	94	-0.8	11	24	202	0.0	747.2	0	0.000	0.0
20160411 02:15	0.0	-2.7	0.0	94	-0.8	8	21	158	0.0	747.2	0	0.000	0.0
20160411 02:20	-0.2	-3.4	-0.2	94	-1.0	10	21	202	0.0	747.1	0	0.000	0.0
20160411 02:25	-0.1	-3.3	-0.1	94	-0.9	10	18	112	0.0	747.0	0	0.000	0.0
20160411 02:30	-0.1	-2.9	-0.1	94	-1.0	8	18	135	0.0	747.1	0	0.000	0.0
20160411 02:35	0.2	-2.5	0.2	94	-0.7	8	16	180	0.0	747.0	0	0.000	0.0
20160411 02:40	-0.2	-4.2	-0.2	94	-1.0	13	21	202	0.0	746.9	0	0.000	0.0
20160411 02:45	-0.3	-4.0	-0.3	94	-1.2	11	23	158	0.0	747.0	0	0.000	0.0

Şekil 3. TUBİTAK T60 teleskobu ve gözlem evinden elde edilen meteorolojik ölçümler (Meteorological measurements from TUBİTAK T60 Telescope and weather station) [17].

6.120 adet veri, zaman serileri analizi için oldukça büyük bir veridir ve indirgenmesi gerekir. Bu amaçla elde edilen veriler 20 dakika aralıklı ortalama rüzgâr hızı haline dönüştürülmüştür. Böylece verilerin daha ayrıntılı analizi için toplam 1.224 adet kayıt elde edilmiş ve bir zaman serisine dönüştürülmüştür. Şekil 4, rüzgâr hızı tahmininde kullanılacak 20 dakikalık ortalama rüzgâr hızı ölçümlerini grafik olarak göstermektedir.



Şekil 4. Ortalama rüzgâr hızı zaman serisi (Time series for the average wind speed)

Çalışmada kullanılan zaman serisine ilişkin temel istatistiksel parametreler Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2. Rüzgâr hızı verilerine ait istatistiksel değerler (Statistical values of wind speed data)

İstatistiksel Hesaplama	Değer
Ortalama	24.15
Varyans Katsayısı	84.14
Standart Sapma	20.32
Medyan	18.00
Varyans	412.95
Mod	8
Mod Adedi	19
Çarpıklık	1.52
Basıklık	2.33
Aralık	121.50
En çok	122.00
En az	0.50
Örnekleme Adedi	1224

4. İSTATİKSEL TAHMİN MODELLERİ (STATISTICAL PREDICTION MODELS)

İstatistiksel yöntemler, toplanan verilerin ilişkisini keşfetmeyi amaçlamaktadır. Rüzgâr hızının geçmiş verileri, istatistiksel bir model için kolayca kullanılabilir. İstatistiksel modeller, diğer modellere kıyasla düşük maliyetlidir ve model için faydalıdır. Prensipte olarak, istatistiksel yaklaşım özellikle kısa zaman aralıklarında güvenilirdir.

Yaklaşımın ana dezavantajı tahmin süresi arttıkça tahmin hatasının artmasıdır [18], [19].

Y_t , Y 'nin kendi eski ya da gecikmeli değerleri ve olasılıklı hata terimleriyle açıklanabilmektedir. Bu nedenle ARIMA modellerine zaman zaman teorizsiz modeller de denilmektedir. Belirli iki limit arasında gelecekteki bir olasılığın olasılığını hesaplamak için kullanılacak bir "stokastik" modelleme yaklaşımı [14], [20], [21].

4.1. Otoresif Süreç (AutoRegressive Process)

Otoresif süreç AR(p) ile ifade edilir ve serinin mevcut değeri önceki p adet değere bağlıdır. P otoresif sürecin derecesini vermektedir. Sürecin genel formülü denklem (1)'de verilmiştir. Burada y_{t-i} , gözlem değerlerini α_i , gözlem değerleri için katsayıları ve ε_t ifadesi de hata terimini temsil etmektedir.

$$AR(p) = \sum_{i=1}^p \alpha_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1)$$

4.2. Hareketli Ortalama Süreci (Moving Average Process)

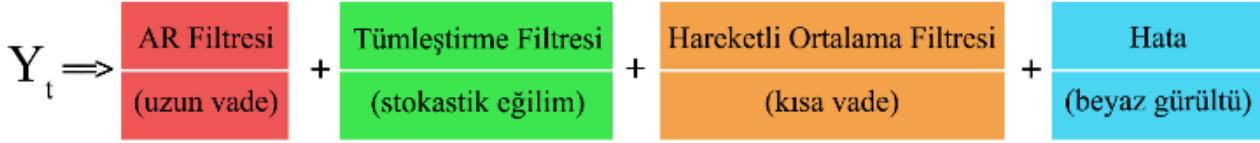
Hareketli ortalama süreci sapma değeri hesaplamasında mevcut sapma değeri daha önceki sapma değerlerine bağlıdır. q değeri hareketli ortalama işleminin derecesini belirtmektedir.

$$MA(q) = \varepsilon_t = \sum_{i=1}^q \beta_i \varepsilon_{t-i} \quad (2)$$

4.3. Karma Otoresif Bütünleşik Hareketli Ortalama Süreci (AutoRegressive Integrated Moving Average Process)

Aynı zamanda Box-Jenkins yaklaşımı olarak da bilinen Karma Otoresif Bütünleşik Hareketli

Ortalama (ARIMA) süreci mevsimsel etkiye sahip olan ve olmayan tüm seriler için kullanılabilir. İçerisinde temel olarak dört farklı bileşen barındırmaktadır. Uzun vade etki için otoregresif süreç, kısa vade etki için hareketli



Şekil 5. ARIMA sürecinin temel bileşenleri (The main components of ARIMA process)

Box-Jenkins yöntemi tek değişkenli zaman serilerinin ileriye dönük tahmin ve kontrolünde kullanılan istatistiksel öngörü yöntemlerinden biridir ve hem durağan hem de durağan olmayan modellerde kullanılabilir. Bu modelde zamana bağlı olayların raslantısal olarak gerçekleştiği ve ele alınan zaman serisinin eşit aralıklı gözlem değerlerinden oluşan kesikli ve durağan bir seri olduğu varsayılmaktadır. Bununla birlikte zaman serilerinin ortalama ve varyansında genellikle zamana bağlı olarak bir değişim gözlenmektedir. Durağan olmayan zaman serilerinde görülen bu değişim, genellikle trend, düzenli, düzensiz dalgalanmalar ve tesadüfi dalgalanmaların etkisiyle gerçekleşir. Durağan olmayan zaman serilerinin ARIMA yöntemiyle tahmin edilebilmesi için fark alma metodu ile durağan hale getirilmesi gerekir. Durağan olmayan ancak fark alma işlemiyle durağan hale dönüştürülmüş serilere uygulanan modellere “durağan olmayan doğrusal stokastik modeller” adı verilmektedir. [22], [23].

ARIMA modelleri, d dereceden farkı alınmış serilere değişkenin t önemindeki değerinin belirli sayıdaki geri dönem değerleri ile aynı dönemdeki hata teriminin doğrusal bir fonksiyonu olarak ifade edildiği AR ve değişkenin t dönemindeki değerinin aynı dönemdeki hata terimi ve belli sayıda geri dönem hata terimlerinin doğrusal fonksiyonu olarak ifade edildiği hareketli ortalama (MA) modellerinin bir birleşimidir. Modelin genel gösterimi ARIMA(p,d,q) şeklindedir. Burada q ifadesi otoregresif modelinin derecesini, d ifadesi fark alma derecesini, q ifadesi ise hareketli ortalama modelinin derecesini ifade etmektedir [12], [24]. Farklı parametre değerlerine ilişkin ARIMA hesaplama yaklaşımları aşağıda görülmektedir.

$$ARIMA(2,0,1) = y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (3)$$

$$ARIMA(3,0,1) = y_t = \alpha_1 y_{t-1} + \alpha_2 y_{t-2} + \alpha_3 y_{t-3} + \beta_1 \varepsilon_{t-1} \quad (4)$$

ortalama filtresi, stokastik eğilim etkisi için tümeleştirme filtresi ve son olarak da beyaz gürültü olarak adlandırılan hata parametrelerinden meydana gelir [10]. Şekil 'de ARIMA sürecinin temel bileşenlerini göstermektedir.

$$ARIMA(1,1,0) = \Delta y_t = \alpha_1 \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad (5)$$

$$\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$$

$$ARIMA(2,1,0) = \Delta y_t = \alpha_1 \Delta y_{t-1} + \alpha_2 \Delta y_{t-2} + \varepsilon_t \quad (6)$$

Genel ARIMA (p,d,q) modeli ise denklem (7) ile formüle edilebilir.

$$y_t = \varphi_1 y_{t-1} + \varphi_2 y_{t-2} + \dots + \varphi_p y_{t-p} + \delta + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \theta_2 \varepsilon_{t-2} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (7)$$

Burada $y_t, y_{t-1}, \dots, y_{t-p}$ d dereceden farkı alınmış gözlem değerlerini $\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_p$ d dereceden farkı alınmış gözlem değerleri için katsayıları, δ sabit değeri, $\varepsilon_t, \varepsilon_{t-1}, \dots, \varepsilon_{t-q}$ hata terimlerini ve $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ hata terimleri ile ilgili katsayıları temsil etmektedir. ARIMA metodu ile zaman serileri oluşturabilmek için p, d ve q değerlerinin hesaplanması gerekmektedir [12].

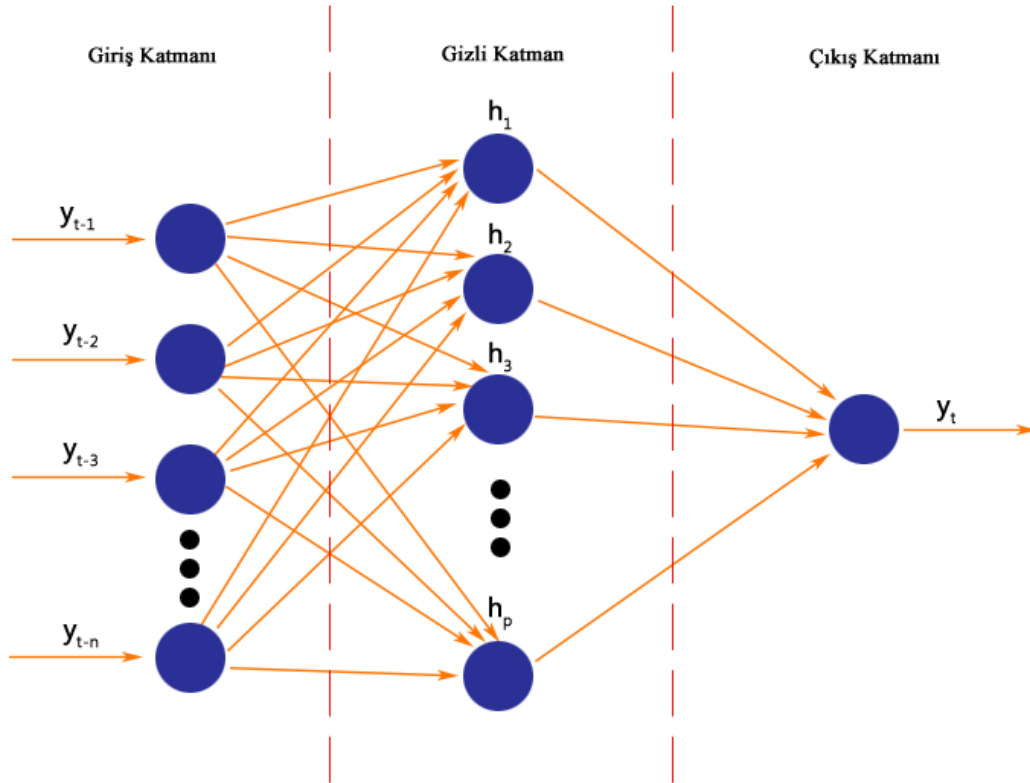
5. ZAMAN SERİLERİ İÇİN YAPAY SİNİR AĞI MODELİ (ARTIFICIAL NEURAL NETWORK MODEL FOR TIME SERIES)

Yapay sinir ağı içerisinde, yapay sinir hücresi (nöron), nöronlar arası bağlantılar ve öğrenme algoritması olmak üzere üç bileşen bulunur. Bir yapay sinir ağının temel işlem elemanı nörondur. Sinir ağı içerisinde bulunan nöronlar, probleme etki eden faktörlere göre bir veya birden fazla girdi alırlar ve problemde beklenen sonuç adedi kadar çıktı oluştururlar. Nöronların birbirleriyle bağlantılar aracılığıyla bir araya gelmeleri yapay sinir ağı yapısını meydana getirir. Genel bir yapay sinir ağı sisteminde nöronların aynı doğrultuda bir araya gelmeleri katmanları meydana getirir. Bir yapay sinir ağında, girdi katmanı (input layer), gizli katman (hidden layer) ve çıktı katmanı (output layer) olmak üzere temelde üç katman bulunur. Şekil 6'da ileri beslemeli çok katmanlı bir yapay sinir ağı yapısı verilmiştir. Buna göre girdi katmanı ilk katmanı oluşturur ve dışarıdan girilen verilerin ağırlıklandırılarak gizli katmana iletilmesiyle görevlidir. Bu verilerin istatistikteki

karşılığı bağımsız değişkenlerdir. Girdi katmanı probleme etki eden parametrelerden oluşmaktadır ve girdi katmanındaki nöron sayısı parametre adedince belirlenmektedir [24].

Son katman çıktı katmanı olarak adlandırılır ve bilgilerin dış ortama aktarılmasını sağlar. Çıktı değişkenlerinin istatistikteki karşılığı bağımlı değişkenlerdir. Modeldeki diğer katmanlar ise girdi katmanı ile çıktı katmanı arasında yer alır ve gizli katman olarak adlandırılır. Gizli katmanda bulunan nöronların dış ortamla herhangi bir

doğrudan bağlantısı bulunmaz. Yalnızca girdi katmanından gelen sinyalleri alır ve çıktı katmanına sinyal gönderirler. Gizli katman ve gizli katman(lar)da yer alacak nöronların sayısının seçimi, nöronlara ait aktivasyon fonksiyonunun belirlenmesi gibi parametreler oluşturulan ağın performansı açısından kritiktir. Temel olarak insan beyninin çalışma şeklini taklit eden yapay sinir ağları veriden öğrenebilme, genelleme yapabilme, çok sayıda değişkenle çalışabilme gibi birçok önemli özelliğe sahiptir [24].



Şekil 6. İleri beslemeli çok katmanlı yapay sinir ağı yapısı (Feed forwarded multilayer artificial neural network structure)

Çalışmada kullanılan zaman serisi için yapay sinir ağı modeli geliştirmede Matlab programının nntstool adlı uygulamasından yararlanılmıştır. Bu eklenti Matlab yazılımının 2010b sürümü ile kullanıma sunulmuştur ve yapay sinir ağını oluşturacak nöron sayısı ve serideki zaman gecikmesi parametreleri belirlenebilmektedir. Zaman serisinin t . değeri zaman serisinde yer alan daha önceki p adet değerlerin bir fonksiyonu olarak denklem (8)'de olduğu şekliyle ele alınır ve fonksiyon ilişkisi bulunmaya çalışılır [2], [25].

$$y_t = f(y_{t-1}, \dots, y_{t-p}) + \varepsilon_t \quad (8)$$

Denklem (9)'da zaman serisinin t . değerinin hesaplanması daha açık bir ifade ile verilmiştir. Buna göre nöronlar arasındaki ağırlık değerleri w_j ve v_{ij} ile gösterilirken, p terimi gizli katmanda yer alan nöron adedini ve f fonksiyonu da gizli katmandaki aktivasyon fonksiyonunu temsil etmektedir.

$$y_t = w_0 + \sum_{j=1}^p w_j f(v_{0j} + \sum_{i=1}^n v_{ij} y_{t-i}) + \varepsilon_t \quad (9)$$

Gizli katmanda kullanılacak olan doğrusal olmayan aktivasyon fonksiyonu için genellikle türevi defalarca alınabilen fonksiyonlar tercih edilmektedir. Geri yayılım hesaplamalarının yapılması esnasında hata oranının azaltılabilmesi ve en uygun ağırlık değerinin belirlenebilmesi için çoğu zaman sigmoid (10) ve tanjant hiperbolik (11) fonksiyonlarından yararlanılmaktadır.

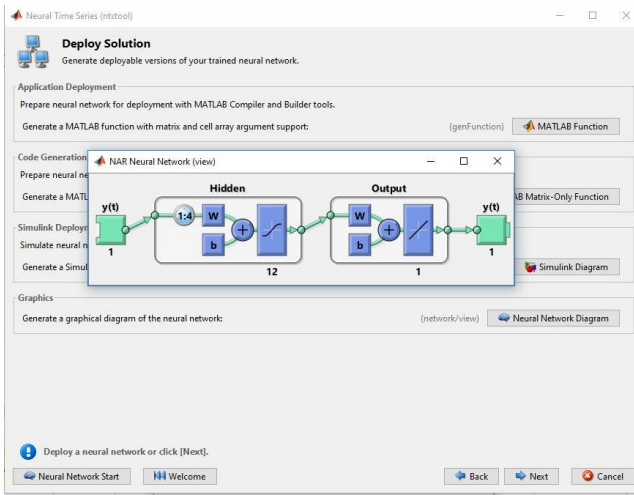
$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (10)$$

$$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} \quad (11)$$

NAR (Nonlinear Autoregressive) tipi yapay sinir ağlarında 1 adet gizli katman ve 1 adet çıkış katmanı bulunmaktadır. Gizli katman içerisindeki

nöron sayısı ve geriye dönük olarak kaç adet değer işleneceği uygulama üzerinden belirlenebilmektedir. Çalışmamızda gizli katman içerisinde 12 adet nöron kullanılmış ve 1, 2, 4 ve 10 şeklinde farklı gecikme parametre değerleri kullanılmış ve karşılaştırılmıştır.

Yapay sinir ağı oluşturulmadan önce veri setinin bir bölümü ağı eğitimi amacıyla ayrılır. Çalışmamızda mevcut zaman serisinin yüzde 70'lik bölümü eğitim için ayrılmıştır. Geriye kalan yüzde 30'luk bölümün yarısı geçerlilik testi ve diğer yarısı da test işlemleri ve ağı başarısının ölçülmesi için ayrılmıştır. Şekil 7'de nstool tarafından oluşturulan yapay sinir ağının blok diyagramı görülmektedir. Buna göre ağ 1 giriş katmanı, 1 gizli katman ve 1 adet de çıkış katmanına sahiptir. Gizli katmanda 12, çıkış katmanında ise 1 adet nöron vardır.



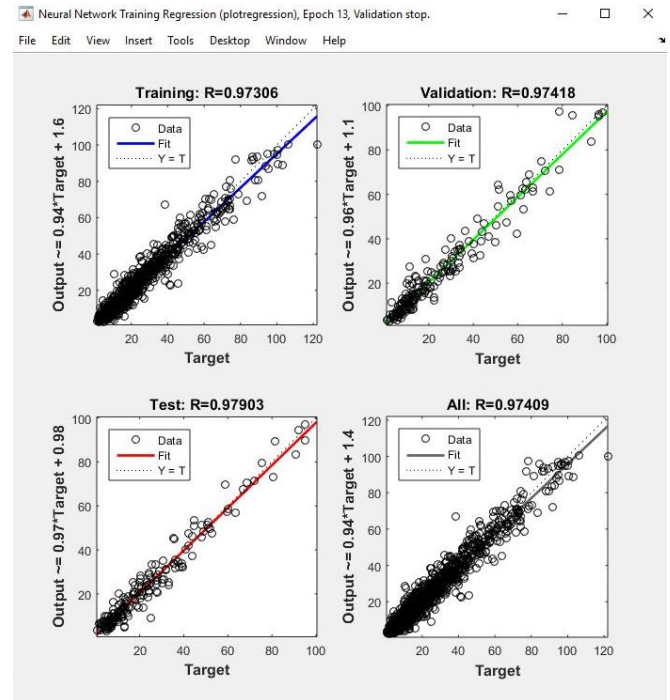
Şekil 7. NAR yapay sinir ağı yapısı
(NAR artificial neural network structure)

6. MODEL BAŞARIM DEĞERLENDİRMESİ (MODEL PERFORMANCE EVOLUTION)

Üretilen modellerin başarımlarını ölçebilmek için standart olarak kabul edilmiş belli metriklerin uygulanması gerekmektedir. Bu nedenle, ortalama hata, ortalama mutlak hata, ortalama kareli hata,

karekök kare hata gibi değerlendirme ölçütlerine göre on bir farklı yöntem araştırılmakta ve karşılaştırılmaktadır. Tahmin metotlarının başarısının ölçmede kullanılan beş temel metot denklemleri ile birlikte Tablo 3'de verilmiştir.

Modellerin başarımları kullanılan ölçüm kriterine göre farklılık göstermekle birlikte grafikler incelendiğinde bariz farklılıklar olduğu kolayca tespit edilebilmektedir. Tablo 4'de son 12 adet ortalama rüzgâr hızı ölçüm değeri ve 11 farklı modelin bu ölçümler için yapmış olduğu tahmin değerleri görülmektedir. Buna göre ARIMA modellerinin ürettiği değerler birbirlerine yakınen NAR modellerindeki zaman parametresine göre elde edilen sonuçlarda bariz farklılıklar göze çarpmaktadır. Sihirbaz yardımıyla oluşturulan ağ, sonrasında eğitim işlemine tabi tutulmaktadır. Eğitim işleminin başarısı R parametresi ile belirlenmekte ve hata oranı değerlendirilmektedir. Elde edilen sonuçlara ilişkin grafikler Şekil 8'de verilmiştir ve 0.974 gibi hedeflenen değer olan 1'e oldukça yakın bir değer bulunduğu görülmektedir.



Şekil 8. NAR modeline ait eğitim sonuçları
(Training results for NAR model)

Tablo 3. Model başarımlı ölçütleri (Model performance criteria)

Model	Denklemler
Ortalama Hata (ME)	$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)$
Ortalama Mutlak Hata (MAE)	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $
Ortalama Kareli Hata (MSE)	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$
Kök Ortalama Karesel Hata (RMSE)	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$
Ortalama Mutlak Yüzde Hatası (MAPE)	$MAPE = \frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right $

Tablo 4. Ölçüm değerleri ve model tahminleri (Measured values and model predictions)

Adım	Ölçüm (m/s)	ARIMA 100	ARIMA 101	ARIMA 102	ARIMA 111	ARIMA 201	ARIMA 211	ARIMA 202	NAR t-1	NAR t-2	NAR t-4	NAT t-10
1	8.25	7.91	7.91	7.91	8.24	8.04	8.03	7.98	8.25	7.07	8.70	10.25
2	3.75	7.83	7.82	7.90	8.40	8.04	8.10	8.00	8.48	6.27	9.37	12.97
3	4.25	7.74	7.73	7.83	8.53	8.01	8.13	7.97	8.69	5.49	9.97	15.01
4	11	7.66	7.65	7.77	8.61	7.97	8.13	7.92	8.87	4.83	10.52	16.50
5	4.5	7.58	7.56	7.70	8.67	7.92	8.13	7.86	9.04	4.33	11.03	18.30
6	5.75	7.50	7.48	7.64	8.72	7.87	8.13	7.80	9.18	3.97	11.50	19.90
7	7.5	7.42	7.40	7.58	8.75	7.81	8.13	7.74	9.31	3.73	11.95	21.82
8	8	7.34	7.32	7.52	8.77	7.75	8.13	7.68	9.43	3.61	12.38	24.03
9	8.5	7.26	7.24	7.45	8.79	7.69	8.13	7.63	9.53	3.56	12.79	26.42
10	7.5	7.18	7.16	7.39	8.80	7.63	8.13	7.57	9.62	3.57	13.19	28.82
11	6	7.10	7.08	7.33	8.81	7.57	8.13	7.51	9.70	3.62	13.58	31.29
12	10.5	7.03	7.00	7.27	8.82	7.51	8.13	7.46	9.78	3.68	13.96	33.97

Ortalama mutlak hata karşılaştırma ölçütü doğrultusunda model tahmin verilerinden elde edilmiş olan hata oranları Tablo 5’de verilmiştir. Buna göre en yüksek mutlak hata değeri NAR (t-10) modelinde görülmektedir.

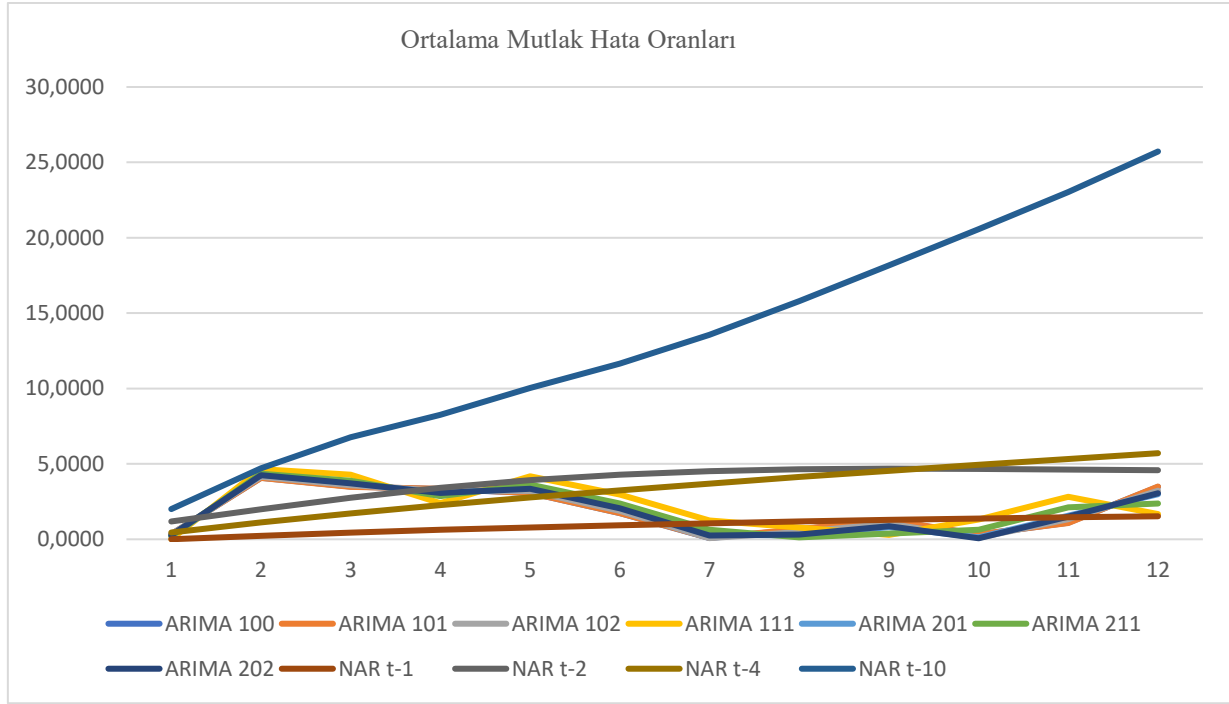
Tablo 5’de yer alan veriler doğrultusunda Şekil 9’da ortalama mutlak hata oranları grafiği elde edilmiştir. Buna göre NAR (t-10) modeli en kötü

performansı gösterirken en iyi başarımlı NAR (t-1) modeli tarafından sağlanmıştır. Bunu takip eden en iyi modeller sırasıyla ARIMA (1,0,2), ARIMA (1,0,0) ve ARIMA (1,0,1) şeklindedir. Bu üç model arasında bariz bir performans farkı gözükmemekte olup yaklaşık başarımlı değerlerine sahiptirler.

Tablo 5. Ortalama mutlak hata değerleri (Mean Absolute Error values)

Adım	ARIMA 100	ARIMA 101	ARIMA 102	ARIMA 111	ARIMA 201	ARIMA 211	ARIMA 202	NAR t-1	NAR t-2	NAR t-4	NAR t-10
1	0.34	0.34	0.34	0.01	0.21	0.22	0.27	0.00	1.18	0.45	2.00
2	4.08	4.07	4.15	4.65	4.29	4.35	4.25	0.23	1.98	1.12	4.72

3	3.49	3.48	3.58	4.28	3.76	3.88	3.72	0.44	2.76	1.72	6.76
4	3.34	3.35	3.23	2.39	3.03	2.87	3.08	0.62	3.42	2.27	8.25
5	3.08	3.06	3.20	4.17	3.42	3.63	3.36	0.79	3.92	2.78	10.05
6	1.75	1.73	1.89	2.97	2.12	2.38	2.05	0.93	4.28	3.25	11.65
7	0.08	0.10	0.08	1.25	0.31	0.63	0.24	1.06	4.52	3.70	13.57
8	0.66	0.68	0.48	0.77	0.25	0.13	0.32	1.18	4.64	4.13	15.78
9	1.24	1.26	1.05	0.29	0.81	0.37	0.87	1.28	4.69	4.54	18.17
10	0.32	0.34	0.11	1.30	0.13	0.63	0.07	1.37	4.68	4.94	20.57
11	1.10	1.08	1.33	2.81	1.57	2.13	1.51	1.45	4.63	5.33	23.04
12	3.47	3.50	3.23	1.68	2.99	2.37	3.04	1.53	4.57	5.71	25.72



Şekil 9. Ortalama mutlak hata oranları grafiği (Mean Absolute Error figure)

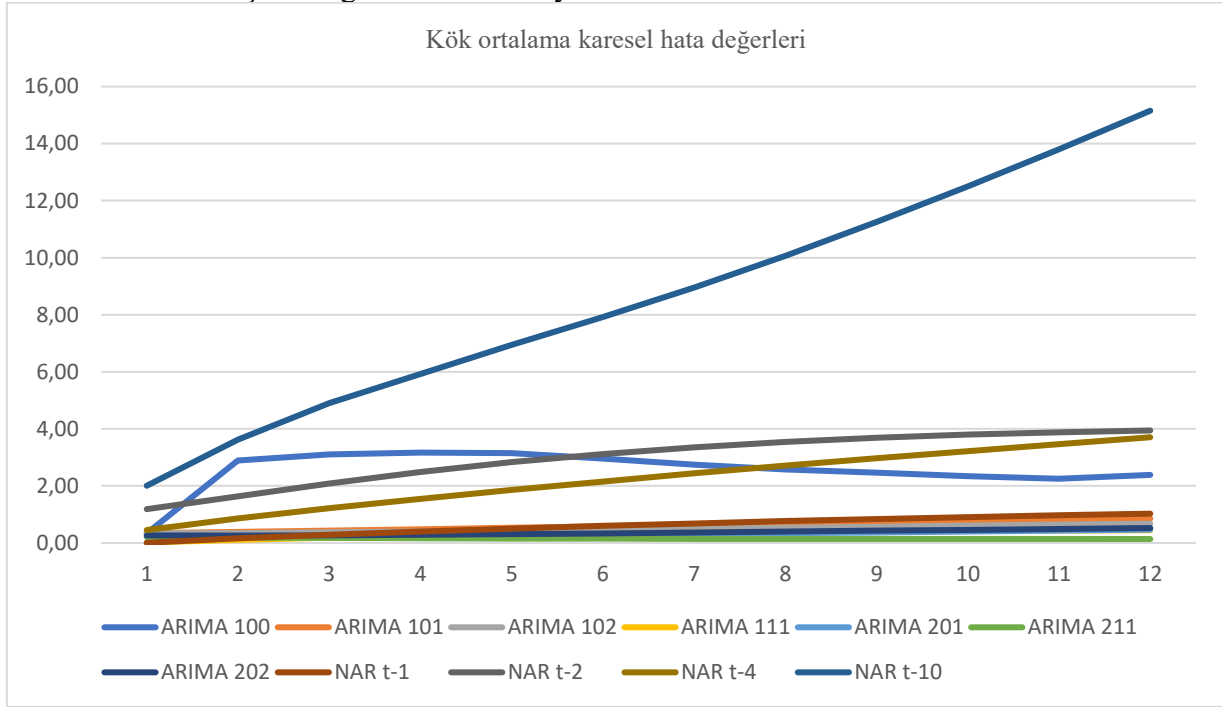
Kök ortalama karesel hata başarımlarına göre değerlendirme yapıldığında modellere ait hata değerleri Tablo 6’da verilmiştir.

Tablo 6. Kök ortalama karesel hata değerleri (Root Mean Square Error values)

Adım	ARIMA 100	ARIMA 101	ARIMA 102	ARIMA 111	ARIMA 201	ARIMA 211	ARIMA 202	NAR t-1	NAR t-2	NAR t-4	NAR t-10
1	0.34	0.34	0.34	0.01	0.21	0.22	0.27	0.00	1.18	0.45	2.00
2	2.89	0.39	0.35	0.11	0.21	0.19	0.26	0.17	1.63	0.86	3.62
3	3.11	0.44	0.37	0.18	0.22	0.17	0.26	0.29	2.08	1.22	4.90
4	3.17	0.48	0.40	0.24	0.23	0.16	0.28	0.40	2.48	1.55	5.92
5	3.15	0.53	0.43	0.29	0.25	0.15	0.31	0.50	2.83	1.86	6.94
6	2.96	0.58	0.47	0.32	0.28	0.15	0.34	0.60	3.12	2.15	7.92
7	2.74	0.62	0.50	0.35	0.31	0.14	0.36	0.68	3.35	2.44	8.95
8	2.58	0.67	0.54	0.38	0.34	0.14	0.40	0.76	3.54	2.71	10.06
9	2.46	0.72	0.57	0.40	0.37	0.14	0.43	0.84	3.69	2.97	11.25
10	2.34	0.76	0.61	0.42	0.40	0.14	0.46	0.90	3.80	3.22	12.50
11	2.26	0.81	0.64	0.43	0.43	0.14	0.49	0.97	3.88	3.46	13.80
12	2.38	0.85	0.67	0.45	0.47	0.14	0.52	1.03	3.94	3.70	15.15

Tablo 6’da verilmiş olan değerler doğrultusunda elde edilen kök ortalama karesel hata grafikleri Şekil 10’da görülmektedir. Buna göre yine NAR(t-10) modeli en kötü başarıyı gösterirken en iyi

başarıyı ARIMA (2,1,1) modeline aittir. Bunu sırasıyla ARIMA (2,0,1), ARIMA(1,1,1), ARIMA (2,0,2) ve NAR(t-1) modelleri takip etmektedir.



Şekil 10. Kök ortalama karesel hata oranları grafiği (Root Mean Squared Error figure)

Son olarak ortalama mutlak yüzde hata kriterleri yönünden yapılan karşılaştırmalar ve elde edilen değerler Tablo 7’de verilirken, bu değerlerden elde edilen karşılaştırma grafiği de Şekil 10’da görülmektedir. Ortalama mutlak yüzde hatası

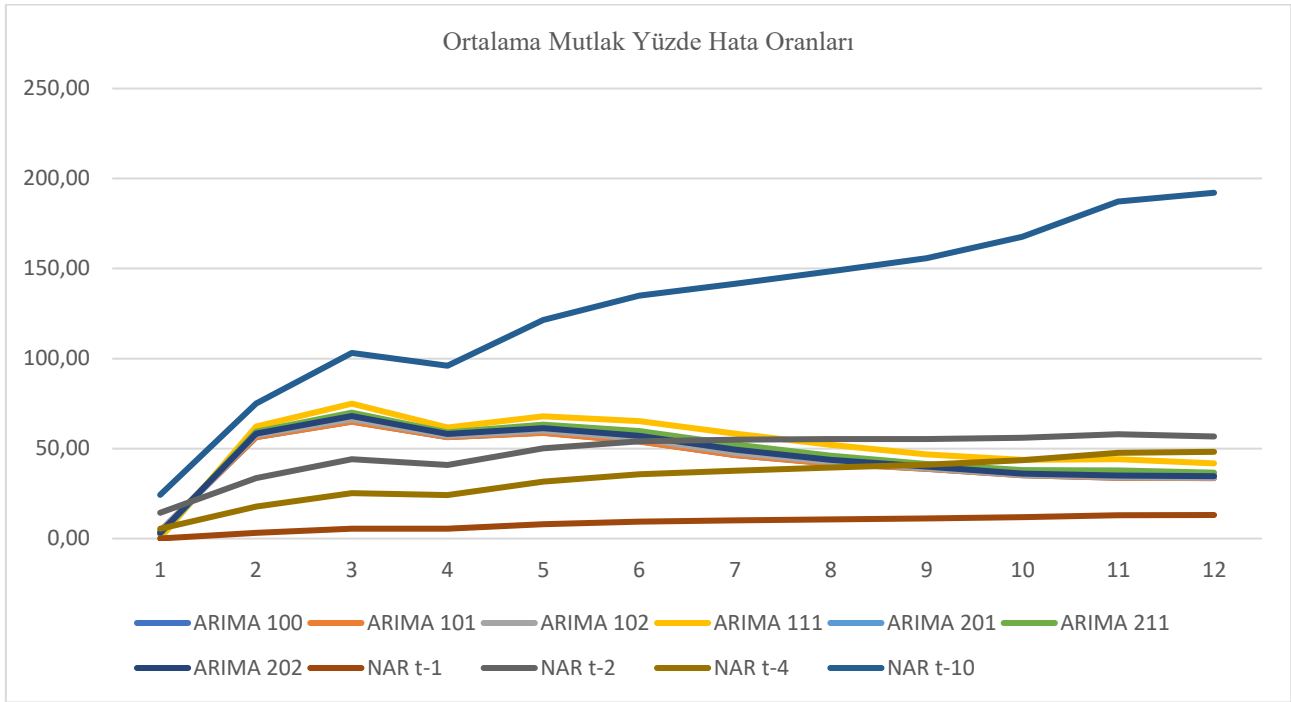
değerlendirmesi için %10 değerinin altı mükemmel kabul edilirken, %10-20 arası iyi, %20-50 arası kabul edilebilir ve %50 üzeri ise kötü olarak değerlendirilmektedir.

Tablo 7. Ortalama mutlak yüzde hata değerleri (Mean Absolute Percentage Error calculations)

Adım	ARIMA 100	ARIMA 101	ARIMA 102	ARIMA 111	ARIMA 201	ARIMA 211	ARIMA 202	NAR t-1	NAR t-2	NAR t-4	NAR t-10
1	4.07	4.15	4.10	0.18	2.54	2.65	3.24	0.06	14.35	5.47	24.30
2	56.42	56.35	57.35	62.14	58.47	59.34	58.34	3.16	33.60	17.70	75.02
3	65.02	64.89	66.33	74.96	68.51	69.96	68.07	5.56	44.08	25.32	103.04
4	56.35	56.29	57.09	61.65	58.26	58.99	58.06	5.59	40.83	24.15	96.03
5	58.77	58.65	59.91	67.87	61.83	63.32	61.38	7.97	50.07	31.66	121.48
6	54.04	53.89	55.41	65.16	57.67	59.65	57.10	9.35	54.13	35.80	134.99
7	46.48	46.39	47.64	58.24	50.02	52.33	49.40	10.04	55.00	37.73	141.55
8	41.70	41.65	42.44	52.17	44.16	45.98	43.72	10.63	55.38	39.47	148.52
9	38.69	38.68	39.09	46.75	40.31	41.36	40.00	11.13	55.36	41.02	155.77
10	35.25	35.27	35.33	43.81	36.45	38.06	36.10	11.84	56.06	43.51	167.61
11	33.72	33.69	34.13	44.09	35.52	37.82	35.11	12.97	57.98	47.63	187.29
12	33.66	33.66	33.85	41.75	34.93	36.55	34.60	13.10	56.78	48.19	192.10

Ortalama mutlak yüzde hata oranı Şekil 11’de görüldüğü üzere diğer karşılaştırma ölçütlerine göre modeller arasındaki başarıyı daha net olarak görüntüleme imkânı vermektedir. Buna

göre NAR(t-1) modeli en başarılı model olurken bunu NAR(t-4), ARIMA(1,0,1), ARIMA (1,0,0) ve ARIMA(1,0,2) takip etmektedir.



Şekil 11. Ortalama mutlak yüzde hata oranları grafiği (Mean absolute percentage error figure)

Tablo 8’de tüm değerlendirme parametrelerine göre modellerin sahip oldukları hata oranları

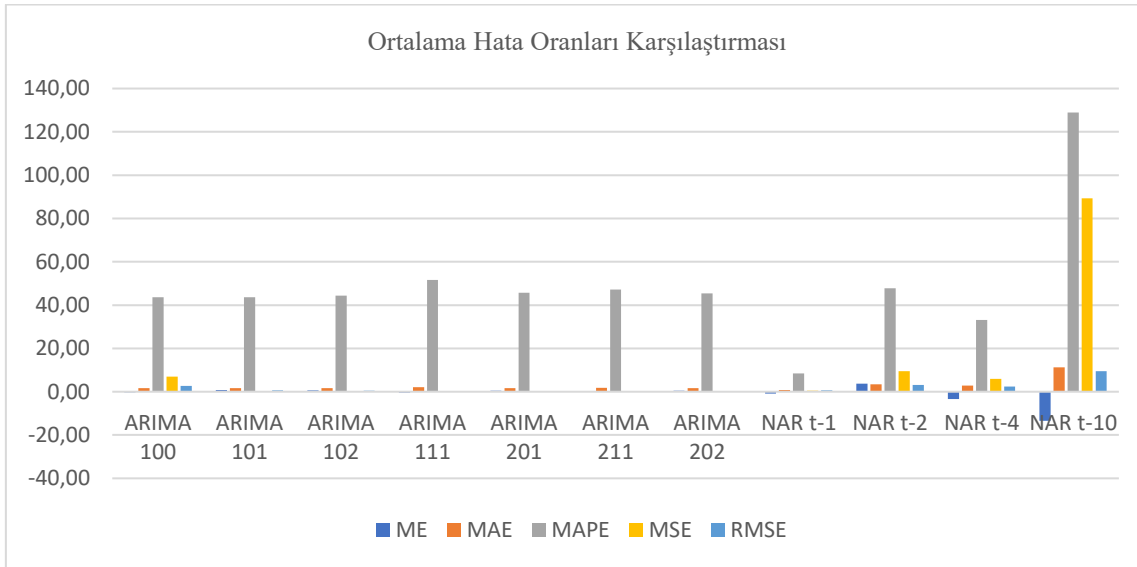
tablosu görülmektedir. Buna göre en iyi değerler altı çizilerek gösterilmiştir.

Tablo 8. Ortalama hata oranları tablosu (Average error rates table)

Hata Ort.	ARIMA 100	ARIMA 101	ARIMA 102	ARIMA 111	ARIMA 201	ARIMA 211	ARIMA 202	NAR t-1	NAR t-2	NAR t-4	NAR t-10
ME	-0.34	0.80	0.64	-0.41	0.43	<u>0.13</u>	0.49	-0.91	3.77	-3.33	-13.36
MAE	1.62	1.63	1.62	2.08	1.66	1.77	1.65	<u>0.78</u>	3.39	2.85	11.21
MAPE	43.68	43.63	44.39	51.56	45.72	47.17	45.43	<u>8.45</u>	47.80	33.14	128.98
MSE	6.94	0.38	0.25	0.11	0.10	<u>0.02</u>	0.14	0.45	9.55	5.92	89.28
RMSE	2.63	0.62	0.50	0.33	0.32	<u>0.16</u>	0.38	0.67	3.09	2.43	9.45

Tablo 8’de matematiksel değerler şeklinde hesaplanmış olan hata oranları Şekil 12’de grafiksel olarak yan yana görülmektedir. Buna göre en yüksek hata oranı NAR(t-10) modeline aittir. En kısa çizgi boyu en iyi hata oranını gösterirken en uzun çizgi de en yüksek hata oranına karşılık gelmektedir. Modeller arasındaki

farklılığı tespit etmek için en belirgin değerlendirme ölçütünün şekilde gri renkte gösterilen MAPE hesaplaması olduğu görülmektedir. MAPE hata oranı en düşük model NAR(t-1) olarak görülmektedir.



Şekil 12. Ortalama hata oranları karşılaştırması (Comparison of the average error rates)

7. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada, çok adımlı rüzgâr hızı değerlerini tahmin etmek için TÜBİTAK T60 teleskopuna ait ortalama rüzgâr hızı kayıtları kullanılmıştır. Rüzgâr hızının doğru tahmin edilebilmesi, rüzgârdan üretilebilecek elektrik enerjisini tahmin etmek için şarttır. Çalışmanın amacı bir sonraki rüzgâr hızı değerlerini geçmişe göre mümkün olduğunca doğru tahmin etmeye çalışmaktır.

Pek çok zaman serisi gibi rüzgâr hızı zaman serileri de doğrusal ilişkinin yanı sıra doğrusal olmayan ilişkiler de içermektedir. Bu sebeple sadece geçmiş değerlere bakılarak ileriye yönelik tahminlerde bulunmak değişkenler arasındaki kaotik ilişkiler tam olarak modellenemedikçe oldukça güçtür. Çalışmamızda ileriye yönelik kestirimi oldukça zor olan ve sadece belli sınırlar içerisinde öngörülebilir ve rüzgâr yönü, basınç, yükseklik, sıcaklık gibi meteorolojik pek çok diğer değişkenden doğrudan etkilenen rüzgâr hızına ilişkin geçmiş değerlere göre kestirim işlemi yapılmıştır.

Bu çalışmada, zaman serisini oluşturan ölçümler arasındaki ilişki incelenmiş ve zaman serisi tahmininde sıklıkla kullanılan ARIMA modelleri ile daha yeni bir araç olan ve doğrusal olmayan ilişkiler konusunda da bir çözüm sunan NAR sinir ağı modelleri geliştirilmiştir. On iki farklı model hesaplamasından elde edilen sonuçlar istatistiksel ve grafiksel olarak karşılaştırılmıştır. İstatistiksel hata oranlarının belirlenmesi amacıyla her bir model için ortalama hata, ortalama mutlak hata, ortalama kareli hata, kök ortalama karesel hata ve

son olarak ortalama mutlak yüzde hatası hesaplanmıştır.

Elde edilen sonuçlara göre, ARIMA modelleri genel olarak NAR sinir ağı modellerinden daha başarılıdır. Kök ortalama karekök hata değerlerini ana ölçüt olarak aldığımızda ARIMA (2,1,1) ve ARIMA (1,1,1) en iyi RMSE değerlerine sahiptir. NAR (t-1) ve NAR (t-4) bunları takip ederken en kötü sonucu NAR (t-10) modeli vermektedir.

Genel olarak ARIMA modelleri arasında bariz bir başarı farkı gözlenmez iken NAR modellerinde, geriye dönük giriş parametresi sayısı artırıldığında, hata oranının da artmakta olduğu gözlenmektedir. Bu durum çalışmada kullanılan rüzgâr veri setinin ölçümleri arasında geriye dönük doğrudan ilişkinin az olduğu ve rüzgâr hız parametresinin son derece değişken bir yapıya sahip olduğunu ortaya koymaktadır.

Genel itibari ile bu çalışma, NAR yapay sinir ağı modeli ve ARIMA modellerinin kısa vade rüzgâr hızı tahmini için güvenilir bir şekilde kullanılabileceğini göstermektedir. Ancak hata oranlarının, zaman serileri verilerinin karakteristiğine doğrudan bağlı olduğu ve en uygun model seçiminin veri setine bağlı olarak değişkenlik gösterebileceği gerçeği her zaman göz önünde bulundurulmalıdır.

BİLGİLENDİRME (ACKNOWLEDGMENTS)

Bu çalışma, International Science and Technology Conference (ISTEC 2016) kapsamında sözlü bildiri olarak sunulmuş ve özet olarak bildiri kitapçığında yayınlanmıştır [26].

KAYNAKÇA (REFERENCES)

- [1] A. Kerem, I. Kirbas, and A. Saygın, “Performance Analysis of Time Series Forecasting Models for Short Term Wind Speed Prediction,” presented at the International Conference on Engineering and Natural Sciences (ICENS), 2016, pp. 2733–2739.
- [2] İ. Kırbaşı and A. Kerem, “Short-Term Wind Speed Prediction Based on Artificial Neural Network Models,” *Meas. Control*, vol. 49, no. 6, Jul. 2016.
- [3] M. Narayana, G. Putrus, M. Jovanovic, and P. S. Leung, “Predictive control of wind turbines by considering wind speed forecasting techniques,” in 2009 44th International Universities Power Engineering Conference (UPEC), 2009, pp. 1–4.
- [4] Z. D. Grève et al., “Impact of the geographical correlation between wind speed time series on reliability indices in power system studies,” in 2016 IEEE International Energy Conference (ENERGYCON), 2016, pp. 1–6.
- [5] M. Lydia and S. S. Kumar, “A comprehensive overview on wind power forecasting,” in 2010 Conference Proceedings IPEC, 2010, pp. 268–273.
- [6] J. Zhong, Y. Hou, and F. F. Wu, “Wind power forecasting and integration to power grids,” presented at the The 2010 International Conference on Green Circuits and Systems (ICGCS), Shanghai, China, 2010, pp. 555–560.
- [7] M. Khanna, N. K. Srinath, and J. K. Mendiratta, “Feature Extraction of Time Series Data for Wind Speed Power Generation,” in 2016 IEEE 6th International Conference on Advanced Computing (IACC), 2016, pp. 169–173.
- [8] D. R. Chandra, M. S. Kumari, and M. Sydulu, “A detailed literature review on wind forecasting,” in *Power, Energy and Control (ICPEC)*, 2013 International Conference on, 2013, pp. 630–634.
- [9] S. S. Soman, H. Zareipour, O. Malik, and P. Mandal, “A review of wind power and wind speed forecasting methods with different time horizons,” in *North American Power Symposium 2010, NAPS 2010*, 2010.
- [10] A. M. Foley, P. G. Leahy, and E. J. McKeogh, “Wind power forecasting & prediction methods,” in 2010 9th International Conference on Environment and Electrical Engineering, 2010, pp. 61–64.
- [11] M. Bhaskar, A. Jain, and N. V. Srinath, “Wind speed forecasting: Present status,” in 2010 International Conference on Power System Technology, 2010, pp. 1–6.
- [12] O. Kaynar and S. Taştan, “Zaman serisi analizinde MLP yapay sinir ağları ve ARIMA modelinin karşılaştırılması,” *Erciyes Üniversitesi İktis. ve İdari Bilim. Fakültesi Derg.*, no. 33, pp. 161–172, 2009.
- [13] E. Erdem and J. Shi, “ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction,” *Appl. Energy*, vol. 88, no. 4, pp. 1405–1414, 2011.
- [14] I. Khandelwal, R. Adhikari, and G. Verma, “Time Series Forecasting Using Hybrid ARIMA and ANN Models Based on DWT Decomposition,” *Procedia Comput. Sci.*, vol. 48, pp. 173–179, 2015.
- [15] M. Zeng, X. Zhang, J. Li, and Q. Meng, “Multifractal analysis of short-term wind speed time series with different sampling frequencies,” in 2016 12th World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA), 2016, pp. 3213–3218.
- [16] J. Zeng and W. Qiao, “Support vector machine-based short-term wind power forecasting,” in *Power Systems Conference and Exposition (PSCE)*, 2011 IEEE/PES, 2011, pp. 1–8.
- [17] “TÜBİTAK Ulusal Gözlem Evi,” TÜBİTAK Ulusal Gözlem Evi, 2017. [Online]. Available: <http://tug.tubitak.gov.tr/tr/teleskoplar/t60-0>. [Accessed: 03-Mar-2017].
- [18] U. Firat, S. N. Engin, M. Saraclar, and A. B. Ertuzun, “Wind Speed Forecasting Based on Second Order Blind Identification and Autoregressive Model,” in *Machine Learning and Applications (ICMLA)*, 2010 Ninth International Conference on, 2010, pp. 686–691.
- [19] S. Rajagopalan and S. Santoso, “Wind power forecasting and error analysis using

- the autoregressive moving average modeling,” in 2009 IEEE Power Energy Society General Meeting, 2009, pp. 1–6.
- [20] K. Yunus, T. Thiringer, and P. Chen, “ARIMA-Based Frequency-Decomposed Modeling of Wind Speed Time Series,” IEEE Trans. Power Syst., vol. 31, no. 4, pp. 2546–2556, Jul. 2016.
- [21] H. Vergil and F. Özkan, “Döviz kurları öngörüsünde satılma gücü paritesi ve ARIMA modelleri: Trkiye Örneđi,” İMKB Derg., vol. 9, no. 35, pp. 41–55, 1997.
- [22] J. C. Palomares-Salas, J. J. G. de la Rosa, J. G. Ramiro, J. Melgar, A. Aguera, and A. Moreno, “ARIMA vs. Neural networks for wind speed forecasting,” in 2009 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Measurement Systems and Applications, 2009, pp. 129–133.
- [23] O. Kaynar, S. Taştan, and F. Demirkoparan, “Yapay Sinir Ağları ile Doğalgaz Tüketim Tahmini,” Atatürk Üniversitesi İİBF Derg., no. 10. Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu Özel Sayısı, pp. 463–474, 2011.
- [24] E. İslamođlu, “Aralık Deđerli Zaman Serilerinde Kullanılan Modelleme Teknikleri,” EÜFBED Fen Bilim. Enstitüsü Derg., vol. 8, no. 2, pp. 178–193, 2015.
- [25] R. Ak, O. Fink, and E. Zio, “Two Machine Learning Approaches for Short-Term Wind Speed Time-Series Prediction,” IEEE Trans. Neural Netw. Learn. Syst., vol. 27, no. 8, pp. 1734–1747, Aug. 2016.
- [26] İ. Kırbaş, “Short-Term Multi-Step Wind Speed Prediction Using Statistical Methods And Artificial Neural Networks,” presented at the International Science and Technology Conference, 2016, vol. 1, p. 1064.