

RÜZGÂR ENERJİLERİ İÇİN ATMOSFERİK MODELLER İLE KISA SÜRELİ TAHMİN YÖNTEMLERİNİN İNCELENMESİ

İrem Selen Yoldaş, Ferhat Bingöl

İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü, İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü
iremyoldas@iyte.edu.tr, ferhatbingol@iyte.edu.tr

ÖZET

Yenilenebilir enerji kaynakları, giderek daha fazla önem kazanan yerli kaynaklardır. Yenilenebilir kaynaklardan elde edilen gücün hızla artması nedeniyle, hibrit enerji sistemlerinin tahmini, modern şebekelere entegrasyon için önemlidir. Kısa süreli tahmin ile dalgalanmalara rağmen şebekeye sorunsuz bir entegrasyon mümkün olabilir. Rüzgârın doğrusal olmayan ve stokastik doğasının üstesinden gelmek için doğru, etkili ve güçlü bir tahmin modeli gereklidir. Geçmişten günümüze birçok tahmin metodu üzerine çalışılmıştır. Temel olarak tahmin modelleri; istatistiksel, fiziksel, yapay zekâ ve hibrit modeller olmak üzere dört ana grupta sınıflandırılabilir. Her modelin kendine ait güçlü ve zayıf yönleri vardır. Ancak her model, belirli durumlar için güçlü olarak kabul edilebilir. Daha başarılı tahminler üretebilmek için hibrit modeller geliştirilmektedir. Planlanan çalışmada da var olan metotlar karşılaştırılarak, tahmin doğruluğunu iyileştirmek için yeni bir hibrit model geliştirilmesi amaçlanmaktadır. Çalışma için İYTE 100m rüzgâr ölçüm direğinden alınan bir yıllık veri seti kullanılacaktır.

1. GİRİŞ

En hızlı gelişen yenilenebilir enerji kaynaklarından biri olan rüzgâr enerjisi, büyük ilgi çekmektedir. Temiz ve ekonomik rüzgâr enerjisi, güç kaynağı sorunlarını çözenin yanı sıra ekonomik kalkınma ve çevre kirliliğinin azalmasına da katkı sağlar. Rüzgâr enerjisinin güvenli ve verimli kullanımı için, rüzgâr hızı tahmin doğruluğunu geliştirmek gerekmektedir. Ancak, rüzgâr hızı dalgalı, kararsız ve doğrusal değildir, bu da tahminde kesinliği zorlaştırır [1,2].

Bugüne kadar yürütülmüş ve geliştirilmiş birçok çalışmada farklı tahmin yaklaşımları yer alır. Her birinde farklı teknikler ve farklı zaman ölçekleri için optimizasyonlar yapılmıştır. Son çalışmalarda, rüzgâr tahmininin güç sistemleri üzerindeki önemi nedeniyle, ağırlıklı olarak, dakikalardan birkaç güne kadar değişen kısa vadeli rüzgâr tahminlerine odaklanılmıştır. Özellikle gün öncesi tahminleri, regülasyon, çizelgeleme, planlama, yük takibi gibi sistem operasyonları bu zaman dilimlerinde gerçekleştiği için büyük önem arz etmektedir [3,4].

Temel olarak tahmin modelleri; (i) fiziksel, (ii) istatistiksel, (iii) yapay zekâ ve (iv) hibrit modeller olmak üzere dört ana grupta sınıflandırılabilir. Fiziksel yöntemler, atmosferik basınç, engel, sıcaklık, arazi gibi birçok fiziksel veri ile uzun vadeli rüzgâr tahmininde, istatistiksel modellerin yardımcı girişleri olarak kullanılmaktadır. Uzun vadeli rüzgâr tahminiyle kıyaslandığında, kısa vadeli tahminler için yetersiz kalabilirler. Geçmiş rüzgâr hızı zaman serileri kullanarak hazırlanan istatistiksel modeller ise kısa vadeli rüzgâr tahmininde sıklıkla tercih edilmektedir. Fakat istatistiksel modeller, rüzgâr hızının doğrusal olmayan karakteristiğini yakalamakta zorlanmaktadır [6]. Bu karakteristiği yakalayarak daha tutarlı tahminler elde eden yapay zekâyaya dayalı metotlar geliştirilmiştir [7].

Her model kendine özgü güçlü ve zayıf yönleri sahiptir. Örneğin, istatistiksel modeller, doğrusal olmayan sorunları düzgün bir şekilde çözemez; çok sayıda geçmiş veriye dayanan

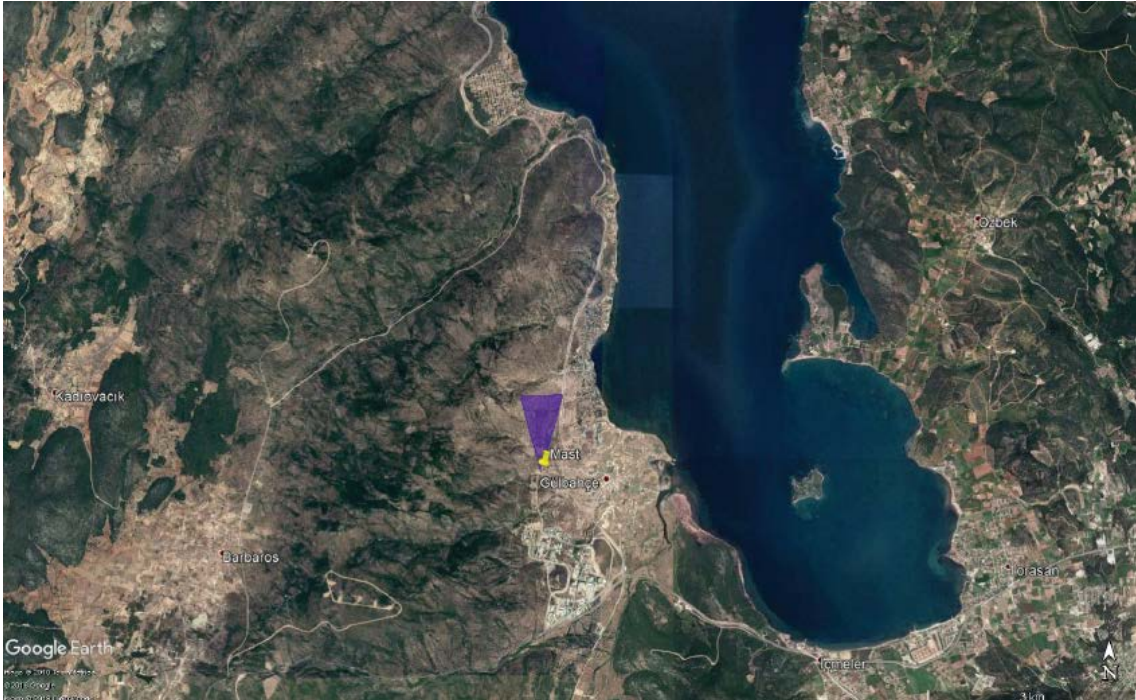
yapay zekâ modelleri, mevcut bilgilerin yetersiz olması durumunda bazı geleneksel istatistikî yöntemlerden daha az etkili olabilirler; fiziksel yöntemler, orta ve uzun süreli tahminlerde diğerlerinden daha iyi performans gösterse de, kısa süreli tahminler için kabaca sonuç verir. Bu sorunların üstesinden gelmek için, tekli modellerin esaslarını özümseyerek oluşturulan hibrit metotlar geliştirilmeye odaklanılmıştır. Hibrit yapıdaki modelleri elde etmek için farklı yöntemler birlikte kullanılmaktadır [3,5].

Makalenin geri kalanında mevcut tahmin yöntemlerine ait uygulamalar detaylandırılmıştır. Planlanan çalışma için kullanılacak rüzgâr zaman veri setinin elde edildiği rüzgâr ölçüm direğinin özelliklerine ve verilerin detaylarına yer verilmiştir. Son olarak sonuç kısmında, planlanan çalışmada izlenecek iş planından bahsedilmiştir.

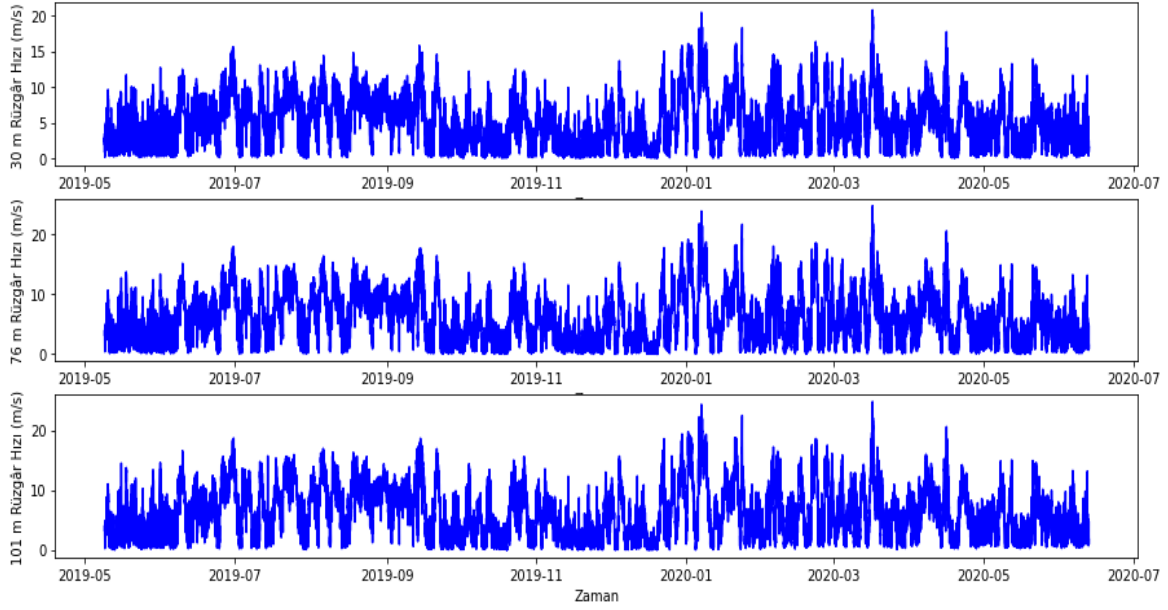
2. RÜZGÂR HIZI VERİ SETİ

Planlanan çalışmada kullanılacak veriler İzmir Yüksek Teknoloji Enstitüsü'nde yer alan 100 m rüzgâr ölçüm direğinden elde edilmiştir. 100 m ölçüm direğinin koordinatları K 38°19'60" D 26°37'58" ve deniz seviyesinden yüksekliği 52 m'dir [39]. Direğin konumu Şekil 1'de görülmektedir. Aynı zamanda direğin bulunduğu noktanın 10 km yarıçapındaki bir tesisten de alınacak üretim verileri ile çalışma desteklenecektir.

Veriler, 30, 76, 101 metre yüksekliklerden alınan 05/2019-06/2020 tarihlerine ait 10 dakikalık rüzgâr hızı zaman serisinden oluşur. Şekil 2'de bu yüksekliklere ait rüzgâr hızları gösterilmektedir. 57.745 adet 10 dk'lık ortalama ölçüm verisinden oluşan rüzgâr hızı zaman serisinin bir kısmı test verisi olarak ayrılacak kalan kısmı eğitim seti olarak analizlerde kullanılacaktır.

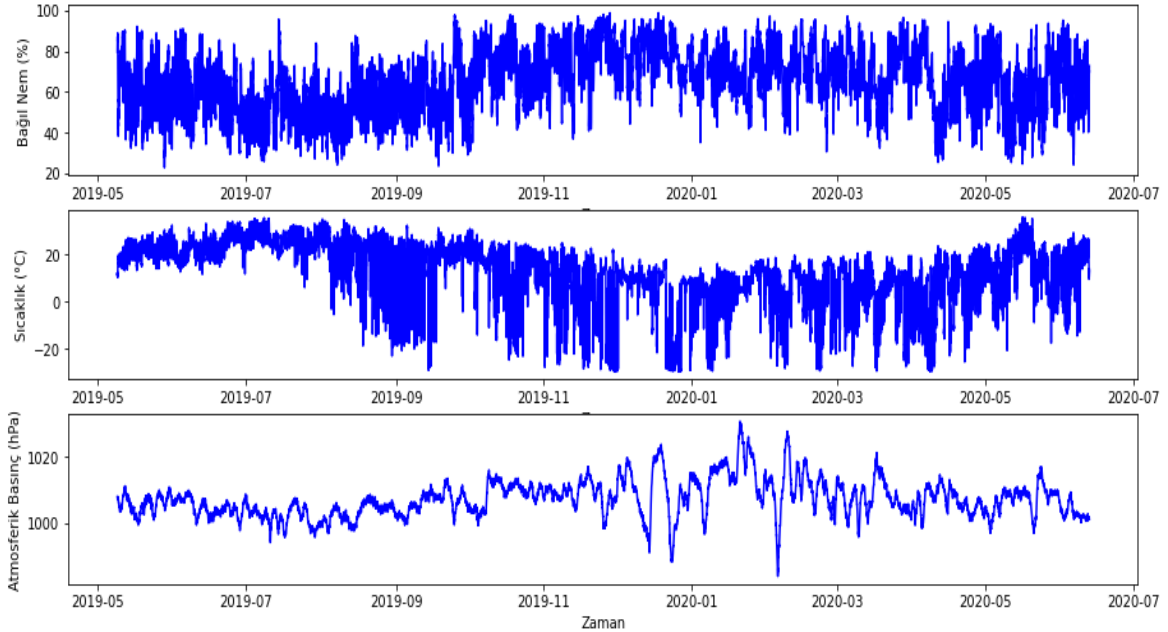


Şekil 1. Rüzgâr ölçüm direği konumu [39]



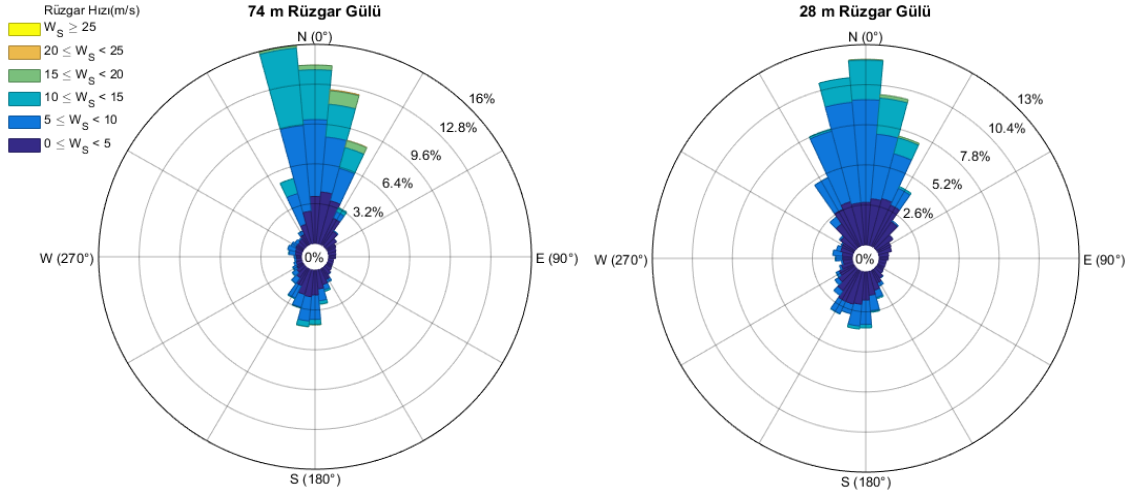
Şekil 2. Yüksekliklere ait rüzgâr hızları

Rüzgâr hızı tahmininde, geçmiş rüzgâr hızının yanı sıra topografya ve meteoroloji de tahminleri etkileyen ana faktörlerdendir. Sıcaklık, bağıl nem, hava basıncı ve rüzgâr yönü gibi rüzgâr hızını etkileyen faktörler de dikkate alınmalıdır [8]. Bağıl nem (%), sıcaklık (°C), atmosferik basınç (hPa) verileri Şekil 3'de gösterilmiştir.



Şekil 3. Bağıl nem, sıcaklık ve atmosferik basınç verileri

Rüzgâr hızının yanı sıra, hâkim rüzgâr yönlerinin saptanması rüzgâr enerjisi çalışmalarında önemli bir rol oynamaktadır. Şekil 4'te ölçüm direğinin, 74 m ve 20 m yüksekliklerinden alınan verilerin esme sıklığı dikkate alınarak elde edilen rüzgâr gülleri gösterilmektedir. Rüzgarların çoğunluğu Kuzey (0°) yönlü olmasına rağmen, 330-30° aralığında da yoğunluk görülmektedir. 180-210° aralığında da az da olsa bir yoğunluk saptanmıştır. Bu sebeple, hâkim rüzgarlar Kuzey ve Güney yönlüdür.



Şekil 4. Rüzgâr gülü: 74 m & 28 m

3. MEVCUT TAHMİN YÖNTEMLERİ

3.1. FİZİKSEL YÖNTEMLER

Fiziksel metotlar, arazi, engel, sıcaklık ve basınç gibi fiziksel faktörlerden yararlanarak rüzgâr hızı tahmininde kullanılmaktadır. Ek olarak, fiziksel yöntemler bir diğer yöntem olan istatistiksel modeller için yardımcı girdi olarak kullanılarak, tahminin ilk adımını oluştururlar. Meteorologlar tarafından büyük ölçekli alanların hava tahmininde kullanılmak üzere, sayısal hava tahmin modeli (Numerical Weather Prediction-NWP) geliştirilmiştir. Fiziksel yöntemler temel olarak NWP'ye dayanır ve eksik geçmiş veriler olması durumunda üreticinin güç eğrilerinden yararlanır. NWP, kısa süreli tahminlerde yetersiz kalmaktadır. Daha iyi sonuçlar elde etmek için model, belirtilen bölgenin korunum denklemlerini sayısal olarak çözer. Aynı zamanda topografyadan yararlanarak, NWP modelinde sayısal yükseklik modelleri kullanılırsa daha doğru sonuçlar elde edilebilir. Son olarak geriye kalan hatayı da azaltmak için, model çıktı istatistikleri (MOS) kullanılmalıdır [9, 10, 11, 12].

Bessac ve diğerleri [13], birden fazla fiziksel model çıktısının kaynaklarını birleştiren ve birkaç ay içerisinde daha iyi sonuç veren bir tahmin modeli geliştirdi. İstatistiksel yöntemlerin aksine fiziksel yöntemler, tahmin modellerini eğitmek için geçmiş verilere dayanmaz [12]. Louka ve diğerleri [14], Kalman filtresinin NWP rüzgâr hızı tahminlerindeki sistematik hataları ortadan kaldırdığını gösterdi [4]. Jung ve diğerleri [15], fiziksel yöntemlerin uzun vadeli rüzgâr tahminlerinde istatistiksel modellerden daha iyi performansa sahip olduğunu belirtmektedir. NWP yavaş güncellenip gerçek değerlerin gerisinde kaldığı için, tahminlerde önemli hatalara sebep olabilir. Hesaplama karmaşıklığı nedeniyle de kısa vadeli rüzgâr tahminlerinde uygulanabilirlikleri sınırlı olacaktır [12]. Negnevitsky ve diğerleri [16], NWP modelinin kısa vadeli tahmin için sayısal yükselti modelleri (DEMs) ve model çıktı istatistikleri (MOS) düzeltmelerinin uygulanması gerektiğini belirtti. Ancak bunlar çok kısa vade için iyi performans sergilemedi [10].

3.2. İSTATİSTİKSEL YÖNTEMLER

İstatistiksel modeller, bir dizi tarihsel verilere dayanarak, problemin matematiksel modelini yapmak için örüntü tanımlama, parametre tahmini ve model kontrolünü kullanır. Jenkins tarafından önerilen modeller şu şekilde ayrılabilir: otoregresif model (AR), hareketli ortalamalar modeli (MA), otoregresif hareketli ortalamalar modeli (ARMA) ve otoregresif entegre hareketli ortalamalar modeli (ARIMA) [17]. Kalıcılık modeli, temelde rüzgâr enerjisinin ölçülen veya hesaplanan mevcut değerinin, tahmin edilmek istenen zaman için de aynı olacağı varsayımına dayanan en basit ARMA modelidir [10, 18]. Modele “d” dereceden farkı alınmış seriler uygulanırsa ARIMA modeli elde edilir [10]. Diğer bir istatistiksel yöntem ise Kalman filtresidir. NWP modellerinden elde edilen tahminler ile gözlemleri, istatistiki yöntemler ile değerlendirir ve tahminler ile gözlemler arasında regresyon kurar. İlgili değişkenin tahmininde, yakın zamandaki gözlemlere dayanarak, modelden kaynaklı hatalı tahminleri düzeltir [19]. Başka bir yöntem ise uzamsal korelasyondur (Spatial correlation-SC). Geleneksel bir istatistiksel yöntem ile karşılaştırıldığında, tahmin doğruluğunu iyileştirmeye yardımcı olan zamansal korelasyonlara dayanarak, bitişik rüzgâr çiftlikleri arasındaki etkileşimi dikkate alır. SC modelleri, hedef rüzgâr çiftliğinde rüzgâr kaynağı modelini oluşturmak için komşu rüzgar çiftliklerinin verilerini kullanır [24, 12].

Torres ve diğerleri [20], ARMA modelini saatlik ortalama rüzgâr hızını tahmin etmek için kullandı ve kalıcılık modeliyle karşılaştırdı. Çalışmalarında, uygun modelin oluşturulması için zaman serilerinin dönüştürülmesinin ve standardizasyonunun önem arz ettiği kanıtlanmıştır. 1 saatlik tahmin ufkunda kalıcılık modeli ARMA modelinden daha az hataya sahipken; 10 saatlik tahminler için ARMA modeli % 12-20 daha az hata göstermektedir [10]. Costa ve diğerleri [21], rüzgâr hızı tahmini için Kalman filtresi uyguladı ve kalıcılık modeli ile karşılaştırdı. Kalıcılık modeli, saatlik veriler için daha iyi bir performans gösterirken, tahmin modelinin 5 dakikalık zaman adımı için en iyi sonucu elde ettiği görüldü [10].

Sfetos [22], kısa vadeli tahmin için doğrudan uygulama ve nispeten düşük tahmin hataları nedeniyle, rüzgâr serilerinin saatlik tahmini için klasik Box Jenkins metodolojisine dayanan otoregresif entegre hareketli ortalamalar modeli (ARIMA) oluşturdu. Elde edilen sonuçları başka bir tahmin modeli ile karşılaştırdı [3]. Benzer şekilde, Kavasseri ve Seetharaman [23], tahmin doğruluğunu arttırmak için kesirli ARIMA modelini araştırdı. Geliştirilen model, kalıcılık modelinden daha iyi performans göstermiştir [3].

Li ve diğerleri [25], Kalman filtresi tarafından oluşturulan takip çerçevesi ile kısa vadeli rüzgâr tahmini için coğrafi olarak dağıtılmış rüzgâr çiftlikleri arasında, dinamik SC modeli tanımladı [12]. Zhu ve diğerleri [26], SC modelini ekleyerek birden fazla bölgede rüzgâr hızını tahmin edebilecek yöntemleri araştırdı. Mekânsal özellikler, evrişimli sinir ağı ve uzun kısa süreli bellek (LSTM) tarafından çıkarıldı. Dinamik SC yöntemiyle, rüzgâr çiftliklerinin coğrafi özellikleri dikkate alınarak hızlı bir rüzgâr hızı değişiminden kaynaklı tahmin sınırlamalarının üstesinden gelindi [12].

3.3. YAPAY ZEKÂ YÖNTEMLERİ

Son zamanlarda, yapay zekâ tekniği ve diğer tahmin yöntemlerinin gelişmesiyle birlikte, rüzgâr hızı ve güç tahmini için yeni modeller oluşturulmuştur. Geliştirilen yeni yöntemler arasında yapay sinir ağları (ANN) ve bulanık mantık metotları yer almaktadır. Yapay sinir ağları (ANN) yönteminde ağların çalışmasını sağlayan en küçük birim, yapay sinir hücresidir. Bir girdi-çıkı haritasıyla belirli verilerden öğrenerek tahminleri gerçekleştirir. Bu ağları eğitmek ve test etmek için girdi ve çıktı verileri gereklidir. ANN’ın hata toleransının olması, hızlı ve basit olması, öğrenme ve genelleme yeteneği ve farklı durumlara uyarlanabilirliği gibi özellikleri önem taşımaktadır. Yapay zekanın iyi sonuçlar vermesiyle geliştirilen diğer bir yöntem ise bulanık mantık modelidir. Bir sistemin tam olarak modellenmesinin zor olduğu durumlarda kullanılır [10].

Alexiadis ve diğerleri [27], 10 dakika veya 1 saatlik ortalama rüzgâr değerlerini tahmin etmek için yapay sinir ağları modellerini önermişlerdir. Ayrıca, rüzgâr hızlarının mekânsal korelasyonunun, tahmin için kullanımı araştırılmıştır. Filik ve diğerleri [28], rüzgâr hızı, sıcaklık ve basınç değerleri gibi çoklu yerel meteorolojik ölçümleri farklı şekilde bir arada kullanan ANN tabanlı modeller önermiş ve bu modelin rüzgâr hızı tahminlerini çeşitli durumlar için geliştirebileceği gösterilmiştir. Li ve diğerleri [29], 1 saatlik rüzgâr hızı tahmininde farklı yapay sinir ağlarının uygulanması üzerine bir çalışma yapmıştır ve üç ölçüm kriterine dayalı olarak değerlendirmişlerdir. Sonuçlar, aynı rüzgâr zaman serisi için bile, tek bir sinir ağı modelinin tüm değerlendirme ölçütleri açısından, daha iyi performans göstermediği görülmüştür. En iyi performans için, sinir ağlarının seçiminin de veri kaynaklarına bağlılığı belirtilmiştir.

More ve diğerleri [30], günlük, haftalık ve aylık rüzgâr hızlarını tahmin etmek için hem ileri beslemeli hem de tekrarlayan yapay sinir ağları kullanmıştır. Geri yayılım ve kademeli korelasyon algoritmaları kullanılarak, geçmiş verilere dayalı olarak eğitilirler. Daha yüksek korelasyon ve daha düşük sapmalar ile genel olarak tatmin edici sonuçlar elde edilmiştir. Wang ve diğerleri [31], matematiksel olarak doğrusal olmayan bir yapay sinir ağı modeli tanımlamıştır. Bu algoritmada, rüzgâr hızı verilerindeki kısa vadeli örüntüler sinir ağları tarafından yakalanır ve uzun vadeli örüntüler artan, azalan ve neredeyse durağan olarak sınıflandırılır. Süreç ikiye ayrılmıştır: kısa süreli tahmin ve sonuçların uzun vadeli tahmine uyarlanması. Sonuçlar lineer regresyon yaklaşımları ile karşılaştırılmıştır. Bu model ile, kısa vadeli tahminlerde olduğu kadar uzun vadeli tahminlerde de iyileştirme sağlanmıştır.

Damousis ve diğerleri [32], rüzgâr hızını ve güç üretimini tahmin etmek için uzaysal korelasyon yöntemine dayalı bir bulanık model önerdi. Düz arazi için iyi sonuçlar elde edilirken karmaşık arazide iyi performans göstermedi [10]. Sideratos ve Hatziargyriou [33], geliştirdikleri bulanık modeli, sinir ağları ile birleştirerek tatmin edici sonuçlar elde ettiler.

3.4. HİBRİT YÖNTEMLER

Son zamanlarda, farklı tahmin yöntemlerinin pratik yönlerini birleştiren hibrit yöntemler, önemli araştırmaların odak noktası olmuştur. Hibrit modeller genellikle bir doğrusal ve bir doğrusal olmayan modelden oluşur. Tahmin performansını iyileştirmek için rüzgâr hızında veya güç sinyalinde bulunan gizli doğrusal ve doğrusal olmayan bileşeni tahmin etmek için bu modellerin birleştirilmesi daha iyi performans gösterebilir [3].

Chen ve diğerleri [34], Gauss süreci (GP) ve NWP modeline dayalı olarak 24 saatlik bir tahmin modeli sundu [12]. Li ve diğerleri [35], etkinliği Fransa'daki bir rüzgâr çiftliğinden alınan veri setleri tarafından doğrulanan, geliştirilmiş bir yusufçuk algoritması ile destek vektör makinesini entegre eden bir hibrit model geliştirdi [12]. Zhang [36], doğrudan ARIMA algoritmasına dayalı değil de etkinliğini kullanmak için mevsimsel ARIMA (SARIMA) ve en küçük kareler destek vektör makineleri (LSSVM) modelini birlikte kullanmıştır. LSSVM, SARIMA modelinin sonuçlarına ait artıkları tahmin ederek daha iyi performans göstermiştir [3].

Hu ve diğerleri [12], düzeltilmiş sayısal hava tahmini (NWP) ve mekânsal korelasyonu (SC) bir Gauss sürecine (GP) entegre eden hibrit kısa vadeli tahmin yöntemi önermiştir. Temel Gauss süreci ile karşılaştırıldığında, farklı mevsimlerde, düzeltilmiş sayısal hava tahmini kullanılarak tahmin doğruluğunu %7,02-%29,7, uzamsal korelasyon ile entegre edildikten sonra %0,65-10,23 ve önerilen hibrit yöntem kullanılarak %10,88-37,49 oranında geliştirilmiştir.

Shahid ve diğerleri [37], aktivasyon çekirdekleri ile LSTM (WN-LSTM) kullanarak doğrusal olmayan haritalama ve, kaybolan gradyan ve dalgacık dönüşümleri için derin öğrenmenin kullanımını zenginleştiren bir hibrit tahmin modeli geliştirmişlerdir. Sonuçlar, iyi bilenen mevcut tekniklerle karşılaştırıldığında %30'a varan bir iyileşme göstermiştir.

Liu ve diğerleri [38], üç aşamadan oluşan bir model önermişlerdir. Birinci aşamada, ampirik dalgacık dönüşümü, verileri alt diziye ayırarak rüzgâr hızı verilerinin durağan olmama durumunu azaltır. İkinci aşamada, tahmin modelini oluşturmak ve sırasıyla tüm alt serilerin tahmin sonuçlarını hesaplamak için üç tür derin ağ kullanılır. Sonuncu aşamada ise üç derin ağ birleştirmek için pekiştirmeli öğrenme yöntemi kullanılır. Her bir alt dizinin sonuçları, nihai tahmin sonuçlarını elde etmek için birleştirilir. Birçok modelle karşılaştırıldığında en iyi doğruluğu sağlayabileceği görülmüştür.

4. SONUÇ

Rüzgâr enerjisi tahmin modellerinin önemli hedeflerinden biri, rüzgâr gücü çıktısının olabildiğince erken ve doğru bir şekilde tahmin etmektir. Doğru tahminlerle, rüzgâr enerjisi üretiminin finansal ve teknik belirsizliklerine ait riskler azaltılır. Bugüne kadar yürütülmüş ve geliştirilmiş birçok çalışmada görüldüğü gibi, üretim kapasitesinin hızla artması rüzgâr enerjisi tahmin yöntemlerindeki ilerlemeler için talep yaratmıştır. Bu makalede, talebe yönelik yürütülen çalışmalara ait incelemeler yer almaktadır. Mevcut tahmin yöntemleri tanıtılmakta ve bu yöntemler üzerine çok sayıda çalışmaya değinilmektedir. Yürütülen her model kendine has özelliklere sahiptir ve belirli durumlar için güçlü olarak kabul edilebilirler. Bu nedenle, son araştırmalar yeni yaklaşımlar geliştirmeye yönelmiştir. Bireysel modellerin tek başına her koşul ve ortamda, istenilen seviyede çıktı verememesi sebebiyle çalışmalar, farklı yöntemlerin birleştirilmesi üzerine yoğunlaşmıştır. Planlanan çalışmada da tahminlerin başarılı olması için hibrit modeller ve atmosferik kararlılık modelinin kullanılması hedeflenmektedir. Bu doğrultuda, hibrit modellerde dikkat edilmesi gereken seçim ve uygulama hedefleri konusunda detaylı bir çalışma yürütülmesi planlanmaktadır. Çalışmada, İYTE 100 m rüzgâr ölçüm değerinden alınan bir yıllık rüzgâr zaman veri seti ile direğin bulunduğu noktanın 10 km yarıçapındaki bir tesisten alınacak üretim verilerinden yararlanılacaktır.

KAYNAKLAR

- [1] **Liu, L., Wang, J.**, 2021. *Super Multi-step Wind Speed Forecasting System with Training Set Extension and Horizontal-vertical Integration Neural Network*. Nanjing University of Information Science and Technology, China.
- [2] **Wang, Y.S., Gao, J., Xu, Z.W., Luo, J.D., Li L.X.**, 2020. *A Prediction Model for Ultra Short-Term Output Power of Wind Farms Based on Deep Learning*. International Journal of Computers Communications & Control, 15(4), 3901.
- [3] **Tascikaraoglu, A., Uzunoglu, M.**, 2014. *A Review of Combined Approaches for Prediction of Short-term Wind Speed and Power*. Department of Electrical Engineering, Yildiz Technical University, Istanbul, Turkey.
- [4] **Foley, A.M., Leahy, P.G., Marvuglia, A., McKeogh, E.J.**, 2011. *Current Methods and Advances in Forecasting of Wind Power Generation*.
- [5] **Zhao, Y., Jia, L.**, 2020. *A Short-term Hybrid Wind Power Prediction Model Based on Singular Spectrum Analysis and Temporal Convolutional Networks*. Renewable Sustainable Energy.
- [6] **Du, P., Wang, J., Guo, Z., & Yang, W.**, 2017. *Research and Application of a Novel Hybrid Forecasting System based on Multi-objective Optimization for Wind Speed Forecasting*. Energy Conversion and Management.
- [7] **Liu, H., Tian, H. Q., Li, Y. F., & Zhang, L.**, 2015. *Comparison of Four Adaboost Algorithm based Artificial Neural Networks in Wind Speed Predictions*. Energy Conversion and Management.

- [8] **Liu, X., Zhang, H., Kong, X., Lee, K.Y.**, 2020. *Wind Speed Forecasting using Deep Neural Network with Feature Selection*. North China Electric Power University, China, Baylor University, USA.
- [9] **Tascikaraoglu, A., Uzunoglu, M.**, 2014. A review of combined approaches for prediction of short-term wind speed and power. Yildiz Technical University, Turkey.
- [10] **Lei, M., Shiyang, L., Chuanwen, J., Hongling, L., Yan, Z.**, 2008. A Review on the Forecasting of Wind Speed and Generated Power. Shanghai Jiaotong University, China.
- [11] **Foley, A.M., Leahy, P.G., Marvuglia, A., McKeogh, E.J.**, 2011. *Current methods and Advances in Forecasting of Wind Power Generation*. Journal of Renewable Energy.
- [12] **Hu, S., Xiang, Y., Zhang, H., Xie, S., Li, J., Gu, C., Sun, W., Liu, J.**, 2021. *Hybrid Forecasting Method for Wind Power Integrating Spatial Correlation and Corrected Numerical Weather Prediction*. Journal of Applied Energy.
- [13] **Bessac, J., Constantinescu, E., Anitescu, M.**, 2018. *Stochastic Simulation of Predictive Space-time Scenarios of Wind Speed using Observations and Physical Model Outputs*. Ann Appl Stat.
- [14] **Louka, P., Galanis, G., Siebert, N., Kariniotakis, G., Katsafados, P., Kallos, G.**, 2008. *Improvements in Wind Speed Forecasts for Wind Power Prediction Purposes using Kalman Filtering*. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics.
- [15] **Jung, J., Broadwater, R.P.**, 2014. *Current Status and Future Advances for Wind Speed and Power Forecasting*. Renew Sustain Energy Rev.
- [16] **Negnevitsky, M., Johnson, P., Santoso, S.**, 2007. *Short-term Wind Power Forecasting using Hybrid Intelligent Systems*. Power Engineering General Meeting. IEEE.
- [17] **Guoyang, W., Yang, X., Shasha, W.**, 2005. *Discussion about Short-term Forecast of Wind Speed on Wind Farm*. Jilin Electric Power.
- [18] **Kırbaş, İ.**, 2018. *İstatistiksel Metotlar ve Yapay Sinir Ağları Kullanarak Kısa Dönem Çok Adımlı Rüzgâr Hızı Tahmini*. Sakarya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi.
- [19] **T.C. Çevre ve Orman Bakanlığı Devlet Meteoroloji İşleri Genel Müdürlüğü.**, 2008. *Sayısal Hava Tahmini*.
- [20] **Torres, J.L., Garcia, A., De Blass, M., De Francisco A.**, 2005. *Forecast of Hourly Average Wind Speed with ARMA Models in Navarre*. Solar Energy.
- [21] **Costa, A., Crespo, A., Navarro, J., Lizcano, G., Madsen, E., Feitosa, E.**, 2007. *A Review on the Young History of the Wind Power Short-term Prediction*. Renewable and Sustainable Energy Reviews.
- [22] **Sfetsos, A.**, 2002. *A Novel Approach for the Forecasting of Mean Hourly Wind Speed Time Series*. Renew Energy.
- [23] **Kavasseri, R.G., Seetharaman, K.**, 2009. *Day-ahead Wind Speed Forecasting using f-ARIMA Models*.
- [24] **Ezzat, A., Jun, M., Yu, D.**, 2019. Spatio-temporal Short-term Wind Forecast: A Calibrated Regime-switching Method. Ann Appl Stat.
- [25] **Li, P., Guan, X., Wu, J., Zhou, X.**, 2015. *Modeling Dynamic Spatial Correlations of Geographically Distributed Wind Farms and Constructing Ellipsoidal Uncertainty Sets for Optimization-based Generation Scheduling*. IEEE Trans Sustainable Energy.
- [26] **Zhu, Q., Chen, J., Shi, D., Zhu, L., Bai, X., Duan, X.**, 2019. Learning Temporal and Spatial Correlations Jointly: a Unified Framework for Wind Speed Prediction.
- [27] **Alexiadis, M.C., Dokopoulos, P.S., Sahsamanoğlu, H.S., Manousaridis, I.M.**, 1998. *Short-term Forecasting of Wind Speed and Related Electrical Power*. Aristotle University of Thessaloniki, Greece.
- [28] **Filik, Ü.B., Filik, T.**, 2017. *Wind Speed Prediction Using Artificial Neural Networks Based on Multiple Local Measurements in Eskisehir*. Anadolu University, Turkey.
- [29] **Li, G., Shi, J.**, 2010. *On Comparing Three Artificial Neural Networks for Wind Speed Forecasting*. North Dakota University, USA.
- [30] **More, A., Deo, M.C.**, 2002. *Forecasting wind with neural networks*. Indian Institute of Technology, India.
- [31] **Wang, X., Sideratos, N., Hatziargyriou, L., Tsoukalas, L.H.**, 2004. *Wind Speed Forecasting for Power System Operational Planning*. Iowa State University, USA.

- [32] **Damousis, I.G., Alexiadis, M.C., Theocharis, J.B., Dokopoulos, P.S.**, 2004. *A fuzzy model for wind speed prediction and power generation in wind parks using spatial correlation*. Energy Conversion.
- [33] **Sideratos, G., Hatzigryriou, N.D.**, 2007. *An Advanced Statistical Method for Wind Power Forecasting*. Power Systems.
- [34] **Chen, N., Qian, Z., Nabney, I.T., Meng, X.**, 2014. *Wind power forecasts using Gaussian processes and numerical weather prediction*. IEEE Trans Power Syst.
- [35] **Li, L., Zhao, X., Tseng, M., Tan, R.**, 2020. *Short-term wind power forecasting based on support vector machine with improved dragonfly algorithm*. J Cleaner Prod.
- [36] **Zhang, G.P.**, 2003. *Time series forecasting using a hybrid arima and neural network model*. Neurocomputing.
- [37] **Shahid, F., Zameer, A., Mehmood, A., Raja, M.A.Z.**, 2020. *A Novel Wavenets Long Short Term Memory Paradigm for Wind Power Prediction*. Pakistan Institute of Technology, Pakistan.
- [38] **Liu, H., Yu, C., Wu, H., Duan, Z., Yan, G.**, 2020. *A New Hybrid Ensemble Deep Reinforcement Learning Model for Wind Speed Short-term Forecasting*. Central South University, China.
- [39] **Tuna, F.**, 2018. *Stability Analysis with Different Statistical Methods in Wind Measurements*. Energy Engineering, İzmir Institute of Technology, Turkey.