



Alınış tarihi(Received): 23.10.2021
Kabul tarihi (Accepted): 30.12.2021

Farklı Regresyon Teknikleri Kullanarak Rüzgar Hızına Etkiyen Meteorolojik Parametrelerin İncelenmesi

Cem EMEKSİZ^{1*}, İlknur DEMİR²

¹ Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Tokat

² Kastamonu Üniversitesi, Tosya MYO, Kastamonu

*Sorumlu yazar: cem.emeksiz@gop.edu.tr

ÖZET: Rüzgar enerjisi sahip olduğu birçok avantajdan dolayı yenilenebilir enerji kaynakları arasında en çok tercih edilen kaynak olmaktadır. Rüzgar çiftliklerinde rüzgar enerjisinin verimli kullanılabilmesi için rüzgar hızının hassas ve güvenilir bir şekilde tahmin edilmesi gerekmektedir. Fakat rüzgar hızına etkiyen birçok meteorolojik faktör vardır. Bu nedenle Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi yerleşkesinde kurulan ölçüm istasyonundan ölçülen gerçek zamanlı rüzgar hızı, nem, basınç ve sıcaklık verileri kullanılarak rüzgar hızı tahminlemesi gerçekleştirilmiştir. Özellikle meteorolojik veriler ile rüzgar hızı arasında matematiksel bir bağlantı kurmak için basit lineer regresyon, çoklu lineer regresyon ve çoklu non-lineer regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Rüzgar hızının doğru ve güvenilir bir şekilde tahminlenmesi amaçlanan bu çalışmada çoklu non-lineer regresyon yönteminin ön plana çıktığı ve daha düşük hata oranı ile tahminleme yaptığı belirlenmiştir. Yıl bazlı yapılan analizler sonucunda ise en düşük hata (ortalama karesel hatanın karekökü, RMSE) 0.062 ile Sıcaklık-Nem grubunda, en yüksek hata ise 0.068 ile Sıcaklık-Basınç grubunda görülmüştür.

Anahtar kelimeler- Yenilenebilir enerji, Rüzgar hızı tahmini, Regresyon analizi

Investigation of Meteorological Parameters Affecting Wind Speed Using Different Regression Techniques

ABSTRACT: Wind energy is the most preferred source among renewable energy sources due to its many advantages. In order to use wind energy efficiently in wind farms, the wind speed must be predicted precisely and reliably. However, there are many meteorological factors that affect the wind speed. For this reason, wind speed estimation was carried out using real-time wind speed, humidity, pressure and temperature data measured from the measurement station established in the campus of the Faculty of Engineering and Architecture of Tokat Gaziosmanpaşa University. In particular, simple linear regression, multiple linear regression and multiple non-linear regression methods were used to establish a mathematical connection between meteorological data and wind speed. In this study, which aims to estimate the wind speed accurately and reliably, it has been determined that the multiple non-linear regression method comes to the fore and makes estimation with a lower error rate. As a result of the year-based analyzes, the lowest error (Root mean square error, RMSE) was observed in the Temperature-Humidity group with 0.062, and the highest error was observed in the Temperature-Pressure group with 0.068 RMSE.

Keywords – Renewable energy, Wind speed estimation, Regression analysis

1. Giriş

Dünya çapında enerji ihtiyacının karşılanması için kaynak arayışları arasında yenilenebilir enerji her geçen gün daha çok önem kazanmaktadır. Özellikle Avrupa Birliği yenilenebilir enerji kullanımını 2030'da en az % 23'e çıkarmayı planlamaktadır (Lacal ve Waldau, 2018). Çin birincil tüketim olarak yenilenebilir enerji kaynaklarının payını % 20'ye yükseltecektir (Liu ve ark., 2018). Yenilenebilir enerji kaynakları arasında rüzgar enerjisinin bol ve çevre dostu olması, kapasite bakımından artan enerji ihtiyacını karşılayabilecek seçkin bir özellik göstermesi onu en fazla tercih edilen kaynakların başına getirmiştir. 2020 yılı sonunda toplam kurulu güç (karasal+deniz üstü) 742.7 GW'a ulaşmıştır. Rüzgar enerjisi kullanımının önümüzdeki yıllarda da hızlı bir artış göstermesi beklenmektedir (GWEC, 2021; Liu ve ark., 2018). Bununla birlikte rüzgar enerjisinin analiz edilerek değerlendirilmesi çok önemli bir araştırma olsa da bir o kadar zorlu bir görevdir. Rüzgarın doğası gereği sahip olduğu rastlantısallık, kararsızlık ve kesiklilik özellikleri güç sistemlerinin kararlı ve güvenli bir şekilde çalışmasında birtakım problemlere sebep olabilir. Bunların başında rezerv tahsisi ve üretim programları gibi şebeke işletmesi sorunları gelmektedir (Deane ve ark., 2014). Güç sistemlerinin güvenilir ve ekonomik çalışmasını sağlamak doğru ve güçlü bir rüzgar hızı tahminlemesi ile gerçekleştirilir (Ambach ve Schmid, 2017).

Son yıllarda araştırmacılar rüzgar hızını tahminleme konusunda çok sayıda yöntem önerdiler. Bu yöntemler incelendiğinde 3 grupta kategorize edilebilir: fiziksel yaklaşımlar, istatistiksel yaklaşımlar ve bünyesinde yapay zekayı barındıran hibrit yaklaşımlar (Liu ve ark., 2018). Fiziksel yaklaşımlarda sayısal hava tahmin modelleri oldukça yaygın kullanılır. Bu modeller ile tahminleme yapmak atmosferdeki fiziksel işlemlere dayanır. Özellikle kısa vadeli rüzgar hızı simülasyonlarında düşük performans gösterir (Version, 2011).

İstatistiksel yaklaşımlar birçok değişken arasındaki ilişkiyi belirlemeye çalışırlar ve geniş tarihsel veriler kullanırlar. İstatistiksel öğrenme yöntemleri ve geleneksel istatistiksel modeller rüzgar hızı tahminlemesini geliştirmek amaçlı yaygın olarak tercih edilmektedir. Geleneksel istatistiksel modeller, sadece geçmiş rüzgar hızı veri serilerini kullanarak mevcut istatistiksel denklemlere dayanan istatistiksel modeller oluştururlar (Xiao ve ark., 2017). İstatistiksel öğrenme yöntemleri genellikle rüzgar hızına uyması için yüksek boyutlu lineer olmayan denklemler oluştururlar (Da ve ark., 2014). İstatistiksel yöntemler yaygın olarak otoregressive (AR), otoregressive hareketli ortalama (ARMA), otoregressive entegre hareketli ortalama (ARIMA), kuantil regresyon modelini (QR) ve Kalman-filtre modellerini içerir (Wang ve ark., 2015). Bu modeller, zaman serisinin doğrusal bir korelasyon yapısını izlemesi gerektiği için bir ön koşula sahiptir ve doğrusal, durağan zaman serileri için çok uygundur. Ayrıca hem basit hem de hızlıdır.

Lydia ve ark. (2016) harici değişkenli ve harici değişkensiz lineer ve non-lineer ARMA modelleri kullanarak rüzgar hızı tahminlediler. Kavasseri ve Krithika (2009) rüzgar hızını kesirli ARIMA modeli kullanarak tahmin ettiler. Tahminleme, önümüzdeki iki günlük dönemler için yapılmış ve modelin doğruluğu test edilmek için süreklilik modeli ile kıyaslanmıştır. Schlink ve Tezlaff (1998) hava alanında rüzgar hızı tahmini için AR'yi kullandılar. Elde ettikleri sonuçlara göre AR tarafından üretilen aralıkların süreklilik modeli tarafından üretilenlere göre dar olduğunu gözlemlediler. Rüzgar hızını tahminlemek için belirtilen çalışmalarda ARMA ve ARMA-ARCH yapıları önerilmiştir (Erdem ve Shi, 2011; Gao ve ark., 2009). Bilgisayar teknolojisinin hızlı gelişimi son yıllarda istatistiksel modellerde artışa sebep olmuş ve yeni teorik sistemlerin geliştirilmesini sağlamıştır. Bu

istatistiksel modellerden rüzgar hızı tahmini için en yaygın olarak kullanılan ve paralel işleme yapıp doğrusal olmayan haritalar üretebilen artificial neural network (ANN)'dir. Bu modeller temel olarak geri yayılım (BP) (Guo ve ark., 2011), radyal temel işlevi (RBF) (Li ve Shi, 2010), Elman sinir ağı (ENN) (Ping ve ark., 2017) ve dalgacık sinir ağı (WNN) (Liye ve ark., 2017) ve diğerlerini içerir. Bu yapılarda bir giriş katmanı, bir veya daha fazla gizli katman ve bir çıkış katmanı bulunur. Her katman önceki katmanın nöronlarına bağlanmış yapay nöronlara sahiptir. Farklı ağ yapılarının rüzgar hızı tahminlemede farklı performanslar gösterdiği bilinmektedir (Cadenas ve Rivera, 2009; Ramasamy ve ark., 2015). Chang ve ark. (2017) rüzgar hızı tahminlemesi için gelişmiş radyal temel fonksiyon sinir ağı (RBFNN) modeli önerdiler. Önerilen model yapay sinir ağı temelli 4 modelle karşılaştırıldı. Elde edilen sonuçlarda önerilen modelin diğer modellere göre daha iyi performans sergilediği görülmüştür.

Yakın zamanda rüzgar hızı tahmininde popüler hale gelen hibrid modeller geliştirildi. Hibrid modellerin oluşturulmasında iki temel yaklaşım kullanılır. Bunlardan ilki, tekli zeka modellerini parametrelerini crisscross optimization algoritması (COA), yerçekimi arama algoritması (GSA) (Li ve ark., 2018), parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) (Ren ve ark., 2014; Jiang ve Li, 2018), genetik algoritma (GA) (Wang ve ark., 2016) vb. gibi sezgisel optimizasyon algoritmaları kullanarak optimize etmektir. İkinci yaklaşım ise orijinal zaman serisine çeşitli ayrıştırma teknikleri uygulamaktır. Yu ve ark. (2017) Elman neural network (ENN) Singular Spectrum Analysis (SSA) and Wavelet Transform (WT) temelli bir hibrit model önerdiler. Orijinal rüzgar hızı serisi, farklı frekanslara sahip alt kümelerle ayrıştırıldı ve SSA ile işlendi. Elde edilen sonuçlar hibrit modelin tekli tahminleme modeline göre daha iyi sonuç verdiğini gösterdi. Rüzgar hızını tahminlemek için Meng ve ark. (2016) BPNN'ye dayanan COA ve WPD'nin kullanıldığı hibrit bir model oluşturdu. Veri seti WPD ile alt sektörlere ayrıldı. COA ile optimize edilmiş BPNN ile çok adımlı tahminleme yapıldı. Naik ve ark. (2018) kernel ridge regression (KRR) ve EMD birleştirilerek bir karma model oluşturmuşlar. Deneysel sonuçlar, EMD'nin farklı bileşenler arasındaki karşılıklı etkileri ortadan kaldırmak için yararlı olduğunu göstermiştir. Hu ve ark. (2015) önerdikleri hibrit model ile kısa vadeli rüzgar hızı tahminlediler. Modelde Empirical Wavelet Transform (EWT) kullanılarak veri setinin belirsizliğini ve rastlantısallığını azaltmayı amaçladılar. Alt grupların tahminlemede Least Square Support Vector Machine (LSSVM) tercih ettiler. LSSVM'nin parametrelerini optimize etmek amacıyla Coupled Simulated Annealing (CSA) algoritması kullandılar.

Bu çalışmada, rüzgar hızı ile meteorolojik parametreler arasındaki ilişkilerin regresyon yöntemleri kullanılarak oluşturulan denklem takımları ile belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu sayede sistemin ölçüm maliyetlerinin minimum seviyeye çekilmesi beklenmektedir. Denklem takımlarının oluşturulmasında sırasıyla basit lineer regresyon, çoklu lineer regresyon ve çoklu non-lineer regresyon yöntemleri denenmiştir. Ön değerlendirmelerde tek değişkenli polinom regresyon ve basit lineer regresyon yöntemleri kullanılarak oluşturulan denklem takımlarında hata oranlarının yüksek uyum değerlerinin ise düşük olduğu gözlenmiştir. Bu nedenle çalışmada bu yöntemler arasında daha iyi performans sergileyen çok değişkenli polinom regresyon yöntemi tercih edilmiştir. Ayrıca bu yöntem rüzgar hızı tahmininde bağımsız iki değişkenin hız tahmininde etkisini görmemiz açısından da bize faydalı olmuştur.

Yapılan literatür çalışmaları incelendiğinde basınç, sıcaklık ve nem gibi parametreler ile rüzgar hızı arasında kullanılabilecek tarzda eşitliklere rastlanmamıştır. Yapılacak olan çalışmanın özgünlüğü açısından da bu çok önemlidir. Bu sayede rüzgar hızının tahminlenmesinde hangi parametrenin daha baskın olduğunun belirlenecek olması ve buna

dayanarak hangi meteorolojik parametrelere ait denklem takımlarının daha iyi sonuç verdiği belirlenmesi de ayrı bir önem taşımaktadır.

2. Materyal ve Yöntem

Çalışmada kullanılan yöntemler detaylandırılarak aşağıda sunulmuştur.

2.1. Regresyon Analizi

Mühendislik problemlerinin çözümlerinde problemi oluşturan değişkenlerin çoğunlukla birbirlerine bağlı olduğu görülür. İstatistiksel açıdan herhangi bir değişkende meydana gelecek olan bir değişim diğer değişkenleri aynı ölçüde etkilemez. Bu nedenle değişkenler arasında ortaya çıkan sebep-sonuç ilişkilerinin belirlenmesi gerekir. Bu durumun matematiksel olarak ifade edildiği yapılara regresyon denklemleri denir (Bayazıt ve Yeğen, 2005). Bir rastgele değişkenin değerinin, değişimini etkileyecek diğer bir değişken veya değişkenlerin değerlerine bağlı olarak en doğru şekilde tahmin etmeye yarayan regresyon denkleminin oluşturulmasına da regresyon analizi denir (Bayazıt, 1981). Bu analiz tekniğinde değişkenler arasındaki ilişkiyi açıklamak için matematiksel bir denklem kurulur ve regresyon fonksiyonları kullanılan değişkenlere göre seçilir.

Regresyon analizi temelde iki grupta incelenebilmektedir (lineer ve non-lineer regresyon). Bir bağımlı, bir veya birden fazla bağımsız değişken bulunan analizlerde regresyon çeşidi, bağımsız değişken sayısına göre basit veya çoklu regresyon analizi olarak değişir. Basit doğrusal regresyon bağımsız tek bir değişkenle bağımlı değişkenin aldığı değerleri açıklamak için kullanılır. Denklem 1’de lineer model için kullanılan genel denklem verilmiştir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + c \quad (1)$$

Denklem 1’de yer alan (β_0, β_1) regresyon katsayılarını, c hata terimini temsil etmektedir. Regresyon katsayıları bağımlı ve bağımsız değişkenlerin arasındaki matematiksel ilişkinin ifadesinde yer alan katsayılardır.

Çoklu doğrusal regresyonda ise basit doğrusal regresyondaki kabullere ek olarak açıklayıcı değişkenlerin birbirinden bağımsız olmasının sağlanması gerekmektedir (Vural, 2007). Çoklu lineer regresyon birden fazla değişken (x_1, x_2, \dots, x_n) ile bağımlı değişken arasındaki ilişkiyi verir. Bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkenle doğrusal ilişkisi Denklem 2’de verilmektedir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 + \dots + \beta_n x_n \quad (2)$$

Yapılan çalışmaların birçoğunda kullanılan veriler arasında lineer olmayan ilişkilere de rastlamak mümkündür. Bu durumda eğrinin doğrusal olmasına da gerek yoktur. Doğrusal olmayan regresyon denklemleri çeşitli regresyon fonksiyonlarıyla ifade edilebilir. Bunların başında Polinom regresyon modeli gelmektedir. Bu model için kullanılan ifade Denklem 3’te verilmektedir.

$$y = \beta_0 + \beta_1 x + \beta_2 x^2 + \dots + \beta_n x^n \quad (3)$$

Burada n polinom derecesini ifade eder. Bu model, y ve x arasındaki doğrusal olmayan bir ilişkiyi göstermesine rağmen regresyon katsayıları doğrusal olduğu için çoklu doğrusal regresyon analizinde yapılan aynı analiz adımları uygulanır.

2.2. Veri Normalizasyonu

Analizlerin gerçekleştirilmesi sırasında verilerin uygun bir ön işlemeye tabi tutulması başarımın artırılmasında oldukça önemlidir. Bu nedenle birçok mühendislik uygulamalarında deneysel hataların minimuma indirilmesi için boyutsuzlaştırma gibi yöntemler kullanılır (Kömürcü ve ark., 2007). Regresyon analizinde ise buna benzer amaçlarla normalizasyon işlemi kullanılmaktadır. Normalizasyon işlemiyle verilerin daha düzenli bir forma dönüşmesi amaçlanır. Normalizasyon işleminde veriler doğrusal olarak normalize edilir. Bu işlem Denklem 4 ile ifade edilmektedir (Yavuz ve Deveci, 2013).

$$x' = \frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (4)$$

x' burada normalize edilmiş veriyi temsil ederken x_i normalize edilecek veriyi temsil eder. x_{min} veri setinde bulunan en küçük sayıyı, x_{max} ise en büyük sayıyı göstermektedir.

2.3. Performans Kriterleri

Birçok çalışmada elde edilen sonuçların istatistiksel olarak değerlendirilmesi için kullanılan birtakım performans kriterleri vardır. Bunlardan en yaygın olarak kullanılanı ortalama karesel hatanın karekökü (RMSE) ve determinasyon katsayısı (R^2) dir. Bu çalışmada da belirtilen bu iki performans kriteri kullanılarak sonuçlar değerlendirilmiştir. Determinasyon katsayısı ve RMSE arasında ters orantı vardır. Determinasyon katsayısı bire yaklaştıkça model başarısı artar ve buna bağlı olarak RMSE düşer, sıfıra yaklaşır. RMSE değeri Denklem 5 ile hesaplanmaktadır (Emeksiz ve ark., 2016). Burada Y_i , gözlenen değerleri, N terim sayısını ifade ederken, X_i tahmin edilen değerleri ifade etmektedir.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - X_i)^2}{N}} \quad (5)$$

Determinasyon katsayısı ise uyumu yüzde olarak açıklamaya yaramaktadır ve (R^2) ile ifade edilir. Determinasyon katsayısı (R^2) Denklem 6 ile ifade edilir.

$$R^2 = \frac{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum(\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum(y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (6)$$

Burada \hat{y}_i regresyon eşitliğinden hesaplanmış değerler, \bar{y} ölçülen verilerin ortalaması ve y_i ölçülen verileri temsil etmektedir.

3. Bulgular

Çalışmada kullanılan veriler Tokat Gaziosmanpaşa Üniversitesi Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi yerleşkesinde (D: 40.332608, B: 36.483917) kurulan rüzgar ölçüm istasyonundan elde edilmiştir. Ölçüm istasyonu ve burada kullanılan sensörler Şekil 1'de gösterilmektedir. Ölçüm istasyonunda kullanılan ölçüm direği 12 metre yüksekliğinde olup üzerinde rüzgar hızı, basınç, sıcaklık ve nem verilerini ölçen sensörler yer almaktadır.



Şekil 1. Rüzgar Ölçüm İstasyonu
Figure 1. Wind Measurement Station

Ölçüm istasyonunda kullanılan sensörler vasıtasıyla elde edilen rüzgar hızı, sıcaklık, basınç ve nem verileri kendi içerisinde yıllık (2019-2020) olarak düzenlenmiştir. Her bir veri seti bağımsız olarak normalizasyon işlemi kullanılarak veri ön işlemesine tabi tutulmuştur. Daha sonra bu veriler kullanılarak rüzgar hızı tahminlemesi için 6 farklı değişken grup kombinasyonu belirlenmiştir. Bu gruplar Tablo 1’de gösterilmiştir.

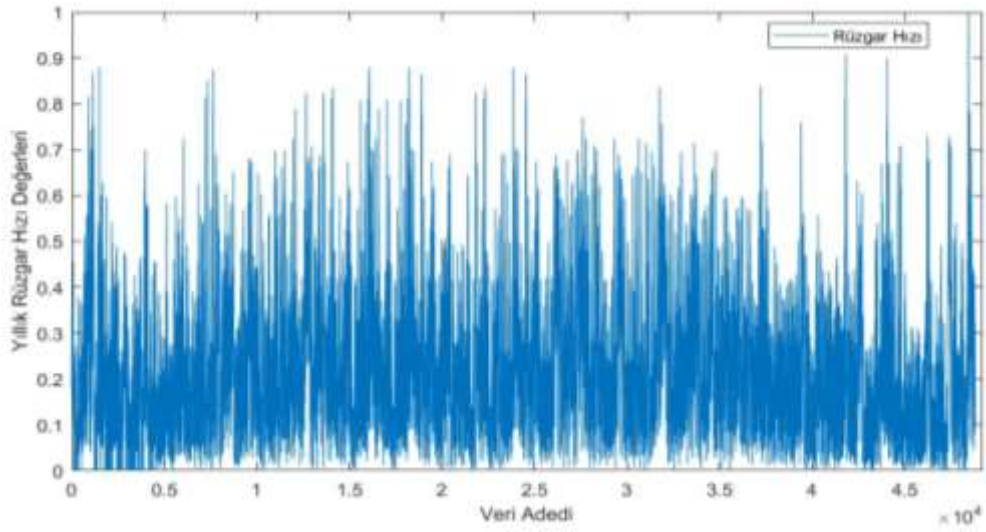
Tablo 1. Rüzgar hızı tahmini için oluşturulan gruplar
Table 1. Groups created for wind speed estimation

Gruplar	
1. Grup	Sıcaklık-Basınç
2. Grup	Sıcaklık-Nem
3. Grup	Nem-Basınç
4. Grup	Sıcaklık
5. Grup	Basınç
6. Grup	Nem

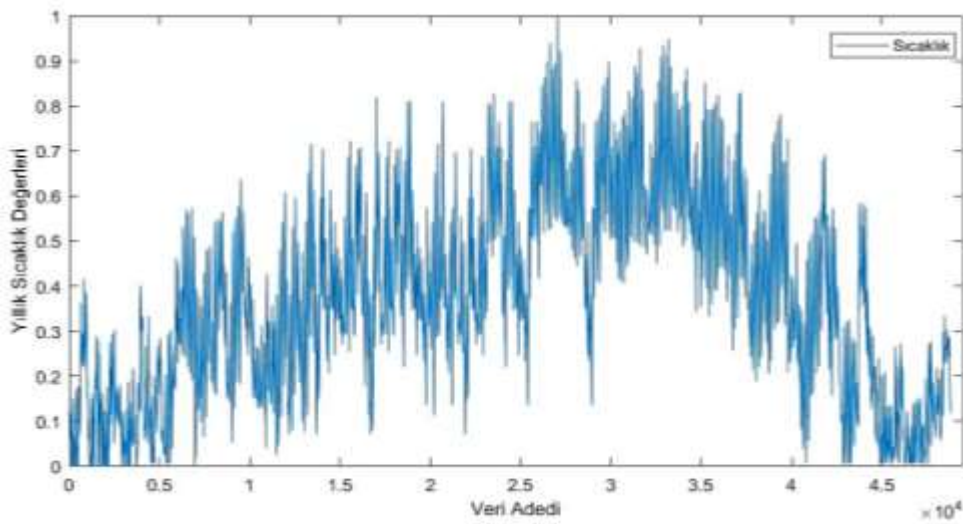
Regresyon analizinde Polinom, Eksponansiyel, Fourier, Gaussian, Lineer, Rasyonel, Sum of Sine olmak üzere 7 farklı regresyon fonksiyonu kullanılmıştır. Uygulanan regresyon fonksiyonlarına göre en başarılı grubun belirlenmesi sağlanmıştır. Özellikle analizler neticesinde polinom regresyon yönteminin kullanılan modeller arasında en iyi sonucu sergilediği görülmüştür. Ayrıca kendi içerisinde çok değişkenli ve tek değişkenli polinom modellerinden çok değişkenli doğrusal olmayan model tüm grup analizlerinde en iyi performansı sergilemiştir.

Yapılan analizlerde kullanılan verilerin yıllık değişimi Şekil 2’de gösterilmektedir. Analizler neticesinde elde edilen sonuçlar da Tablo 2’de sunulmaktadır. Sonuçlar

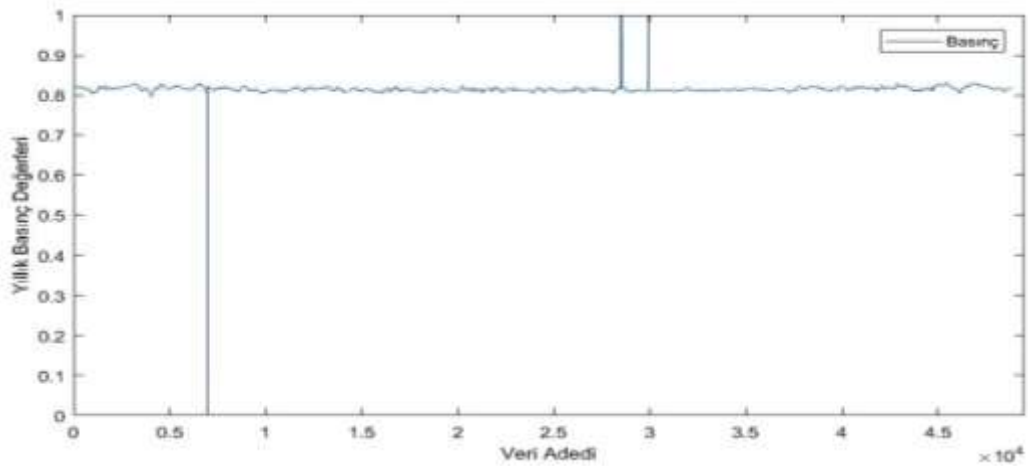
incelendiğinde 2.Grup'un (Sıcaklık-Nem) daha iyi performans sergilediği ve polinom fonksiyonun diğer regresyon fonksiyonlarına göre daha baskın olduğu görülmüştür.



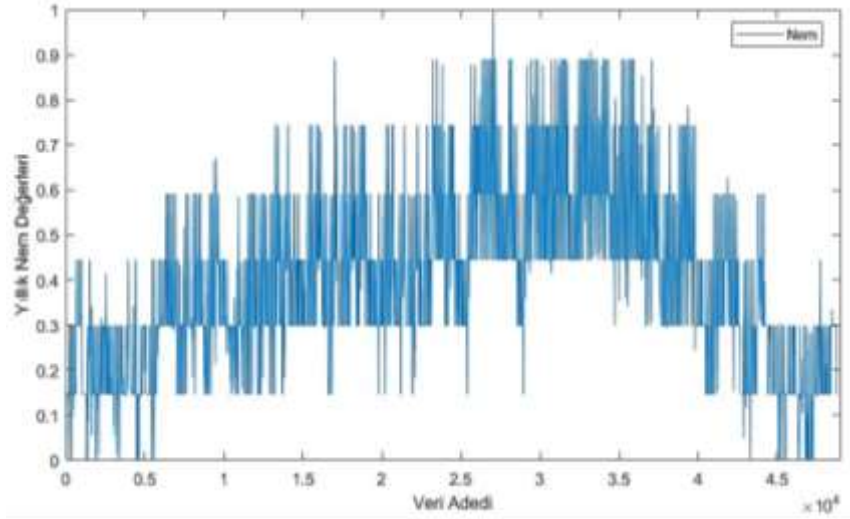
a)



b)



c)



d)

Şekil 2. (a) Yıllık verilere ait rüzgar hızı değerleri, (b) Yıllık verilere ait sıcaklık değerleri, (c) Yıllık verilere ait basınç değerleri, (d) Yıllık verilere ait nem değerleri
Figure 2. (a) Wind speed values for annual data, (b) Temperature values for annual data, (c) Pressure values for annual data, (d) Humidity values for annual data

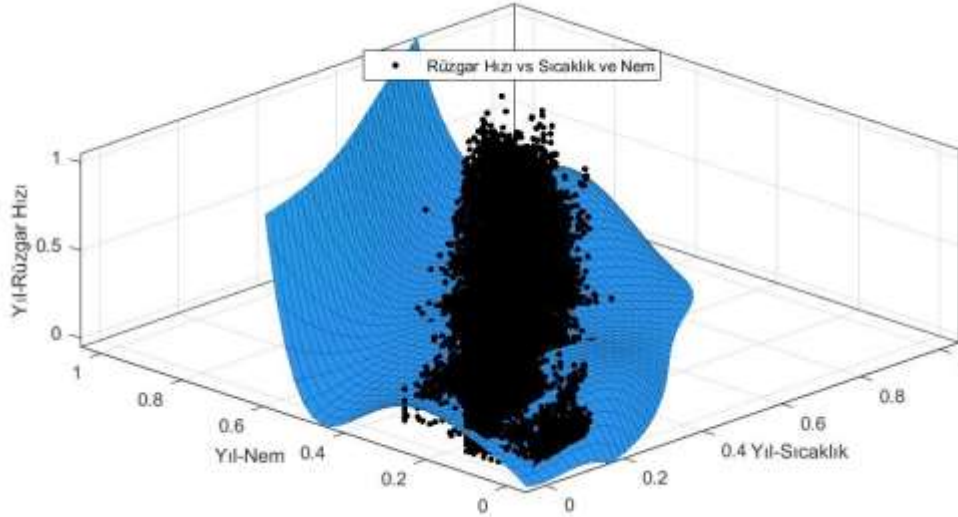
Tablo 2. Verilerin istatistiksel sonuçları
Table 2. Statistical results of the data

Regresyon Fonksiyonları	Determinasyon Katsayısı-Hata	Sıcaklık-Basınç	Sıcaklık-Nem	Nem-Basınç	Sıcaklık	Basınç	Nem
Polinom	R ²	0.783	0.8153	0.7904	0.1294	0.5642	0.1254
	RMSE	0.0682	0.0629	0.0671	0.1366	0.0969	0.137
Eksponansiyel	R ²	-----	-----	-----	0.0735	0.2374	0.0767
	RMSE	-----	-----	-----	0.1412	0.2688	0.1407
Fourier	R ²	-----	-----	-----	0.0775	0.0534	0.0784
	RMSE	-----	-----	-----	0.1407	0.1425	0.1406
Gaussian	R ²	-----	-----	-----	0.0768	0.0502	0.0779
	RMSE	-----	-----	-----	0.1407	0.1427	0.1406
Lineer	R ²	-----	-----	-----	0.0737	0.0115	0.0769
	RMSE	-----	-----	-----	0.1409	0.1456	0.1407
Sum of Sine	R ²	-----	-----	-----	0.0755	0.0531	0.0779
	RMSE	-----	-----	-----	0.1408	0.1425	0.1406
Rasyonel	R ²	-----	-----	-----	0.0812	0.0544	0.077
	RMSE	-----	-----	-----	0.1408	0.1423	0.1407

Yapılan analizler neticesinde en düşük hata oranı ve en yüksek determinasyon katsayısı ile tahmin yapılan grup Sıcaklık-Nem olmuştur. Buna göre regresyon analizi neticesinde elde edilen regresyon denklemi Denklem 7'de sunulmaktadır. Denklemde sıcaklık değerleri x değişkeni ile temsil edilirken nem değerleri y değişkeniyle temsil edilmektedir. Sıcaklık ve nem verileri kullanılarak yapılan rüzgar hızı tahminlemesine bağlı oluşturulan denklemin üç boyutlu değişim grafiği ise Şekil 3'de gösterilmektedir.

$$F(x, y) = 0.05602 + 0.1x + 0.9y + 8x^2 - 4xy - 6y^2 - 34x^3 + 41x^2y - 57xy^2 + 50y^3 + 165x^3y - 364x^2y^2 + 384xy^3 - 178y^4 - 198x^3y^2 + 503x^2y^3 - 499xy^4 + 188y^5$$

(7)



Şekil 3. Üç boyutlu sıcaklık-nem girdilerine bağlı olarak rüzgar hızı tahmin değişimi
Figure 3. Wind estimation variation depending on three-dimensional temperature humidity inputs

4. Sonuç

Yenilenebilir enerji kaynakları dünya ülkeleri arasında sürdürülebilir kalkınma açısından ve ekolojik dengenin korunması yönünden oldukça büyük öneme sahiptir. Bunun yanı sıra gelişmekte olan ülkeler için ekonomik açıdan büyümesine de önemli ölçüde katkı sağlamaktadır. Özellikle bu kaynaklar arasında rüzgar enerjisinin sahip olduğu bir çok avantaj ile diğer kaynaklara göre tercih edilirliliği daha fazladır. Rüzgar enerjisi çevrim sistemlerinde en önemli girdi rüzgar hızıdır. Bu nedenle rüzgar enerjisinden maksimum düzeyde verim elde edebilmek için rüzgar hızının doğru ve güvenilir bir şekilde belirlenmesi gereklidir. Bu çalışmada meteorolojik parametreleri kullanarak farklı regresyon modelleri ışığında rüzgar hızının tahminlenmesi amaçlanmıştır.

Literatür çalışmaları incelendiğinde rüzgar hızı tahminlemesi ile ilgili birçok istatistiksel yöntem kullanılmış ve bu alanda ciddi çalışmalar yapılmıştır. Fakat yapılan incelemeler neticesinde yukarıda belirtilen parametreler ile rüzgar hızı arasında matematiksel bağıntıların kurulduğu çalışmalara rastlanılmamıştır. Literatürdeki bu boşluğu doldurmak amacıyla rüzgar hızı ile meteorolojik parametreler arasında regresyon yöntemleri kullanılarak aylık, mevsimsel ve yıllık denklem takımları oluşturulmuştur. Denklem takımları belirlenirken rüzgar hızı tahminlemesi sıcaklık, basınç ve nem parametrelerinin oluşturduğu 6 farklı kombinasyonla gerçekleştirilmiştir. Yapılan analizlerde üç genel regresyon yöntemlerinden basit lineer regresyon, çoklu lineer regresyon ve çoklu non-lineer regresyon yöntemleri kullanılmıştır. Analizlerin neticesinde bu yöntemlerden çoklu non-lineer regresyon yönteminin ön plana çıktığı ve daha düşük hata ile tahminleme yaptığı görülmüştür. Analizler sonucunda ise en düşük RMSE değeri 0.062 hata ile Sıcaklık-Nem grubu, en yüksek hata ise 0.068 RMSE ile Sıcaklık-Basınç grubunda görülmüştür.

Bununla birlikte elde edilen regresyon denkleminin performansının değerlendirilmesi için RETScreen yazılımı kullanılarak Ankara, Trabzon, Amasya ve Muş illerine ait veri setleri denklem girdileri olarak seçildi. Fakat yapılan test işlemi neticesinde oluşturulan regresyon denkleminin çok yüksek performans sergilemesi beklenmemiştir. Çünkü bu çalışma lokal bir çalışma olup yöntemsel açıdan yenilikçidir.

Tablo 3. İllere göre yıllık tahminlerin istatistiksel sonuçları
Table 3. Statistical results of annual estimation by province

İLLER	Hata	Yıl
Ankara	RMSE	0.1484
Trabzon	RMSE	0.1090
Amasya	RMSE	0.1146
Muş	RMSE	0.1288

Sonuçların neticesinde ülkemiz ölçekli çok noktadan veri setleri kullanılarak oluşturulacak olan denklem takımlarıyla tüm analizler için daha iyi sonuçların elde edileceği öngörülmüştür. Bu sayede başlangıçta fizibilite çalışması için kurulacak ölçüm sistemlerine ayrılacak maliyetin de düşürülmesi hedeflenmiştir. Bu çalışmanın ileride yapılacak geniş ölçekli regresyon yöntemlerinin kullanıldığı rüzgar hızı tahminlemesi konulu akademik araştırma ve incelemelere öncü olması beklenmektedir.

5. Kaynaklar

- Ambach, D., Schmid, W., 2017. A new high-dimensional time series approach for wind speed, wind direction and air pressure forecasting. *Energy* 135:833-850.
- Bayazıt, M., 1981. Hidrolojide İstatistik Yöntemler, İTÜ Matbaası, Gümüşsuyu, İstanbul.
- Bayazıt, M., Yeğen, O.B., 2005. Mühendisler İçin İstatistik, Birsen Yayınevi, İstanbul.
- Cadenas, E., Rivera, W., 2009. Short term wind speed forecasting in La Venta, Oaxaca, Mexico, using artificial neural networks. *Renew Energy* 34:274–8.
- Chang, G.W., Lu, H.J., Chang, Y.R., Lee, Y.D., 2017. An improved neural network-based approach for short-term wind speed and power forecast. *Renew Energy* 105:301–11.
- Da, L., Dongxiao, N., Hui, W., Leilei, F., 2014. Short-term wind speed forecasting using wavelet transform and support vector machines optimized by genetic algorithm. *Renew Energy* 62:592–7.
- Deane, J.P., Drayton, G., Ó Gallachóir, B.P., 2014. The impact of sub-hourly modelling in power systems with significant levels of renewable generation. *Appl Energy* 113:152–8.
- Erdem, E., Shi, J., 2011. ARMA based approaches for forecasting the tuple of wind speed and direction. *Appl. Energy* 88 (4):1405-1414.
- Gao, S., He, Y., Chen, H., 2009. Wind speed forecast for wind farms based on ARMAARCH model, in: 2009 International Conference on Sustainable Power Generation and Supply, IEEE, pp. 1-4.
- Global wind energy council (GWEC), Global wind statistic. URL <http://www.gwec.net>. (Erişim Tarihi: 12.10.2021).
- Guo Z.H., Jie W.J., Lu H.Y., Wang J.Z., 2011. A case study on a hybrid wind speed forecasting method using BP neural network. *Knowl-Based Syst* 24:1048–56.
- Hu, J., Wang, J., Ma, K., 2015. A hybrid technique for short-term wind speed prediction. *Energy* 81:563–74.
- Jiang, P., Li, C., 2018. Research and application of an innovative combined model based on a modified optimization algorithm for wind speed forecasting. *Measurement* 124:395-412.
- Kavasseri R.G., Krithika S., 2009. Day-ahead wind speed forecasting using f-ARIMA models. *Renew Energy* 34:1388–93.
- Kömürcü, M.İ., Özölçer, İ.H., Yüksek, Ö., Karasu, S., 2007. Determination of Bar Parameters Caused By Cross-Shore Sediment Movement. *Ocean Eng* 34 (5-6), 685-695.

- Lacal Arantegui, R., Jäger-Waldau, A., 2018. Photovoltaics and wind status in the European Union after the Paris Agreement. *Renew Sustain Energy Rev* 81:2460–71. <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.052>.
- Li, C., Xiao, Z., Xia, X., Zou, W., Zhang, C., 2018. A hybrid model based on synchronous optimisation for multi-step short-term wind speed forecasting. *Appl Energy* 215:131-44.
- Li G., Shi J., 2010. On comparing three artificial neural networks for wind speed forecasting. *Appl Energy* 87(7):2313–20.
- Liu, H., Mi, X-w., Li, Y-f., 2018. Wind speed forecasting method based on deep learning strategy using empirical wavelet transform, long short term memory neural network and Elman neural network. *Energy Convers Manage*.156: 498-514.
- Liu Q., Lei Q., Xu H., Yuan J., 2018. China's energy revolution strategy into 2030. *Resour Conserv Recycl*;128:78–89. <http://dx.doi.org/10.1016/j.resconrec.2017.09.028>.
- Liye, X., Wei, S., Yu, M., Jing, M., Congjun, J., 2017. Research and application of a hybrid wavelet neural network model with the improved cuckoo search algorithm for electrical power system forecasting. *Appl Energy* 198:203–22.
- Lydia, M., Kumar, S.S., Selvakumar, A.I., Kumar, G.E.P., 2016. Linear and nonlinear autoregressive models for short-term wind speed forecasting. *Energy Convers Manage*. 112:115–24.
- Meng, A., Ge, J., Yin, H., Chen, S., 2016. Wind speed forecasting based on wavelet packet decomposition and artificial neural networks trained by crisscross optimization algorithm. *Energy Convers Manage* 114:75–88.
- Naik, J., Satapathy, P., Dash, P.K., 2018. Short-term wind speed and wind power prediction using hybrid empirical mode decomposition and kernel ridge regression. *Appl Soft Comput* 70:1167-1188.
- Ping, J., Feng, L., Yiliao, S., 2017. A hybrid forecasting model based on date-framework strategy and improved feature selection technology for short-term load forecasting. *Energy* 119:694–709.
- Ramasamy, P., Chandel, S.S., Yadav, A.K., 2015. Wind speed prediction in the mountainous region of India using an artificial neural network model. *Renew Energy* 80:338–47.
- Ren, C., An, N., Wang, J., Li, L., Hu, B., 2014. Shang D. Optimal parameters selection for BP neural network based on particle swarm optimization: a case study of wind speed forecasting. *Knowl Based Syst* 56:226-39.
- Schlink, U., Tetzlaff, G., 1998. Wind speed forecasting from 1 to 30 minutes. *Theor Appl Ckinatol* 60:191–8.
- Version, D., 2011. *The State-of-the-art in Short-term Prediction of Wind Power*.
- Vural, A., 2007. *Aykırı Değerlerin Regresyon modellerine Etkileri ve Sağlam Kestiriciler*. Marmara Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, (Yüksek Lisans Tezi), İstanbul.
- Wang, J., Qin, S., Zhou, Q., Jiang, H., 2015. Medium-term wind speeds forecasting utilizing hybrid models for three different sites in Xinjiang, China. *Renew. Energy* 76:91-101.
- Wang, S., Zhang, N., Wu, L., Wang, Y., 2016. Wind speed forecasting based on the hybrid ensemble empirical mode decomposition and GA-BP neural network method. *Renew Energy* 94:629-36.
- Xiao, L.Y., Qian, F., Shao, W., 2017. Multi-step wind speed forecasting based on a hybrid forecasting architecture and an improved bat algorithm. *Energy Convers Manage* 143:410–30.
- Yavuz, S., Deveci, M., 2013. İstatiksel Normalizasyon Tekniklerinin Yapay Sinir Ağı Performansına Etkisi. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi* (40), 167-187.
- Yu, C., Li, Y., Zhang, M., 2017. An improved wavelet transform using singular spectrum analysis for wind speed forecasting based on Elman Neural Network. *Energy Convers Manage* 148:895–904.