

Investigation of wind energy potential of different provinces found in Turkey and establishment of predictive model using support vector machine regression with the obtained results

Mehmet Daş<sup>1\*</sup>, Nilay Balpetek<sup>2</sup>, Ebru Kavak Akpınar<sup>2</sup>, Sinan Akpınar<sup>3</sup>

- Department of Electrical and Energy, İliç Dursun Yıldırım V.H.S, Erzincan Binali Yıldırım University, Ilic, Erzincan, 24700, Turkey
- <sup>2</sup>Department of Mechanical Engineering, Fırat University, Faculty of Engineering, Elazig, 23000, Turkey
- <sup>3</sup>Department of Physics, Faculty of Science, Fırat University, Elazig, 23700, Turkey

#### **Highlights:**

- Wind Energy potential
- Weibull distribution
- Support vector machine

# **Graphical/Tabular Abstract**

In this study, wind energy potential of Sinop and Adıyaman provinces in different regions of Turkey were analyzed statistically, based on the hourly measured data by Directorate of State Meteorological Station in 2008-2017 years. Wind energy potential was determined by a distribution function. A predictive model has been obtained for the computed wind power values using an artificial intelligence method. The process diagram of study was shown in Figure A.

### **Keywords:**

- Wing Energy
- · Weibull distribution
- Support vector machine
- Regression

#### **Article Info:**

Research Article Received: 10.06.2018 Accepted: 18.05.2019 by the Directorate of State Meteorological Station. Calculation of wind power values by optimizing the received data with Weibull cumulative distribution function. Modelling of the obtained wind power values with support vector machine (SVM).

Obtaining hourly wind speed data

Obtaining predictive models with polynomial kernel, normalized polynomial kernel, radial based function (RBF) kernel and Pearson VII (PUK) kernel models in DVM regression. Error analysis of predictive models.

Similarity of Calculated wind power data and data estimated by SVM. According to the results of error analysis, the polynomial kernel with the least error, wind power values with the best accuracy estimate.

Figure A. Modelling process of wind power data

#### DOI

10.17341/gazimmfd.432590

**Purpose:** The aim of this study was to determine the wind energy potential using the Weibull distribution of cities in different regions of Turkey and the calculated values of wind power to achieve a predictive model using support vector machine (SVM) regression.

# **Correspondence:**

Author: Mehmet Daş e-mail:

mdas@erzincan.edu.tr phone: +90 446 711 2100-

38014

#### Theory and Methods:

In this study, 2008 - 2017, the hourly wind speed data based on measured wind energy potential of cities in different regions of Turkey were analyzed statistically. The hourly wind data for the years 2008 and 2017 were obtained from the General Directorate of Meteorology. The Weibull distribution was used to investigate the wind energy potential of selected cities. An estimated model was obtained by SVM regression using Matlab 2016a software for the calculated wind power values. Mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), relative absolute error (RAE), and root relative square error (RRSE) error analyzes were performed for SVM regression estimates.

#### **Results:**

The wind energy potential of the city of Adiyaman is not encouraging because the month and annual average of wind speed is lower than 2 m/s. But The potential of wind energy is promising, since the monthly and annual wind speed average of Sinop is over 2 m/s. The kernel, which best predicts wind power values, is the polynomial kernel according to the results of error analysis.

#### **Conclusion:**

With the Weibull distribution function used in this study, the wind energy potential in different regions can be determined, and a predictive model can be formed by using the SVM regression for the obtained wind power values. With this model obtained, wind power values can be estimated by entering certain parameters.



Türkiye'de bulunan farklı illerin rüzgâr enerjisi potansiyelinin incelenmesi ve sonuçların destek vektör makinesi regresyon ile tahminsel modelinin olusturulması

Mehmet Daş<sup>1</sup>\*, Nilay Balpetek<sup>2</sup>, Ebru Kavak Akpınar<sup>2</sup>, Sinan Akpınar<sup>3</sup>

<sup>1</sup>Fırat Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Makine Mühendisliği Bölümü, 23000, Elazığ, Türkiye

<sup>2</sup>Erzincan Binali Yıldırım Üniversitesi, İlic Dursun Yıldırım Meslek Yüksek Okulu, Elektrik ve Enerji Bölümü, 24700, İlic, Erzincan, Türkiye <sup>3</sup>Fırat Üniversitesi, Fen Fakültesi, Fizik Bölümü, 23700, Elazığ, Türkiye

#### ÖNEÇIKANLAR

- Rüzgâr enerjisi potansiyeli
- Weibull dağılımı
- Destek vektör makinesi

#### Makale Bilgileri

Arastırma Makalesi Gelis: 10.06.2018 Kabul: 18.05.2019

#### DOI:

10.17341/gazimmfd.432590

### Anahtar Kelimeler:

Rüzgâr enerjisi, weibull dağılımı, destek vektör makinesi, regresyon

### ÖZET

Bu çalışmada, Türkiye'nin farklı bölgelerindeki Sinop ve Adıyaman illerinin rüzgâr enerjisi potansiyeli, 2008-2017 yıllarında Devlet Meteoroloji İstasyon Müdürlüğü tarafından ölçülen verilere dayanarak istatistiksel olarak analiz edilmiştir. İstatiksel analiz sırasında, ortalama rüzgâr hızı, rüzgâr hızının standart sapması, maksimum rüzgâr hızı ve rüzgâr gücü yoğunluğu belirlenmiştir. Rüzgâr hızının dağılımı ve rüzgâr güç yoğunluğunun belirlenmesinde Weibull dağılım fonksiyonu kullanılmıştır. Çalışma sonucu elde edilen güc yoğunluğu değerleri için destek vektör makinesi (DVM) regresyonu ile tahminsel model oluşturulmuştur. DVM regresyonunda polinom kernel, normalize polinom kernel, radyal tabanlı fonksiyon (RBF) kernel ve pearson VII (PUK) kernel modelleri kullanılmıştır. DVM regresyonu tahminleri için ortalama mutlak hata (MAE), kök ortalama karesel hata (RMSE), bağıl mutlak hata (RAE) ve kök bağıl karesel hata (RRSE) hata analizleri yapılmıştır. DVM regresyonu kullanılarak 4 farklı kernel fonksiyonu ile oluşturulan rüzgâr güç yoğunluğu tahminsel modellerin içinde en iyi tahminin polinom kernele ait olduğu gösterilmiştir.

Investigation of wind energy potential of different provinces found in Turkey and establishment of predictive model using support vector machine regression with the obtained results

#### HIGHLIGHTS

- Wind energy potential
- Weibull distribution
- Support vector machine

#### Article Info

Research Article Received: 10.06.2018 Accepted: 18.05.2019

10.17341/gazimmfd.432590

#### Keywords:

Wind energy, weibull distribution, support vector machine, regression

#### **ABSTRACT**

In this study, wind energy potential of Sinop and Adıyaman provinces in different regions of Turkey were analyzed statistically, based on the hourly measured data by Directorate of State Meteorological Station in 2008-2017 years. During the statistical analysis, average wind speed, standard deviation of wind speed, maximum wind speed and wind power density were determined. The Weibull distribution function was used to the distribution of wind speed and determination of wind power intensity. For the power density values obtained as a result of the study, a predictive model was established with the support vector machine (SVM) regression. Polynomial kernel, normalized polynomial kernel, radial basis function (RBF) kernel and Pearson universal kernel VII (PUK) models were used in SVM regression. Mean absolute error (MAE), root mean square error (RMSE), relative absolute error (RAE), and root relative square error (RRSE) error analyzes were performed for SVM regression estimates. The best estimation of wind power density predictive models generated by 4 different kernel functions using SVM regression was shown to belong to the polynomial kernel.

2204

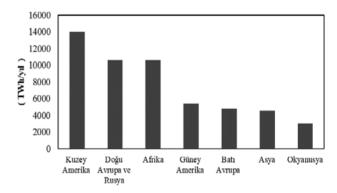
<sup>\*</sup>Sorumlu Yazar/Corresponding Author: nilaybakpetek@gmail.com.tr, mdas@erzincan.edu.tr, ebruakpinar@firat.edu.tr, sakpinar@firat.edu.tr / Tel: +90 446 711 2100 / 38014

# 1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

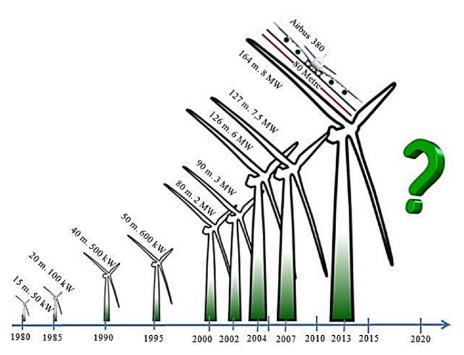
Enerji, ülkelerin gelişmişlik düzeylerini belirleyen en önemli etkenlerden biridir. Ayrıca enerji, sanayi kullanımında olduğu kadar insanların günlük ihtiyaçlarını karşılamaları adına da önemlidir. Enerii: kömür, petrol, doğalgaz vb. gibi fosil kökenli kaynaklardan ya da güneş, rüzgâr, su vb. gibi venilenebilir enerji kavnaklarından üretilebilir [1]. Ancak. kavnakları giderek tükenen fosil kökenli vakıtların gün geçtikçe pahalı hale gelmesi, çevreye zarar vermesi ve yakın gelecekte tükenecek olması, buna karşın ihtiyaç duyulan enerjinin günden güne artması ucuz, temiz ve yenilenebilir enerji kaynaklarına olan ilgiyi her geçen gün artırmaktadır [2]. İthal edilen fosil yakıtlar, Ülkemizin kendi kendine veterliliğine önemli bir engel teskil etmektedir. Bununla birlikte, Türkiye kendi kendine yeterliliğini, yenilenebilir enerji kaynakları potansiyelin daha etkin kullanarak artırabilir. Yapılan çalısmalara göre, Türkiye'nin elektrik üretiminde kendi kendine veterlilik oranı, 1980'de %77'den 2014'te %37've gerilemistir. Bu değisimin baslıca nedenleri. yüksek enerji talebi, ithal doğal gaz ve taş kömüre olan bağımlılığın artması ve yenilenebilir enerji kaynaklarının düşük kullanımıdır [3].

Yenilenebilir enerji kaynakları arasında önemli yeri olan rüzgâr enerjisi, dünyada yaklaşık 80 ülkenin elektrik üretiminden faydalandığı ve son zamanlarda ülkemizde de hızlı bir gelişim gösteren alternatif bir enerji türüdür. Günümüzde elektrik enerjisi elde etmek için modern rüzgâr türbinleri tasarlanmaktadır. Dünya genelinde çeşitli boyut ve kapasitelere sahip rüzgâr türbinleri kullanılmaktadır. Teknolojinin gelişmesi ve maliyetlerin düşmesiyle beraber enerji taleplerinin daha az sayıda türbin ile karşılanabilmesi

için daha büyük ve daha yüksek kapasitelere sahip rüzgâr türbinleri geliştirilmektedir. Şekil 1'de modern rüzgâr türbinlerinin özellikle son on bes vılda hızla gelistiği ve günümüzde tek bir kanadı bile Airbus 380 yolcu uçağından daha uzun (80 m.) olan ticari türbinlerin üretildiği görülebilir [4]. Dünya rüzgâr enerii potansiyelini belirleyebilmek amacıyla Uluslararası Enerji Ajansı (UEA) tarafından çesitli araştırmalar yapılmıştır. Bu araştırmalarda, 5,1 m/s üzerinde rüzgâr kapasitesine sahip bölgelerin, uygulamaya dönük toplumsal kısıtlar nedeni ile %4'ünün kullanılacağı öngörüsüne dayanarak, dünya teknik rüzgâr potansiyeli 53000 TWh/yıl olarak hesaplanmıstır. Dünya'nın rüzgâr enerji potansiyeli Şekil 2'de gösterilmiştir. Rüzgâr enerji potansiyeli yüksek olan bölgeler sırasıyla; Kuzey Amerika (14000 TWh/yıl), Doğu Avrupa ve Rusya (10600 TWh/yıl), Afrika (10600 TWh/yıl), Güney Amerika (5400 TWh/yıl), Batı Avrupa (4800 TWh/yıl), Asya (4600 TWh/yıl) ve Okyanusya (3000 TWh/yıl) dır [5].



**Şekil 2**. Dünya'nın rüzgâr enerji potansiyeli [5] (The world's wind energy potential)



**Şekil 1.** Rüzgâr türbinlerinin yıllara göre gelişimi (Rotor çapları (m) ve kapasiteleri (kW-MW) [3] (Development of wind turbines according to years. (Rotor diameters (m) and capacities (kW-(MW)

Ülkemizde rüzgâr enerjisiyle ilgili çalışmaların başlangıç tarihi çok eskilere dayanmamaktadır. Bu konudaki çalışmaları ilk başlatan kurum 1980'li yılların ortalarında Elektrik İşleri Etüt İdaresi olmuştur. Elektrik İşleri Etüt İdaresi tarafından hazırlanan Türkiye atlasına göre rüzgâr hızları; Marmara, Batı Karadeniz ve Doğu Akdeniz kıyılarında 6,0 – 7,0 m/s, iç kesimlerinde ise 5,5 – 6,5 m/s arasında, Batı Akdeniz kıyılarında 5,0 – 6,0 m/s, iç kesimlerinde ise 4,5 – 5,5 m/s arasında, Ege kıyılarında 7,0 – 8,5 m/s, iç kesimlerinde ise 6,5 – 7,0 m/s arasında olduğu tespit edilmiştir [6].

Ülkemizde, rüzgâr enerjisi santrallerinin maliyet ve etkinlik açısından incelemek için çeşitli çalışmalar yapılmıştır. Onur ve Kılavuz, rüzgâr enerjisinin elektrik enerji ihtiyacını karşılanması adına güvenilir bir kaynak olduğunu ancak, yatırım risklerinden dolayı rüzgâr enerjisi kullanımının sınırlı kalmakta olduğunu belirtmişlerdir. Rüzgar enerjisi vatırımlarını değerlendirmek için Monte Carlo simülasyon temelli bir metodoloji önermislerdir. Önerilen modelin uvgulanabilirliğini göstermek için Türkive'deki bir rüzgar türbini yatırımını incelemislerdir[7]. Ertürk, yenilenebilir enerji yasasının 2005 yılında, yerel yenilenebilir kaynakların kullanımını tesvik etmek amacıvla vürürlüğe girdiğini belirtmiştir. Bu amaçla yapılan düzenlemelerin ve teşviklerin kara rüzgâr enerjisi potansiyelinin kullanılmasına yardımcı olup olmayacağını anlamak için Türkiye'nin karada rüzgâr enerjisi potansiyelini incelemiştir. Sonuç olarak, Türkiye'nin yaklaşık 13 GW olan bir kara rüzgâr enerjisi potansiyelinin olduğunu ve rüzgâr hızının 7,5 m/s veya daha yüksek olduğu tespit etmiştir. 100 GW'den az rüzgâr kapasitesine sahip durumlarda rüzgâr enerjisi santrallerinin ekonomik olarak kullanılamayacağını belirtmiştir. 100 GW'den az rüzgâr enerjisi kapasitesine sahip yerlerde rüzgâr enerjisi santrallerinin mevcut besleme tarifesi ile karlı bir sekilde kullanıla bilineceğini ifade etmiştir [8].

Bölgesel rüzgâr rejimlerinin önceden tahmin edilebilmesi için çeşitli istatistiksel dağılımlar kullanılmaktadır. Literatürde yapılan çalışmalarda rüzgâr hızı frekans dağılımı Gamma, log normal, Rayleigh gibi farklı dağılımlar kullanılarak gösterilmektedir. Buna karşılık son yıllarda iki parametreli Weibull dağılımı ve bir parametreli Rayleigh dağılımı dünyanın birçok bölgesinin rüzgâr dağılımını temsil etmek için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntemlerin kullanılma nedeni, rüzgâr dağılımına çok iyi uymaları, dağılımlarının esnek bir yapıya sahip olmaları, parametrelerinin belirlenmesindeki kolaylık, parametre sayısının az olması, parametrelerin bir yükseklik için belirlenmesinin ardından farklı yükseklikler için tahmin edilebilmesi gibi faktörlerdir [9]. Weibull ve Rayleigh dağılımlarının hata analizleri R2, RMSE ve χ2 olarak ele alınır. Temsil yetenekleri Anderson-Darling, Kolmogorov-Smirnov testleri ile dağılımlarının güç yoğunlukları ve ortalama hızları çeşitli şekillerde incelenmektedir [10–12].

Türkiye'de Weibull dağılımını kullanarak rüzgâr enerjisi potansiyeli üzerinde birçok araştırma yapılmıştır. Caglar [13], Antalya ili için ortalama rüzgâr hızı ve rüzgâr gücü

potansiyelini Weibull dağılımı kullanılarak Antalya-Elmalı Bölge Meteoroloji İstasyonu'ndan alınan 2016-2017 yılları arasındaki rüzgâr hızı verileri yardımıyla belirlemiştir. Akyüz ve Gamgam [14], 2012-2016 yılları arasında Bitlis'te ortalama rüzgâr hızı verilerini analiz etmiştirler. Bu yıllar için ortalama rüzgâr hızı tahminlerini; Weibull, Gamma ve Lognormal dağılımlarını kullanarak elde etmistirler. Kurban ve ark. [15], Weibull dağılımı kullanarak Eskişehir bölgesinin rüzgâr enerji potansiyelinin belirlenmesi için bir ön çalısma yapmıstırlar. Kaplan [16], Osmaniye bölgesinde 2013 yılında bir yıl süre ile ölçülen rüzgâr hızlarını kullanılarak, rüzgâr hızlarının esme saatlerinin Weibull ve Rayleigh dağılım fonksiyonu ile uyumunu arastırmıştırlar. Gülersoy ve Çetin [17] çalışmalarında 2008 – 2009 yılları arasında saatlik olarak ölçülen rüzgâr hızı verilerine dayanarak, Menemen'deki rüzgâr enerjisi potansiyelini Weibull dağılımı kullanarak analiz etmiştirler.

Türkiye dısında Weibull dağılımı ile rüzgâr enerjisinin karakteristiklerini belirlemek konusu hakkında birçok calısma yapılmıştır. Ashrafi ve ark. [18], çalısmalarında İran'da hidrojen üretmek için rüzgâr enerjisi kullanımını araştırmıştırlar. Çalışmalarında İran ülkesini beş ana bölgeye ayırmıştırlar. Rüzgâr gücü yoğunluğu için Weibull dağılımında 80m ve 100m yükseklikten alınan rüzgâr hızı ölçümlerini kullanmışlardır. Shu ve ark. [19] çalışmalarında, Hong Kong'da üç adadaki üç meteoroloji istasyonundan gelen 6 yıllık (2005-2010) rüzgâr gözlemlerine dayanarak, Hong Kong'u çevreleyen açık deniz bölgelerindeki rüzgâr karakteristiklerinin ve rüzgâr enerjisi potansiyelinin istatistiksel bir değerlendirmesini yapmıştırlar. Offshore potansiyelinin değerlendirilmesini enerjisi kolaylaştırmak adına Weibull dağılımı fonksiyonunu kullanmışlardır. Usta [20], rüzgâr enerjisi potansiyelinin değerlendirilmesinde kullanılan Weibull alternatif olarak yenilikçi bir yöntem olan PWMBP (güç yoğunluğu yöntemine dayanan olasılık ağırlıklı momentler) yöntemini geliştirmiştir. Mohammadi ve ark. [21], Kanada'nın Alberta eyaletindeki dört farklı istasyonda rüzgâr gücü yoğunluğunun hesaplanması için Weibull dağılımını kullanmışlardır. Tam bir analiz sağlamak değerlendirmeleri hem günlük hem de aylık ölçeklerde yapmışlardır.

Bu çalışmanın amacı Weibull dağılımı kullanarak Türkiye'de farklı bölgelerde bulunan illerin rüzgâr enerji potansiyelini belirlemek ve DVM regresyonu kullanarak tahminsel bir model elde etmektir. 2008–2017 yılları arasındaki rüzgâr hızı verileri Türkiye Meteoroloji Genel Müdürlüğünden alınmıştır. DVM regresyonu için; Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu değerleri, Weibull kümülatif dağılım fonksiyonu değerleri, ortalama rüzgâr hızı değerleri, rüzgâr hızının standart sapması değerleri, maksimum rüzgâr hızı değerleri ve rüzgâr gücü yoğunluğu değerleri kullanılmıştır. Rüzgâr gücü yoğunluğu tahmini için DVM regresyonu ile tahminsel bir model oluşturulmuştur. Elde edilen modelin performansını değerlendirmek için ortalama mutlak hata (MAE), kök ortalama karesel hata (RMSE), bağıl mutlak hata (RAE) ve kök bağıl karesel hata (RRSE)

analizleri yapılmıştır. Literatürde, Weibull dağılımı ile rüzgâr enerjisi potansiyeli hesaplamaları hakkında yeterince çalışma bulunmaktadır. Fakat Weibull dağılımı ile elde edilen rüzgâr enerjisi potansiyeli değerleri için bir hesapsal zekâ yöntemi kullanılarak tahminsel model elde etme adına yeterince çalışma bulunmamaktadır. Çalışmamız sonucunda elde edilecek tahminsel model ile farklı yıllardaki rüzgâr enerjisi potansiyeli değerlerinin tahmin edilebileceği beklenmektedir.

# 2. DENEYSEL METOT (EXPERIMENTAL METHOD)

# 2.1. Rüzgâr Hızı Verilerinin Analizi (Analysis of Wind Speed Data)

Rüzgâr gözlem istasyonlarından belli bir yükseklikten alınan rüzgâr hızı verilerinin frekans dağılımları elde edilerek veri analizi yapılmaktadır. Bu frekans dağılımı yardımıyla hangi rüzgâr hızı değerlerinin sık gözlendiği belirlenebilir. Rüzgâr türbinleri seçilirken bu tür dağılımlardan yararlanılmaktadır. Rüzgâr hızı verilerinin standart sapması 0 ile 3 m/s arasında olması gerekmektedir. Herhangi bir alandaki standart sapmanın küçük olması demek o alandaki rüzgâr rejiminin son derece düzenli olması anlamına gelmektedir [22].

### 2.2. Sistem Analizi (System Analysis)

Rüzgâr hızının dağılımın belirlenmesinde kullanılan pek çok dağılım bulunmaktadır. İki parametreli Weibull ve Weibull'un şekil parametresinin 2 olduğu durum olan Rayleigh dağılımları en yaygın kullanılan dağılımlardır. Rayleigh dağılımı tek parametreli olduğu için Weibull'a göre daha az esnektir; ancak parametrelerinin hesaplanması daha kolaydır. Yıllık ortalama rüzgâr hızının 4,5'den büyük olduğu durumda, rüzgâr hızı dağılımının Rayleigh dağılımına yaklaştığı bilinmektedir [22].

Rüzgâr hızı için iki parametreli Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonunun genel ifadesi Eş. 1 ile ifade edilir [22].

$$f_{w}(v) = (\frac{k}{c})(\frac{v}{c})^{k-1} \exp(-(\frac{v}{c})^{k})$$
 (1)

Weibull dağılımının ölçek parametresi olan c, aynı zamanda rüzgâr verilerinde referans bir değere sahiptir.

Weibull kümülatif dağılım fonksiyonu,

$$F_{w}(v) = 1 - \exp(-(\frac{v}{c})k)$$
 (2)

Eş. 2 ile belirlenmektedir [23]. Weibull kümülatif dağılım fonksiyonu, rüzgar hızının belli bir v değerinden küçük ya da eşit gerçekleşme olasılığını vermektedir.

Ortalama rüzgâr hızı ve rüzgâr hızının standart sapması, sırasıyla Eş. 3 ve Eş. 4 kullanılarak hesaplanmaktadır [23].

$$v_m = c\Gamma(1 + \frac{1}{k})\tag{3}$$

$$\sigma = \sqrt{c^2 \left[ \Gamma \left( 1 + \frac{2}{k} \right) - \Gamma^2 \left( 1 + \frac{1}{k} \right) \right]}$$
 (4)

Weibull dağılımına dayanarak, en büyük sıklığa sahip rüzgâr hızı Eş. 5 ile hesaplanmaktadır [23].

$$V_{\text{mod}} = c(1 - \frac{1}{k})1/k \tag{5}$$

Maksimum rüzgâr hızı şu Eş. 6 yardımı ile hesaplanmaktadır [23].

$$V_{\max E} = c(\frac{k+2}{k})1/k \tag{6}$$

Weibull dağılımı için ortalama güç yoğunluğu Eş. 7'den aşağıdaki gibi elde edilmektedir [24].

$$P_{w} = \frac{1}{2} \rho c^{3} \Gamma (1 + \frac{3}{k}) \tag{7}$$

# 2.3. Destek Vektör Makinesi Regresyon (Support Vector Machine Regression)

Destek Vektör Makinesi (DVM) sınıflandırma ve regresyon için mükemmel bir kernel-tabanlı araçtır [25]. Bu öğrenme stratejisi Vapnik tarafından geliştirilmiş ve makineli öğrenme algoritmalarında ilkelere dayalı ve çok güçlü bir yöntemdir [26]. Destek vektör makinelerinin regresyon problemlerinin çözümünde kullanılmasına ilişkin kapsamlı bir çalışma Smola ve Schölkopf tarafından yapılmıştır [27].

DVM regresyonda eğitim örnekleri  $[(xi-yi)]_{i=1}^N=1$  şeklinde verilmektedir ve regresyon problemlerinde yanıt değişkeni  $yi\in\{+1,-1\}$  yerine  $yi\in\mathbb{R}$  şeklinde tanımlanmaktadır.

# 2.3.1. Doğrusal destek vektör regresyon (Linear support vector regression)

 $\varepsilon$ -duyarsız ( $\varepsilon$ -insensitive) destek vektör regresyonda ( $\varepsilon$ -DVR) amaç tüm eğitim verisi için gerçek yanıt değişkeni  $y_i$ 'lerden maksimum  $\varepsilon$  sapmaya sahip olan olası en düz f(x) fonksiyonunu bulmaktır. Diğer bir deyişle hatalar  $\varepsilon$ 'dan küçük olduğu sürece önemsenmeyecek, ancak bu değerden daha büyük bir sapma kabul edilmeyecektir [25-26].

İlk olarak doğrusal durum ele alınsın. f fonksiyonu aşağıda Eş. 8 ile ifade edilmektedir [28].

$$f(\mathbf{x}) = \mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b \ \mathbf{w} \in \mathbb{R}^D, \ b \in \mathbb{R}$$
(8)

Eş. 8 ile verilen fonksiyonun düz olması  $\boldsymbol{w}$ 'nin küçük olması anlamına gelmektedir. Bunu sağlamanın bir yolu  $\|\boldsymbol{w}\|^2$  normunu minimize etmektir.

Konveks optimizasyon problemi Eş. 9 ile ifade edilir [29].

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 \ y_i - (\mathbf{w}.\mathbf{x}_i + b) \le \varepsilon \ (\mathbf{w}.\mathbf{x}_i + b) - y_i \le \varepsilon$$
 (9)

Yukarıdaki ifadelerden görüldüğü üzere  $\boldsymbol{w}$  ağırlıkları  $\boldsymbol{x}_i$  örneklerinin doğrusal kombinasyonu şeklinde yazılabilmektedir. Böylece destek vektörler ile temsil edilen fonksiyonun kompleksliği girdi örneklerinin boyutundan bağımsız olacak ve sadece destek vektörlerin sayısına bağlı olacaktır. Şu noktaya da dikkat çekmek gerekir ki model  $\boldsymbol{x}_i$  örneklerinin çarpımları şeklinde ifade edilebilmektedir.

# 2.3.2. Doğrusal olmayan destek vektör regresyon (Nonlinear support vector regression)

Destek vektör regresyonun doğrusal olmayan duruma genelleştirilmesi için xi örnekleri  $\Phi: \mathbb{R}D \mapsto \mathcal{H}$  fonksiyonu yardımı ile özellik uzayına haritalanmaktadır. Destek vektör algoritmaları sadece xi örneklerinin iç çarpımlarına bağlı olduğundan  $\Phi$  fonksiyonunu bilmemize gerek kalmadan  $k(xi,xj)=\Phi(xi).\Phi(xj)$  fonksiyonunu hesaplamak yeterli olacaktır. Doğrusal olmayan durumlarda destek vektör regresyon için uygulanan optimizasyon denklemi Eş. 10'da belirtilmiştir. [27]:

$$\max \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} (\alpha_{i}^{+} - \alpha_{i}^{-})(\alpha_{j}^{+} - \alpha_{j}^{-}) k(x_{i} \cdot x_{j}) - \varepsilon \sum_{i=1}^{N} (\alpha_{i}^{+} - \alpha_{i}^{-}) - \sum_{i=1}^{N} yi(\alpha_{i}^{+} - \alpha_{i}^{-})$$

$$\sum_{i=1}^{N} (\alpha_{i}^{+} - \alpha_{i}^{-}) = 0 \quad 0 \le \alpha_{i}^{+} - \alpha_{i}^{-} \le c$$
(10)

Ağırlıklar ve tahmin fonksiyonu Eş. 11 ve Eş. 12'ye göre yazılır [27].

$$\mathbf{w} = \sum_{i=1}^{N} \left( \alpha_j^+ - \alpha_j^- \right) \phi(x_i) \tag{11}$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N} (\alpha_{j}^{+} - \alpha_{j}^{-}) k(x_{i}.x_{j}) + b$$
 (12)

Bu regresyonun doğrusal durumdan farkı **w** ağırlıklarının açık olarak elde edilmemesidir. Bununla birlikte doğrusal olmayan durumda optimizasyon denklemi girdi uzayında değil özellik uzayındaki en düz fonksiyonu bulmaktadır [30].

Destek vektör makineleri matematiksel olarak  $K(x_i,x_j)=\varphi(x).\varphi(x_J)$  şeklinde ifade edilen bir kernel fonksiyonu yardımıyla doğrusal olmayan dönüşümler yapılabilmekte ve bu şekilde verilerin yüksek boyutta doğrusal olarak ayrımına imkân sağlamaktadır. Sonuç olarak, kernel fonksiyonu kullanarak doğrusal olarak ayrılamayan iki sınıflı bir problemin çözümü ile ilgili karar kuralı Es. 13'deki gibi yazılabilir [31].

$$f(x) = sign\left(\sum_{i} a_{i} y_{i} \varphi(x) \varphi(x_{i}) + b\right)$$
(13)

# 2.4. Destek Vektör Makinesi Regresyonu ile Rüzgâr Gücü Tahminsel Modeli

(Wind Power Predictive Model with Support Vector Machine Regression)

Destek vektör makineleri (*DVM*) ile gerçekleştirilecek bir sınıflandırma işlemi için kullanılacak kernel fonksiyonu ve bu fonksiyona ait optimum parametrelerin belirlenmesi esastır. Literatürde kernel fonksiyonu olarak en sık kullanılan polinom, radyal tabanlı fonksiyon, Pearson VII (*PUK*) fonksiyonu ve normalleştirilmiş polinom kernelleri Tablo 1'de formülleri ve parametreleriyle birlikte sunulmuştur. Tablodan görüleceği üzere her kernel

**Tablo 1.** Destek vektör makinesinde kullanılan temel kernel fonksiyonları ve parametreleri (Basic kernel functions and parameters used in support vector machine)

Kernel Fonksyonu	Fomüller	Parametereler
Polinom Kerneli	$K(x,y) = ((x.y)+1)^{d}$	d: Polinom derecesi
Normalleştirilmiş Polinom Kerneli	$K(x, y) = \frac{((x.y) + 1)^{d}}{\sqrt{((x.y) + 1)^{d}((y.y) + 1)^{d}}}$	d: Polinom derecesi
RBF Kerneli	$K(x.y) = \frac{-\gamma \ (x-xi)\ ^2}{e}$	γ : Kernel Boyutu
Pearson Evrensel Kernel (PUK)	$K(x, y) = \frac{1}{\left[1 + \left(\frac{2.\sqrt{\ x - y\ ^2 \sqrt{2^{(1/\omega)} - 1}}}{\sigma}\right)^2\right]^{\omega}}$	ω, σ: Pearson genişliği parametreleri

fonksiyonu için bazı parametrelerin kullanıcı tarafından belirlenmesi gerekir. Bu çalışmada yıllara göre rüzgâr güç değerleri (Pw) tahminsel modeli için DVM regresyonu kullanılmıştır. Elde edilen modelin geçerliliğini belirlemek için, ortalama mutlak hata (MAE), kök ortalama karesel hata (RMSE), bağıl mutlak hata (RAE) ve kök bağıl karesel hata (RRSE) analizleri yapılmıştır. Hata analizleri Tablo 2'de gösterilmistir.

DVM regresyon için MATLAB 2016a yazılımı kullanılmıştır. DVM Regresyon modeli oluşturulurken doğrusal olmayan DVM regresyon kullanılmıştır. Kernel fonksiyonu olarak polinom kerneli, normalleştirilmiş polinom kerneli, radyal tabanlı fonksiyon (*RBF*) kerneli ve Pearson evrensel kerneli (*PUK*) seçilmiştir. DVM regresyonunda tahminsel model için 60 giriş verisi 10 çıkış verisi kullanılmıştır. Giriş verileri k, c, Vm, σ, Vmod ve Vmax olarak, çıkış verisi ise Pw olarak seçilmiştir. Verilerin %70'i ağı eğitmek için, %30'u test için kullanılmıştır. *DVM* regresyonu için kernel fonksiyonları arasında en az hata oranına sahip olan kernel seçilmiştir.

# 3. SONUÇLAR VE TARTIŞMALAR (RESULTS AND DISCUSSIONS)

Bu çalışmada, 2008 – 2017 yıllarında saatlik olarak ölçülen rüzgâr hızı verilerine dayanarak Sinop ve Adıyaman, illerinin rüzgâr enerjisi potansiyeli istatiksel olarak analiz edilmiştir. Saatlik olarak ölçülen 2008 ve 2017 yıllarına ait rüzgâr verileri Meteoroloji Genel Müdürlüğünden sağlanmıştır. Seçilen illerin rüzgâr enerjisi potansiyelinin araştırılmasında Weibull dağılımı kullanılmıştır. İncelenen illerin konumları, rakımı ve rakıma göre hesaplanan hava yoğunluğu değerleri Tablo 3'de verilmiştir [32-33].

Sinop ve Adıyaman illerinin rüzgar güç yoğunlukları için Weibull kümülatif dağılım fonksyonu kullanılmıştır. Aşağıda verilen Tablo 4 e Tablo 5'de rüzgâr enerjisi potensiyeli incelenen illerin Weibull dağılım parametleri verilmiştir. Tablo 4.'de Weibull dağılımında maksimum ortalama hız ( $V_{max}$ ) değerlerinin 4,48 – 5,46 m/s arasında olduğu ve ortalama güç yoğunluğu (P) değerlerinin 28,30 – 39,20 W/m² arasında olduğu gösterilmiştir.

<b>Tablo 2.</b> Hata Analizler	, Formülleri ve Parametreleri	(Error analysis, formulas and parameters)
--------------------------------	-------------------------------	---

Hata Analizi	Formülü	Parametreler	
	$ P_1-A_1 +\ldots\ldots+ P_n-A_n $	P: Tahmin Değeri	
MAE		A: Gerçek Değer	
	n	n: Toplam Hata Değeri	
	$(p_1, q_2)^2 \cdot (p_1, q_2)^2$	P: Tahmin Değeri	
RMSE	$\sqrt{(P_1 - A_1)^2 + \dots + (P_n - A_n)^2}$	A: Gerçek Değer	
	V n	n: Toplam Hata Değeri	
RAE	$ P_1 - A_1  + \dots +  P_n - A_n $	P: Tahmin Değeri	
	$\frac{ P_1 - A_1  + \dots +  P_n - A_n }{ A_1 - A'  + \dots +  A_n - A' }$	A: Gerçek Değer	
		A': Gerçek Değer Ortalaması	
RRSE	$(P_1 - A_1)^2 + (P_1 - A_1)^2$	P: Tahmin Değeri	
	$\sqrt{\frac{(P_1 - A_1)^2 + \dots + (P_n - A_n)^2}{( A_1 - A' )^2 + \dots + (A_n - A')^2}}$	A: Gerçek Değer	
	$( A_1 - A' )^2 + \dots + (A_n - A')^2$	A': Gerçek Değer Ort.	

**Tablo 3.** Sinop ve Adıyaman'a ait konum, rakım ve hava yoğunluğu değerleri (The altitude and air density values of Sinop and Adıyaman)

İller	Enlem - Boylam	Rakım (m)	Hava Yoğunluğu (kg/m³)
Sinop	42° 01′ N - 35° 11′ E	32	1,221
Adıyaman	38° 17′ N - 37° 46′ E	672	1,145

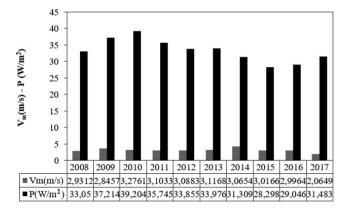
Tablo 4. Sinop ili icin Weibull dağılımı parametreleri (Weibull distribution parameters for Sinop)

Yıl	k	c(m/s)	$V_m(m/s)$	σ(m/s)	$V_{\text{mod}}(\text{m/s})$	$V_{\text{max}}(\text{m/s})$	$P_W(W/m^2)$
2008	1,7913	3,2953	2,9312	1,6924	2,0884	5,0079	33,0496
2009	1,5274	3,1589	2,8457	1,9002	1,5747	5,4641	37,2138
2010	2,0927	3,6988	3,2761	1,6441	2,7115	5,0963	39,2036
2011	1,9491	3,4998	3,1033	1,6603	2,4193	5,0278	35,7453
2012	2,0273	3,4855	3,0883	1,5947	2,4926	4,8898	33,8552
2013	2,0785	3,5187	3,1168	1,5737	2,5663	4,8666	33,9759
2014	2,1514	3,4613	3,0654	1,5006	2,5886	4,6982	31,3093
2015	2,2873	3,4052	3,0166	1,3978	2,6485	4,4815	28,2981
2016	2,1675	3,3834	2,9964	1,4570	2,5432	4,5744	29,0460
2017	2,1371	3,4607	2,0649	1,5094	2,5760	4,71405	31,4826

Yıl	k	c(m/s)	V <sub>m</sub> (m/s)	σ(m/s)	V <sub>mod</sub> (m/s)	V <sub>max</sub> (m/s)	$P_W(W/m^2)$
2008	1,9807	2,1202	1,8793	0,9909	1,4867	3,0159	7,2455
2009	1,8653	2,0378	1,8095	1,0072	1,3500	3,0117	6,8904
2010	1,8148	2,0198	1,7955	1,0246	1,2992	3,0416	6,9432
2011	1,8197	1,9977	1,7756	1,0107	1,2888	3,0026	6,6946
2012	2,1428	2,0749	1,8376	0,9028	1,5473	2,8224	6,2806
2013	1,8700	1,9130	1,6984	0,9433	1,2705	2,8225	5,6830
2014	2,1705	1,9573	1,7334	0,8419	1,4726	2,6444	5,2113
2015	1,9591	1,9008	1,6852	0,8974	1,3201	2,7220	5,2836
2016	1,9780	1,8481	1,6382	0,8649	1,2944	2,6311	4,8057
2017	2,1826	1,5819	1,4009	0,6770	1,1946	2,1310	2,7377

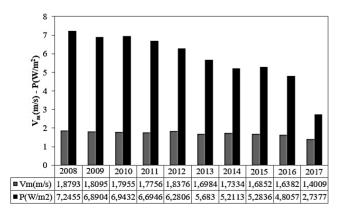
Tablo 5. Adıyaman ili için Weibull dağılımı parametreleri (Weibull distribution parameters for Adıyaman)

Tablo 5 'de Weibull dağılımında maksimum ortalama hız  $(V_{max})$  değerlerinin 2,13 – 3,04 m/s arasında olduğu ve ortalama güç yoğunluğu (P) değerlerinin 2,74 - 7,25 W/m² arasında olduğu görülmektedir. Aşağıdaki Şekil 3 ve Şekil 4'de Sinop ve Adıyaman için Weibull dağılımına göre rüzgâr güç yoğunluğu ile ortalama rüzgâr hızının yıllara göre değişimi gösterilmiştir.



Şekil 3. Sinop'taki Rüzgâr Güç Yoğunlukları Ve Ortalama Rüzgâr Hızları

(Wind power densities and average wind speeds in Sinop)

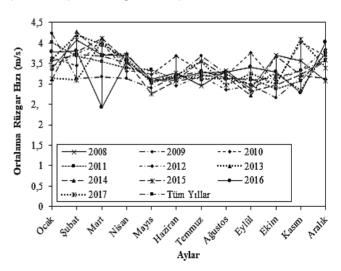


Şekil 4. Adıyaman'daki Rüzgâr Güç Yoğunlukları Ve Ortalama Rüzgâr Hızları

(Wind power densities and average wind speeds in Adıyaman)

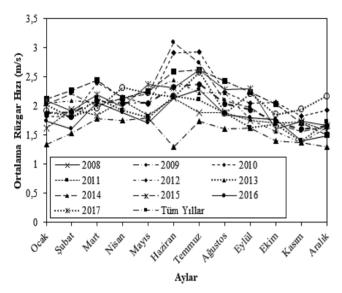
Şekil 3'e göre Sinop için uygulanan Weibull dağılımına göre en yüksek güç yoğunluğu 2010 yılında 39,20 W/m², en düşük güç yoğunluğu 2015 yılında 28,30 W/m² olarak bulunmuştur. Şekil 4 'te Adıyaman için uygulanan Weibull dağılımına göre en yüksek güç yoğunluğu 2008 yılında 7,25 W/m², en düşük güç yoğunluğu 2017 yılında 2,74 W/m² olduğu gösterilmiştir. Sinop ve Adıyaman illerine ait on vıllık verive göre hesaplanan ortalama rüzgâr hızı değerlerinin aylara göre değişimi her bir yıl için Şekil 5ve Şekil 6'da gösterilmiştir.

Şekil 5 'e göre rüzgâr hızı en düşük 2016 yılının Mart ayında 2,85 m/s, en yüksek ise 2014 yılının Şubat ayında 4,28 m/s olarak elde edilmiştir. Şekil 6'da rüzgâr hızı en düşük 2014 yılının Haziran ayında 1,34 m/s, en yüksek ise 2009 yılının Haziran ayında 3,09 m/s olarak elde edilmiştir. Türkiye'nin farklı bölgelerinden seçilen Sinop ve Adıyaman illerine ait hesaplanan yıllık rüzgâr gücü (Pw) değerleri için destek vektör makinesi (DVM) regresyonu kullanılarak tahminsel modeller elde edilmistir. DVM regresvon kullanılarak dört farklı kernel modeli ile elde edilen tahminsel  $P_w$  değerleri Sekil 7 ve Sekil 8'de gösterilmistir.



Şekil 5. Sinop için aylara göre ortalama rüzgâr hızları (Average wind speeds for Sinop compared to months)

Şekil 7'de Sinop ili için Eşitlik (10) ile hesaplanan 10 yıllık (2008-2017) rüzgâr gücü değerleri ile *DVM* regresyonu sonucu tahmin edilen 10 yıllık rüzgâr gücü değerlerinin birbirlerine yakınlığı görülmektedir. *DVM* regresyonunda diğer kernel fonksiyonlarına göre *RBF* kernel ile yapılan tahminsel model sonucu hesapsal ve tahminsel değerler arasında büyük farklılık görülmektedir.



Şekil 6. Adıyaman için aylara göre ortalama rüzgâr hızları (Average wind speeds for Adıyaman compared to months) Şekil 8'de, Şekil 7'de olduğu gibi Adıyaman ili için 10 yıllık hesapsal ve tahminsel rüzgar gücü değerlerinin birbirlerine yakınlığı görülmektedir. Şekil 8'de DVM regresyonunda diğer kernel fonksiyonlarına göre Polinom kernel ile yapılan

tahminsel model sonucu hesapsal ve tahminsel değerler arasında farklığın daha az olduğu görülmektedir. Sinop ve Adıyaman illerine ait yıllık rüzgâr gücü  $P_{\rm w}$  değerleri tahmini için yapılan DVM regresyonunun doğruluğunu ölçmek için kullanılan hata analiz değerleri Tablo 6'da verilmiştir. Tablo 6'da verilen hata analizlerinde Sinop ve Adıyaman illeri için genel olarak hata analiz değerleri 1 den küçüktür. DVM regresyonda  $P_{\rm w}$  değerleri için RBF kernel ile yapılan tahminsel modelde hata değeri 1 den büyüktür.

### 4. SİMGELER (SYMBOLS)

 $\begin{array}{ll} \rho & : Hava\ yoğunluğu\ (kg/m^3) \\ \sigma & : Standart\ sapma\ (m/s) \\ \Gamma & : Gamma\ fonksiyonu \end{array}$ 

c : Weibull ölçek parametresi (m/s) f(v) : Olasılık yoğunluk fonksiyonu

 $\begin{array}{ll} f_W(v) & : \mbox{Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu} \\ F_W(v) & : \mbox{Weibull kümülatif dağılım fonksiyonu} \end{array}$ 

k : Weibull şekil parametresi n : Rüzgâr hızı sınıflarının savısı

N : Belli bir zaman periyodundaki saat sayısı

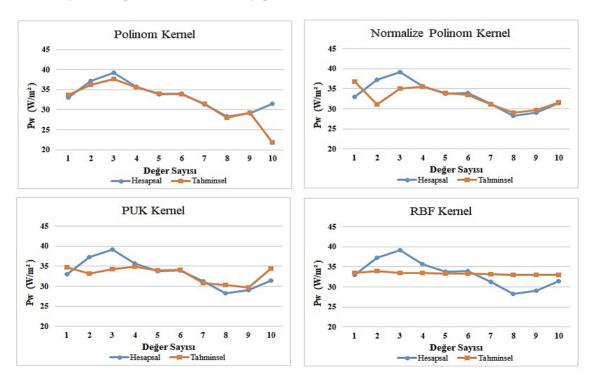
P<sub>m</sub> : Ortalama güç yoğunluğu (W/m²) P<sub>w</sub> : Weibull fonksiyonu ortalama güç

yoğunluğu (W/m²) V : Rüzgâr hızı (m/s)

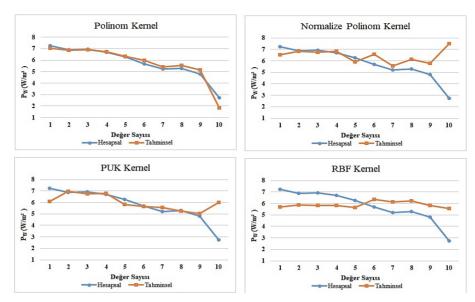
 $V_m$  : Ortalama rüzgâr hızı (m/s)  $V_{maxE}$  : Maksimum rüzgâr hızı (m/s)

V<sub>mod</sub> : En büyük sıklığa sahip rüzgâr hızı (m/s)

DVM : Destek vektör makinesi RBF : Radyal tabanlı fonksiyon PUK : Pearson evrensel kernel



**Sekil 7.** Sinop için hesapsal ve tahminsel P<sub>w</sub> değerleri (Computational and predictive P<sub>w</sub> values for Sinop)



Sekil 8. Adıyaman için hesapsal ve tahminsel P<sub>w</sub> değerleri (Computational and predictive P<sub>w</sub> values for Adıyaman)

Tablo 6. Kernel modellerinin hata analiz değerleri (Error analysis values of kernel models)

	HATA ANALİZLERİ				
	KERNEL MODELLERİ	MAE	RMSE	RAE	RRSE
	Polinom kerneli	0,55	0,78	25,3%	26,8%
OP	Normalleştirilmiş polinom kerneli	0,78	1,04	51%	58%
SİNOP	RBF kerneli	2,7	3,3	85,1%	89,1%
<b>U</b> 1	Pearson evrensel kerneli (PUK) Kerneli	0,071	0,082	6,7 %	9,1%
AN	Polinom kerneli	0,21	0,28	23,1%	26,9%
Ĭ,	Normalleştirilmiş polinom kerneli	0,85	0,95	57,4%	62,2%
DIYAMAN	RBF kerneli	2,2	3,8	89,2%	93,3%
AD	Pearson evrensel kerneli (PUK) Kerneli	0,063	0,0737	7,8 %	8,7 %

# **5. SONUÇLAR** (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada, 2008 – 2017 yıllarında saatlik olarak ölçülen rüzgâr hızı verilerine dayanarak Sinop ve Adıyaman illerine ait rüzgâr verileri ile rüzgâr enerjisi potansiyeli araştırması yapılmıştır. Bu araştırmada Weibull dağılımı kullanılmıştır.

Sinop ilinde rüzgâr hızı aylık bazda en düşük 2016 yılının Mart ayında 2,85 m/s, en yüksek ise 2014 yılının Şubat ayında 4,28 m/s olarak elde edilmiştir. Ortalama hız günlük ve aylık bazda çoğunlukla 3 m/s den yüksek olduğu için Sinop ilinde rüzgâr enerjisinden elektrik enerjisi üretiminin uygun olduğu belirlenmiştir. Aylık ve yıllık ortalama güç yoğunlukları 100 W/m²'den küçük olduğu için rüzgâr enerjisi sistemleri tarafından sebekeye doğrudan destek verilebilmesinin mümkün olmadığı, daha çok sebeke erisimi bulunmayan veya kırsal alanlarda düşük güç yoğunluğu gerektiren uygulamalarda kullanılabileceği tespit edilmistir. Adıyaman ilinin rüzgâr hızı aylık bazda en düşük 2014 yılının Haziran ayında 1,34 m/s, en yüksek ise 2009 yılının Haziran ayında 3,09 m/s olarak elde edilmistir. Ortalama hızının aylık ve yıllık olarak 2 m/s altında çıkması Adıyaman ili için rüzgâr enerji potansiyelinin ümit verici olmadığını göstermektedir. Yıllara göre elde edilen güç yoğunlukları

 $(P_w)$  için DVM regresyon kullanılarak tahminsel bir model olusturulmustur. DVM regresvonunda dört faklı kernel fonksyonu kullanılmıştır. Bu kernel fonksyonları kullanılarak Pw değerleri tahmin edilmiştir. En iyi tahmin Tablo 6'ya göre en az hata oranlarına sahip Polinom kerneli ile gerçekleştirilmiştir. Şekil 7 ve Şekil 8'de gösterilen hesapsal ve tahminsel Pw değerlerine göre en yakın tahmin değerleri Polinom kernelinde görülmektedir. Rüzgâr ğüç yoğunluğu tahminsel modeli olusturmak için farklı hesapsal zekâ yöntemleri kullanılarak veya daha fazla veri seti oluşturarak daha az hata oranına sahip tahmin modelleri olusturulabilir. Elde edilen tahminsel modeller ile istenilen yıllardaki rüzğar enerjisi potansiyelleri tahmin edilebilir.

# KAYNAKLAR (REFERENCES)

- **1.** Sahin, A. D., A Review of Research and Development of Wind Energy in Turkey, *Clean-Soil, Air, Water* **36**, 734-742, 2008.
- **2.** Bilgili, M., Sahin, B. ve Yasar, A. Application of Artificial Neural Networks for the Wind Speed Prediction of Target Station Using Reference Stations Data, Renewable Energy, 32, 2350-2360, 2007.

- **3.** Ozcan, M. The role of renewables in increasing Turkey's self-sufficiency in electrical energy. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 82-3, 2018.
- **4.** Akalın, H., Seçkiner S.U., Eroğlu Y. Efficiency Evaluation for Wind Turbines Using Stochastic Frontier Analysis, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University., 32 (4), 1311-1325, 2017.
- Mutlu, Ö., Akpınar S. E. ve Balıkçı A. Power Quality Analysis of Wind Farm Connected to Alaçatı Substation in Turkey, Renewable Energy, 34(5): 1312-1318, 2009.
- **6.** Yenilenebilir Enerji Genel Müdürlüğü Rüzgâr Enerji Potansiyeli Atlası. http://www.yegm.gov.tr/. Erişim tarihi Mayıs 22, 2018.
- 7. Onar, S. Ç., & Kılavuz, T. N. Risk analysis of wind energy investments in Turkey. Human and Ecological Risk Assessment: An International Journal, 21(5), 1230-1245, 2015.
- **8.** Ertürk, M. The evaluation of feed-in tariff regulation of Turkey for onshore wind energy based on the economic analysis. Energy Policy, 45, 359-367, 2012.
- **9.** Jaramillo, O. A., Borja, M. A. Wind speed analysis in La Ventosa, Mexico: a bimodal probability distribution case, Renewable Energy, 29, 1613-1630, 2004.
- **10.** Dorvlo A. S. S. Estimating wind speed distribution, Energy Conversion and Management, 43, 2311-2318, 2002.
- **11.** Seguro J. V. and Lambert T. W. Modern estimation of the parameter of the Weibull wind speed distribution for wind energy analysis. Wind Energy and Industrial Aerodynamics, 85, 75-84, 2000.
- **12.** Ramirez P. and Carta J.A. Influence of the data sampling interval in the estimation of the parameters of the Weibull wind speed probability density distribution: a case study, Energy Conversion and Management, 46, 2419-2438, 2005.
- 13. Caglar, A. Antalya Bölgesi İçin Rüzgâr Karakteristiğinin Weibull Dağılımı Kullanılarak İncelenmesi. Cumhuriyet Science Journal, 38 (4), 156-164, 2017.
- **14.** Akyuz, H. E., Gamgam, H. Weibull, Lognormal ve Gamma Dağılımları ile Rüzgâr Hızı Verilerinin İstatistiksel Analizi. Cumhuriyet Science Journal, 38 (4), 68-76, 2017.
- **15.** Kurban M., Hocaoğlu F. O., Kantar ve Mert Y. Weibull dağılımı kullanılarak rüzgar hız ve güç yoğunluklarının istatistiksel analizi, Afyon Kocatepe Bilim Dergisi, 7 (2), 205-218, 2007.
- **16.** Kaplan Y. A. Rayleigh ve Weibull dağılımları kullanılarak Osmaniye bölgesinde rüzgar enerjisinin değerlendirilmesi, Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitü Dergisi, 20 (1), 62-71, 2016.
- **17.** Gülersoy T. ve Çetin S. N., Menemen bölgesinde rüzgar türbinleri için Rayleigh ve Weibull dağılımlarının kullanılması, Politeknik Dergisi, 3 (13), 209-213, 2010.
- **18.** Ashrafi, Z. N., Ghasemian, M., Shahrestani, M. I., Khodabandeh, E., & Sedaghat, A. Evaluation of

- hydrogen production from harvesting wind energy at high altitudes in Iran by three extrapolating Weibull methods, International Journal of Hydrogen Energy, 43 (6), 3110-3132, 2018.
- **19.** Shu, Z. R., Li, Q. S., & Chan, P. W. Investigation of offshore wind energy potential in Hong Kong based on Weibull distribution function, Applied Energy, 156, 362-373, 2015.
- **20.** Usta, I. An innovative estimation method regarding Weibull parameters for wind energy applications, Energy, 106, 301-314, 2016.
- **21.** Mohammadi, K., Alavi, O., Mostafaeipour, A., Goudarzi, N., & Jalilvand, M. Assessing different parameters estimation methods of Weibull distribution to compute wind power density, Energy Conversion and Management, 108, 322-335, 2016.
- **22.** Cliff, W. C., The Effect of generalized wind characteristics on annual power estimates from wind turbine generators, PNL-2436, Richland, Washington: Battele Pacific Northwest Laboratory, 1977.
- **23.** Çelik, A. N., A Statistical analysis of wind power density based on the Weibull and Rayleigh models at Southern Region of Turkey, Renewable Energy, 29, 593-604, 2004.
- **24.** Chang T. P., Performance comparison of six numerical methods in estimating Weibull parameters for wind energy application, Appl Energy, 88, 272-282, 2011.
- **25.** Burges, C. J. C. A tutorial on support vector machines for pattern recognition, Data Mining Knowledge Discovery, 2 (2), 121-167, 1998.
- **26.** Vapnik, V. N. Statistical learning theory, New York: Wiley, 1998.
- **27.** Smola, A. J. and Schölkopf, B. A Tutorial on Support Vector Regression, Statistics and Computing, 14, 199-222, 2004.
- **28.** Vapnik, V., The Nature of Statistical Learning Theory, Springer-Verlag, New York, 1995.
- **29.** Cortes, C. and Vapnik, V. Support-Vector Networks. Mach. Learn. 20, 273-297, 1995.
- **30.** Yalçın C,. Analysis of instantaneous fuel consumption in aircrafts with support vector regression, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Doktora Tezi, 2016.
- **31.** Osuna, E., Freund, R., Gırosı, F. Support vector machines: Training and applications, Massachusetts Institute of Technology and Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts.No:1602, C.B.C.L. Paper No. 144, 1997.
- **32.** Turkeyforum. Türkiye il, ilçe enlem ve boylamları http://www.turkeyforum.com/satforum/archive/index.p hp/t-308449.html. Erişim tarihi Mayıs 22, 2018
- **33.** Meteoroloji Genel Müdürlüğü. İl ve ilçe Hava Tahminleri. https://www.mgm.gov.tr/. Erişim tarihi Mayıs 22, 2018