



RÜZGAR ENERJİSİ GÜÇ YOĞUNLUĞU TAHMİNİNDE OPTİMUM WEİBULL OLASILIK DAĞILIM PARAMETRELERİNİN ELDE EDİLMESİ İÇİN İSTATİSTİK, MATEMATİK VE FİZİK TABANLI ALGORİTMALARIN KARŞILAŞTIRMALI ANALİZİ: LORAS VE FOÇA ÖRNEKLERİ

Bayram KÖSE*, Bekir Can TELKENAROĞLU**, Bahar DEMİRTÜRK***

* İzmir Bakırçay Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği, İzmir, Türkiye, bayram.kose@bakircay.edu.tr <https://orcid.org/0000-0003-0256-5921>

** İzmir Bakırçay Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Akıllı Sistemler Mühendisliği, İzmir, Türkiye, 6016039@bakircay.edu.tr <https://orcid.org/0000-0002-7085-6790>

*** İzmir Bakırçay Üniversitesi, Mühendislik ve Mimarlık Fakültesi, Temel Bilimler Bölümü, İzmir, Türkiye, bahar.demirturk@bakircay.edu.tr <https://orcid.org/0000-0002-5911-5190>

(Geliş Tarihi: 06.05.2023, Kabul Tarihi: 25.01.2024)

Özet: Bu çalışmada, genellikle elektrik enerjisi üretiminde tercih edilen rüzgar enerjisinin fizibilite ve verimlilik çalışmalarında kullanılan Weibull olasılık dağılım fonksiyonunun k ve c parametrelerinin, Isıl İşlem Algoritması(SA) ve Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritması(GRG) ile tahminlemesi yapılmıştır. Fonksiyon parametreleri ayrıca klasik sayısal yöntemlerden En Küçük Kareler Yöntemi(LMS), Justus Ampirik Moment Metodu(EMJ) ve Lysen Ampirik Moment(EML) Metodu ile tahmin edilmiştir. Sonuçlar kıyaslanırken belirlilik(determinasyon) katsayısı, hata kareleri ortalamasının karekökü(RMSE) ve ki-kare dağılımı(χ^2) kriterlerinden faydalanılmıştır. Tahminlenen şekil ve ölçek parametresiyle rüzgar hız frekans dağılımları hesaplanarak ölçüm sonuçları ile karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritmasının klasik sayısal yöntemlere göre Loras gözlem istasyonunda 0.0182 RMSE, 0.8473 belirlilik katsayısı, ve 0.0079 χ^2 değeri ile, Foça gözlem istasyonunda da 0.0066 RMSE, 0.9793 belirlilik katsayısı, ve 0.0011 χ^2 değeri ile daha iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

Anahtar Kelimeler: Yenilenebilir Enerji Kaynakları, Weibull dağılımı parametreleri, Isıl İşlem Algoritması, Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritması, Klasik Sayısal Yöntemler, Rüzgar Enerjisi Potansiyeli.

COMPARATIVE ANALYSIS OF MATHEMATICS, STATISTICS AND PHYSICS BASED ALGORITHMS FOR OBTAINING OPTIMUM WEIBULL PROBABILITY DISTRIBUTION PARAMETERS FOR POWER DENSITY ESTIMATION IN WIND ENERGY: LORAS AND FOÇA EXAMPLES

Abstract: In this work, the k and c parameters of the Weibull probability distribution function, which is generally used in the feasibility and efficiency studies of wind energy and preferred in electrical energy production, were estimated by Simulated Annealing Algorithm (SA) and Generalized Reduced Gradient Algorithm (GRG). Function parameters were also estimated by classical numerical methods, Least Squares Method(LMS), Justus Empirical Moment Method(EMJ) and Lysen Empirical Moment Method(EML). When comparing the results, the coefficient of determination, the root mean square error (RMSE) and the chi-square distribution criteria(χ^2) were used. Wind speed frequency distributions were calculated with the estimated shape and scale parameter and compared with the measurement results. Consequently, better results can be seen from GRG algorithm than the classical numerical methods with coefficient of value of 0.0182 RMSE, determination of 0.8473, and the value χ^2 of 0.0079 for Loras and with coefficient of value of 0.0066 RMSE, determination of 0.9793, and the value χ^2 of 0.0011 for Foça.

Keywords: Renewable Energy Sources, Weibull distribution parameters, Simulated Annealing Algorithm, Generalized Reduced Gradient Algorithm, Classical Numerical Methods, Wind Energy Potential.

GİRİŞ (INTRODUCTION)

Yenilenebilir enerji kaynakları, fosil yakıtların yakılmasının neden olduğu kirlilik ve iklim değişiklikleri başta olmak üzere insanlığın geleceğini sarsıcı bir şekilde etkileyebilecek olan çevresel sorunların minimize edilmesinde en önemli çözüm alternatiflerinden biri

olarak görünmektedir (Hayli, 2001). Doğanın insanlığa sunmuş olduğu enerji kaynakları arasında hem çevresel kirlilik ve iklim üzerinde yıkıcı etkiler bırakmayan doğa dostu olması, hem de herhangi bir hammadde maliyetinin olmaması özellikleri rüzgarı oldukça yaygın kullanımı olan yenilenebilir enerji kaynağı haline dönüştürmüştür (Bayraktar ve Kaya, 2016).

Yaşamın ve üretim süreçlerinin enerjiye olan bağımlılıkları her geçen gün yeni enerji kaynakları arama girişimlerini hızlandırmaktadır (Çukurçayır ve Sağır, 2008). Bu girişimlerin doğal bir sonucu olarak özellikle son yıllarda enerji kaynaklarında önemli bir çeşitlenmenin ortaya çıktığı görülmektedir. Etkinlik, verimlilik ve karlılık ilkeleri çerçevesinde şekillenen ekonomik koşullar odağında ortaya çıkan çeşitlenmiş enerji kaynaklarının çevreye olan olumsuz etkilerinin yoğun olduğu gözlenmektedir. Bu durum enerji kaynaklarıyla çevresel faktörler arasında her geçen gün derinleşmekte olan bir uyumsuzluğun varlığına işaret etmekte ve hem mevcut çevresel krizlerin yıkıcı etkilerinin arttığına hem de farklı çevresel sorunların gelmekte olduğuna dair göstergeler sunmaktadır. Enerji ve çevre faktörleri uyumsuzlukları temelindeki çatışmanın sonucu olarak ortaya çıkan ve çıkacak olan çevresel krizlerin yıkıcı etkilerinden kurtulma niyeti gelişmiş ve gelişmekte olan birçok ülkede temiz, ekonomik ve yeni fırsatlar sunabilme potansiyeline sahip yenilenebilir enerji kaynakları kullanımına olan ilgiyi her geçen gün artırmaktadır. Bu artan ilgiye bağlı olarak önemli yenilenebilir enerji kaynaklarından biri olan rüzgar, dünyanın en yaygın yatırım ve kullanım alanı olan enerji kaynaklarından biri haline gelmiştir. Karadağ, enerji çevre ilişkisine kapsamlı bir şekilde yer vererek rüzgar enerjisinin ülkemiz için uygun bir kaynak olduğunu saptamıştır (Karadağ, 2009).

Rüzgarın diğer enerji kaynaklarından farklı olarak değişken ve aralıklı olması rüzgar temelli enerjinin üretilmesi ve kullanılması açısından oldukça önemlidir. Bunun yanında bir bölgede hakim olan rüzgarın karakteristik özelliklerinin belirlenmesi, üretilecek enerji üzerinde belirleyici olan diğer önemli bir faktördür. İfade edilen hususlar, rüzgar enerjisinin etkin ve verimli bir şekilde üretiminin sağlanmasına yönelik enerji potansiyelinin hesaplanmasında rüzgar hızı frekans dağılımının tahminlenmesini oldukça önemli hale getirmektedir. Bu önem temelinde rüzgar hızı frekans dağılımının tahminlenmesinde güvenilir ve doğru yöntemleri bulmaya yönelik çok sayıda araştırmanın yapılmış olduğu görülmektedir. Bu araştırmalar incelendiğinde, yaşam verilerinden hava durumu verilerine kadar birçok analizde yaygın olarak kullanılan Weibull dağılımının, rüzgar hız frekans dağılımının da doğru bir şekilde analiz edilmesinde yaygın olarak kullanılan istatistikteki modellerden birisi olduğunu göstermektedir.

Aslan ve Yaşar, rüzgar hızının enerji üretimi için düşük olduğu bir bölge olan Dumlupınar üniversitesi kampüsündeki düşük güçlü fakat yüksek kapasite faktörüne sahip türbin seçimi yaparak elektrik enerjisi üretimi üzerine bir çalışma yapmıştır. Yılmaz (2021), çalışmada iki parametrelili Weibull dağılımı ve Rayleigh dağılımının parametrelerinin, maksimum olasılırlık metodu (MLM) ile tahminlerini yapıp ele alınan bölgelerdeki rüzgar hızı verileri ile karşılaştırarak, gerçeğe en yakın sonuçları veren dağılım fonksiyonunun belirlenmesi problemini ele almıştır. Chen vd. (2021), Norveç Arktik bölgesindeki beş rüzgar parkının rüzgar

hızını modellemek için farklı olasılık yoğunluk fonksiyonları kullanarak, sayısal hava tahmin modellerinden ve ölçümlerden elde edilen rüzgar hızı verileri arasında bir karşılaştırma yapmışlardır. Bu çalışmanın sonuçları, tek bir olasılık fonksiyonunun tüm senaryolarda daha iyi performans göstermediğini ortaya koymaktadır. Gülersoy ve Çetin (2010), Menemen bölgesinde rüzgar tribünleri için Rayleigh ve Weibull dağılımlarını kullanmıştır. Kaplan (2016), Rayleigh ve Weibull dağılımları kullanılarak Osmaniye bölgesinde rüzgar enerjisinin değerlendirilmesi üzerine çalışmıştır. Böylece yapılan diğer araştırmalar da göz önüne alındığında, rüzgar karakteristiği ve enerji potansiyelinin hesaplanmasında rüzgar hızı frekans dağılımının tahminlenmesinde olasılık yoğunluk fonksiyonlarından faydalanılması gerektiğine dair önemli bulgular sunmaktadır. Bilindiği üzere ilgili bölgedeki rüzgar hızları çeşitli aralıklarla sınıflandırılarak bir olasılık dağılımı fonksiyonu yardımıyla karakterize edilebilir. Bu durumda Weibull olasılık dağılımı, belirlenen bölgede bir ölçümün yapılmasında önemli bir ölçüm ve değerlendirme aracı olarak ön plana çıkmaktadır. İki parametrelili Weibull olasılık dağılımı hem parametrelerin kolay belirlenebilmesi üstünlüğü hem de farklı bölgelerdeki doğruluk oranları nedeniyle pek çok alanda rüzgar karakteristik özelliklerinin tahminlenmesinde yararlanılan önemli bir yöntem haline gelmiştir.

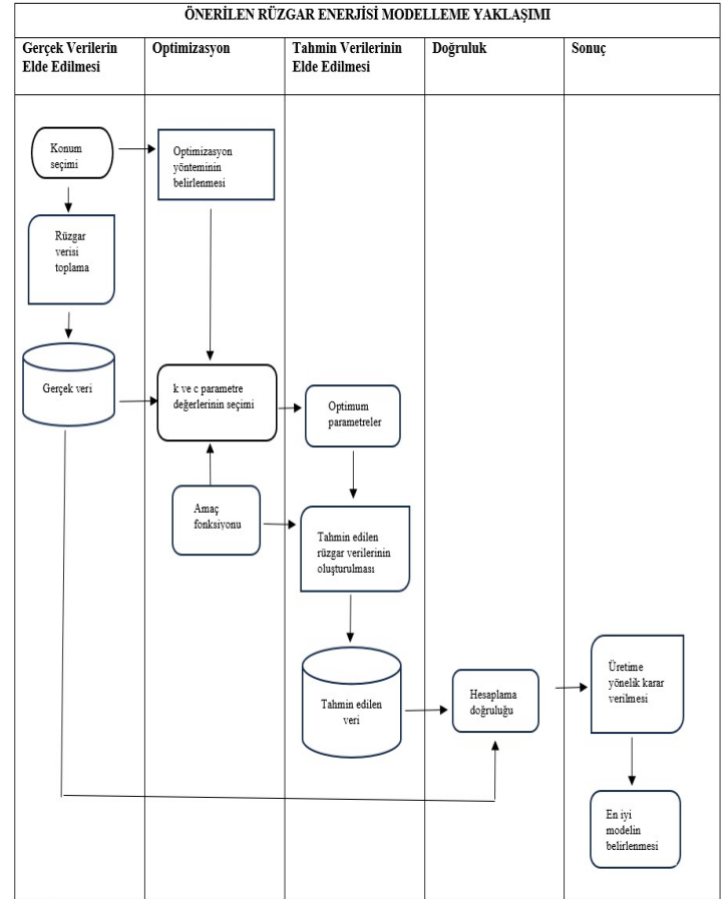
Weibull olasılık dağılım fonksiyonu “k” şekil parametresi ve “c” ölçek parametresi ile karakterize edilen iki parametrelili bir fonksiyondur. Weibull olasılık dağılımının rüzgar karakteristik özelliklerinin belirlenmesinde farklı sayısal tahmin metotları ve sezgisel optimizasyon algoritmalarının kullanıldığı ve farklı algoritmaların kullanımıyla rüzgar karakteristik özelliklerinin belirlenmesinde farklı ölçüm formlarının uygulanmasına gereksinim duyulduğu görülmektedir. Sayısal tahmin metotları yapısı, Weibull olasılık dağılım fonksiyonuna uygun olduğu için parametre tahminlenmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır. En yaygın kullanılan tahmin metotlarının ise; Lysen Ampirik Moment Metodu, Justus Ampirik Moment Metodu, Grafik Metodu, Moment Metodu, Ampirik Metot, Güç Yoğunluğu Moment Metodu, Enerji Şekil Faktörü, Standart Sapma metotları oldukları görülmektedir (Jiang vd. 2017; Köse vd. 2021; Azad vd. 2014).

Sayısal tahmin metotlarının yanısıra sezgisel optimizasyon algoritmalarının da, Weibull olasılık dağılım fonksiyonu parametrelerini hesaplarken kullanılmaktadır. Sezgisel algoritmalar parametre tahminlenmesi hesaplanırken çözüme hızlı ulaşılması, güvenilirlik, esneklik, basit kod yazılımı ve kolay analiz edilmesi gibi üstünlükleri nedeniyle sıklıkla tercih edilmektedirler. Bu algoritmaların çoğu doğadaki sürü davranışlarından ilham alınarak bu sürü davranışlarının simüle edilmesiyle tasarlanmaktadır. Köse vd. 2018 yılında yaptığı çalışmada, Burr dağılımı ile rüzgar hızı yoğunluğunu tahmin etmek için yeni bir yaklaşım olarak en küçük kareler yöntemi kullanarak bir tahmin modeli tasarlamışlardır. Bu modeli doğrulamak için sekiz farklı

meteoroloji istasyonunun yıllık verileri analiz edilerek sonuçlar Weibull dağılım modeli ile karşılaştırılmıştır. Her iki modelin parametrelerini tahmin etmek için en küçük kareler yöntemi ve maksimum benzerlik kestirim yöntemi kullanılmıştır. Sonrasında Weibull olasılık dağılım fonksiyonu ile tek tepeli olmayan rüzgar hız verilerini modellemede kullanılan iki bileşenli karma Weibull dağılımı parametrelerini tahmin etmek üzere Yusufçuk Algoritmasını kullanmışlardır. Önerilen yöntemin performansını, meta-sezgisel optimizasyon algoritmalarından Genetik Algoritma ve Parçacık Sürüşü Optimizasyonu ile sayısal yöntemlerden Moment Yöntemi ve En Küçük Kareler Yöntemi ile karşılaştırarak değerlendirmişlerdir (Köse vd. 2023).

Yukarıda bahsedilen (Köse vd 2018; Köse vd. 2023) yayınlarda popülasyon tabanlı algoritmalar kullanılırken, bu çalışmamızda istatistik tabanlı en küçük kareler yöntemi ve moment metodlarının yanında, matematik tabanlı geliştirilmiş indirgenmiş gradyan yöntemi ve fizik tabanlı ısı işlem algoritmaları kullanılmıştır.

Bu doğrultuda bu çalışmada, iki parametrelili Weibull dağılım fonksiyonunun parametre tahminlenmesinde En Küçük Kareler Yöntemi(LMS), Justus Ampirik Moment Metodu(EMJ), Lysen Ampirik Moment Metodu(EML), Isıl İşlem Algoritması(SA) (Isıl işlem algoritması metal malzemelerin katı halde sıcaklık değişimleriyle bir ya da birbirine bağlı birkaç işleme amaca uygun özellik değişimlerinin sağlanmasını simüle ederken kullanılan algoritmadır (Karaboğa, 2018)), Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritması(GRG) kullanılarak sonuçlar performans kriterleriyle karşılaştırılmış ve bunun üzerine rüzgar hız dağılımı ve Konya Loras dağı ile İzmir Foça potansiyel rüzgar enerjisi elde edilmesinde uygun bir yöntem olabileceği düşünülmüştür. Bu çalışmada gerçek saha verileri kullanılarak, istatistik tabanlı en küçük kareler yöntemi ve moment metodlarının yanında, matematik tabanlı geliştirilmiş indirgenmiş gradyan yöntemi ve fizik tabanlı ısı işlem algoritması kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan geliştirilmiş indirgenmiş gradyan yöntemi, yapılan literatür taraması sonucunda rüzgar enerjisi güç yoğunluğunda çok sık kullanılan bir yöntem olmadığından, diğer makalelere göre farklı bir kıyaslama olarak nitelendirilebilir. Ayrıca bu çalışmanın özgünlüğü istatistik, matematik ve fizik tabanlı algoritmaların birlikte kullanılarak sonuçların kıyaslanmasındadır.

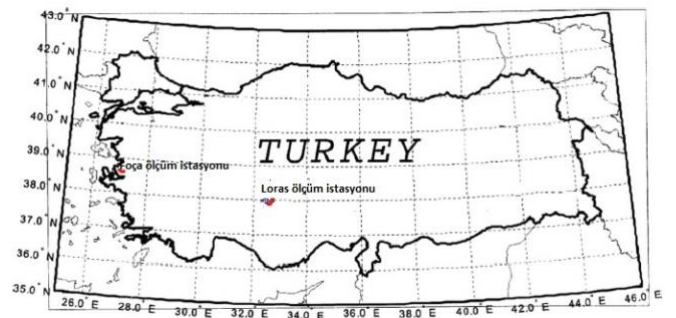


Şekil 1. Önerilen Rüzgar Enerjisi Modelleme Yaklaşımı

MATERYALLER VE METOT (MATERIALS AND METHOD)

Veriler (Data)

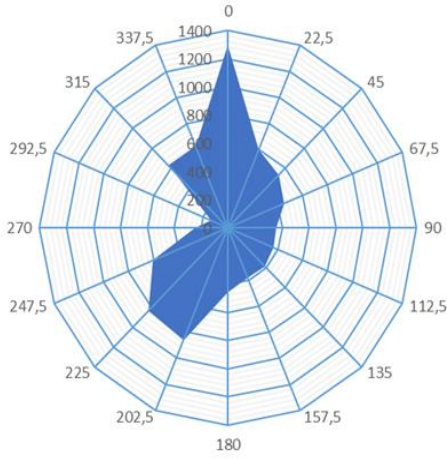
Bu çalışmada Konya Loras dağı ve İzmir Foça rüzgar hız ölçüm değerleri kullanılarak hesaplamalar yapılmıştır.



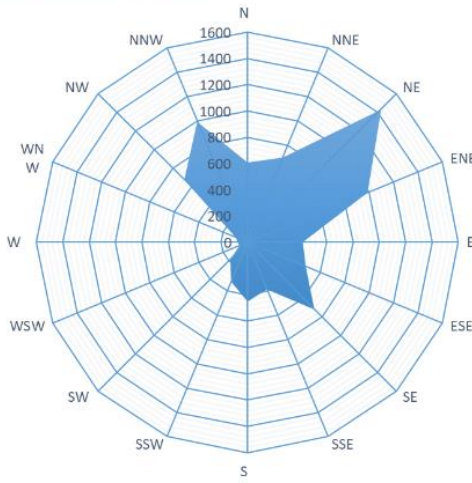
Şekil 2. Loras ve Foça Gözlem İstasyonlarının yeri (Köse vd. 2014)

Bölgedeki hakim rüzgar yönünü gösteren rüzgar gülü grafiği, on altı rüzgar sektörü belirtilerek Şekil 3' de gösterilmektedir.

Loras Rüzgar Gülü



İzmir Foça Rüzgar Gülü



Şekil 3. Loras ve Foça Gözlem İstasyonu Rüzgar Gülü

Loras ve Foça Gözlem İstasyonlarındaki rüzgar hız ölçümlerinin esme yoğunlukları **Tablo 1**'de verilmiştir (Köse vd. 2021). Konya Loras dağı rüzgar hız verileri incelendiğinde, rüzgarın ortalama hızı 4,552 m/s, bir yıllık hakim rüzgar yönü sıfır derece kuzey ve 202,5 derece güney batı yönü olarak saptanmıştır. İzmir Foça meteorolojik ölçüm istasyonu rüzgar hız ölçüm değerlerinin analizinde ortalama rüzgar hızı 6,15 m/s olarak, hakim rüzgar yönü 0 derece kuzey olmak üzere, 45 derece kuzey ve 330 derece kuzey batı yönü olarak tespit edilmiştir. Rüzgar potansiyeli hesaplamalarında kullanılmak üzere bir yıl içindeki saatlik rüzgar hızı verileri toplanmaktadır. Bir yılda alınması gerekli olan 8760 saatlik rüzgar hızı verisinden, 166 saatlik eksik rüzgar hızı verisi ile toplamda 8594 saatlik rüzgar hızı verisi üzerinden değerlendirme yapılmıştır.

Tablo 1. Loras ve Foça Gözlem İstasyonu Rüzgar İstasyonu Esme Yoğunluğu

Hız sınıfı	LORAS Esme Yoğunluğu	FOÇA Esme Yoğunluğu
0	0,0882	0,000931
1	0,0994	0,039213
2	0,1337	0,092972
3	0,1414	0,109262
4	0,1248	0,104724
5	0,0956	0,110193
6	0,0763	0,120084
7	0,0595	0,113219
8	0,0473	0,101350
9	0,034	0,065744
10	0,0262	0,046660
11	0,0215	0,032232
12	0,0155	0,025017
13	0,0124	0,016640
14	0,0082	0,009192
15	0,0062	0,006749
16	0,004	0,002909
17	0,0029	0,001164
18	0,0014	0,000931
19	0,0007	0,000349
20	0,0002	0,000233
21	0,0002	0,000116
22	0,0002	0,000116
23	0,0001	0
24	0,0001	0
25	0,0001	0
Toplam	1	1

Loras ve Foça rüzgar hız verilerinin tanımlayıcı istatistikleri Tablo 2'de verilmiştir. Loras rüzgar hız verilerinin tanımlayıcı istatistikleri; ortalama rüzgar hızından daha küçük değerlerin olduğu yere doğru çarpık olup, 1,44 basıklık katsayısı ile normal dağılıma göre biraz daha sivridir. Standart sapması 3,53 m/s olup, en büyük rüzgar hızı 25,96 m/s olarak kayıtlara geçmiştir. Tanımlayıcı istatistik verilerinden de anlaşılacağı üzere Foça rüzgar hız verilerinin; ortalama rüzgar hızından daha küçük değerlerin olduğu yere doğru çarpık olup, 0,27 basıklık katsayısı ile normal dağılıma göre biraz daha sivridir. Standart sapması 3,18 m/s olup, en büyük rüzgar hızı kaydı 21,9 m/s olarak kayıtlara geçmiştir.

Tablo 2. Tanımlayıcı İstatistikler Tablosu

Tanımlayıcı İstatistik Verileri	Loras Tanımlayıcı İstatistik Verileri (10 dakikalık ortalama ölçümler)	Foça Tanımlayıcı İstatistik Verileri (Saatlik ortalama ölçümler)
Ortalama	4,551589144	6,15459623
Standart Hata	0,015489232	0,034367716
Ortanca	3,782	5,9
Standart Sapma	3,539315031	3,186018848
Örnek Varyansı	12,52675089	10,1507161
Basıklık	1,445531814	0,276911107
Çarpıklık	1,139122863	0,638000799
Aralık	25,96	21,5
En Büyük	25,96	21,9
En Küçük	0	0,4
Veri Sayısı	52213	8594

Loras için bir yılda 10 ar dakikalık periyotla 52560 ölçüm alınması gerekirken bu çalışmada kaydedilen ölçüm sayısı 52213 olmuştur. Bu nedenle 10 ar dakikalık periyotta kaydedilen ölçümlerden 347 ölçüm eksik olup belirsizlik miktarı

$$(52560 - 52213)/52560 = 347/52560 = 0.0066$$

%0,66 olarak bulunmuştur. Bu da bu tür hesaplamalarda çok iyi sonuç olarak söylenebilir.

Meteorolojiden alınan verilere göre Foça için saatlik periyotlarla 8760 ölçüm alınması gerekirken bu çalışmada kaydedilen ölçüm sayısı 8594 olup 166 saatlik eksik ölçüm yapılmıştır. Bu da yaklaşık tüm ölçümler bazında

$$(8594 - 8760)/8760 = 0,0189$$

%1,89 belirsizlik miktarı bulunduğu anlamına gelir. Bu belirsizlik miktarı Loras gözlem istasyonunda yapılan ölçüme göre daha fazla olmasına rağmen, yapılan diğer çalışmalara göre kabul edilebilir bir oran olduğu söylenebilir.

Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonu (Weibull Probability Distribution Function)

Rüzgar enerjisi potansiyelinin belirlenmesinde seçilen bölgedeki rüzgar hız dağılımını doğru analiz etmek o bölgeye enerji tesisi kurmadan önce yapılması gereken en önemli adımdır. Rüzgar hızının değişken ve aralıklı olması sebebiyle istatistiksel yöntem tercih edilir. İki parametrelili Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonu en güvenilir ve en doğru yöntemlerden biridir. Weibull olasılık dağılımına ait olasılık yoğunluk fonksiyonu Eş. (1)'de, kümülatif olasılık dağılım fonksiyonu Eş. (2)'de belirtilmiştir (Köse vd., 2018; Justus ve Mikhail, 1976).

$$f(v) = \frac{k}{c} \left(\frac{v}{c}\right)^{k-1} e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (1)$$

$$F(v) = 1 - e^{-\left(\frac{v}{c}\right)^k} \quad (2)$$

Parametre Tahmin Metodları (Parameter Estimation Methods)

Rüzgar hızı karakterizasyonu için olasılık dağılım fonksiyonlarının parametrelerini tahmin etmek ve performans kıyası için yaygın olarak sayısal metotlardan; en küçük kareler metodu, Justus ampirik moment metodu ve Lysen ampirik moment metodu kullanılmaktadır. Ayrıca olasılık dağılım fonksiyonlarının parametrelerini tahmin etmek için bazı optimizasyon algoritmaları da kullanılmaktadır. Bu çalışmada sezgisel optimizasyon algoritmalarından Isıl İşlem Algoritması ve Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritmasından faydalanılarak Weibull Dağılım fonksiyonunun parametreleri tahmin edilmiştir.

En Küçük Kareler Metodu (Least Square Method (LSM))

Weibull olasılık dağılım fonksiyonunun k ve c parametreleri Eş. (3) ve Eş. (4) te şu şekilde verilir (Köse, 2018):

$$y_i = \ln(-\ln(1 - F(v_i)))$$

$$k = \frac{n \sum_{i=1}^n (ln v_i) y_i - (\sum_{i=1}^n ln v_i) (\sum_{i=1}^n y_i)}{n \sum_{i=1}^n ln(v_i^2) - (\sum_{i=1}^n ln v_i)^2} \quad (3)$$

$$c = \exp \frac{k \sum_{i=1}^n ln v_i - \sum_{i=1}^n y_i}{nk} \quad (4)$$

Justus Ampirik Moment Metodu (Empirical Moment Method of Justus(EMJ))

Weibull olasılık dağılım fonksiyonundaki k ve c parametreleri sırasıyla Eş. (5), Eş. (6) kullanılarak hesaplanmıştır. Rüzgar hızının standart ortalama değeri \bar{v} , standart sapma değeri ise σ ile ifade edilmiştir (Justus ve Mikhail, 1976; Abdulahad vd., 2016)

$$k = \left(\frac{\sigma}{\bar{v}}\right)^{-1.086} \quad (5)$$

$$c = \frac{\bar{v}}{\Gamma\left(1+\frac{1}{k}\right)} \quad (6)$$

Lysen Ampirik Moment Metodu (Empirical Moment Method of Lysen(EML))

Weibull olasılık dağılım fonksiyonundaki c parametresi Eş. (7) kullanılarak hesaplanmıştır. Rüzgar hızının standart ortalama değeri \bar{v} , k parametresi ise Justus Ampirik Momenta Metodu ile hesaplanan değer kullanılmıştır (Lysen, 1983).

$$c = \bar{v} \left(0.568 + \frac{0.433}{k} \right)^{\frac{1}{k}} \quad (7)$$

Isıl İşlem Optimizasyon Algoritması Metodu (Simulated Annealing Optimization Algorithm Method(SA))

Isıl işlem algoritması, fiziksel tavlamanın termodinamik sürecinde parçacıkların istatistiksel termodinamik kanunu baz alınarak oluşturmuş bir algoritmadır. Amaç, parçacığı bir başlangıç durumundan mümkün olan en düşük enerjiye sahip bir duruma getirmektir. Başka bir deyişle, Isıl işlem algoritması fiziksel olarak üç bölümde incelenebilir.

1) Isıtma işlemi: Amacı, parçacıkların termal hareketini arttırmak ve onları denge konumundan saptırmaktır. Sıcaklık yeterince yüksek olduğunda, katı eriyerek sıvıya dönüşecek ve böylece sistemin üniform olmayan durumu ortadan kaldırılacaktır.

2) İzotermal süreç: Çevre ile ısı alışverişi yapan ve sıcaklığı sabit olan kapalı bir sistem için, sistem durumunun kendiliğinden değişimi, genellikle serbest enerjiyi azaltma yönündedir. Serbest enerji minimumuna ulaştığında, sistem denge durumuna ulaşır.

3) Soğutma işlemi: Kristal yapı, parçacıkların termal hareketinin zayıflatılması ve sistemin enerjisinin düşürülmesiyle elde edilir.

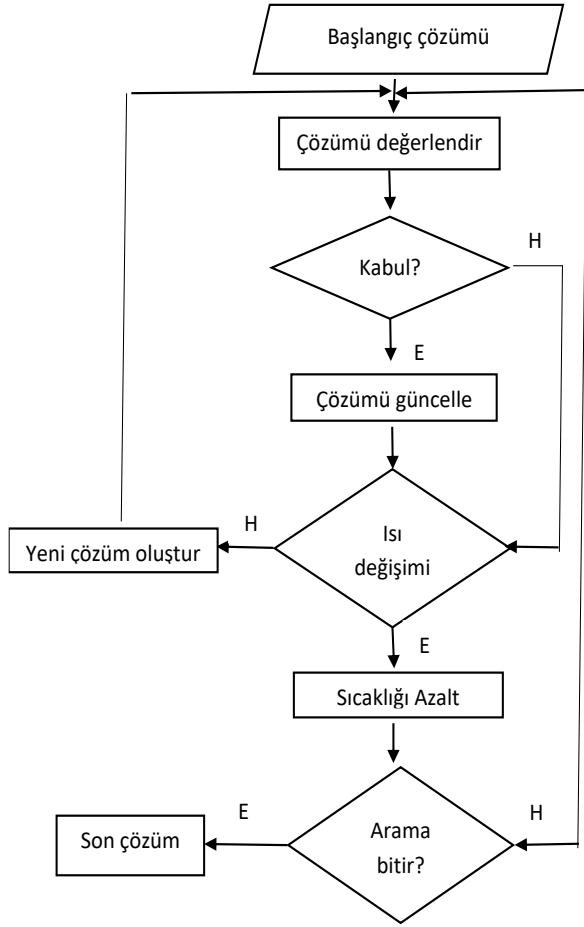
Bunların arasında ısıtma işlemi, algoritmanın başlangıç sıcaklığına karşılık gelir. İzotermal süreç, algoritmanın geçiş sürecine karşılık gelir. Soğutma işlemi, kontrol parametrelerinin azalmasına karşılık gelir. Enerji değişimi amaç fonksiyonudur ve optimal çözüm en düşük enerji durumudur.

Isıl işlem algoritması birden fazla değişkene sahip fonksiyonun özellikle birçok yerel minimum değere sahip doğrusal olmayan fonksiyonların minimum değerlerinin bulunması için tasarlanmıştır. Bu algoritmada rassal olarak bir çözüm belirlenerek, bu çözüm üzerinde yapılan değişikliklerle yeni bir çözüm bulunur. Sonrasında bu işlemler tekrar eder. Yeni üretilen çözümler ile başlangıçtaki rassal çözüm kıyaslanarak hangisinin daha iyi olduğu araştırılır. Eğer yeni üretilen çözüm daha iyi ise en iyi çözüm olarak belirlenir.

Sıcaklık ısıtma işlem algoritmasında başlangıçta belirlenmiş olan bir değer olup temelde en iyi sonuç bulunana kadar düşürülebilir. Bunun yanısıra sıcaklık değeri sıfırdan düşük olana kadar ya da algoritmanın çalıştırılması için belirlenen süre bitene kadar düşürülebilir (Köse, 2022; Wang, 2020).

Tablo 3. Isıl İşlem Algoritmasının Sözcük Kodu

1:	SA kontrol parametreleri $T_0; T_{final}; L; c$ yi seç
2:	Rastgele bir X_0 başlangıç çözümü seç
3:	$X = X_0; T = T_0$ al, $f(X_0)$ değerini hesapla
4:	While $T > T_{final}$
5:	Set $k = 1$
6:	While $k < L$
7:	X in komşuluğunda yeni X_{yeni} çözümünü üret
8:	$\Delta f = f(X_{yeni}) - f(X)$ i hesapla
9:	If $\Delta f < 0$
10:	$X = X_{yeni}$
11:	end if
12:	else
13:	$r \in (0,1)$ olacak biçimde rasgele r sayısı üret
14:	If $r < e^{-\frac{\Delta f}{T}}$
15:	$X = X_{yeni}, k = k + 1$
16:	end if
17:	end else
18:	end while
19:	Isıyı düşür: $T_1 = c * T_0$ (c soğutma katsayısı=0.96)
20:	end while



Şekil 4. Isıl İşlem Algoritması Akış Diyagramı (Köse vd., 2014)

Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Metodu (Generalized Reduced Gradient Method)

Kısıtlı optimizasyonun optimal olurlu yöntemlerinden, genelleştirilmiş indirgenmiş gradyan yöntemi, uygulamada önemli bir rol oynar ve teknolojik uygulamalarda hala yaygın olarak kullanılmaktadır (Brenan ve Hallman, 1995). Bu yöntemde esas olarak, bir yandan minimum yapılmak istenen f nin içbükey olmadığı ve diğer yandan kısıtların genel olarak doğrusal olmadığı durumla ilgilenilmektedir (Abdelkrim, 2010).

Genelleştirilmiş indirgenmiş gradyan yöntemi, doğrusal optimizasyon yöntemlerini doğrusal olmayan durumlara genişletmeye çalışır. Bu yöntemler, öngörülen gradyan yöntemlerine yakın veya eşdeğerdir; sadece yöntemlerin sunumu genellikle farklıdır (Beck vd., 1983).

Genelleştirilmiş indirgenmiş gradyan metodu (GRG), yalnızca doğrusal kısıtlı malı problemlerin çözümü için sunulan indirgenmiş gradyan yönteminin bir uzantısıdır (Gabriele ve Ragsdell, 1977). GRG metodunun detaylarını görmek için, n tasarım değişkeni ve m eşitlik kısıtı ile aşağıdaki nonlinear programlama problemi ele alınır:

$$\begin{aligned} \text{Min } & f(x) \\ \text{Kısıtlar } & g(x) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{aligned}$$

Tasarım değişkenleri $n - m$ bağımsız değişkenden oluşan z ve m bağımlı değişkenden oluşan y olmak üzere bölümlere ayrılır. Bağımsız değişkenler, amaç fonksiyonunu iyileştirmek için, bağımlı değişkenler de bağlayıcı kısıtları karşılamak için kullanılacaktır. Mevcut gradyan vektörleri aşağıdaki şekilde bölümlere ayrılmak üzere

$$\begin{aligned} \nabla f(z)^T &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x)}{\partial z_1} & \frac{\partial f(x)}{\partial z_2} & \dots & \frac{\partial f(x)}{\partial z_{n-m}} \end{bmatrix} \\ \nabla f(y)^T &= \begin{bmatrix} \frac{\partial f(x)}{\partial y_1} & \frac{\partial f(x)}{\partial y_2} & \dots & \frac{\partial f(x)}{\partial y_m} \end{bmatrix} \end{aligned}$$

kısıtların kısmi türevlerinin bağımsız ve bağımlı matrisleri

$$\frac{\partial \psi}{\partial z} = \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial z_1} & \frac{\partial g_1}{\partial z_2} & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial z_{n-m}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g_m}{\partial z_1} & \frac{\partial g_m}{\partial z_2} & \dots & \frac{\partial g_m}{\partial z_{n-m}} \end{bmatrix}, \quad \frac{\partial \psi}{\partial y} = \begin{bmatrix} \frac{\partial g_1}{\partial y_1} & \frac{\partial g_1}{\partial y_2} & \dots & \frac{\partial g_1}{\partial y_m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial g_m}{\partial y_1} & \frac{\partial g_m}{\partial y_2} & \dots & \frac{\partial g_m}{\partial y_m} \end{bmatrix}$$

biçiminde tanımlansın. Bu durumda amaç ve kısıtlardaki diferansiyel değişiklikler vektör formunda şu şekilde yazılabilir:

$$df = \nabla f(z)^T dz + \nabla f(y)^T dy$$

$$d\psi = \frac{\partial \psi}{\partial z} dz + \frac{\partial \psi}{\partial y} dy = 0$$

Buradan

$$dy = -\frac{\partial \psi}{\partial y}^{-1} \frac{\partial \psi}{\partial z} dz \quad (8)$$

olur. Dolayısıyla

$$df = \nabla f(z)^T dz - \nabla f(y)^T \frac{\partial \psi^{-1}}{\partial y} \frac{\partial \psi}{\partial z} dz$$

olup, ∇f_R^T genelleştirilmiş indirgenmiş gradyan formülü

$$G_R = \nabla f_R^T = \nabla f(z)^T - \nabla f(y)^T \frac{\partial \psi^{-1}}{\partial y} \frac{\partial \psi}{\partial z} \quad (9)$$

biçiminde elde edilir. İndirgenmiş gradyan, geometrik olarak n boyutlu gradyanın tasarım değişkenleri tarafından tanımlanan $n - m$ boyutlu uygulanabilir optimal olurlu (feasible) bölgeye bir izdüşümü olarak tanımlanabilir. İndirgenmiş gradyan, etkin kısıtlara teğet olan en dik çıkışın yönüdür.

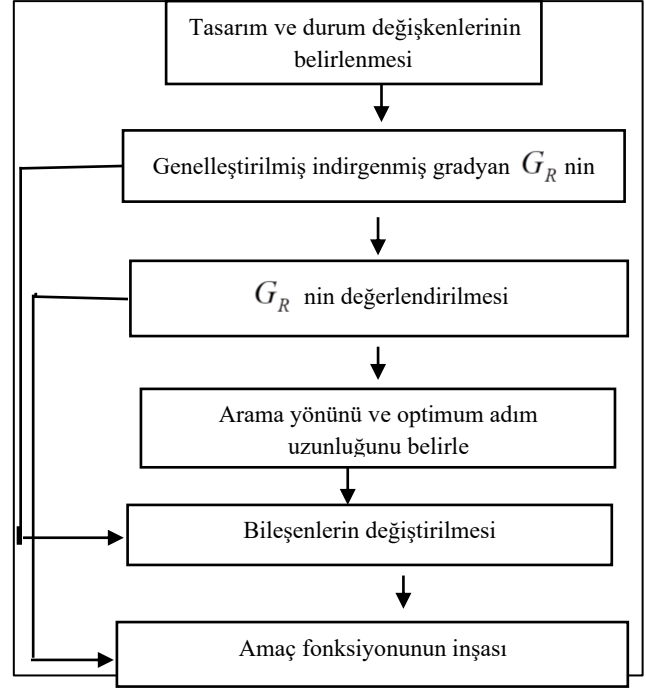
Bazen de ele alınan problemdeki kısıtlar aşağıdaki gibi hem eşitlik hem de eşitsizlik kısıtları olabilir.

$$\begin{aligned} \text{Min } & f(x) \\ \text{Kısıtlar } & g(x) \leq 0, \quad i = 1, \dots, k \\ & g_i(x) = 0, \quad i = k + 1, \dots, m \end{aligned}$$

GRG algoritmasının eşitlik ve eşitsizlikler ile verilen daha genel bu şekli biraz daha karmaşıktır. Çünkü GRG nin türetilmesi eşitlik kısıtlamalarına dayanır. Bu nedenle yapay (slack) değişkenler ekleyerek eşitsizlikler eşitliğe dönüştürülür. Buradaki GRG algoritması, aktif bir kısıtlama algoritmasıdır; arama yönünü belirlemek için yalnızca etkin eşitsizlik kısıtları kullanılır. Etkin olmayan kısıtlar, yalnızca bağlayıcı hale geldikleri veya ihlal edildikleri takdirde probleme dahil edilirler.

GRG algoritmasının adımları şu şekilde verilebilir:

1. Amaç fonksiyonunu ve mevcut noktadaki tüm kısıtları değerlendirir.
2. Herhangi bir etkin eşitsizlik kısıtı için, yapay bir s_i yapay değişkeni eklenir.
3. Değişkenler bağımsız değişkenler ve bağımlı değişkenler olarak ayrılır. Her etkin kısıt için bir bağımlı değişkene ihtiyaç vardır. Üst veya alt sınırındaki herhangi bir değişken, bağımsız bir değişken haline gelmelidir.
4. İndirgenmiş gradyanı hesaplamak için Eş. (9) kullanılır.
5. Bir arama yönü hesaplayın. İndirgenmiş gradyanın arama yönünü hesaplamak için herhangi bir yöntem kullanılabilir. Örneğin, Newton-Raphson (NR) yöntemi.
6. Bağımsız değişkenlerde bir satır araması yapılır. Her adım için, Eş. (8) da dz ve dy yerine ∇y ve ∇z kullanılarak bağımlı değişkenlerdeki karşılık gelen değerler bulunur.
7. Optimum çözüm aramasının her adımında, bağımlı değişkenleri belirlemek için Newton-Raphson (NR) yöntemini kullanarak ihlal edilen kısıtlar için kısıt sınırlarına geri dönülür. Bağımsız bir değişken sınırına ulaşırsa, onun sınırına eşitlenir. İndirgenmiş gradyanın hesaplamasında $\frac{\partial \psi^{-1}}{\partial y}$ matrisine sahip olduğumuz göz önüne alınır. Burada Newton-Raphson iterasyonu $\Delta y = -\frac{\partial \psi^{-1}}{\partial y}(g-b)$ ile verilir.
8. Optimum çözümü arama 4 yoldan biri ile sonlandırılabilir.
 - i. Arama yönündeki minimum bulunur.
 - ii. Bağımlı bir değişken üst veya alt sınırına ulaşır.
 - iii. Önceden etkin olmayan bir kısıt etkin hale gelir.
 - iv. NR yakınsamayı başaramazsa, NR yakınsayana kadar adım boyutu azaltılır.
9. Herhangi bir noktada 4. adımdaki indirgenmiş gradyan 0'a eşitse, Karush-Kuhn-Tucker koşulları karşılanır (Constrained Optimization 2).



Şekil 5. Genelleştirilmiş indirgenmiş gradyan algoritmasının akış şeması (Kim ve Mun, 2021).

GÜÇ YOĞUNLUĞU VE PERFORMANS ANALİZİ (POWER DENSITY AND PERFORMANCE ANALYSIS)

Rüzgar Güç Yoğunluğu

Tesis için birim alan A (m^2), bölgedeki rüzgar hızı v ve ρ (kg/m^3) hava yoğunluğu olmak üzere, rüzgar güç yoğunluğu Eş. (10) ile tahmin edilebilir:

$$P_{w,d}(v) = \frac{1}{2} \rho A v^3 = \frac{1}{2} \rho v^3 \left(w / m^2 \right) \quad (10)$$

Weibull olasılık yoğunluk fonksiyonu ölçek parametresi c , şekil parametresi k ve $\Gamma, \Gamma(t) = \int_0^{\infty} e^{-t} . t^{x-1} dt$

Gamma fonksiyonu olmak üzere, yerel rüzgar enerjisi kaynağının uygunluğu için, yıllık ortalama rüzgar güç yoğunluğu Eş. (11) ile hesaplanır (Köse vd., 2018).

$$P_{w,d} = \frac{1}{2} A \rho \int_0^{v_{\max}} v^3 f(v) dv = \frac{1}{2} \rho c^3 \Gamma \left(1 + \frac{3}{k} \right) \quad (11)$$

Güç yoğunluğu açısından ölçüm yapılan sitenin rüzgar enerjisi sınıfları değerlendirme kriterleri Tablo 4'deki gibidir (Mostafaeipour vd., 2014).

Tablo 4. Rüzgar enerjisi sınıfları değerlendirme kriterleri

Zayıf Kaynak	$(P_{w,d} < 100W/m^2)$
Normal Kaynak	$(100 W/m^2 < P_{w,d} < 300W/m^2)$
İyi Kaynak	$(300W/m^2 < P_{w,d} < 700W/m^2)$
Çok İyi Kaynak	$(P_{w,d} > 700W/m^2)$

Elde edilen sonuç yukarıda verilen kritik değerlere göre sınıflandırılır ve yatırım kararı için bilgi üretilir.

Amaç Fonksiyonunun Tanımlanması (Defining Objective Function)

Bu çalışmada, her iki gözlem istasyonunda ölçülen rüzgar hız olasılık değerleri ile Weibull olasılık dağılımı kullanılarak bulunan rüzgar hız olasılık değerleri arasındaki fark hatayı ifade etmekte olup

$$E(v, k, c) = \sum_{i=1}^n [f_g(v_i) - f_w(v_i)]^2 \quad (12)$$

ile gösterilen amaç fonksiyonunda hata kareleri toplamının en aza indirilmesi hedeflenmektedir (Köse vd., 2018).

Eş. (12), Eş. (13), Eş. (14) ve Eş. (15) te n toplam hız sınıfı sayısını, $f_g(v_i)$ gözlem istasyonunda ölçülen frekansları ve $f_w(v_i)$ Weibull dağılımı ile hesaplanan frekansları göstermektedir.

Performans Kriterleri (Performance Criteria)

Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (The Root Mean Square Error (RMSE))

Bu kriter tahminlemesi yapılan değerler ile deneysel veriler arasındaki gerçek sapmayı kıyaslamak amacıyla kullanılır. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü kriteri Eş. (13) ile tanımlanmıştır.

$$HKOK(RMSE) = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_g(v_i) - f_w(v_i))^2} \quad (13)$$

Rüzgar hızının modellenmesinde kullanılacak doğru fonksiyon en küçük değere sahip en iyi rüzgar dağılımı fonksiyonudur (Abdulahad, 2016).

Determinasyon (Belirlilik) Katsayısı (Determination Coefficient)

Determinasyon (Belirlilik) katsayısı tahminlemesi yapılan değerler ile deneysel veriler arasındaki yakınlığı kıyaslamak için kullanılan bir başka performans kriteri olup Eş. (14) ile tanımlanmıştır.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (f_g(v_i) - f_w(v_i))^2}{\sum_{i=1}^n (f_g(v_i) - f_g(\bar{v}_i))^2} \quad (14)$$

Burada $f_g(\bar{v}_i)$ Weibull ile tahminlemesi yapılan rüzgar dağılımının ortalamasını ifade eder (Azad, 2014).

Ki-kare Dağılımı (Chi-square Distribution)

Bu kriter Eş. (15) ile tanımlanmıştır (Güngör, 2008).

$$\chi^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (f_g(v_i) - f_w(v_i))^2}{\sum_{i=1}^n f_g(v_i)} \quad (15)$$

KARŞILAŞTIRMA VE ANALİZ (COMPARISON AND ANALYSIS)

Loras Gözlem İstasyonu verileri kullanılarak rüzgar hızlarının frekans dağılımının rüzgar karakteristiğini oluşturmak için klasik sayısal yöntemlerden En Küçük Kareler Yöntemi(LMS), Justus Ampirik Moment Metodu(EMJ) ve Lysen Ampirik Moment Metodu(EML) ile sezgisel optimizasyon algoritmalarından Isıl İşlem Optimizasyon Algoritması(SA) ve Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritması kullanılarak Weibull şekil(k) ve ölçek(c) parametreleri tahmin edilmiştir.

Loras gözlem istasyonu için, k şekil parametresi klasik sayısal metotlardan LMS ile 1,3711, EMJ ve EML ile 1,3115, c ölçek parametresi ise LMS ile 4,4747, EMJ ve EML ile 4,93-4,95 arasında yakın değerler bulunduğu gözlemlenmiştir. SA optimizasyon algoritması ve GRG algoritmasında ise k şekil parametresi 1,4048, c ölçek parametresi ise 5,40-5,75 arasında yakın değerler bulunarak parametrelerin klasik sayısal metotlardan daha büyük olduğu görülmüştür.

Foça gözlem istasyonu için, k şekil parametresi klasik sayısal metotlardan LMS ile 1,7919, EMJ ve EML ile 2,0166, c ölçek parametresi ise LMJ ile 6,1868, EMJ ve EML ile 6,89 a yakın değerler bulunduğu gözlemlenmiştir. SA ve GRG optimizasyon algoritmalarında ise k şekil parametresi 1.98 civarı olup, c ölçek parametresi ise 6,89-6,94 arasında bulunarak parametrelerin klasik sayısal metotlara çok yakın değerler olduğu görülmüştür.

Tablo 5. Loras ve Foça Rüzgar Hız Karakteristiği İçin Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonu Parametreleri

Parametre Tahmin Metotları	Loras Gözlem İstasyonu		Foça Gözlem İstasyonu	
	k	c	k	c
LSM	1.3711	4.4747	1.7919	6.1868
EMJ	1.3115	4.9373	2.0166	6.8901
EML	1.3115	4.9405	2.0166	6.8939
SA	1.4048	5.7363	1.9777	6.8948
GRG	1.4488	5.40235	1.9617	6.9359

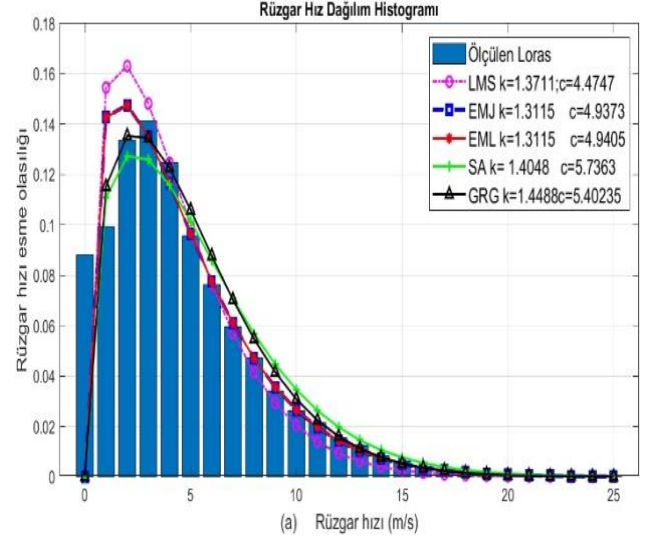
Tablo 6'da LMS, EMJ, EML, SA ve GRG ile tahminlenen parametrelerin performans kriterlerine göre verdiği sonuçlar belirtilmiştir. Bu sonuçlar gözden geçirildiğinde, Loras Gözlem İstasyonu için GRG Algoritması 0,8473 sonucu ile klasik sayısal yöntemlere oranla optimal bir determinasyon katsayısı değeri vererek iyi bir performans sergilemiştir. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü performans kriteri incelendiğinde, GRG Algoritması Optimizasyon Metodu ile tahmin edilen parametrelerin klasik sayısal yöntem ile tahminlenen parametrelerin deneysel verilere göre daha az saptığı ve daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Ki-kare dağılımı performans kriteri incelendiğinde, yine GRG algoritması ile tahmin edilen parametrelerin klasik sayısal yöntemler ile tahminlenen parametrelere göre sıfıra daha yakın olması sebebiyle daha iyi netice verdiği görülmüştür.

Foça Gözlem İstasyonu için GRG Algoritması 0.9793 sonucu ile klasik sayısal yöntemlere oranla optimal bir determinasyon katsayısı değeri vererek iyi bir performans sergilemiştir. Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü performans kriteri incelendiğinde, SA ve GRG Algoritmaları ile tahmin edilen parametrelerin klasik sayısal yöntem ile tahminlenen parametrelerin deneysel verilere göre daha az saptığı ve daha iyi sonuç verdiği görülmüştür. Ki-kare dağılımı performans kriteri incelendiğinde, tüm kullanılan yöntemlerin aynı sonucu verdiği görülmüştür.

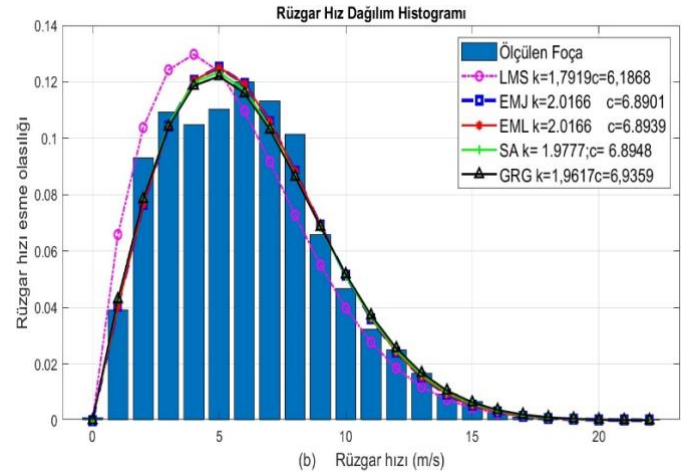
Tablo 6. Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonu Parametreleri için Frekans Tahmini Performans Sonuçları

	Loras Gözlem İstasyonu			Foça Gözlem İstasyonu		
	RMSE	R^2	χ^2	RMSE	R^2	χ^2
LMS	0.0215	0.7859	0.0118	0.0123	0.9268	0.0034
EMJ	0.0196	0.8223	0.0097	0.0068	0.9781	0.0011
EML	0.0196	0.8225	0.0096	0.0067	0.9781	0.0011
SA	0.0185	0.8424	0.0082	0.0066	0.9791	0.0011
GRG	0.0182	0.8473	0.0079	0.0066	0.9793	0.0011

Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonunun parametrelerini tahminlemede kullanılan klasik sayısal yöntemlerden LMS, EMJ ve EML ile optimizasyon algoritmalarından SA ve GRG algoritmaları kullanılarak, sırasıyla **Şekil 6(a)-6(b)**'de Loras ve Foça gözlem istasyonlarındaki esme yoğunlukları elde edilmiştir. Buna göre Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonu parametre tahmininde SA ve GRG algoritmalarının klasik sayısal yöntemlere göre daha iyi sonuç verdiği dolayısıyla daha başarılı yöntemler olduğu söylenebilir.



Şekil 6(a). Loras Gözlem İstasyonu Rüzgar Hız Dağılım Histogramı-Parametre Tahmin Yöntemleri ile bulunan frekanslar



Şekil 6(b). Foça Gözlem İstasyonu Rüzgar Hız Dağılım Histogramı-Parametre Tahmin Yöntemleri ile bulunan frekanslar

Tablo 7. Gerçek ve LMS, EMJ, EML, SA ve GRG ile tahmini rüzgar güç yoğunluğu değerleri

	Loras Gözlem İstasyonu	Foça Gözlem İstasyonu
Geçek Güç Yoğunluğu	225.5092	266.9153
LMS	131.2076	219.1995
EMJ	224.4751	263.8846
EML	224.9411	263.8846
SA	252.6022	269.8406
GRG	203.0299	277.0478

Tablo 7'ye göre Loras ve Foça gözlem istasyonlarındaki gerçek güç yoğunluğu verileri, Tablo 4'te verilen rüzgar enerjisi sınıfları değerlendirme kriterleri ile kıyaslandığında sırasıyla Loras gözlem istasyonu gerçek güç yoğunluğu $100w/m^2 < 226w/m^2 < 300w/m^2$ ve Foça gözlem istasyonu gerçek güç yoğunluğu $100w/m^2 < 267w/m^2 < 300w/m^2$ olduğundan bu bölgelere rüzgar tribünü kurmak için yatırım yapılması makul görülmektedir.

Ayrıca Tablo 7'ye göre Loras gözlem istasyonunda rüzgar güç tahmininde gerçeğe en yakın metodun EMJ olduğu, en uzak tahminin de LMS ile elde edildiği görülmektedir. Foça gözlem istasyonunda rüzgar güç tahmininde gerçeğe en yakın metodun EML olduğu, en uzak tahminin LMS ile elde edildiği görülmektedir.

Tablo 8. Rüzgar güç yoğunluğu değerlerindeki hata payları
Rüzgar Güç Yoğunluğu Hata Payları

	Loras Gözlem istasyonu	Foça Gözlem İstasyonu
LMS	0.4182	0.1788
EMJ	0.0046	0.0115
EML	0.0025	0.0098
SA	0.1073	0.0108
GRG	0.1107	0.0366

Tablo 8'e göre rüzgar güç yoğunluğu hata payları dikkate alındığında her iki gözlem istasyonu için klasik sayısal yöntemlerden EML metodunun en az hata payına sahip olduğu, GRG metodunun hata payının yüksek olduğu ve LMS metodunun da en fazla hata payına sahip olduğu görülmektedir.

SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada, genellikle elektrik enerjisi üretiminde tercih edilen rüzgar enerjisinin fizibilite ve verimlilik çalışmalarında kullanılan Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonunun k ve c parametrelerinin tahminlenmesinde sezgisel algoritmalarından Isıl İşlem Algoritması (SA), Genelleştirilmiş İndirgenmiş Gradyan Algoritması (GRG) ve klasik sayısal yöntemlerden En Küçük Kareler Yöntemi(LMS), Justus Ampirik Moment Metodu(EMJ) ve Lysen Ampirik Moment Metodu(EML) kullanılmıştır. Ayrıca hata kareleri ortalamasının karekökü, belirlilik katsayısı ve ki-kare dağılımı performans kriteri kullanılarak parametre tahmin yöntemlerinin başarısı test edilmiştir.

Sonuç olarak, Weibull Olasılık Dağılım Fonksiyonu parametre tahminlenmesinde, eğri uyumu değerlendirilen hata performans kriterleri açısından klasik sayısal yöntemlere göre Loras gözlem istasyonu

için SA ve Foça gözlem istasyonu için GRG algoritmasının daha başarılı olduğu ve Eş. (11) ile hesaplanan gerçek rüzgar güç yoğunluğu verilerine göre de Loras gözlem istasyonu için en iyi sonuçların EMJ ve Foça Gözlem istasyonu için en iyi sonuçların EML metotları ile elde edildiği görülmektedir.

KAYNAKLAR

Abdelkrim, E.M. (2010). Two-phase generalized reduced gradient method for constrained global optimization. *J. Appl. Math.* 1-19.

Abdulahad, A. A., Saleh, M. A., & Mohammed, B. A. (2016). Analysis of wind speed and Estimation of Weibull Parameters by Three Numerical Methods in Al-Sulaimani Province. *Al-Mustansiriyah Journal of Science*, 27(1).

Aslan, Y., & Yaşar, C. Dumlupınar Üniversitesi Kampüsündeki Rüzgar Enerjisinin Değerlendirilmesi İçin Örnek Bir Uygulama. chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://ww.emo.org.tr/ekler/64939da0c6ae8ee_ek.pdf

Azad, A. K., Rasul, M. G., & Yusaf, T. (2014). Statistical diagnosis of the best Weibull methods for wind power assessment for agricultural applications. *Energies*, 7(5), 3056-3085.

Bayraktar, Y., & Kaya, H. İ. (2016). Yenilenebilir enerji politikaları ve rüzgâr enerjisi açısından bir karşılaştırma: Çin, Almanya ve Türkiye örneği. *Uluslararası Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 2(4), 1-18.

Beck, P., Lasdon, L., and Engquist, M. (1983). A reduced gradient algorithm for nonlinear network problems. *ACM Transactions on Mathematical Software*, 9(1), 57-70.

Brenan, K.E., Hallman, W.P. (1995). A generalized reduced gradient algorithm for large-scale trajectory optimization problems. *Optim. Des. Control*, 19, 117-132.

Chen, H., Birkelund, Y., Anfinsen, S. N., Staupel-Delgado, R., & Yuan, F. (2021). Assessing probabilistic modelling for wind speed from numerical weather prediction model and observation in the Arctic. *Scientific Reports*, 11(1), 1-11.

Çukurçayır, M. A., & Sağır, H. (2008). Enerji sorunu, çevre ve alternatif enerji kaynakları. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, (20), 257-278.

Gabriele, G. A., & Ragsdell, K.M. (1977). The Generalized reduced gradient method: a reliable tool for optimal design, *ASME Journal of Engineering for Industry*, 99, 384-400.

Gülersoy, T., & Çetin, N. S. (2010). Menemen bölgesinde rüzgar türbinleri için Rayleigh ve Weibull

- dağılımlarının kullanılması. *Politeknik Dergisi*, 13(3), 209-213.
- Güngör, M. (2008). Ki-kare testi üzerine. *Fırat Üniversitesi Doğu Araştırmaları Dergisi*, 7(1), 84-89.
- Hayli, S. (2001). Rüzgar enerjisinin önemi, Dünya'da ve Türkiye'deki durumu. *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 11(1), 1-26.
- Jiang, H., Wang, J., Wu, J., & Geng, W. (2017). Comparison of numerical methods and metaheuristic optimization algorithms for estimating parameters for wind energy potential assessment in low wind regions. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 69, 1199-1217.
- Justus, C. G., & Mikhail, A. (1976). Height variation of wind speed and wind distributions statistics. *Geophysical research letters*, 3(5), 261-264.
- Karaboğa, D. (2018). *Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları*. Ankara: Nobel.
- Karadağ, İ. H. (2009). *Yenilenebilir enerji kaynakları arasında rüzgar enerjisinin önemi ve rüzgar türbini tasarımı*. (Yüksek Lisans Tezi, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü)
- Kaplan, Y. (2016). Rayleigh ve Weibull dağılımları kullanılarak Osmaniye bölgesinde rüzgar enerjisinin değerlendirilmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 20(1), 62-71.
- Kim D., Mun S. (2021). Development of an Interface Shear Strength Tester and a Model Predicting the Optimal Application Rate of Tack Coat. *Construction Materials*, 1(1), 22-38.
- Köse, F., Aksoy, M. H., and Özgören, M. (2014). An Assessment of Wind Energy Potential to Meet Electricity Demand and Economic Feasibility in Konya, Turkey. *International Journal of Green Energy*, 1(6), 559-576.
- Köse B., Düz M., Güneşer M. T., Recebli Z. (2018). Estimating Wind Energy Potential With Predicting Burr Lsm Parameters, A Different Approach. *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*, 36(2): 389-404.
- Köse, B. (2022). Optimizasyon Teknikleri Ders Notları. İzmir Bakırçay Üniversitesi.
- Köse, B., Aygün, H. ve Pak, S. (2021) "Rüzgar Enerjisinde Kullanılan Weibull Olasılık Dağılımı Parametrelerinin Tahminlenmesinde İstatistiksel Metotlar ve Optimizasyon Algoritmalarının Karşılaştırılması," Uluslararası Katılımlı 23. Isı Bilimi ve Tekniği Kongresi, Gaziantep.
- Köse, B., Aygün, H., & Pak, Semih. (2023) Rüzgar hız dağılımı modelinin Yusufçuk algoritması ile parametre tahminlemesi. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 38(3), 1747-1756.
- Köse, B. (2023). Teknobilim-2023, Yapay Zeka ve Mühendislik, Isıl İşlem Algoritması, 46-60.
- Lysen, E. H., 1983. Introduction to Wind Energy, 2nd edition, CWD-Consultancy Services Wind Energy Developing Countries.
- Mostafaeipour A., Jadidi M., Mohammadi K., Sedaghat A. (2014). An analysis of wind energy potential and economic evaluation in Zahedan, Iran. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 30, 641-650.
- The Generalized Reduced Gradient (GRG) Algorithm, Constrained Optimization 2, https://apmonitor.com/me575/uploads/Main/chap8_constrained_opt_sqp_ip_grg_v2.pdf
- Wang, Y., Li, Z., He, L. P., & Li, M. (2020). Parameters Estimation of Mixed Weibull Distribution Based on Nonlinear Least Square Method and Simulated Annealing Algorithm. In *2020 Global Reliability and Prognostics and Health Management, PHM-Shanghai*, 1-7, IEEE.
- Yılmaz, M. (2021). Türkiye'nin Bölgesel Rüzgar Enerji Potansiyelinin Dağılım Fonksiyonları Kullanılarak Karşılaştırmalı Analizi (Yüksek Lisans Tezi). Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi.