



BURDUR MEHMET AKİF ERSOY ÜNİVERSİTESİ

T.C.

BURDUR MEHMET AKİF ERSOY ÜNİVERSİTESİ

SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

İŞLETME ANABİLİM DALI

RÜZGÂR HIZI MODELLEMESİNDE

GENETİK ALGORİTMA ALTERNATİFLERİNİN

GRİ İLİŞKİSEL ANALİZ İLE DEĞERLENDİRİLMESİ

HİLMİ IŞIK

YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN

Doç. Dr. Muhammet Burak KILIÇ

BURDUR – 2023

T.C.
BURDUR MEHMET AKİF ERSOY ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ
İŞLETME ANABİLİM DALI

RÜZGÂR HIZI MODELLEMESİNDE
GENETİK ALGORİTMA ALTERNATİFLERİNİN
GRI İLİŞKİSEL ANALİZ İLE DEĞERLENDİRİLMESİ

HİLMİ IŞIK
YÜKSEK LİSANS TEZİ

DANIŞMAN
Doç. Dr. Muhammet Burak KILIÇ
Üye: Doç. Dr. Yusuf ŞAHİN
Üye: Doç. Dr. Erdal AYDEMİR

BURDUR – 2023

T.C.
BURDUR MEHMET AKİF ERSOY ÜNİVERSİTESİ
SOSYAL BİLİMLER ENSTİTÜSÜ

ETİK BEYAN

Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Lisansüstü Eğitim Öğretim ve Sınav Yönetmeliği'ne göre hazırlamış olduğum “Rüzgâr Hızı Modellemesinde Genetik Algoritma Alternatiflerinin Gri İlişkisel Analiz İle Değerlendirilmesi” adlı tezin hazırlanması sürecinde akademik ve etik kuralları ihlal etmediğimi, tezimin özgün olduğunu, başvurduğum kaynakları metin içinde, dipnotlarda ve kaynakçada eksiksiz ve bilimsel kurallara uygun olarak gösterdiğimi taahhüt ederim.

Hilmi IŞIK

30/11/2023

TEŞEKKÜRLER

Yüksek Lisans eğitimim boyunca, ilk günden itibaren adım adım beni bu sürecin sonuna hazırlayan; bilgeliğiyle, insanlığıyla, cesaretiyle kendimi geliştirmemi, iyi hissetmemi ve bu işi başaracağıma inancımı teşvik eden, bu zorlu yolda tüm samimiyetimle iyi ki rehberim olmuş dediğim değerli danışman hocam Sayın Doç. Dr. Muhammet Burak KILIÇ’a, eğitimim boyunca desteğini esirgemeyen gerek bilgeliğiyle gerek insanlığıyla destek veren değerli hocam Sayın Doç. Dr. Yusuf ŞAHİN’e, tez savunmamda yer alan Sayın Doç. Dr. Erdal AYDEMİR’e sonsuz teşekkürlerimi sunarım.

Eğitimim boyunca her zaman bana inanan, tüm zorlukların üstesinden gelmemde bana destek olan annem Fikriye IŞIK ve babam Ramazan IŞIK’a sonsuz minnet ve şükranlarımı sunarım.

Burdur, 2023

(IŞIK, Hilmi, Rüzgâr Hızı Modellemesinde Genetik Algoritma Alternatiflerinin Gri İlişkisel Analiz İle Değerlendirilmesi, Yüksek Lisans Tezi, Burdur, 2023)

ÖZET

Bu çalışmada rüzgâr hızı dağılımının modellenmesi için sık kullanılan ve güvenilirlik analizlerinde tercih edilen Weibull dağılımının parametre tahminleri en çok olabilirlik (ML) yöntemine dayalı Genetik Algoritma (GA) optimizasyonu ile elde edilmiştir. Weibull dağılımının parametrelerinden şekil parametresinin tahmini için GA yönteminde bir uygunluk fonksiyonu önerilmiştir. Önerilen uygunluk fonksiyonun optimizasyonu için popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı ve mutasyon oranı gibi farklı GA parametre değerleri kullanılmıştır. Üç farklı rüzgâr hızı verisi üzerinden Kolmogorov Smirnov (KS), R^2 , Ortalama karekök hatası (RMSE), Akaike Bilgi Kriteri, Bayesian Bilgi Kriteri ve Güç Yoğunluğu Hatası kriterleri kullanılarak Gri İlişkisel Analiz (GİA) ve Entropi ağırlıklı GİA yaklaşımları ile GA yöntemi için önerilen alternatifler sıralanmıştır.

Anahtar Kelimeler: *Genetik Algoritma, Uygunluk fonksiyonu, Gri İlişkisel Analiz, Weibull dağılımı.*

(IŞIK, Hilmi, Evaluation Of Genetic Algorithm Alternatives For Wind Speed Modelling Using Grey Relational Analysis, Master's Thesis, Burdur, 2023)

ABSTRACT

In this study, parameter estimates of the Weibull distribution, which is widely used for modelling wind speed distributions and is preferred in reliability analyses, are obtained by Genetic Algorithm (GA) optimisation based on the Maximum Likelihood method. A fitness function is proposed in the GA method to estimate the shape parameter of the Weibull distribution. Different GA parameter values such as population size, crossover rate and mutation rate were used to optimise the proposed fitness function. The proposed alternatives for the GA method are ranked by using the Grey Relational Analysis (GRA) and Entropy weighted GRA methods based on Kolmogorov-Smirnov (KS), R^2 , Root Mean Square Error (RMSE), Akaike Information Criterion, Bayesian Information Criterion and Power Density Error criteria over three different wind speed data.

Keywords: *Genetic Algorithm, Fitness function, Grey Relational Analysis, Weibull distribution.*

İÇİNDEKİLER

ETİK BEYAN METNİ.....	i
TEŞEKKÜR METNİ.....	ii
ÖZET.....	iii
ABSTRACT.....	iv
İÇİNDEKİLER.....	v
KISALTMALAR DİZİNİ.....	vi
TABLolar DİZİNİ.....	vii
ŞEKİLLER DİZİNİ.....	ix
GİRİŞ.....	1

BİRİNCİ BÖLÜM

1. LİTERATÜR TARAMASI	4
-----------------------------	---

İKİNCİ BÖLÜM

2. YÖNTEMLER.....	9
2.1. Weibull Dağılımı.....	9
2.2. En Çok Olabilirlik Yöntemi.....	9
2.3. Genetik Algoritma.....	11
2.4. Çok Kriterli Karar Verme.....	16
2.4.1. Gri İlişkisel Analiz	19
2.4.2. Entropi	22

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

3. UYGULAMA.....	24
3.1. Kaggle Veri Seti	24
3.2. Global Wind Atlas Afyonkarahisar Verisi	28
3.3. Global Wind Atlas Antalya Verisi	31
3.4. Monte Carlo Simülasyonu	37
SONUÇ	40
KAYNAKÇA	42
EKLER	50
ÖZGEÇMİŞ.....	62

KISALTMALAR DİZİNİ

CDF	Kümülatif Dağılım Fonksiyonu (Cumulative Distribution Function)
ÇKKV	Çok Kriterli Karar Verme
DEF	Eksiklik (Deficiency)
GA	Genetik Algoritma
GİA	Gri İlişkisel Analiz
ML	En Çok Olabilirlik (Maximum Likelihood)
MOM	Moment (Method of Moments)
MSE	Ortalama Kare Hatası (Mean Squares Error)
MW	Megawatt
PDF	Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu (Probability Density Function)
PDE	Güç yoğunluğu hatası (Power Density Error)
s	Saniye

TABLÖLER DİZİNİ

Tablo 1: Literatürde kullanılan dağılım ve yöntemler	7
Tablo 2: GA alternatifleri	16
Tablo 3: Kaggle veri seti için amaç fonksiyonu parametre tahminleri.....	25
Tablo 4: Kaggle veri seti için karar matrisi	25
Tablo 5: Kaggle veri seti için alternatiflerin GİA sıralaması	26
Tablo 6: Kaggle veri seti için kriterlerin fitdistrplus paketi ve önerilen yöntem karşılaştırması	28
Tablo 7: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için amaç fonksiyonu parametre tahminleri.....	28
Tablo 8: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için karar matrisi.....	29
Tablo 9: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için alternatiflerin GİA sıralaması.....	30
Tablo 10: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için kriterlerin fitdistrplus paketi ve önerilen yöntem karşılaştırması.....	31
Tablo 11: Global wind atlasın Antalya veri seti için amaç fonksiyonu parametre tahminleri.....	32
Tablo 12: Global wind atlasın Antalya veri seti için karar matrisi.....	32
Tablo 13: Global wind atlasın Antalya veri seti için alternatiflerin GİA sıralaması.....	33
Tablo 14: Global wind atlasın Antalya veri seti için kriterlerin fitdistrplus paketi ve önerilen yöntem karşılaştırması.....	35
Tablo 15: Kaggle veri seti için GİA ve Entropi Ağırlıklı GİA ilk üç sıralama	35
Tablo 16: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için GİA ve Entropi Ağırlıklı GİA ilk üç sıralama.....	36
Tablo 17: Global wind atlasın Antalya veri seti için GİA ve Entropi Ağırlıklı GİA ilk üç sıralama.....	36

Tablo 18: Kaggle veri seti için referans serinin karar matrisi	50
Tablo 19: Kaggle veri seti için normalize karar matrisi.....	50
Tablo 20: Kaggle veri seti için mutlak değer matrisi.....	51
Tablo 21: Kaggle veri seti için gri ilişkisel katsayı matrisi.....	51
Tablo 22: Kaggle veri seti için entropi-normalize karar matrisi.....	52
Tablo 23: Kaggle veri seti için kriterlere ilişkin entropi değerlerinin elde edilmesi.....	52
Tablo 24: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için referans serinin karar matrisi.....	53
Tablo 25: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için normalize karar matrisi....	53
Tablo 26: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için mutlak değer matrisi.....	54
Tablo 27: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için gri ilişkisel katsayı matrisi.....	54
Tablo 28: Global wind atlas Afyonkarahisar veri seti için entropi-normalize karar matrisi	55
Tablo 29: Global wind atlas Afyonkarahisar veri seti için kriterlere ilişkin entropi değerlerinin elde edilmesi.....	55
Tablo 30: Global wind atlasın Antalya veri seti için referans serinin eklendiği karar matrisi	56
Tablo 31: Global wind atlasın Antalya veri seti için normalize karar matrisi.....	56
Tablo 32: Global wind atlasın Antalya veri seti için mutlak değer matrisi.....	57
Tablo 33: Global wind atlasın Antalya veri seti için mutlak değer matrisi.....	57
Tablo 34: Global wind atlas Antalya veri seti için entropi-normalize karar matrisi.....	58
Tablo 35: Global wind atlas Antalya veri seti için kriterlere ilişkin entropi değerlerinin elde edilmesi.....	58
Tablo 36: 100 örneklemlili (1, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu.....	59
Tablo 37: 500 örneklemlili (1, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu.....	59

Tablo 38: 100 örneklemlili (5, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu.....	59
Tablo 39: 500 örneklemlili (5, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu.....	59
Tablo 40: R programında GA fonksiyonu hesaplama kod bloğu.....	60
Tablo 41: R programında fitdistrplus paketi ile hesaplama kod bloğu	61



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1: Yıllara göre rüzgâr enerjisi kurulu gücü	2
Şekil 2: Yıllara göre rüzgâr enerjisinin toplam kurulu güç içerisindeki oranı	3
Şekil 3: GA akış diyagramı.....	14
Şekil 4: GİA akış diyagramı.....	21
Şekil 5: Kaggle veri seti için alternatif-kriter grafiği	26
Şekil 6: Kaggle veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması.....	27
Şekil 7: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için alternatif-kriter grafiği.....	29
Şekil 8: Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması.....	30
Şekil 9: Global wind atlasın Antalya veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması.....	33
Şekil 10: Global wind atlasın Antalya veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması.....	34
Şekil 11: Kaggle, Global wind atlasın Afyonkarahisar ve Antalya veri seti rüzgâr hızı-yoğunluk grafiği	37

GİRİŞ

Yeraltı enerji kaynaklarının gittikçe daha zor çıkarılması ve azalması sebebiyle bu kaynaklar artık gelecek için önceliğini yitirmeye başladı. Yenilenebilir bir enerji kaynağı seçenekten çok zaruri bir ihtiyaca dönüştü. Bu yenilenebilir enerji kaynakları arasında güneş ve rüzgârın popülaritesi oldukça fazla ve rüzgâr enerjisi güneş enerjisi-ne göre daha çok performans sağlamaktadır.

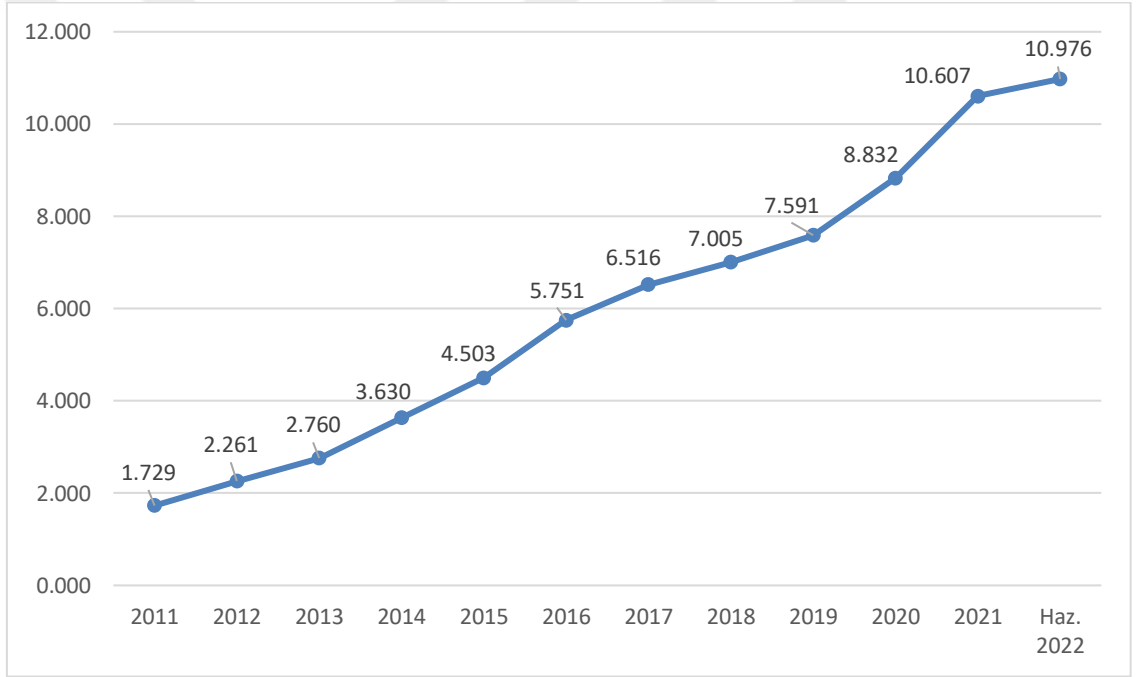
Rüzgârın sahip olduğu potansiyel gücü en iyi şekilde değerlendirmek için uygun kanatlara sahip türbin motorlu sistemler geliştirilmiştir. Havadaki rüzgârı yakalayıp türbini çevirerek muazzam bir elektrik elde edilmekte ve bu tamamen yeşil ve yenilenebilir enerjidir. Rüzgâr gücünden elde edilen elektrik her ne kadar çok olsa da rastgele yere kurulan bir rüzgâr santrali yeteri derecede rüzgâr alamazsa büyük bir mühendislik ve finansman hatası olup telafisi güç kayıplara sebebiyet verir. Bu durum da ülkemizde kurulabilecek rüzgâr enerji santrallerinin yer seçimini önemli hale getirmektedir.

Enerji, toplumların refah seviyesini yükseltmek için gece gündüz her alanda kullanılmaktadır. Ana unsurlarıyla sanayileşme ve nüfus artışından dolayı enerjiye olan ihtiyaç artarak devam etmektedir. Enerji kaynakları kullanım açısından yenilenebilir ve yenilenemez olarak iki başlık altında sınıflandırılabilir. Kömür, petrol, doğalgaz gibi fosil yakıtlar yenilenemez enerji kaynaklarının başında gelirken uranyum ve toryum gibi çekirdek temelli yenilenemez kaynaklarda vardır. Rüzgâr, güneş, jeotermal, biokütle, hidrolik, hidrojen ve dalga, gel-git gibi yenilenebilir enerji kaynakları ayrı bir çatı altında toplanmaktadır (Koç ve Kaya, 2015: 37). Fosil yakıtların azalması ve buna bağlı olarak fiyatlanması ile birlikte yanması sonucu çevreye zarar vermektedir. Fosil yakıtlar yanarak atmosferdeki CO² derişim oranını arttırmakta ve aşırı iklim değışikliklerine sebep olmaktadır (Öztürk, 2021: 8).

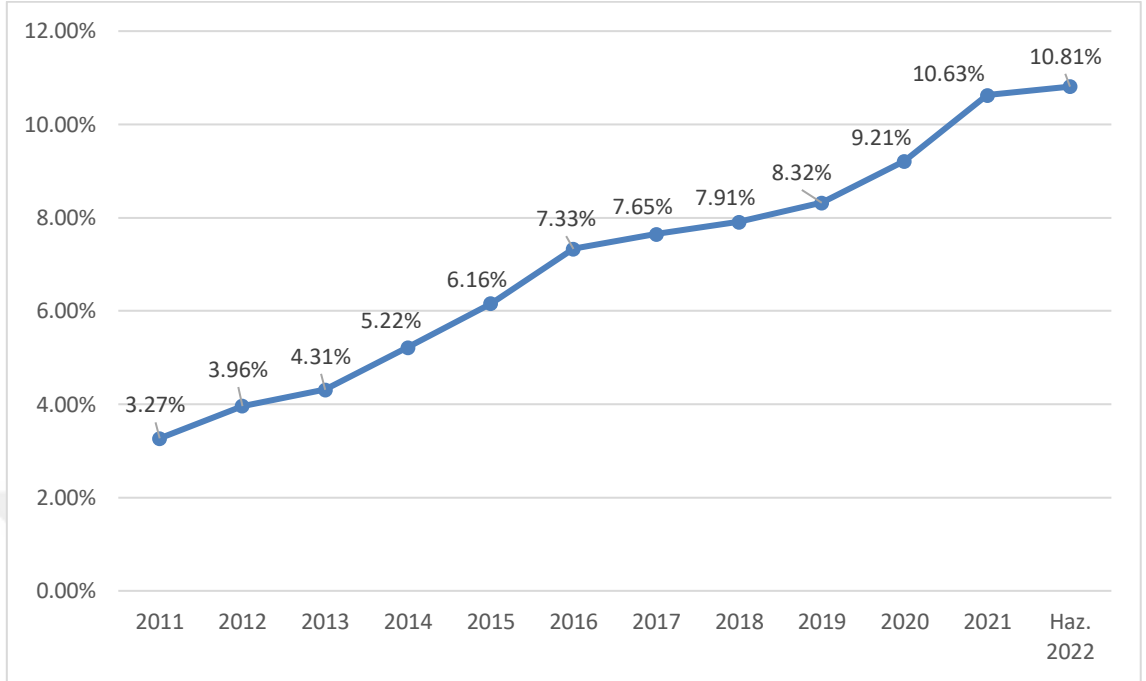
Coğrafyanın farklılıklarından dolayı ısınan hava ve soğuyan hava arasında basınç farkları oluşmaktadır. Basınçtan dolayı meydana gelen hava akımı rüzgâr olarak adlandırılmaktadır. Oluşan bu rüzgâr ile enerji elde edilmektedir ve bu enerjide elektriğe çevrilmektedir (Bağcı, 2019: 107). Bu süreçten elde edilen enerji temiz ve sonsuz olduğundan yenilenebilir bir enerji kaynağı olarak kullanılmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynakları

arasında diğerlerine göre kullanımı en fazla artan enerji kaynağı rüzgâr enerjisidir (Ata ve Öcal, 2014: 3).

Güneşin havayı ve yeryüzünü ısıtırken her yeri aynı derecede ısıtamamasından kaynaklı oluşan basınç farklarından dolayı bulunduğu coğrafi alana, hava olaylarına ve zamana göre rüzgâr enerjisinden farklı devletlerde ve farklı seviyelerde yararlanılabilir (Özkan vd., 2022: 29). Türkiye’de rüzgâr enerjisi ile üretilen kurulu elektrik gücü 2022 haziran ayı itibariyle 10.976 megawatt (MW) olup toplam kurulu güce göre oranı %10,81’dir ve yıllara göre değişim oranı sırasıyla Şekil 1 ve Şekil 2’de verilmiştir (Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı, 2022).



Şekil 1 – Yıllara göre rüzgâr enerjisi kurulu gücü



Şekil 2 – Yıllara göre rüzgâr enerjisinin toplam kurulu güç içerisindeki oranı

Bu tez çalışmasında yenilenebilir enerjide öneme sahip olan rüzgâr enerjisi için, rüzgâr hızı modellenmesinde en çok kullanılan Weibull dağılımı ele alınmıştır. Weibull dağılımının parametrelerinin tahmini için en çok olabilirlik yöntemine dayalı GA optimizasyonu kullanılmıştır. GA yönteminde Weibull dağılımının şekil parametresinin tahmini için uyum fonksiyonu önerilmiştir. Farklı GA parametre değerleri (popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı, mutasyon oranı) kullanılarak rüzgâr hızı verisi üzerinden en uygun GA parametrelerinin seçimi Gri ilişkisel analiz yaklaşımıyla belirlenmiştir. Bu çalışmada Gri İlişkisel analiz için kullanılan kriterler Kolmogorov-smirnov uyum iyiliği test değeri, R^2 , RMSE, Akaike bilgi kriteri, Bayesian bilgi kriteri değerleridir.

Bu çalışmada cevap aranan temel araştırma soruları sırasıyla;

- GA için farklı popülasyon, çaprazlama ve mutasyon oranlarının önerilen uygunluk fonksiyonuna etkileri,
- Uygunluk fonksiyonlarının performanslarının karşılaştırılması,
- GİA kullanılarak, GA alternatiflerinin sıralanması;

problemlerinden oluşmaktadır.

BİRİNCİ BÖLÜM

1. LİTERATÜR TARAMASI

Weibull dağılımı, rüzgâr hızının modellenmesinde (Koca vd., 2019: 2277) ve sistem güvenilirliğinin hesaplanmasında sıklıkla kullanılmaktadır. Weibull dağılımı ile ilgili çeşitli çalışmalar aşağıda incelenmiştir.

Güvenilirlik analizi, bir sistemlerdeki önemli bir parçanın, sistemi tamamlayan diğer sistemlerin ya da sistemdeki ürün güvenilirliğinin ölçülerek değerlendirilmesi ve hesaplanması işlemi olarak tanımlanır. Güvenilirlik analizi bütün sistem için yapılabildiği gibi sistemdeki bir parça içinde yapılabilir (Danacı vd., 2009: 120).

Tavner vd., (2007: 1-2) on yıllık verilerle Danimarka ve Almanya'daki rüzgâr türbinlerinin güvenilirliğini test etmişlerdir. Rüzgâr türbinleri ile ilgili güvenilirlik tahminlerinin, rüzgâr enerjisinin gelecekteki kaynaklarının gelişimi için oldukça önemli bir yere sahip olduğu vurgulanmıştır.

Sistemin veya onu tamamlayan ek sistemlerin, ekipman ve parçaların güvenilirliğini hesaplayan fonksiyonlar için farklı güvenilirlik modelleri vardır (Uzun ve Özdoğan, 2011: 309). Bu modeller arasında yaygın olarak kullanılanlar:

- Normal Dağılım, (Hata oranlarını artan)
- Lognormal Dağılım, (Hata oranları önce artan sonra azalan)
- Üstel Dağılım, (Hata oranları sabit)
- Weibull Dağılımı, (Hata oranları artan, azalan veya sabit)
- Diğer Modeller (Competing Failure Mode, Gamma, Gumbell, Logistic)

Kılıç (2023: 15) en çok olabilirlik ve Moment (MOM) yöntemine dayalı yapay arı kolonisinin (ABC) ve GA'nın performanslarını ele almıştır. Yapılan çalışmada kullanılan meta-sezgisel yöntemlerin başarılı sonuçlar verdiği görülmüştür.

Kılıç vd., (2021: 1225, 1240) Newton Raphson, Expectation-Maximization, Simulated Annealing ve önerilen GA ile elde edilen en çok olabilirlik tahmin edicilerin verimliliklerini Monte Carlo simülasyonları ile gerçek veri örnekleri kullanarak

karşılaştırmış ve model değerlendirme kriterleri açısından önerilen GA optimizasyonunun diğer algoritmalara göre daha üstün olduğu görülmüştür.

Kurban vd., (2007: 212, 217) rüzgâr hızının modellenmesinde Eskişehir bölgesindeki 4 aylık rüzgâr verisi için Weibull dağılımını kullanmışlardır. Parametre tahmini için en çok olabilirlik ve en küçük kareler yöntemi yerine MOM metoduna başvurmuşlardır. Çalışma sonucunda verilerin standart sapması uygun değerlerde çıkmıştır.

Arslan vd., (2014: 824) Weibull dağılımında rüzgâr hızı parametrelerinin tahmininde yaygın olarak kullanılmayan L-MoM yöntemini kullanmış ve bu yöntemi MOM yöntemi ve en çok olabilirlik yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Çalışmada L-MoM yönteminin küçük örnekleme sahip araştırmalarda uygun sonuç verdiği görülmüştür.

Ozay ve Celiktas (2016: 54) İzmir Çeşme Alaçatı bölgesinde bulunan bir rüzgâr ölçüm istasyonundan yaklaşık 5 yıllık 10'ar dakika aralıklardaki veriyi iki parametrelili Weibull Olasılık Yoğunluk Fonksiyonu (PDF) ile analiz etmişlerdir. Çalışmada ortalama rüzgâr hızı, rüzgâr hızı frekans dağılımı, rüzgâr yönü eğilimlerinin şekli ve ölçeği hesaplanarak bölge yatırımcılara yön verebilmek adına katkıda bulunmuştur.

Seguro ve Lambert (2000: 84) rüzgâr enerjisini Weibull dağılımı ile hesaplarken parametreleri için üç farklı yöntem sunmuştur. Aynı veri seti ile ML yöntemi, değiştirilmiş ML yöntemi ve grafik yöntemi kullanılmıştır. Bu yöntemler karşılaştırıldığında zaman serisi rüzgâr verileriyle ML yönteminin, frekans dağılım fonksiyonundaki rüzgâr verilerinin de değiştirilmiş ML yöntemi ile kullanılmasının daha faydalı olacağı önerilmiştir.

Wais (2017: 1106-1107) iki parametrelili Weibull dağılımlarında düşük rüzgâr hızları için iyi sonuçlar alınmadığını fakat üç parametrelili Weibull dağılımlarında daha iyi sonuçlar elde edildiğini karşılaştırmıştır. Rüzgâr hızının 2 m/s altında olduğu durumlarda üç parametrelili Weibull dağılımının iki parametrelili Weibull dağılımına göre daha avantajlı olduğunu önerilmektedir.

Dorvlo (2002: 2317) Umman'da dört farklı bölgede rüzgâr hızını modellemek için Weibull dağılımı kullanmış ve parametre tahminleri üç farklı yöntemle elde edilmiştir.

Ki-kare, MOM ve Regresyon yöntemleri arasında rüzgâr hızı verilerinin Weibull dağılımı ile analizinde en uygun parametre tahmin yöntemi olarak Ki-kare yöntemi belirlenmiştir.

Koca vd., (2020: 144) rüzgâr hızı modellemesinde Weibull dağılımını kullanmış ve parametre tahmininde de en çok olabilirlik yöntemini kullanmıştır. En çok olabilirlik yöntemine dayalı parametre tahmin edicileri belirlemek için GA ve Newton-Raphson teknikleri kullanılmıştır. GA ile bulunan en çok olabilirlik tahmin edicilerinin MOM yöntemine göre daha iyi bir performans sergilediği görülmüştür.

Wadi ve Elmasry (2021: 1, 6) Türkiye'nin Marmara bölgesi Çatalca civarındaki rüzgâr enerjisini modellerken Weibull, Poisson ve Lognormal olmak üzere üç dağılım kullanmıştır. Dağılımlardaki parametreler GA ile tahmin edilerek dağılımların doğruluk farklılıklarını göstermek için Root mean square error (RMSE), korelasyon katsayısı ve Ortalama mutlak hata (MAE) ölçümlerinden yararlanılır. Bulunan sonuçlara göre verilerin modellenmesinde Weibull dağılımının en iyi olduğu görülür.

Liu vd., (2011: 2611) Tayvan boğazındaki bir rüzgâr santralindeki 2 yıllık rüzgâr hızı analizi için Weibull parametrelerini hesaplarken GA'yı kullanmıştır. Çalışmada optimizasyon çözümünü bulmak için GA'da ilk kez bir amaç fonksiyonu tanımlanmıştır. Weibull, lojistik ve lognormal olmak üzere üç farklı Olasılık yoğunluk fonksiyonu (PDF) kullanılmıştır. Kriter olarak; Kolmogorov-Smirnov testindeki maksimum hata, RMSE hatası, rüzgâr gücü yoğunluğu bağıl hatası ve Ki-kare hatası ele alınmıştır. Yapılan çalışma sonucunda GA'nın uygun bir yöntem olduğu görülmüştür.

Lee vd., (2010: 302) Deniz üzerine rüzgâr santrali çiftliği kurmak için Jeju adası çevresinde saha seçimi yapmak adına bir optimizasyon prosedürü hazırlamıştır. Çalışmada 2006 yılına ait denizdeki rüzgâr verileri analiz edilerek yapay sinir ağı modeli geliştirilmiştir. Uygun saha, en fazla su derinliği ve kıyıdan olan en uzak nokta kriterlerini karşılayan enerjiyi maksimum seviyeye çıkarmak için tanımlanan optimizasyon yöntem GA olarak belirlenmiştir.

Koca (2020: 127, 128) Muğla ilinin Datça ilçesindeki ve Gökçeada'daki meteoroloji istasyonları ile Hatay ilinin Belen ilçesindeki rüzgâr enerjisi santralinde ölçülen rüzgâr hızı verilerini aylık bazda, mevsimler için ve yıllık olarak rüzgâr hızı istatistiksel

dağılım yöntemlerinden Weibull, Normal, Log-Normal ve Gamma dağılımları ile inceleyerek karşılaştırmıştır. En çok olabilirlik yöntemi ile model parametreleri tahmin edicilerinin oluşturulmasında Newton-Raphson, Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno, Nelder-Mead ve Benzetimli Tavlama metotları kullanılmıştır. RMSE, Güç yoğunluğu hatası, R^2 , ve Kolmogorov-Smirnov test istatistiği kriterleriyle modellerin performansları ölçülmüş ve Weibull dağılımının en çok başarılı olduğu ortaya konulmuştur.

Literatürde kullanılan bazı dağılımlar ve yöntemler Tablo 1’de verilmiştir.

Tablo 1 – Literatürde kullanılan dağılım ve yöntemler

Yazarlar	Konu	Dağılım	Yöntemler
Koca vd., (2019: 2278)	Rüzgâr hızı modellemesi	Weibull, Gamma, Normal, Lognormal	Newton–Raphson, Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno, Nelder–Mead, Simulated Annealing
Danacı vd., (2009: 120)	Güvenilirlik analizi	Weibull	En çok olabilirlik, En küçük kareler
Kılıç (2023: 15)	Weibull dağılım parametre tahmini	Weibull	Yapay arı kolonisi, Genetik algoritma
Kılıç vd., (2021: 1225, 1240)	Rüzgâr hızı modellemesi	Weibull	Newton Raphson, Expectation-Maximization, Simulated Annealing, Genetik algoritma
Kurban vd., (2007: 215)	Rüzgâr hızı ve enerji yoğunluğunun aylık değişimi	Weibull	Moment
Arslan vd., (2014: 824)	Rüzgâr enerji potansiyeli	Weibull	Moment, L-Moment, En çok olabilirlik
Ozay ve Celiktas, (2016: 53-54)	Rüzgâr hızı, frekans dağılımı ve yönünü hesaplamak.	Weibull, Rayleigh	Standart sapma
Seguro ve Lambert, (2000: 84)	Rüzgâr enerjisi analizi	Weibull	En çok olabilirlik, Grafiksel, Değiştirilmiş en çok olabilirlik
Wais (2017: 1106-1107)	Rüzgâr enerjisi	Weibull	En küçük kareler
Dorvlo (2002: 2317)	Rüzgâr hızı	Weibull	Ki-kare, Moment, Regresyon
Koca vd., (2020: 144)	Rüzgâr hızı veri analizi	Weibull	Moment, En çok olabilirlik, Newton-Raphson, Genetik algoritma
Wadi ve Elmasry, (2021: 6)	Türkiye’nin Marmara bölgesinin 3 yıllık rüzgâr hızı potansiyeli modellemesi	Weibull, Poisson, Lognormal	Genetik algoritma
Liu vd., (2011: 2611)	Taiwan’daki 2 yıllık rüzgâr karakterizasyon analizi	Weibull	Genetik algoritma
Lee vd., (2010: 302)	Deniz üstü rüzgâr verileri analizi	Weibull, Rayleigh	Genetik algoritma
Koca (2020: 127, 128)	Rüzgâr enerji potansiyeli	Weibull, Gamma, Normal, Lognormal	Newton–Raphson, Broyden–Fletcher–Goldfarb–Shanno, Nelder–Mead, Benzetimli Tavlama, Beklenti Maksimizasyonu, Genetik algoritma

Engin (2021: 37-38) birbirinden farklı en az beş başlangıç popülasyonu ile beş üreme yönteminin beş mutasyon ve altı çaprazlama yönteminin kullanıldığı 0 ilâ 100 arasında mutasyon ve çaprazlama oranının belirlendiği bir GA uygulamasında 75000 alternatiften deneme yöntemi ile uygun olan parametre seçiminin zor olduğunu ifade etmektedir. Kontrol parametrelerinin optimizasyonu için kullanılan yöntemlerden ilki faktörlerin ayrı bir şekilde veya deney tasarımı ile test edilmesi ve ikinci olarak meta sezgisel GA ile test edilmesidir.

Bu çalışmalar kapsamında literatürde Moment, En küçük kareler ve Newton–Raphson gibi yöntemler Weibull, Gamma, Normal, Lognormal, Rayleigh ve Poisson gibi dağılımlar ile kullanılmıştır. Bazı çalışmalarda Weibull dağılımının parametre tahmini için metasezgisel algoritmalarda GA yöntemi optimizasyon yöntemi olarak kullanıldığı görülmektedir. Bu çalışmada Weibull dağılımının şekil parametresi tahmini için farklı popülasyon büyüklüğü, çarpazlama oranı ve mutasyon oranına sahip GA yönteminde bir amaç fonksiyonu önerilerek en iyi GA yöntemi GİA ile Entropi ağırlıklı GİA kullanılarak sıralanmıştır. Bu hesaplamalar R programının Fitdistrplus paketi ile de karşılaştırılarak önerilen amaç fonksiyonunun daha iyi sonuçlar verdiği gösterilmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

YÖNTEMLER

Bu çalışmada Weibull dağılımı parametrelerini bulmak için en çok olabilirlik yöntemine dayalı GA optimizasyon yöntemi kullanılmıştır. Sonrasında belirlenen kriterlere göre çok kriterli karar verme yöntemlerinde GİA ile GA alternatifleri sıralanmıştır.

2.1. Weibull Dağılımı

Weibull dağılımı 1951 yılında önerilen oldukça esnek bir sürekli dağılımdır (Weibull, 1951: 293). İki farklı parametreye sahip olan dağılım oldukça çok tercih edilmektedir. Bu parametrelerden birincisi k , şekil ve ikincisi c , ölçek parametresidir. Weibull dağılımının PDF hesaplaması (1) nolu denkle ile ifade edilmektedir (Lun ve Lam, 2000: 147).

$$f(x) = \frac{k}{c} \left(\frac{x}{c}\right)^{k-1} \exp\left\{-\left(\frac{x}{c}\right)^k\right\}, \quad x > 0, k > 0, c > 0 \quad (1)$$

Weibull dağılımının Kümülatif Dağılım Fonksiyonu (CDF) (2) nolu denklem ile verilmektedir (Lun ve Lam, 2000: 147).

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

Bu denklemlerde x rüzgâr hızı verisi, k ve c ise sırasıyla şekil ve ölçek parametreleridir.

2.2. En Çok Olabilirlik Yöntemi

En çok olabilirlik yöntemi ML tahmini olarak bilinir. Bu yöntemde fonksiyon olarak logaritma-olabilirlik kullanılır ve fonksiyon maksimize edilmeye çalışılır. ML yöntemi istatistiksel çalışmalarda oldukça sık kullanılmaktadır. Weibull dağılımının varyasyon katsayısı şekil parametresinin bir fonksiyonudur. Bu fonksiyonun uygun bir tablosuyla ilk iki momentini karşılık gelen popülasyon momentlerine eşitleyerek iyi bir en çok olabilirlik tahmini elde etmek kolaydır (Cohen, 1965: 584). Şekil parametresi denklemdaki k parametresidir. Yineleme sorununu çözmek için k parametresinin türevinin

hesaplanması gerekmektedir. Bu hesaplamalar sırasıyla (3) ve (4) nolu denklemlerde verilmiştir (Roussas, 1997: 302-309).

$$L(k, c) = L(\theta) \quad , \quad L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x_i, \theta) \quad (3)$$

$$\log L(\theta) = \sum_{i=1}^n \log f(x_i, \theta) \quad , \quad L(\theta) = \prod_{i=1}^n f(x, \theta) \quad (4)$$

Weibull dağılımının iki parametresinin tahmini için farklı yöntemler kullanılabilir. Bu tahmin en çok olabilirlik yöntemi ile tahmin edilirse, olabilirlik fonksiyonu (5) nolu denklem ile ifade edilir (Bulut ve Açıkcalp, 2013: 51).

$$L(c, k; x_1, \dots, x_n) = \frac{k^n}{c^{nk}} \prod_{i=1}^n x_i^{k-1} \exp \left\{ -\frac{1}{c^k} \sum_{i=1}^n x_i^k \right\} \quad (5)$$

(5) nolu denklemin olabilirlik logaritması alındığında (6) nolu denklem ile logaritma-olabilirlik fonksiyonu bulunur (Genc vd., 2005: 812).

$$\ln L(c, k; x_1, \dots, x_n) = n \ln(k) - nk \ln(c) + (k - 1) \sum_{i=1}^n \ln(x_i) - \frac{1}{c^k} \sum_{i=1}^n x_i^k \quad (6)$$

Logaritma-olabilirlik fonksiyonun şekil parametresine göre türevi alınıp düzenlenirse (7) nolu şekil parametresi tahmin edicisi $\hat{k}$ değeri aşağıdaki gibi ifade edilir (Bulut ve Açıkcalp, 2013: 51).

$$\hat{k} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i^{\hat{k}} \log x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^{\hat{k}}} - \frac{\sum_{i=1}^n \log x_i}{n} \right]^{-1} \quad (7)$$

Burada şekil parametresinin tahmin edicisini bulabilmek için Newton- Raphson benzeri iteratif yöntemler uygulanabilir. Benzer şekilde logaritma-olabilirlik fonksiyonunda bulunan ölçek parametresine göre birinci türevi alınırsa (8) nolu denklem bulunur.

Bu denklem yardımıyla ölçek parametresinin en çok olabilirlik tahmin edicisine ulaşılır (Genc vd., 2005: 812).

$$\hat{c} = \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i^{\hat{k}}}{n} \right]^{1/\hat{k}} \quad (8)$$

2.3. Genetik Algoritma

Son zamanlarda evrim üzerine algoritmalar popüler hale gelmiş ve bunun üzerine birçok araştırma yapılmıştır. Bu algoritmaların temeli olan GA, Holland (1975: 9-24) tarafından ortaya atılmış ve arkadaşlarıyla “Adaption in natural and adaptive systems” isimli kitabı yazmıştır. GA, ilkeleri doğal seçime dayanan optimizasyon işlemidir. John Holland GA’nın temel ilkelerini belirlemiştir. Tasarım, hücre üretimi, mekanik gibi pek çok alanda başarılı çalışmalar yapılmıştır. GA’ların çalışma mantığı olasılık kurallarına dayansa da bir amaç fonksiyonu kullanılır.

Cowgill (1999: 99) uçak türbinlerinden elektronik devrelerin tasarımına kadar detaylı cihazların sistemlerinde GA’nın önemine değinmiştir. Sosyal ve tarımsal konulardaki deneysel verilerde GA kullanılmıştır. Gulsen vd., (1995: 1911) yaptığı bir çalışmada çok parametrelili eğrileri veri noktalarına uydurmak için GA’yı kullanmıştır.

GA’lar optimum çözümü bulmayı veya yakın bir çözüm sunmasından dolayı karmaşık mühendislik problemlerinde optimizasyon amacıyla kullanılır. Problem ne kadar karmaşık olursa olsun GA için bu bir sorun değildir. GA’da gerekli olan; problem için karar verme parametrelerinin uygun yöntemle belirlenmesi ve neyin iyi olduğu bilgisini GA’ya bir amaç fonksiyonu ile sunmaktır. Su dağıtım ve işletim sistemlerinde optimizasyon seçeneği olarak GA ön plana çıkmıştır (Kahraman ve Özdağlar, 2004: 3, 5).

Popüler sezgisel algoritmalarından biri olan GA, bir rastgele araştırma algoritmasıdır. Öncelikle bir başlangıç popülasyonu oluşturulur. Araştırma uzayındaki çözümlerin bazılarının meydana getirdiği topluluk başlangıç popülasyonudur. Bu popülasyon her nesilde seçme ve tekrar üretme işlemleriyle geliştirilir. Bu geliştirme sürecinde çaprazlama ve mutasyonu gibi genetik operatörler kullanılır. Tekrar üretme için uygulanan seçme işleminde her bireye uygunluk değerlendirme işlemi uygulanır. Bu süreç, yeni

jenerasyonlar, değerlendirilip geliştirilerek en uygun çözüm bulununcaya kadar devam eder. En son jenerasyonun en kaliteli olan birey problem için en iyi çözümdür. Sonuç her zaman en uygunu olmayabilir ama en yakın çözümdür (Karaboğa, 2011: 75).

Goldberg vd., (1989: 527-528) dağıtık GA'yı, üzerinde çalışarak tasarladıkları test fonksiyonu ile iki veri setinde de global optimumu bulmayı başardı. Çalışmada GA'nın zor olduğu ispatlanan bir problemde küresel bir optimuma yaklaştığını rapor edilmektedir.

Güç (2006: 56) şehirlerdeki şebekelerin dağıtım hatları çok karışık olduğu için bu alanda GA kullanılarak optimizasyon yaptığı bir çalışmada dağıtım hatlarındaki boru fiyatlarını ele alarak GA optimizasyonu yapmıştır. Çalışmada Ankara'nın kuzeyinde bulunan bir şebeke ele alınarak toplam boru bedeli hali hazırdaki şebekeden daha düşük fiyatla bulunmuş ve hidrolik açıdan daha verimli olduğu raporlanmıştır.

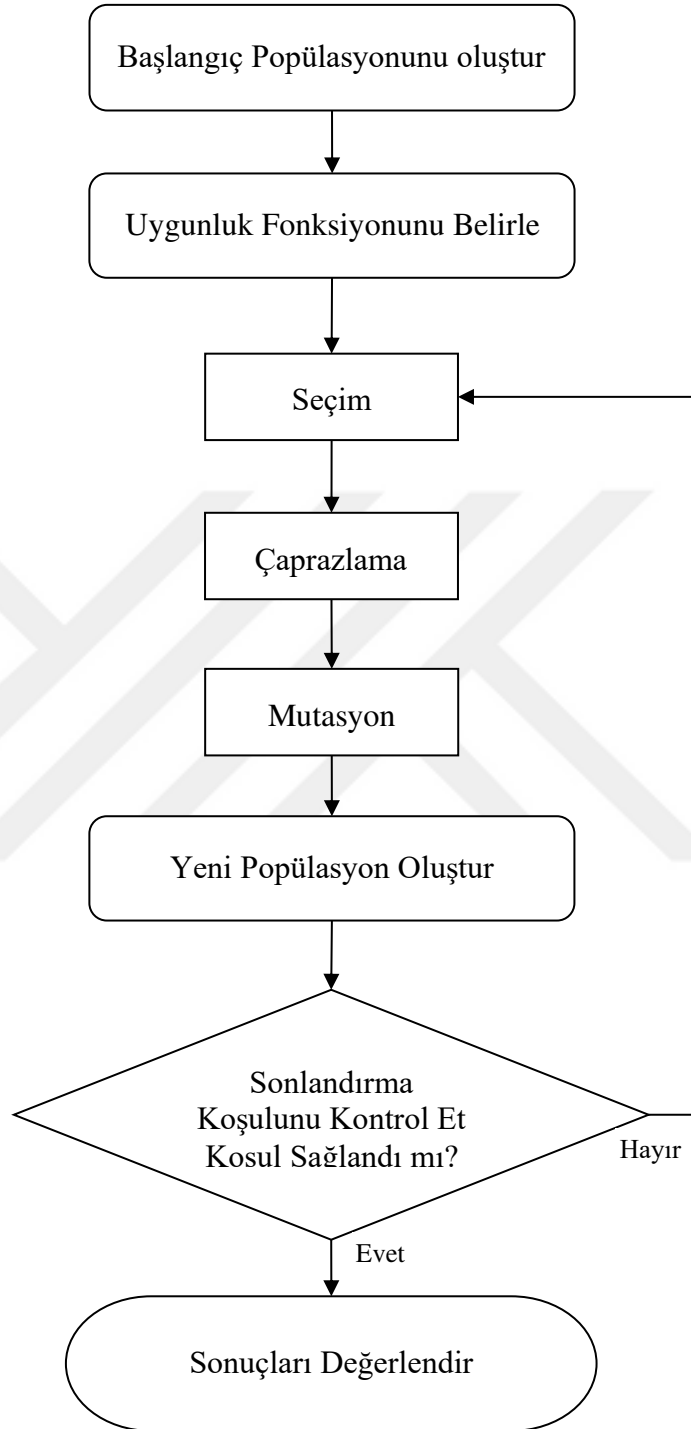
Tekeli vd., (2019: 3350-3351) yaptıkları bir çalışmada çoklu doğrusal regresyon modelinde genellikle ön yargılı tahminler kullanıldığını ve bu tahmin edicilerin en iyi sonucu vermesi için parametre optimizasyonunun önemli olduğundan bahsetmişlerdir. Optimizasyon işlemi için bazı GA tabanlı yöntemler kullanmışlardır. Uyum fonksiyonu olarak önerilen yöntemlerinde Mean square error (MSE), Mean absolute error (MAE) ve Mean absolute prediction error (MAPE) gibi ölçüleri kullanmışlardır.

Öncelikle n kadar sayıdaki bireylerden bir veri oluşturulur. Buna popülasyon denir. Bu verideki her bir birey için uygunluk fonksiyonu çalıştırılır. Uygunluk değerleri dikkate alınarak iki ana birey seçilir. Çaprazlama olasılığına bağlı olarak bu iki değer çaprazlanıp yeni değerler oluşturulur. Mutasyon olasılığına bağlı olarak değerlerin bazıları mutasyona uğratılır. En iyi uygunluk seviyesine sahip değerler doğrudan yeni popülasyona aktarılabilir buna elitizm denir. Meydana gelen yeni nesil popülasyonla ilk baştaki popülasyon yer değiştirilir. Sonuç olarak sonlandırma şartı sağlanıyorsa popülasyonun en iyi bireyleri çözüm olarak verilir. Aksi halde her bir birey için uygunluk fonksiyonu tekrar hesaplanır (Aktürk vd., 2021: 1-12).

GA'nın genel akış adımlarını şu şekilde sıralayabiliriz:

- a) Başlangıç popülasyonunu oluştur: Rastgele bir dizi çözümden başlangıç popülasyonu oluşturulur.
- b) Uygunluk fonksiyonu belirle: Her bir çözüm adayının ne kadar iyi olduğunu değerlendirerek en iyi çözümü bulmak için uygunluk fonksiyonu belirlenir.
- c) Seçim: Belirlenen uygunluk fonksiyonu ile çözüm adayları arasından seçim yapılır. Çözüm adayları arasından daha uygun olanlar seçilir.
- d) Çaprazlama: Seçilen daha uygun çözüm adaylarının genetik materyalleri birleştirilmesi ile çaprazlanır ve yeni çözümler oluşturulur.
- e) Mutasyon: Yeni çözüm adaylarının genetik materyallerinde rastgele değişiklikler yapılarak mutasyona uğrattılır. Bu sayede popülasyon çeşitliliği artar ve daha iyi çözümler bulunur.
- f) Yeni popülasyon oluştur: Çaprazlama ve mutasyona tabi tutulan çözüm adaylarından oluşan yeni çözümler ile bir sonraki jenerasyon popülasyonu oluşturulur.
- g) Sonlandırma koşulunu kontrol et: GA'nın durma koşulu sağlanıp sağlanmadığı kontrol edilir. Belirli bir sayı, belirli bir uygunluk değeri gibi etmenler kontrol edilir.
- h) Sonuçların değerlendirilmesi: GA'nın sonlandırma koşulu sağlandıktan sonra en iyi sonuç uygunluk fonksiyonu ile değerlendirilir ve optimum çözüm sunulur.

GA'ya ait işlem sürecinin genel akış diyagramı Şekil 3 ile ifade edilmiştir.



Şekil 3 – GA akış diyagramı

Bu çalışmada GA için (9) nolu denklem ile amaç fonksiyonu kullanılmıştır.

$$f = \lambda \left(\hat{k} - \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i^k \ln x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^k} - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \right]^{-1} \right)^2 + (1 - \lambda) \left(\left| \hat{k} - \left[\frac{\sum_{i=1}^n x_i^k \ln x_i}{\sum_{i=1}^n x_i^k} - \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \right]^{-1} \right| \right) \quad (9)$$

Weibull şekil parametresi için önerilen GA uyum fonksiyonunda λ değerinin 0, 1 ve 0,95 olduğu üç farklı durum ele alınmıştır. $\lambda=0,95$ değeri farklı bir uygunluk fonksiyonu için Jin vd., (2021: 12) tarafından kullanılmıştır.

Scrucca (2013: 5) GA paketiyle ilgili yaptığı bir çalışmada GA'ların doğal bir seçim ve evrim sürecini prensip edinen bir arama algoritması olduğunu ve evrimin biyolojik sürecini işleyerek en güçlü bireyleri bulmaya çalıştığı belirtilmiştir. Farklı GA'ları kullanmak için esnek ve genel amaçlı bir R yazılım paketi oluşturulmuştur. Yazılımdaki ana fonksiyon `ga` olarak tanımlanmaktadır. Bu yazılım paketinde kullanılan çeşitli alt argümanlar aşağıda verilmiştir.

- `ga(type = c("binary", "real-valued", "permutation"))`: burada `type` ile çalıştırılacak olan GA'nın türü belirlenir, bu türler ikili, gerçek değerli veya permütasyon olabilir.
- `fitness`: çözüm için kullanılan değerlerin uygunluğunu hesaplayan amaç fonksiyonudur.
- `min`, `max`: sırasıyla minimum ve maksimum düzeyde arama alanı veren karar değişkenleri ile eşit vektördür.
- `nBits`: ikili optimizasyonlar için kullanılacak bit sayısını belirten değerdir.
- `population`: rastgele bir şekilde başlangıç popülasyonu oluşturmak için kullanılır.
- `selection`: son popülasyondan bireysel uygunluklara göre yeni popülasyon oluşturulur.
- `crossover`: çaprazlama işlemidir, mevcut bireylerdeki genetik bilginin birleştirilerek yeni bireyler oluşturulur.
- `mutation`: bireylerin bazı değerlerini rastgele değiştirilir.
- `popSize`: popülasyon büyüklüğü

- pcrossover: kromozom çiftleri arasındaki geçiş olasılığıdır.
- Pmutation: evebeyn kromozomdaki mutasyon olasılığıdır.
- Elitism: yeni popülasyonlar oluşturulurken bir önceki nesilden aktarılabacak olan en iyi bireylerin sayısını belirleyen yüzdelik değerdir.
- monitor = ga işlevinin mevcut durumunu gösterir, işlevdeki ortalama ve en iyi uygun değerleri yazdırır.
- maxfitness = ga işlevi durdurulmadan önce çalıştırılacak en fazla yineleme sayısıdır.

Ga paketi bayt derlemelidir. Bayt derleme amaç fonksiyonundaki hesaplama süresini arttırabilir fakat amaç fonksiyonu karmaşık hesaplamalar içeriyorsa bayt derleme hesaplama süresini tam tersine azaltacaktır.

2.4. Çok Kriterli Karar Verme

Çok Kriterli Karar Verme (ÇKKV) tanımı kendisi ile çelişen birçok hedef ve sorunları çözme sürecidir (Zionts, 1979: 94). Bu süreç problemin belirlenmesi, çözüm için asıl hedefin ortaya konulması, alternatif ve kriterlerin belirlenmesi ve ÇKKV metodunu seçme olarak sıralanabilir (Karaoğlu ve Arar, 2023: 53-54).

Bu çalışmada alternatif olarak farklı popülasyon büyüklükleri, farklı çaprazlama ve farklı mutasyon değerleri ile oluşturulan durumlar alternatif olarak değerlendirilmiştir. Bu değerler Tablo 2’de verilmiştir.

Tablo 2 – GA alternatifleri

	GA ₁	GA ₂	GA ₃	GA ₄
Popülasyon büyük-	30	20	30	50
Çaprazlama oranı	0,95	0,95	0,90	0,60
Mutasyon oranı	0,01	0,005	0,01	0,001

GA₁ : Popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı ve mutasyon oranı Grefenstette (1986: 126) tarafından önerilmiştir.

GA₂ : Popülasyon büyüklüğü ve mutasyon oranı Schaffer vd., (1989: 55) tarafından, çaprazlama oranı Grefenstette (1986: 126) tarafından önerilmiştir.

GA₃ : Popülasyon büyüklüğü ve mutasyon oranı Grefenstette (1986: 126) tarafından ve çaprazlama oranı Schaffer vd. (1989: 55) tarafından önerilmiştir.

GA₄ : Popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı ve mutasyon oranı De Jong (1975: 91) tarafından önerilmiştir.

GA tahminleri elde edilirken yeni popülasyon için bazı bireyler çaprazlama ve mutasyon işlemleri uygulanmadan direkt yeni jenerasyona aktarılır. Direkt aktarılan bireylerin oranı için kullanılan elitizm parametresi ile mevcut popülasyon içerisinde en iyilerin %10'u alınmıştır (Bhateja ve Kumar, 2014: 375).

Bu çalışmada kullanılan kriterler sırasıyla Kolmogorov Smirnov (KS), R², Ortalama karekök hatası (RMSE), Akaike Bilgi Kriteri (AIC), Bayesian Bilgi Kriteri (BIC) ve Güç yoğunluğu hatası (PDE) olarak belirlenmiştir.

Kolmogorov smirnov (KS) yaygın olarak kullanılan bir uyum iyiliği testidir. Dağılım popülasyonuna sahip bir veri seti kullanılacağını varsayılarak KS testinin fonksiyonu (10) nolu denklemde verilmiştir. Ampirik ve teorik CDF arasındaki mesafeler kümesinin üst değeri D ile gösterilen KS test istatistiğidir ve (11) nolu denklemde gösterilmiştir (Gupta ve Chen, 2001: 925).

$$\begin{aligned} H_0: F(x) &= F_0(x) \\ H_1: F(x) &\neq F_0(x) \end{aligned} \tag{10}$$

(10) nolu denklemdeki F_0 herhangi bir dağılım fonksiyonunu ifade eder. Bütün dağılımlarda kullanılabilir. F_0 skew normal dağılımın CDF'ini ifade eder (Massey, 1951: 69).

$$D = \sup_x (|F_n(x) - F_0(x)|) \tag{11}$$

(11) nolu denklemde $F_n(x)$ ve $F_0(x)$ sırasıyla örnek noktadaki skew normal dağılımın ampirik ve teorik CDF'i ifade eder.

R² tekniğini iki değişkenin arasındaki ilişkisinin yönünü ve büyüklüğünü belirler. Bu teknik Bravais tarafından geliştirip Pearson tarafından ortaya atılmıştır. (Spearman,

1987: 447). Akgül vd., (2016: 239) yaptıkları bir çalışmada R^2 tekniğinde yüksek değerlerin daha iyi uyum sağladığını göstermiştir ve (12) nolu denklem ile hesaplanmaktadır.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n \left(\hat{F}(X_{(i)}) - \frac{i}{n+1} \right)^2}{\sum_{i=1}^n \left(\hat{F}(X_{(i)}) - \bar{\hat{F}} \right)^2} \quad (12)$$

(12) nolu denklemde $\hat{F}$ CDF'i, $X_{(i)}$ 'ler sıralı gözlemleri ifade etmekte, $\bar{\hat{F}} = (1/n) \sum_{i=1}^n \hat{F}$ ve n örneklem büyüğüdür.

Ortalama karekök hatası (RMSE) iklim araştırma, hava kalitesi gibi çalışmalarda modelin performansını ölçmek için kullanılan istatistiksel bir ölçümdür ve (13) nolu denklem ile hesaplanmaktadır. (Chai ve Draxler, 2014: 1528). Akgül vd. (2016: 238) RMSE tekniğinde düşük değerlerin daha iyi uyumlu olduğunu raporlamıştır.

$$RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\hat{F}(X_{(i)}) - \frac{i}{n+1} \right)^2 \right]^{1/2} \quad (13)$$

(13) nolu denklemde $\hat{F}$ CDF'i, $X_{(i)}$ 'ler sıralı gözlemleri ifade etmektedir.

Akaike bilgi kriteri (AIC) Akaike (1998: 199-208) tarafından geliştirilmiş olup model seçiminde yaygın olarak kullanılmaktadır. İstatistiksel modellerde uyum iyiliği olarak kullanılır. AIC daha fazla gerçekliğe yakın bilinmeyen bir model bulmayı amaçlar. AIC çapraz doğruluk için uygundur. (14) nolu denklemde AIC fonksiyonu verilmiştir (Arslan vd., 2017: 308).

$$AIC = -2 \log L(\hat{\theta}) + 2k \quad (14)$$

(14) nolu denklemde θ : dağılım parametrelerinin kümesi, $\log L(\hat{\theta})$: modeldeki logaritmik en çok olabilirlik tahmin değeri, k : modeldeki tahmin edilen parametre sayısını ifade eder.

Bayesian Bilgi Kriteri (BIC) Schwarz (1978: 461-463) tarafından geliştirilerek istatistiksel modellerde uyum iyiliği olarak kullanılır. Birbirinden farklı sayıda parametrelili modellerin arasında bir model semimi olarak adlandırılabilir. BIC yalnızca gerçek modellerle denk gelmektedir. (15) nolu denklemde matematiksel fonksiyonu gösterilmiştir.

$$BIC = -2\log L(\hat{\theta}) + k \log n \quad (15)$$

(15) nolu denklemde θ : dağılım parametrelerinin kümesi, $\log L(\hat{\theta})$: modeldeki logaritmik en çok olabilirlik tahmin değeri, k : modeldeki tahmin edilen parametre sayısını ifade eder.

Gerçek rüzgâr hızı verilerinden hesaplanan rüzgâr enerjisi yoğunluğu Weibull dağılımı ile hesaplanandan farklıdır (Sumair vd., 2020: 1730). Bu hesaplamalar arasındaki hata değeri Güç Yoğunluğu Hatası olarak tanımlanır en iyi modele karar vermek için (16) nolu denklemdeki hesaplama fonksiyonu kullanılır (Arslan vd., 2017: 309).

$$PDE = \left| \frac{P_R - P_D}{P_R} \right| \times 100 \quad (16)$$

(16) nolu denklemde P_R gözlemlenen rüzgârın ortalama güç yoğunluğudur. P_D teorik yoğunluk fonksiyonu ile hesaplanan rüzgâr gücü yoğunluğudur. P_R ve P_D yoğunlukları (17) ve (18) nolu denklem ile verilmiştir (Arslan vd., 2017: 310).

$$P_R = \frac{1}{2} \rho \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i^3 \quad (17)$$

$$P_D = \frac{1}{2} \rho \int_0^{\infty} v^3 f_D(v) dv \quad (18)$$

2.4.1. Gri İlişkisel Analiz

Bu çalışmada ÇKKV yöntemi olarak GİA yöntemi ele alınmıştır. Ju-Long (1982: 288) GİA'yı ortaya atan ilk kişidir ve Gri sistemle anlatılmak istenen bir verinin net olmaması ya da hiç olmamasıdır. Bu analiz ile literatürde birçok problem çözülmüştür. Wei (2011: 11672) yaptığı bir çalışmada öznitelik ağırlık bilgilerinin tam olarak bilinmediği sezgisel bulanık bilgi ile çok öz nitelikli karar verme problemlerini araştırırken GİA yöntemini kullanmıştır. Doğan (2013: 223) yaptığı bir çalışmada İstanbul Menkul Kıymetler Borsasında 6 yıllık işlem gören 10 bankanın yıllık bazda finansal performanslarını GİA yöntemiyle ölçmüştür. Lin vd., (2002: 243) yaptıkları bir çalışmada çoklu performans

özellikleri olan elektrik de şarjlı işleme sürecini optimize ederken GİA yöntemini kullanmıştır. Sridharan vd., (2019: 239) Hindistan iş dünyasında sürdürülebilir tedarik zincirindeki pazarlama, ekonomik ve teknik engellerini sezgisel bulanık bir ortamda GİA ile sıralamışlardır. Aydemir ve Şahin, (2019: 445) Türkiye’deki bir sağlık kuruluşunda müşteri memnuniyeti ile hizmet kalitesini etkileyen etmenleri GİA yöntemi ile incelemişlerdir. Bu çalışmalarda belirsiz veya eksik bilgilerin olduğu durumlar Gri sistem teorisi ile açıklanmaya çalışılmıştır. GİA yönteminin aşamalarını şu şekilde sıralayabiliriz:

Adım 1: Karar matrisi oluşturulur. (19) nolu denklemdeki gibi matris, alternatif ve kriterler ile birlikte oluşturulur (Aydemir ve Şahin, 2019: 437).

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, \dots, n. \quad (19)$$

Adım 2: Referans serisi belirlenir. Kriter değerlerinden referansa daha yakın değer bulunur (Aydemir ve Şahin, 2019: 437).

Adım 3: Karar matrisinin normalize edilir (Aydemir ve Şahin, 2019: 437). Kriterlerin fayda yönlü olması durumunda denklem (20) kullanılır.

$$x_i(k) = \frac{x_i(k) - \min x_i(k)}{\max x_i(k) - \min x_i(k)}. \quad (20)$$

Adım 4: Mutlak değer tablosunun oluşturulur. Referans serisi ve karar matrisi değer farkını gösterir, (21) nolu denklem kullanılır. 0 ilâ 1 arasında fark katsayısı belirlenir. Optimum katsayı 0,5 olarak alınmaktadır (Aydemir ve Şahin, 2019: 437).

$$\Delta x_i(k) = |x_0(k) - x_i(k)|. \quad (21)$$

Adım 5: Gri ilişki katsayısı (22) nolu denklem ile bulunur (Aydemir ve Şahin, 2019: 437).

$$\xi_i(k) = \frac{\Delta_{min} + p \Delta_{max}}{\Delta x_i(k) + p \Delta_{max}}. \quad (22)$$

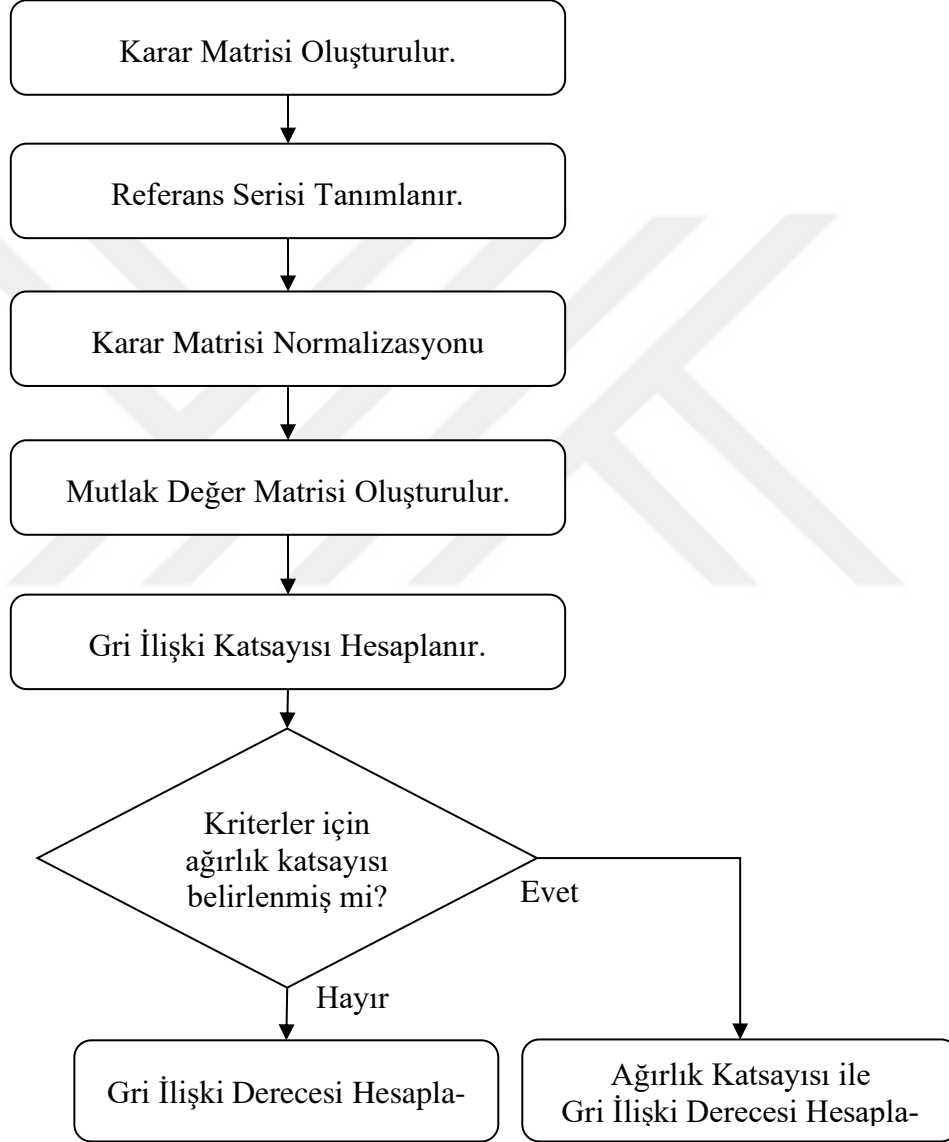
Adım 6: Gri ilişki derecesi (23) nolu denklem ile hesaplanır. 5. Adımdaki gri ilişki katsayısı toplanarak kriter sayısına bölünür (Aydemir ve Şahin, 2019: 437).

$$r_i = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n \xi_i(k). \quad (23)$$

Kriterler için bir ağırlık katsayısı (w) belirlenmişse, Gri ilişki derecesi Denklem (24) ile hesaplanır (Aydemir ve Şahin, 2019: 438).

$$r_i = \sum w(k)\xi(k). \quad (24)$$

GİA'ya ait işlem sürecinin genel akış diyagramı Şekil 4 ile ifade edilmiştir.



Şekil 4 – GİA akış diyagramı

2.4.2. Entropi

Mühendislik ve matematik gibi bilgi teknolojilerinde kullanılan entropi kavramı 1865 yılında Rudolph Clausius tarafından termodinamikte bir sistemin enerjisinin iş yapmak için kullanılamamasının ölçüsü olarak tanımlanır. Shannon (1948: 407) tarafından rastgele değişkene bağlı belirsizliğin ölçüsü olarak önerilmiştir. (Zhang vd., 2011: 444). Entropi yöntemi bir objektif kriter ağırlıklandırma yöntemidir. Hesaplama da kullanılan değerler karar verme matrisindeki kriterlerin değerleridir yani subjektif bir değer dahil edilmemektedir (Shemshadi vd., 2011: 12161).

Entropi yöntemi hesaplama adımlarını sırasıyla karar matrisinin oluşturulması (25) nolu denklemde, normalizasyon matrisi (26) nolu denklemde, entropi değerlerinin hesaplanması (27) nolu denklemde, farklılaşma derecesi işlemi (28) nolu denklemde ve entropi ağırlık hesabı (29) nolu denklem ile verilmiştir.

Adım 1: Karar Matrisinin Oluşturulması. Tüm alternatifler ve kriter değerleri ile birlikte (25) nolu denklemde bir karar matrisi oluşturulur (Wang ve Lee, 2009: 8982).

$$D = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{m1} & \cdots & x_{mn} \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, \dots, n. \quad (25)$$

Adım 2: Değerlendirme matrisi normalizasyonu (Lihong vd., 2008: 130). Kriterler (26) nolu denklem ile bütün alternatiflere ait kriter toplamalarına bölünerek normalizasyon işlemine tâbi tutulur.

$$p_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{i=1}^m x_{ij}}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad j = 1, 2, \dots, n. \quad (26)$$

Normalizasyon işlemindeki i karar alternatiflerini, j kriterleri, p_{ij} normalize edilen değerleri, x_{ij} i . karar alternatifinin j . kriter değerini ifade eder.

Adım 3: Her kritere ait entropi değerlerinin hesaplanması (Lihong vd., 2008: 130). Normalize karar matrisindeki p_{ij} değerleri ile bu değerlerin logaritmasının çarpılması sonucu entropi değer matrisi oluşturulur. Matristeki değerler toplanıp, 1 değerinin karar alternatifleri sayısının logaritmasına bölünmesi ile hesaplanan k entropi katsayısının negatifi ile çarpılarak entropi değeri elde edilir. Entropi değeri hesaplama işleminde k , entropi

katsayısını, p_{ij} , önceki normalize edilen değerleri ifade eder. Hesaplanacak olan entropi değeri e_j ile (27) nolu denklemde verilmiştir.

$$e_j = -k \sum_{i=1}^m p_{ij} \ln(p_{ij}), \quad k = \left(\frac{1}{\ln(m)} \right) \quad (27)$$

Adım 4: Farklılaşma derecesi işlemi (Lihong vd., 2008: 130). 1 sayısından entropi değerinin çıkarılmasıyla farklılaşma derecesi bulunur ve d_j olarak (28) nolu denklemde formüle edilir.

$$d_j = 1 - e_j \quad (28)$$

Adım 5: Entropi Ağırlık Hesabı (Lihong vd., 2008: 130). Farklılaşma derecesi d_j , her bir kriterin toplam farklılaşma derecesine bölünerek kriter bazında önem ağırlıkları bulunur (29) nolu denklemde w_j ile ifade edilir.

$$w_j = \frac{d_j}{\sum_{j=1}^n d_j} \quad (29)$$

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

UYGULAMA

Bu çalışmada Weibull dağılımının parametrelerinin tahmini için en çok olabilirlik yöntemine dayalı GA kullanılmıştır. GA yönteminde Weibull dağılımının şekil parametresinin tahmini için amaç fonksiyonu önerilmiştir. Farklı GA parametre değerleri (popülasyon büyüklüğü, çaprazlama oranı, mutasyon oranı) kullanılarak rüzgâr hızı verisi üzerinden en uygun GA parametrelerinin seçimi GİA yaklaşımıyla belirlenmiştir. Bu çalışmada GİA için kullanılan kriterler Kolmogorov-smirnov uyum iyiliği testi, R^2 , RMSE, Akaike bilgi kriteri, Bayesian bilgi kriteri ve Güç yoğunluğu hatası değeridir.

Hesaplamalarda kullanılan bilgisayar konfigürasyonu şu şekildedir: CPU: 64 Bit tabanlı Intel(R) Core (TM) i5-8250U CPU @ 1.60GHz 1.80 GHz, RAM: 8 GB DDR4, Disk: 128 GB SSD Liteon CA1-8D128, İşletim Sistemi: 64 Bit tabanlı Windows 10 Pro, Kullanılan yazılım: R-Foundation For Statistical Computing 4.0.3 (2020-10-10)

GA_1 , GA_2 , GA_3 ve GA_4 alternatifleri ile birlikte $\lambda=0$, $\lambda=0,95$ ve $\lambda=1$ değerleri kullanılmıştır. Çalışmada kullanılan bu gösterimler $GA_1 (\lambda=0)$, $GA_2 (\lambda=0)$, $GA_3 (\lambda=0)$, $GA_4 (\lambda=0)$, $GA_1 (\lambda=0,95)$, $GA_2 (\lambda=0,95)$, $GA_3 (\lambda=0,95)$, $GA_4 (\lambda=0,95)$, $GA_1 (\lambda=1)$, $GA_2 (\lambda=1)$, $GA_3 (\lambda=1)$ ve $GA_4 (\lambda=1)$ olarak ifade edilmiştir.

Hesaplamalarda kullanılan kriterler için KS testi $D_{(Min)}$ minimum yönlü, R^2 testi $R^2_{(Max)}$ maksimum yönlü, RMSE testi $RMSE_{(Min)}$ olarak minimum yönlü, Akaike bilgi kriteri $AIC_{(Min)}$ minimum yönlü, Bayesian Bilgi Kriteri $BIC_{(Min)}$ minimum yönlü ve Güç Yoğunluğu Hatası $PDE_{(Min)}$ olarak minimum yönlü ifade edilmiştir.

Uygulama için üç farklı rüzgâr hızı veri setleri ele alınarak kullanılan GA alternatifleri için hesaplamalar yapılmıştır.

3.1. Kaggle Veri Seti

Türkiye’de rüzgâr türbinlerinde scada sistemi ile ölçülen 2018 yılına ait 10’ar dakikalık veri seti kaggle sitesinden elde edilmiştir (Erisen, 2019). Önerilen GA uygunluk fonksiyonu ile elde edilen parametre tahminleri Tablo 3’te verilmiştir.

Tablo 3 – Kaggle veri seti için amaç fonksiyonu parametre tahminleri

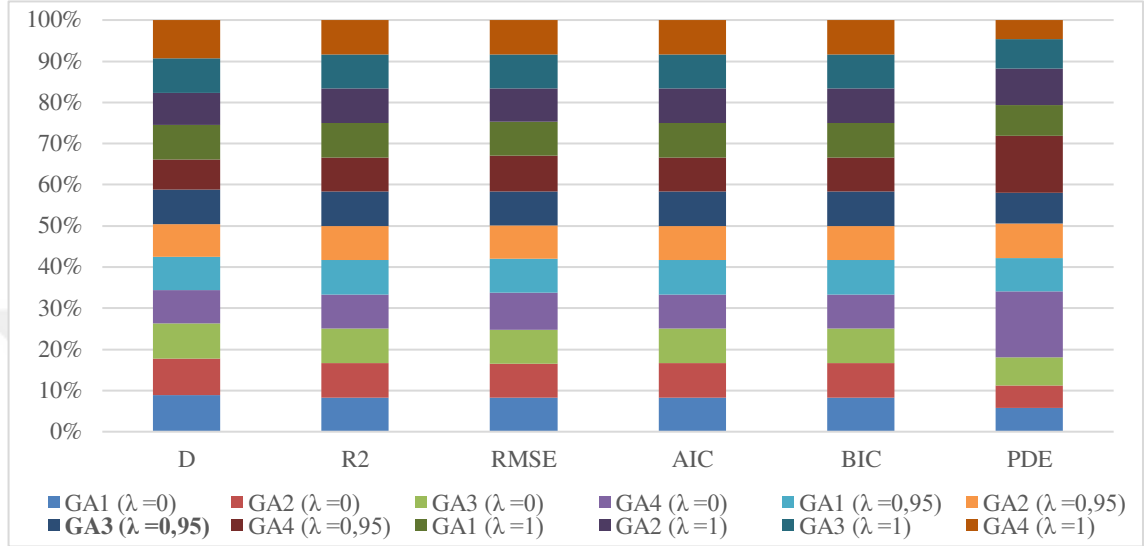
Alternatifler	$\hat{k}$	$\hat{c}$
GA ₁ ($\lambda=0$)	1,862805	8,520748
GA ₂ ($\lambda=0$)	1,864210	8,522196
GA ₃ ($\lambda=0$)	1,857032	8,514793
GA ₄ ($\lambda=0$)	1,815390	8,471669
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	1,850905	8,508466
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	1,850055	8,507589
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	1,854078	8,511744
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	1,824596	8,481229
GA ₁ ($\lambda=1$)	1,854438	8,512115
GA ₂ ($\lambda=1$)	1,847330	8,504770
GA ₃ ($\lambda=1$)	1,855931	8,513657
GA ₄ ($\lambda=1$)	1,868193	8,526300

Tablo 3'teki parametre tahminleri ile hesaplanan kriterler GİA ile sıralanmak üzere Tablo 4'te bir karar matrisi oluşturulmuştur.

Tablo 4 – Kaggle veri seti için karar matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,02321762	0,9987986	0,01016785	282049,3	282067,0	0,8569707
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,02345911	0,9987943	0,01018914	282049,7	282067,4	0,8159029
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,02222245	0,9988092	0,01010987	282048,5	282066,2	1,0278900
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,02102554	0,9985400	0,01108932	282090,1	282107,8	2,3686390
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,02116126	0,9988081	0,01010100	282049,4	282067,1	1,2131480
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,02101374	0,9988069	0,01010409	282049,7	282067,4	1,2391480
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,02171151	0,9988103	0,01009878	282048,7	282066,4	1,1167000
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,01940848	0,9986534	0,01067282	282073,7	282091,4	2,0552910
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,02177375	0,9988103	0,01009945	282048,7	282066,4	1,1058440
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,02053992	0,9988014	0,01012108	282050,8	282068,5	1,3230680
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,02203221	0,9988100	0,01010426	282048,6	282066,2	1,0608740
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,02414230	0,9987785	0,01026447	282051,4	282069,1	0,7005794

Karar matrisindeki alternatif GA'lar ile kriter değerleri Şekil 5'te verilmiştir. Şekle bakıldığında zaman $GA_3 (\lambda=0,95)$ alternatifinin kriterler bazında en iyi sonuç verdiği görülmektedir.



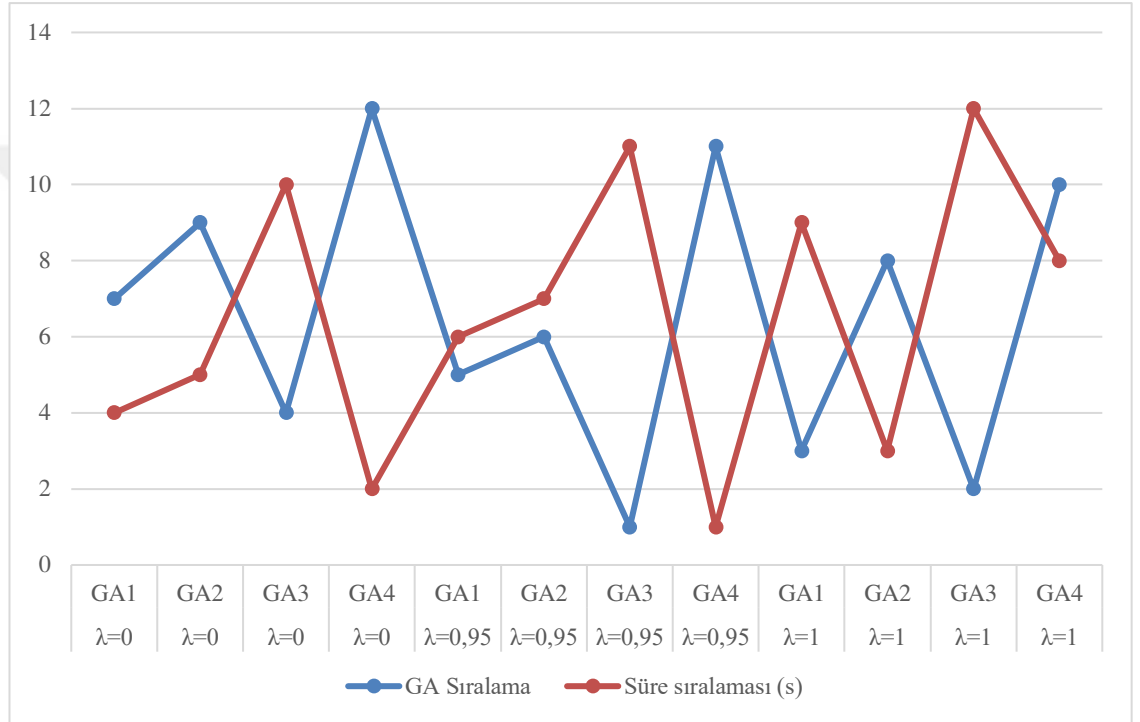
Şekil 5 – Kaggle veri seti için alternatif-kriter grafiği

GA alternatiflerin kriterleri GİA ile sıralanarak Tablo 5'te hesaplama süreleri ile birlikte verilmiştir. $GA_3 (\lambda=0,95)$ alternatifi birinci sırada yer almıştır.

Tablo 5 – Kaggle veri seti için alternatiflerin GİA sıralaması

Alternatifler	Sıralama	Süre (s)
$GA_1 (\lambda=0)$	7	1,635025
$GA_2 (\lambda=0)$	9	1,715181
$GA_3 (\lambda=0)$	4	3,087066
$GA_4 (\lambda=0)$	12	1,362382
$GA_1 (\lambda=0,95)$	5	1,806471
$GA_2 (\lambda=0,95)$	6	2,007365
$GA_3 (\lambda=0,95)$	1	3,414756
$GA_4 (\lambda=0,95)$	11	1,310526
$GA_1 (\lambda=1)$	3	2,562028
$GA_2 (\lambda=1)$	8	1,597687
$GA_3 (\lambda=1)$	2	3,823796
$GA_4 (\lambda=1)$	10	2,042722

Kaggle veri seti için hesaplanan en iyi $GA_3 (\lambda=0,95)$ alternatifin hesaplama süresi bakımından diğer GA alternatiflerine göre uzun olduğu görülmektedir. Bir rüzgâr türbini yatırımı aşamasında yer belirleme sürecinde zamanın önemsiz olup en iyi rüzgâr dağılımı tahminin önemli olduğu düşünüldüğünde hesaplama süresi arka planda kalmaktadır. Bu yüzden rüzgâr enerjisi yatırımı için hesaplanan tahminler son derece değerlidir. En iyi GA sıralaması hesaplama süreleri ile birlikte Şekil 6’da verilmiştir.



Şekil 6 – Kaggle veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması

GİA yöntemi ile hesaplanan, önerilen yöntemdeki birinci gelen $GA_3 (\lambda=0,95)$ alternatifinin ve Entropi ağırlıklı GİA yöntemi ile hesaplanarak birinci gelen $GA_4 (\lambda=1)$ alternatifinin kriter değerleri R programının fitdistrplus paketi ile elde edilen tahminlerle Tablo 6’da karşılaştırılmıştır. GİA yöntemi ile hesaplanarak birinci gelen önerilen GA paketinin D kriteri daha iyi çıkmıştır. Entropi yöntemi ile hesaplanan kriter ağırlıkları sıralandığında; $PDE > D > RMSE > R^2 > BIC > AIC$ olarak elde edilmiştir. Entropi ağırlıklı GİA yöntemi ile birinci gelen GA paketinin PDE kriteri daha iyi çıkmıştır.

Tablo 6 – Kaggle veri seti için kriterlerin fitdistrplus paketi ve önerilen yöntem karşılaştırması

Kriterler	Fitdistrplus paketi - ML	Eşit Ağırlıklı GİA- GA ₃ ($\lambda=0,95$)	Entropi Ağırlıklı GİA- GA ₄ ($\lambda=1$)
D	0,02218436	0,02171151	0.02414230
R ²	0,99881190	0,99881030	0.99877850
RMSE	0,01009778	0,01009878	0.01026447
AIC	282048,500	282048,700	282051.400
BIC	282066,200	282066,400	282069.100
PDE	1,05488400	1,11670000	0.70057940

3.2. Global Wind Atlas Afyonkarahisar Verisi

İkinci veri seti olarak 100 metre yüksekliğe sahip Türkiye'nin Afyonkarahisar bölgesi için Global wind atlas sitesinden veri seti alınarak uygulaması yapılmıştır (Global Wind Atlas Afyonkarahisar, 2023). Önerilen GA optimizasyonlu amaç fonksiyonu ile hesaplanan parametre tahminleri Tablo 7'de verilmiştir.

Tablo 7 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için amaç fonksiyonu parametre tahminleri

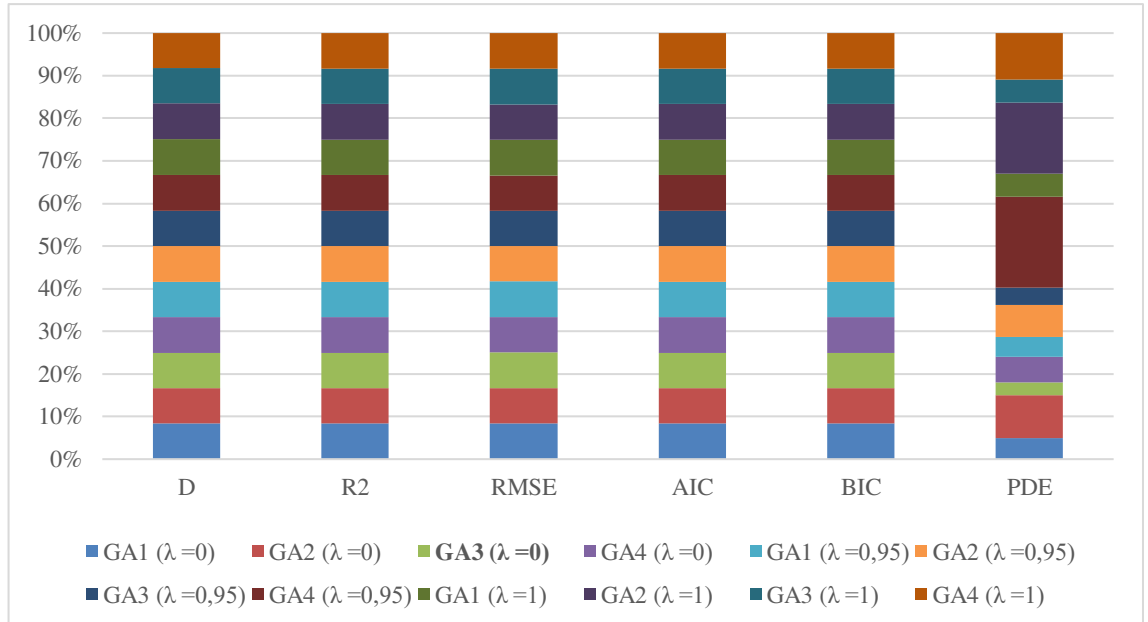
Alternatifler	$\hat{k}$	$\hat{c}$
GA ₁ ($\lambda=0$)	8,467463	5,602678
GA ₂ ($\lambda=0$)	8,449143	5,601942
GA ₃ ($\lambda=0$)	8,473892	5,602936
GA ₄ ($\lambda=0$)	8,463493	5,602518
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	8,468429	5,602717
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	8,458612	5,602322
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	8,470025	5,602781
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	8,410343	5,600384
GA ₁ ($\lambda=1$)	8,466017	5,602620
GA ₂ ($\lambda=1$)	8,426656	5,601039
GA ₃ ($\lambda=1$)	8,465552	5,602601
GA ₄ ($\lambda=1$)	8,521967	5,604867

Önerilen GA ile bulunan kriterler GİA ile sıralanmak üzere Tablo 8'de karar matrisi oluşturulmuştur.

Tablo 8 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için karar matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=0$)	0,14222375	0,93561149	0,06573356	105,5654746	109,389520	0,04389865
GA ₂ ($\lambda=0$)	0,14290498	0,93582248	0,06554436	105,5659409	109,389986	0,09163174
GA ₃ ($\lambda=0$)	0,14198525	0,93553425	0,06580154	105,5655338	109,389579	0,02713699
GA ₄ ($\lambda=0$)	0,14237119	0,93565836	0,06569198	105,5654958	109,389541	0,05424747
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,14218791	0,93559999	0,06574372	105,5654761	109,389522	0,04138130
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,14255257	0,93571511	0,06564132	105,5655824	109,389628	0,06696489
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,14212867	0,93558090	0,06576055	105,5654843	109,389530	0,03721957
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,14435556	0,93622431	0,06516608	105,5700416	109,394087	0,19257156
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,14227744	0,93562863	0,06571838	105,5654772	109,389523	0,04766796
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,14374440	0,93606287	0,06532138	105,5678013	109,391847	0,15015861
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,14229471	0,93563413	0,06571351	105,5654793	109,389525	0,04888026
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,14021091	0,93490455	0,06633574	105,5696349	109,393680	0,09838475

Karar matrisindeki alternatif GA'lar ile kriter değerleri Şekil 7'de verilmiştir. Şekilde GA₃ ($\lambda=0$) alternatifinin en iyi sonucu verdiği görülmektedir.



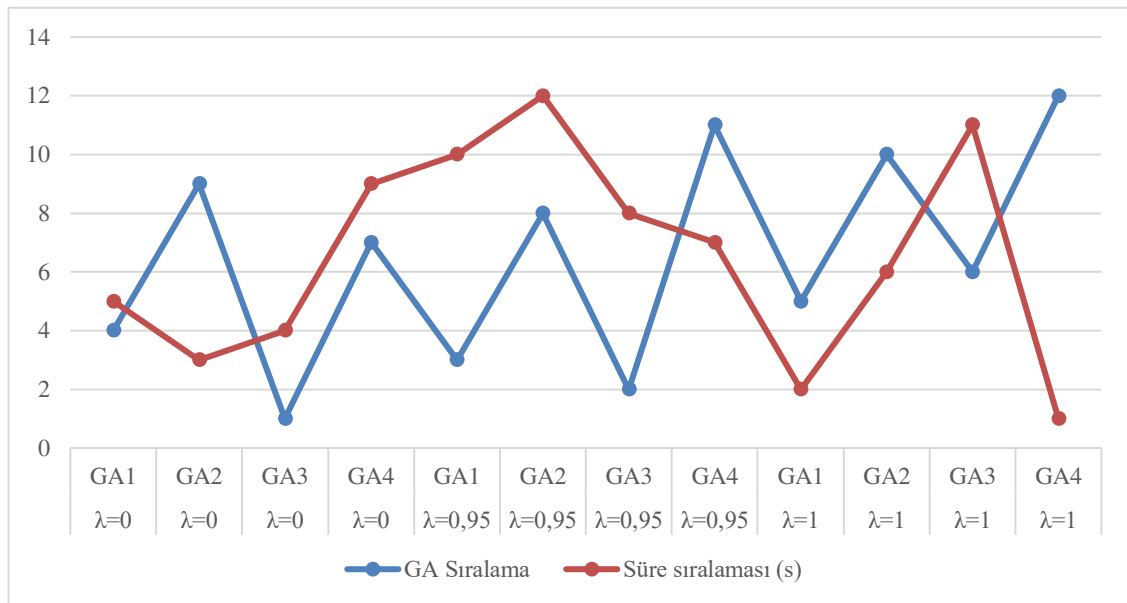
Şekil 7 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için alternatif-kriter grafiği

En iyi tahmin sonucunu veren önerilen GA sıralamaları Tablo 9'da verilmiştir ve GA₃ ($\lambda=0$) alternatifi birinci en iyi tahmin olmuştur.

Tablo 9 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için alternatiflerin GİA sıralaması

Alternatifler	Sıralama	Süre (s)
GA ₁ ($\lambda=0$)	4	1,070019
GA ₂ ($\lambda=0$)	9	0,950010
GA₃ ($\lambda=0$)	1	0,953700
GA ₄ ($\lambda=0$)	7	1,436327
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	3	1,486244
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	8	1,748770
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	2	1,332739
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	11	1,146458
GA ₁ ($\lambda=1$)	5	0,888150
GA ₂ ($\lambda=1$)	10	1,072870
GA ₃ ($\lambda=1$)	6	1,648030
GA ₄ ($\lambda=1$)	12	0,774800

Kaggle veri setine kıyasla global wind atlasın Afyonkarahisar veri setinin hesaplanan en iyi GA₃ ($\lambda=0$) alternatifi süre bakımından oldukça kısa zamanda hesaplanmıştır. GA sıralaması hesaplama süreleri ile birlikte Şekil 8’de verilmiştir.



Şekil 8 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması

GİA yöntemi ile hesaplanan, önerilen yöntemdeki birinci gelen $GA_3 (\lambda=0)$ alternatifinin ve Entropi ağırlıklı GİA yöntemi ile hesaplanarak yine birinci gelen $GA_3 (\lambda=0)$ alternatifinin kriter değerleri R programının fitdistrplus paketi ile elde edilen tahminlerle Tablo 10’de karşılaştırılmıştır. GİA yöntemi ile hesaplanarak birinci gelen önerilen GA paketinin D ve PDE kriterleri daha iyi çıkmıştır. Entropi yöntemi ile hesaplanan kriter ağırlıkları sıralandığında; $PDE > D > RMSE > R^2 > AIC > BIC$ olarak elde edilmiştir. Entropi ağırlıklı GİA yöntemi ile birinci gelen GA paketi olan $GA_3 (\lambda=0)$ sadece GİA yöntemi ile hesaplanarak birinci gelen GA paketiyle aynı olduğu için D ve PDE kriterleri yine aynı olarak gösterilmiştir. Sadece GİA ile sıralama yapıldığında entropi ağırlıklı GİA sıralaması ile GA paketinin D ve PDE kriterlerinin yine aynı çıktığı, daha iyi performans verdiği görülmektedir. İlk veri setine göre İlk veri setindeki R programının fitdistrplus paketi ile elde edilen tahminlerde iyi sonuç veren R^2 , RMSE, AIC ve BIC kriterlerinin bu veri setinde de iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Tablo 10 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için kriterlerin fitdistrplus paketi ve önerilen yöntem karşılaştırması

Kriterler	Fitdistrplus paketi - ML	Eşit Ağırlıklı GİA - $GA_3 (\lambda=0)$	Entropi Ağırlıklı GİA - $GA_3 (\lambda=0)$
D	0,14218720	0,141985250	0,141985250
R^2	0,93561280	0,935534250	0,935534250
RMSE	0,06573815	0,065801540	0,065801540
AIC	105,565500	105,5655339	105,5655339
BIC	109,389500	109,3895799	109,3895799
PDE	0,04260809	0,027136990	0,027136990

3.3. Global Wind Atlas Antalya Verisi

Üçüncü veri seti olarak yine Global wind atlas sitesi kullanılmış ve Türkiye’nin Antalya ili için 100 metre yüksekliğe sahip konumlardan gelen gerçek rüzgâr verisi alınarak ilk iki veri setinde hesaplandığı gibi uygulaması yapılmıştır (Global Wind Atlas Antalya, 2023). Tablo 11’de önerilen GA optimizasyonlu amaç fonksiyonu ile parametre tahminleri hesaplanmış ve bu tahminlere göre uygulama yapılmıştır. Bu veri seti için hesaplanan tahminler diğer veri setlerine kıyasen birbirine oldukça yakındır.

Tablo 11 – Global wind atlasın Antalya veri seti için amaç fonksiyonu parametre tahminleri

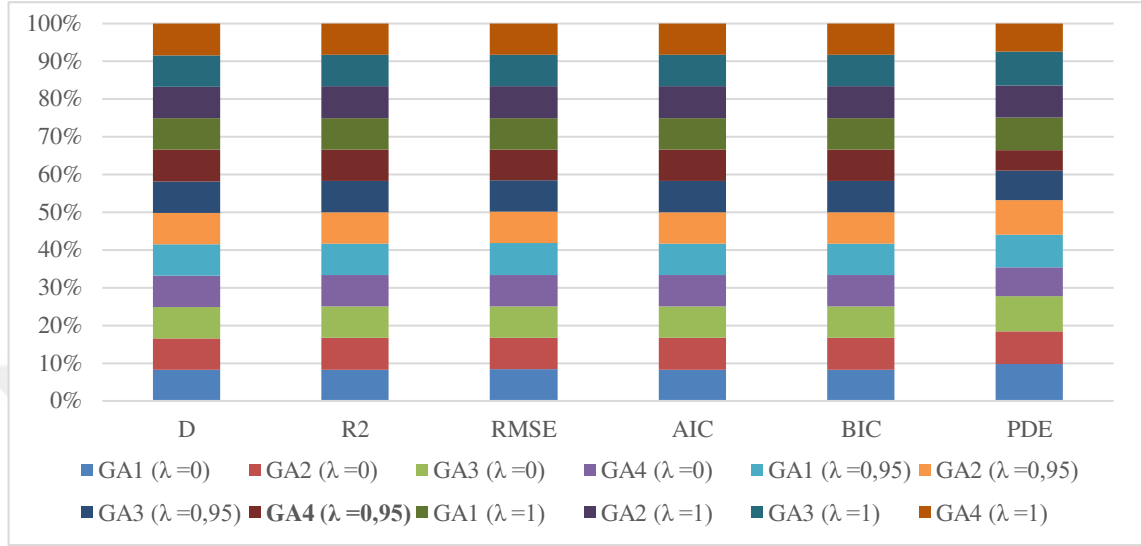
Alternatifler	$\hat{k}$	$\hat{c}$
GA ₁ ($\lambda=0$)	6,106206	6,096266
GA ₂ ($\lambda=0$)	6,087626	6,094736
GA ₃ ($\lambda=0$)	6,099232	6,095691
GA ₄ ($\lambda=0$)	6,067995	6,093119
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	6,083578	6,094402
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	6,096193	6,095441
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	6,070563	6,093330
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	6,024026	6,089496
GA ₁ ($\lambda=1$)	6,087749	6,094746
GA ₂ ($\lambda=1$)	6,083638	6,094407
GA ₃ ($\lambda=1$)	6,092173	6,095110
GA ₄ ($\lambda=1$)	6,062918	6,092700

Önerilen GA ile bulunan kriterler GİA ile sıralanmak üzere Tablo 12’de karar matrisi oluşturulmuştur.

Tablo 12 – Global wind atlasın Antalya veri seti için karar matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=0$)	0,12929878	0,94689525	0,06185139	145,7377598	149,561805	0,70554307
GA ₂ ($\lambda=0$)	0,13021123	0,94732045	0,06149812	145,7372272	149,561273	0,63411585
GA ₃ ($\lambda=0$)	0,12964071	0,94705745	0,06171735	145,7373497	149,561395	0,67870176
GA ₄ ($\lambda=0$)	0,13118063	0,94774544	0,06113835	145,7386164	149,562662	0,55892764
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,13041070	0,94741010	0,06142280	145,7373493	149,561395	0,61858890
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,12978991	0,94712715	0,06165948	145,7372500	149,561296	0,66701774
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,13105350	0,94769128	0,06118461	145,7383204	149,562366	0,56874687
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,13337167	0,94860507	0,06038434	145,7490459	149,573092	0,39159499
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,13020519	0,94731772	0,06150042	145,7372248	149,561270	0,63458648
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,13040770	0,94740880	0,06142390	145,7373469	149,561392	0,61881690
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,12998748	0,94721844	0,06158344	145,7371918	149,561237	0,65157207
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,13143223	0,94785126	0,06104759	145,7393031	149,563349	0,53952931

Karar matrisindeki alternatif GA'lar ile kriter değerleri Şekil 9'da verilmiştir. Şekilde GA₄ ($\lambda=0,95$) alternatifinin en iyi sonucu verdiği görülmektedir.



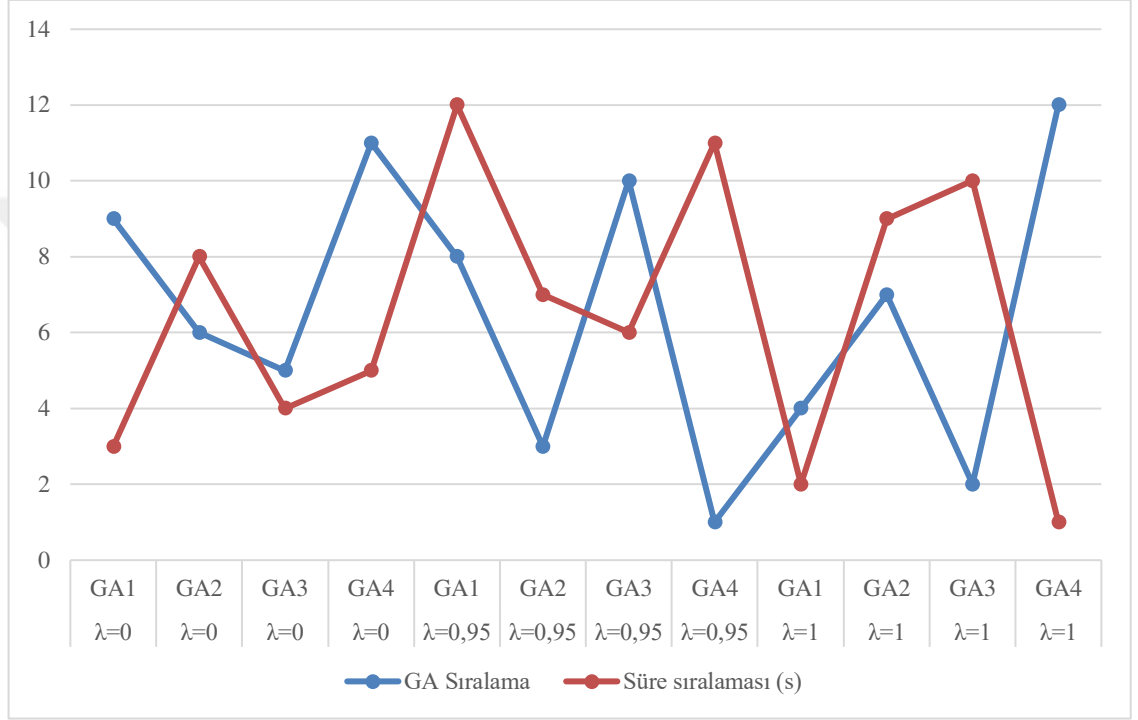
Şekil 9 – Global wind atlasın Antalya veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması

En iyi tahmin sonucunu veren önerilen GA sıralamaları Tablo 13'te verilmiştir ve GA₄ ($\lambda=0,95$) alternatifi birinci en iyi tahmin olmuştur.

Tablo 13 – Global wind atlasın Antalya veri seti için alternatiflerin GİA sıralaması

Alternatifler	Sıralama	Süre (s)
GA ₁ ($\lambda=0$)	9	0,697604
GA ₂ ($\lambda=0$)	6	0,994946
GA ₃ ($\lambda=0$)	5	0,753170
GA ₄ ($\lambda=0$)	11	0,826392
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	8	1,608044
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	3	0,890950
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	10	0,875414
GA₄ ($\lambda=0,95$)	1	1,366185
GA ₁ ($\lambda=1$)	4	0,661843
GA ₂ ($\lambda=1$)	7	1,076339
GA ₃ ($\lambda=1$)	2	1,273626
GA ₄ ($\lambda=1$)	12	0,631048

Global wind atlasın Antalya veri seti için hesaplanan en iyi $GA_4 (\lambda=0,95)$ alternatifin hesaplama süresi kaggle veri setindeki gibi diğer GA alternatiflerine göre uzun olduğu görülmektedir. Yatırım için süre yine gözardı edilebilir ve telafisi güç yanlış yatırımların önüne geçilebilir. En iyi GA sıralaması hesaplama süreleri ile birlikte Şekil 10'da verilmiştir.



Şekil 10 – Global wind atlasın Antalya veri seti için alternatiflerin GİA sırası ve hesaplama süresi karşılaştırması

GİA yöntemi ile hesaplanan, önerilen yöntemdeki birinci gelen $GA_4 (\lambda=0,95)$ alternatifinin ve Entropi ağırlıklı GİA yöntemi ile hesaplanarak birinci gelen $GA_4 (\lambda=1)$ alternatifinin kriter değerleri R programının fitdistrplus paketi ile elde edilen tahminlerle Tablo 14'te karşılaştırılmıştır. GİA yöntemi ile hesaplanarak birinci gelen önerilen GA paketinin R^2 , RMSE ve PDE kriterleri daha iyi çıkmıştır. Entropi yöntemi ile hesaplanan kriter ağırlıkları sıralandığında; $PDE > D > RMSE > R^2 > AIC > BIC$ olarak elde edilmiştir. Entropi ağırlıklı GİA yöntemi ile birinci gelen GA paketinin D ve AIC kriterleri daha iyi çıkmıştır.

Tablo 14 – Global wind atlasın Antalya veri seti için kriterlerin fitdistrplus paketi ve önerilen yöntem karşılaştırması

Kriterler	Fitdistrplus paketi - ML	Eşit Ağırlıklı GİA - GA ₄ ($\lambda=0,95$)	Entropi Ağırlıklı GİA - GA ₃ ($\lambda=1$)
D	0,13006160	0,13337167	0.12998748
R ²	0,94727120	0,94860507	0.94721844
RMSE	0,06154553	0,06038434	0.06158344
AIC	145,737200	145,749046	145.7371918
BIC	149,561200	149,573092	149.5612379
PDE	0,64236740	0,39159499	0.651572070

GİA yöntemine göre, alternatiflerin sıralanmasında, Denklem (20) ve (24) arasındaki eşitlikler uygulanmıştır ve bu hesaplamalar üç veri seti için Ek bölümünde verilmiştir. Entropi ağırlıklı GİA sıralaması için (25) nolu denklemden başlayarak (29) nolu denkleme kadar olan eşitlikler tüm veri setleri için hesaplanarak Ek bölümünde sunulmuştur.

Sonuç olarak, Kaggle, wind atlasın Afyonkarahisar ve Antalya veri setleri için sırasıyla Tablo 15, Tablo 16 ve Tablo 17’deki her veri setinin GİA için ilk üç GA alternatiflerini değerlendirildiğinde toplamdaki dokuz sonuç içinde beş defa GA₃ alternatifi ve beş defa $\lambda=0,95$ değeri kullanan GA’nın en iyi sonuçları verdiğini görülmektedir. Entropi yöntemine göre her üç veri seti için kriter ağırlıkları hesaplanmıştır.

Tablo 15 – Kaggle veri seti için GİA ve Entropi Ağırlıklı GİA ilk üç sıralama

GİA Sıralaması	Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
1	GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,02171151	0,9988103	0,0100987	282048,7	282066,4	1,1167000
2	GA ₃ ($\lambda=1$)	0,02203221	0,9988100	0,0101042	282048,6	282066,2	1,0608740
3	GA ₁ ($\lambda=1$)	0,02177375	0,9988103	0,0100994	282048,7	282066,4	1,1058440
Entropi-GİA Sıralaması	Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
1	GA ₄ ($\lambda=1$)	0.0241423	0.9987785	0.0102644	282051.4	282069.1	0.7005794
2	GA ₂ ($\lambda=0$)	0.02345911	0.9987943	0.0101891	282049.7	282067.4	0.8159029
3	GA ₁ ($\lambda=0$)	0.02321762	0.9987986	0.0101678	282049.3	282067	0.8569707

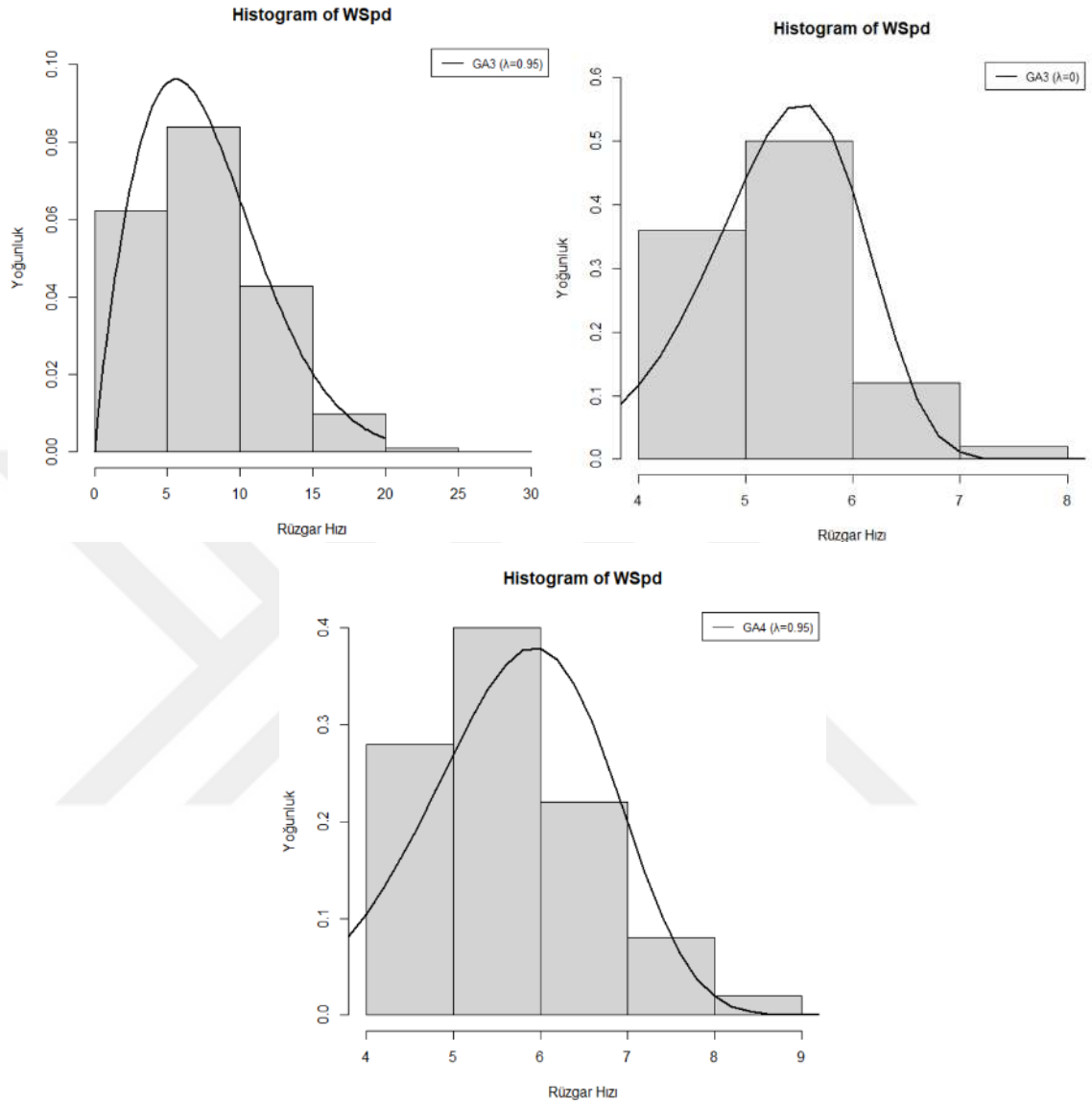
Tablo 16 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için GİA ve Entropi Ağırlıklı GİA ilk üç sıralama

GİA Sıralaması	Alternatifler/ Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
1	$GA_3 (\lambda=0)$	0,14198525	0,93553425	0,0658015	105,56553	109,389579	0,0271369
2	$GA_3 (\lambda=0,95)$	0,14212867	0,93558090	0,0657605	105,56548	109,389530	0,0372195
3	$GA_1 (\lambda=0,95)$	0,14218791	0,93559999	0,0657437	105,56547	109,389522	0,0413813
Entropi-GİA Sıralaması	Alternatifler/ Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
1	$GA_3 (\lambda=0)$	0,14198525	0,93553425	0,0658015	105,56553	109,389579	0,0271369
2	$GA_3 (\lambda=0,95)$	0,14212867	0,93558090	0,0657605	105,56548	109,389530	0,0372195
3	$GA_1 (\lambda=0,95)$	0,14218791	0,93559999	0,0657437	105,56547	109,389522	0,0413813

Tablo 17 – Global wind atlasın Antalya veri seti için GİA ve Entropi Ağırlıklı GİA ilk üç sıralama

GİA Sıralaması	Alternatifler/ Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
1	$GA_4 (\lambda=0,95)$	0,13337167	0,94860507	0,0603843	145,74904	149,573092	0,3915949
2	$GA_3 (\lambda=1)$	0,12998748	0,94721844	0,0615834	145,73719	149,561237	0,6515720
3	$GA_2 (\lambda=0,95)$	0,12978991	0,94712715	0,0616594	145,73725	149,561296	0,6670177
Entropi-GİA Sıralaması	Alternatifler/ Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
1	$GA_3 (\lambda=1)$	0,12998748	0,94721844	0,0615834	145,73719	149,561237	0,6515720
2	$GA_2 (\lambda=0,95)$	0,12978991	0,94712715	0,0616594	145,73725	149,561296	0,6670177
3	$GA_1 (\lambda=1)$	0,13020519	0,94731772	0,0615004	145,73722	149,561270	0,6345864

En iyi GA alternatiflerden elde edilen sonuçlar rüzgâr hızı dağılım grafikleri kaggle, wind atlasın Afyonkarahisar ve Antalya veri setleri için sırasıyla $GA_3 (\lambda=0,95)$, $GA_3 (\lambda=0)$ ve $GA_4 (\lambda=0,95)$ için Şekil 11’de verilmiştir.



Şekil 11 – Kaggle, Global wind atlasın Afyonkarahisar ve Antalya veri seti rüzgâr hızı-yoğunluk grafiği

3.4. Monte Carlo Simülasyonu

Bu çalışmada Weibull dağılımının parametre tahmininde GA ile bir amaç fonksiyonu önerilmiş bu algoritmaların parametreleri değiştirilerek iki farklı veri seti için dört farklı alternatif üzerinde çalışılmıştır. Simülasyondaki alternatifler için gerçek veri seti ile yapılan uygulamada GA uyum fonksiyonu için ön plana çıkan $\lambda=0.95$ kullanılmıştır.

Her defasında 500 kez tekrarlanan simülasyon için örnek büyüklüğü 100 ve 500 olarak belirlenmiştir.

Simülasyon ile hesaplanan parametre tahminlerini değerlendirmek için tahminlerin ortalaması (Mean), ortalama kare hatası (MSE), yanlılık (BIAS) ve Eksiklik (DEF) kriterleri ele alınmıştır. Bu kriterlerin küçük olması tahmin edicilerin daha etkin olduğunu gösterir. Mean tahminlerin ortalamasını verir ve (30) nolu denklem ile ifade edilmiştir (Yalçinkaya 2018: 132).

$$Mean(\hat{\theta}) = \frac{\sum_{i=1}^s \hat{\theta}_i}{s} \quad (30)$$

Burada $\hat{\theta}$, θ parametresinin tahmini ve s , çalıştırma sayısıdır.

BIAS, tahmin edicinin beklentisi ile parametrenin gerçek değeri arasındaki farkın ölçüsüdür ve (31) nolu denklem ile hesaplanmaktadır (Martinez ve Martinez, 2002).

$$BIAS(\hat{\theta}) = E(\hat{\theta}) - \theta \quad (31)$$

MSE, yanlı tahmin edicilerin etkinliklerine göre karşılaştırılmasında kullanılan bir kriterdir. (32) nolu denklem ile ifade edilmiştir (Yalçinkaya 2018: 133).

$$MSE(\hat{\theta}) = Var(\hat{\theta}) + (BIAS(\hat{\theta}))^2 \quad (32)$$

DEF kriteri, MSE kriterlerinin toplamıdır (Gebizlioglu 2011: 3305).

Monte Carlo simülasyonu (1, 1) parametreleriyle 100 ve 500 büyüklüğündeki örneklemlemlerle çalıştırıldığında her iki örneklem için de GA₁, (5, 1) parametreleriyle her iki örneklem için GA₁ ve GA₃ optimizasyon alternatiflerinin daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Monte Carlo simülasyonu hesaplamaları ile ilgili (1, 1) parametresine ait 100 ve 500 örneklem ile hesaplanan değerler Ek bölümünde sırasıyla Tablo 36 ve Tablo 37’de (5, 1) parametresine ait 100 ve 500 örneklem ile hesaplanan değerler Ek bölümünde sırasıyla Tablo 38 ve Tablo 39’da verilmiştir.

Simülasyon verileriyle elde edilmiş performansı iyi olan GA optimizasyonları incelediğimizde GA_1 ve GA_3 optimizasyonunun daha iyi sonuç verdiği Tablo 15, 16 ve 17’de görülebilmektedir. Simülasyon sonuçları ile gerçek veri seti sonuçlarını karşılaştırdığımızda her iki sonuçta da GA_1 ve GA_3 alternatifinin daha iyi olduğu görülmüştür.



SONUÇ

Üç farklı veri seti için önerilen GA alternatifleri GİA ve Entropi ağırlıklı GİA ile sıralandığında toplam on sekiz durum için GA optimizasyonlarından en çok GA₁ ve GA₃ alternatiflerinin ön plana çıktığı ve daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Simülasyon ile hesaplanan parametreler için de yine GA₁ ve GA₃ alternatifleri daha iyi performans göstermektedir.

Tablo 2’de verilen GA₃ alternatifinde kullanılan parametrelerden popülasyon büyüklüğü ve çaprazlama oranı sırasıyla 30 ve 0,90 Grefenstette (1986: 126) tarafından mutasyon oranı 0,01 Schaffer vd., (1989: 55) tarafından kullanılmıştır. GA₁ alternatifinde kullanılan 30 popülasyon büyüklüğü, 0,95 çaprazlama oranı ve 0,01 mutasyon oranı Grefenstette (1986: 126) tarafından önerilmiştir. Grefenstette (1986: 128) GA₁ optimizasyonunun istatistiksel olarak anlamlı ve tutarlı olduğunu bu yüzden GA₁ alternatifinin genel olarak optimizasyon problemlerinde kullanılabileceği ifade etmiştir. Gerçek veri ve simülasyon ile yapılan hesaplamalarda GA₁ optimizasyonunun daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir.

Thomas vd., (1995: 380) Weibull dağılım parametrelerinin tahmini için yaptıkları bir çalışmada Newton-Raphson Algoritması ile GA yöntemini kullanarak birbiri ile kıyaslamışlar ve bu çalışmada kullanılan üç veri seti gibi dört farklı durum için GA yönteminin Newton-Raphson Algoritmasına göre Weibull dağılım parametrelerini tahmin etmede daha başarılı olduğu sonucuna varmışlardır. Koca vd., (2020: 143-144) tarafından yapılan çalışmada Weibull dağılım parametreleri GA optimizasyonu ile tahmin edilerek kullanılan rüzgâr hızı verilerinin 17 ayının 14’ünde KS test istatistiğinin daha iyi sonuç verdiğini görülmüştür. Bu çalışmada da kaggle ve global wind atlasın Afyonkarahisar veri setlerinde KS test kriteri daha iyi sonuç vermiş olup araştırmanın GA optimizasyonu için daha başarılı olduğu ortaya çıkmıştır.

Bu çalışmada Weibull dağılım parametreleri önerilen GA ile belirlenirken hesaplama süreleri de incelenmiştir. Kaggle ve Global wind atlasın Antalya veri setleri için başarılı sonuç veren GA alternatiflerinin hesaplama sürelerinin başarıya kıyasla zıt yönde uzun sürdüğü sırasıyla Şekil 6 ve Şekil 10’da rapor edilmektedir. Rüzgâr türbinlerinin

konumlandırılması planlanan yerin iyi bir yatırım olması için rüzgâr potansiyelinin doğru hesaplanması esastır. Bu yüzden yatırım yapmak isteyen araştırmacılar hesaplama süreleri göz ardı ederek önerilen GA'dan daha verimli bir şekilde faydalanabilirler.

Dünya nüfusunun artmasıyla birlikte enerjiye olan ihtiyacında katlanarak devam ettiği bir dünyada sınırlı olan mevcut doğal kaynaklar hızla tükenmekte ve artık ülkeler enerjiye dönüştürebilecekleri sınırsız yenilenebilir enerji potansiyeline sahip teknolojilere yatırım yapmaya yönelmektedir. Şekil 1 ve Şekil 2'deki rüzgâr enerjisi kurulu gücün ve diğer kurulu güçler arasındaki oranının yıllara göre artması bu durumu ispatlamaktadır. Bu yüzden potansiyel rüzgâr enerjisinden en iyi şekilde yararlanmak için rüzgâr hızını hesaplamada bu çalışmada kullanılan Weibull dağılımı ve önerilen GA performansı yatırımcılar için bir yol gösterici olarak değerlendirilebilir.

Gelecekte farklı istatistiksel dağılımlar yeni çözüm yolları bulmak için farklı algoritmalar önerilmesi planlanmaktadır. Deniz üstü gibi farklı sosyal çevrelere kurulabilecek rüzgâr santralleri için bu çalışmadaki dağılımlar ve GA optimizasyonları kullanılabilir, ayrıca farklı optimizasyon parametreleri ve farklı algoritmalar önerilerek çalışmanın boyutu genişletilebilir.

KAYNAKÇA

- Akaike, H. (1998). Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle. *Selected Papers of Hirotugu Akaike*, 199-213. doi: 10.1007/978-1-4612-1694-0_15
- Akgül, F. G., Şenoğlu, B. ve Arslan, T. (2016). An alternative distribution to Weibull for modeling the wind speed data: Inverse Weibull distribution. *Energy Conversion and Management*, 114, 234-240. doi: 10.1016/j.enconman.2016.02.026
- Aktürk C. (2021). Herkes için genetik algoritma. Nobel Akademik Yayıncılık.
- Arslan, T., Bulut, Y. M. ve Yavuz, A. A. (2014). Comparative study of numerical methods for determining Weibull parameters for wind energy potential. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 40, 820-825. doi: 10.1016/j.rser.2014.08.009
- Arslan, T., Acitas, S. ve Senoglu, B. (2017). Generalized Lindley and Power Lindley distributions for modeling the wind speed data. *Energy Conversion and Management*, 152, 300-311. doi: 10.1016/j.enconman.2017.08.017
- Ata, R. ve Öcal, F. (2014). Manisa'nın Yenilenebilir Enerji Potansiyelinin Analizi. *Celal Bayar University Journal of Science*, 10(1), 1-10. doi: 10.18466/cbufbe.91483
- Aydemir, E. ve Şahin, Y. (2019). Evaluation of healthcare service quality factors using grey relational analysis in a dialysis center. *Grey Systems: Theory and Application*, 9(4), 432-448. doi: 10.1108/GS-01-2019-0001
- Bağcı, E. (2019). Türkiye'de yenilenebilir enerji potansiyeli, üretimi, tüketimi ve cari işlemler dengesi ilişkisi. *R&S-Research Studies Anatolia Journal*, 2(4), 101-117. doi: 10.33723/rs.501940
- Bhateja, A. ve Kumar, S. (2014). Genetic algorithm with elitism for cryptanalysis of vigenere cipher. *2014 International Conference on Issues and Challenges in Intelligent Computing Techniques (ICICT)*, 373-377. doi: 10.1109/ICICT.2014.6781311

- Bulut, Y. ve Açıklalp, E. (2013). Rüzgâr enerjisi potansiyelinin hesaplanmasında parametre tahmin yöntemlerinin incelenmesi. *Gazi University Journal of Science Part C: Design and Technology*, 1(2), 49-54.
- Chai, T. ve Draxler, R. R. (2014). Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE). *Geoscientific model development discussions*, 7(1), 1525-1534. doi: 10.5194/gmdd-7-1525-2014
- Cohen, A. C. (1965). Maximum likelihood estimation in the Weibull distribution based on complete and on censored samples. *Technometrics*, 7(4), 579-588.
- Cowgill, M. C., Harvey, R. J. ve Watson, L. T. (1999). A genetic algorithm approach to cluster analysis. *Computers & Mathematics with Applications*, 37(7), 99-108. doi: 10.1016/s0898-1221(99)00090-5
- Danacı, M. A., Birgören, B. ve Ersöz, S. (2009). Weibull parametreleri ve yüzdelikleri için güven aralığı tahmin algoritmaları. *Gazi Üniversitesi Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 24(1), 119-128.
- De Jong, K. A. (1975). An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems. University of Michigan.
- Doğan, M. (2013). Measuring bank performance with gray relational analysis: the case of Turkey. *Ege Academic Review*, 13(2), 215-226. doi: 10.21121/eab.2013219489
- Dorvlo, A. S. (2002). Estimating wind speed distribution. *Energy Conversion and Management*, 43(17), 2311-2318. doi: 10.1016/s0196-8904(01)00182-0
- Engin, O. (2001). *Akış tipi çizelgeleme problemlerinin genetik algoritma ile çözüm performansının artırılmasında parametre optimizasyonu*. [Yayımlanmamış Doktora Tezi]. İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimler Enstitüsü.
- Erisen, B. (Mart 2019). Wind Turbine Scada Dataset 2018 Scada Data of a Wind Turbine in Turkey, <https://www.kaggle.com/datasets/berkerisen/wind-turbine-scada-dataset>, (Erişim tarihi 23.06.2023).

- Gebizlioglu, O. L., Şenoğlu, B., ve Kantar, Y. M. (2011). Comparison of certain value-at-risk estimation methods for the two-parameter Weibull loss distribution. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 235(11), 3304-3314. doi: 10.1016/j.cam.2011.01.044
- Genc, A., Erisoglu, M., Pekgor, A., Oturanc, G., Hepbasli, A. ve Ulgen, K. (2005). Estimation of wind power potential using Weibull distribution. *Energy Sources*, 27(9), 809-822. doi: 10.1080/00908310490450647
- Goldberg, D. E., Korb, B. ve Deb, K. (1989). Messy genetic algorithms: Motivation, analysis, and first results. *Complex systems*, 3(5), 493-530.
- Global Wind Atlas Afyonkarahisar, (Ekim 2023). Global Wind Atlas Global Solar Atlas Energydata.info, <https://globalwindatlas.info/en/area/Turkey/Afyon>, (08.10.2023).
- Global Wind Atlas Antalya, (Ekim 2023). Global Wind Atlas Global Solar Atlas Energydata.info, <https://globalwindatlas.info/en/area/Turkey/Antalya>, (13.10.2023).
- Grefenstette, J. J. (1986). Optimization of control parameters for genetic algorithms. *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, 16(1), 122-128. doi: 10.1109/TSMC.1986.289288
- Gupta, A. K. ve Chen, T. (2001). Goodness-of-fit tests for the skew-normal distribution. *Communications in Statistics-Simulation and Computation*, 30(4), 907-930. doi: 10.1081/SAC-100107788
- Güç, G. (2006). Optimization of water distribution networks using genetic algorithm. *Middle East Technical University*, 1-76.
- Gulsen, M., Smith, A. E. ve Tate, D. M. (1995). A genetic algorithm approach to curve fitting. *International Journal of Production Research*, 33(7), 1911-1923. doi: 10.1080/00207549508904789
- Holland, J. H. (1975). Adaption in natural and adaptive systems. University of Michigan Press.

- Işık, H., Çetin, B., Yılmaz, S. M. ve Kılıç, M. B., (2022). Giyilebilir teknolojik ürünlerde entropi ağırlıklı gri ilişkisel analiz ile akıllı saat seçimi. *Isarc International Science And Art Research*, 2, 1185-1193.
- Jin, H., Shi, L., Chen, X., Qian, B., Yang, B. ve Jin, H. (2021). Probabilistic wind power forecasting using selective ensemble of finite mixture Gaussian process regression models. *Renewable Energy*, 174, 1-18. doi: 10.1016/j.renene.2021.04.028
- Ju-Long, D. (1982). Control problems of grey systems. *Systems & control letters*, 1(5), 288-294. doi: 10.1016/S0167-6911(82)80025-X
- Kahraman, A. M., ve Özdağlar, D. (2004). Su Dağıtım Sistemlerinin Genetik Algoritma İle Optimizasyonu. *Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 6(3), 1-18.
- Karaboğa, D. (2011). Yapay zeka optimizasyon algoritmaları. Nobel Akademi Yayıncılık.
- Karaoğlu S. ve Arar T. (Eds.) (2023). Yönetim, pazarlama ve finans uygulamalarıyla çok kriterli karar verme (1. baskı). Nobel Akademik Yayıncılık.
- Kılıç, M. B. (2023). Artificial Bee Colony and Genetic Algorithms for Parameters Estimation of Weibull Distribution. In: Biswas, A., Kalayci, C.B., Mirjalili, S. (eds) *Advances in Swarm Intelligence. Studies in Computational Intelligence*, vol 1054. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-09835-2_17
- Kılıç, M. B., Şahin, Y. ve Koca, M. B. (2021). Genetic algorithm approach with an adaptive search space based on EM algorithm in two-component mixture Weibull parameter estimation. *Computational Statistics*, 36(2), 1219-1242. doi: 10.1007/s00180-020-01044-5
- Koca (2020). *Rüzgâr Enerji Potansiyelinin İstatistiksel Yöntemler ve Genetik Algoritmayla Hesaplanması*. [Yayımlanmamış Doktora Tezi]. Burdur Mehmet Akif Ersoy Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü.
- Koca, M. B., Kılıç, M. B. ve Şahin, Y. (2020). Using genetic algorithms for estimating Weibull parameters with application to wind speed. *An International Journal of*

Optimization and Control: Theories & Applications (IJOCTA), 10(1), 137-146.
doi: 10.11121/ijocta.01.2020.00741

Koca, M. B., Kılıç, M. B. ve Şahin, Y. (2019). Assessing wind energy potential using finite mixture distributions. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 27(3), 2276-2294. doi: 10.3906/elk-1802-109

Koç, E. ve Kadir, K. (2015). Enerji Kaynakları–Yenilenebilir Enerji Durumu. *Mühendis ve Makina*, 56(668), 36-47.

Kurban, M., Kantar, Y. M. ve Hocaoglu, F. O. (2007). Weibull dağılımı kullanılarak rüzgar hız ve güç yoğunluklarının istatistiksel analizi. *Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen ve Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 7(2), 205-218.

Lee, K. H., Jun, S. O., Pak, K. H., Lee, D. H., Lee, K. W. ve Park, J. P. (2010). Numerical optimization of site selection for offshore wind turbine installation using genetic algorithm. *Current Applied Physics*, 10(2), 302-306. doi: 10.1016/j.cap.2009.11.031

Lihong, M., Yanping, Z. ve Zhiwei, Z. (2008). Improved VIKOR algorithm based on AHP and Shannon entropy in the selection of thermal power enterprise's coal suppliers. *2008 International Conference on Information Management, Innovation Management and Industrial Engineering*, 129-133. doi: 10.1016/j.eswa.2008.11.035

Lin, J. L. ve Lin, C. L. (2002). The use of the orthogonal array with grey relational analysis to optimize the electrical discharge machining process with multiple performance characteristics. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 42(2), 237-244. doi: 10.1016/S0890-6955(01)00107-9

Liu, F. J., Chen, P. H., Kuo, S. S., Su, D. C., Chang, T. P., Yu, Y. H. ve Lin, T. C. (2011). Wind characterization analysis incorporating genetic algorithm: A case study in Taiwan Strait. *Energy*, 36(5), 2611-2619. doi: 10.1016/j.energy.2011.02.001

- Lun, I. Y. ve Lam, J. C. (2000). A study of Weibull parameters using long-term wind observations. *Renewable energy*, 20(2), 145-153. doi: 10.1016/S0960-1481(99)00103-2
- Martinez, W.L., ve Martinez, A.R. (2002). Computational Statistics Handbook with MATLAB (1. baskı). Chapman and Hall/CRC. doi:10.1201/9781420035636
- Massey Jr, F. J. (1951). The Kolmogorov-Smirnov test for goodness of fit. *Journal of the American statistical Association*, 46(253), 68-78. 10.1080/01621459.1951.10500769
- Ozay, C. ve Celiktaş, M. S. (2016). Statistical analysis of wind speed using two-parameter Weibull distribution in Alaçatı region. *Energy Conversion and Management*, 121, 49-54. doi: 10.1016/j.enconman.2016.05.026
- Özkan, A., Uslu, Y. ve Gedikli, E. (2022). Türkiye'nin yenilenebilir enerji potansiyelinde rüzgâr gücü ve Danimarka örneği. *Akdeniz İİBF Dergisi*, 22(2), 26-35.
- Öztürk, H. H. (2021). Yenilenebilir enerji kaynakları (2. baskı). Birsen Yayınevi.
- Roussas, G. G. (1997). A course in mathematical statistics. Elsevier.
- Schaffer, J. D., Caruana, R., Eshelman, L. J. ve Das, R. (1989). A study of control parameters affecting online performance of genetic algorithms for function optimization. *Proceedings of the 3rd international conference on genetic algorithms*, 51-60.
- Schwarz, G. (1978). Estimating the dimension of a model. *The annals of statistics*, 461-464.
- Scrucca, L. (2013). GA: A package for genetic algorithms in R. *Journal of Statistical Software*, 53, 1-37. doi: 10.18637/jss.v053.i04
- Seguro, J. V. ve Lambert, T. W. (2000). Modern estimation of the parameters of the Weibull wind speed distribution for wind energy analysis. *Journal of wind engineering and industrial aerodynamics*, 85(1), 75-84. doi: 10.1016/s0167-6105(99)00122-1

- Shannon, C. E. (1948). A mathematical theory of communication. *The Bell system technical journal*, 27(3), 379-423. doi: 10.1002/j.1538-7305.1948.tb01338.x
- Shemshadi, A., Shirazi, H., Toreihi, M. ve Tarokh, M. J. (2011). A fuzzy VIKOR method for supplier selection based on entropy measure for objective weighting. *Expert systems with applications*, 38(10), 12160-12167. doi: 10.1016/j.eswa.2011.03.027
- Spearman, C. (1987). The proof and measurement of association between two things. *The American journal of psychology*, 100(3/4), 441-471. doi: 10.2307/1422689
- Sridharan, R., Anilkumar, E. N. ve Vishnu, C. R. (2019). Strategic barriers and operational risks in sustainable supply chain management in the Indian context: a grey relational analysis approach. *Emerging Applications in Supply Chains for Sustainable Business Development*. 238-259. doi: 10.4018/978-1-5225-5424-0.ch014
- Sumair, M., Aized, T., Gardezi, S. A. R., ur Rehman, S. U. ve Rehman, S. M. S. (2020). A novel method developed to estimate Weibull parameters. *Energy Reports*, 6, 1715-1733. doi: 10.1016/j.egyr.2020.06.017
- Tavner, P. J., Xiang, J. ve Spinato, F. (2007). Reliability analysis for wind turbines. *Wind Energy: An International Journal for Progress and Applications in Wind Power Conversion Technology*, 10(1), 1-18. doi: 10.1002/we.204
- Tekeli, E., Kaçiranlar, S. ve Özbay, N. (2019). Optimal determination of the parameters of some biased estimators using genetic algorithm. *Journal of Statistical Computation and Simulation*, 89(18), 3331-3353. doi: 10.1080/00949655.2019.1663848
- Thomas, G. M., Gerth, R., Velasco, T. ve Rabelo, L. C. (1995). Using real-coded genetic algorithms for Weibull parameter estimation. *Computers & Industrial Engineering*, 29(1-4), 377-381. doi: 10.1016/0360-8352(95)00102-7

- Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı. (2022). *Rüzgâr Enerjisine Dayalı Kurulu Güç Gelişimi*. <https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-ruzgar>
- Uzun A. ve Özdoğan A. (2011). Güvenirlik analizlerine dayalı önleyici bakım planlaması. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 20(1), 303-320.
- Wadi, M. ve Elmasry, W. (2021). Modeling of wind energy potential in marmara region using different statistical distributions and genetic algorithms. *2021 International Conference on Electric Power Engineering–Palestine (ICEPE-P)*, 1-7. doi: 10.1109/icepe-p51568.2021.9423471
- Wais, P. (2017). A review of Weibull functions in wind sector. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 70, 1099-1107. doi: 10.1016/j.rser.2016.12.014
- Wang, T. C. ve Lee, H. D. (2009). Developing a fuzzy TOPSIS approach based on subjective weights and objective weights. *Expert systems with applications*, 36(5), 8980-8985. doi: 10.1016/j.eswa.2008.11.035
- Wei, G. W. (2011). Gray relational analysis method for intuitionistic fuzzy multiple attribute decision making. *Expert systems with Applications*, 38(9), 11671-11677. doi: 10.1016/j.eswa.2011.03.048
- Weibull, W. (1951). A statistical distribution function of wide applicability. *Journal of applied mechanics* 3(18), 293-297.
- Zionts, S. (1979). MCDM - If not a roman numeral, then what?. *Interfaces*, 9(4), 94-101. doi: 10.1287/inte.9.4.94
- Zhang, H., Gu, C. L., Gu, L. W. ve Zhang, Y. (2011). The evaluation of tourism destination competitiveness by TOPSIS & information entropy–A case in the Yangtze River Delta of China. *Tourism Management*, 32(2), 443-451. doi: 10.1016/j.tourman.2010.02.007

EKLER

Kaggle veri seti için GİA adımları Tablo 18, 19, 20 ve Tablo 21’de verilmiştir.

Tablo 18 – Kaggle veri seti için referans serinin karar matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
Referans Seri	0,01940848	0,9988103	0,01009878	282048,5	282066,2	0,7005794
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,02321762	0,9987986	0,01016785	282049,3	282067,0	0,8569707
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,02345911	0,9987943	0,01018914	282049,7	282067,4	0,8159029
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,02222245	0,9988092	0,01010987	282048,5	282066,2	1,0278900
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,02102554	0,9985400	0,01108932	282090,1	282107,8	2,3686390
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,02116126	0,9988081	0,01010100	282049,4	282067,1	1,2131480
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,02101374	0,9988069	0,01010409	282049,7	282067,4	1,2391480
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,02171151	0,9988103	0,01009878	282048,7	282066,4	1,1167000
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,01940848	0,9986534	0,01067282	282073,7	282091,4	2,0552910
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,02177375	0,9988103	0,01009945	282048,7	282066,4	1,1058440
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,02053992	0,9988014	0,01012108	282050,8	282068,5	1,3230680
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,02203221	0,9988100	0,01010426	282048,6	282066,2	1,0608740
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,02414230	0,9987785	0,01026447	282051,4	282069,1	0,7005794

Tablo 19 – Kaggle veri seti için normalize karar matrisi

Alternatifler/Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
Referans Seri	1	1	1	1	1	1
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,1953	0,9567	0,9303	0,9808	0,9808	0,9062
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,1443	0,9408	0,9088	0,9712	0,9712	0,9309
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4056	0,9959	0,9888	1,0000	1,0000	0,8038
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,6584	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000	0,0000
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,6297	0,9919	0,9978	0,9784	0,9784	0,6927
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,6609	0,9874	0,9946	0,9712	0,9712	0,6771
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,5135	1,0000	1,0000	0,9952	0,9952	0,7505
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	1,0000	0,4195	0,4205	0,3942	0,3942	0,1879
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,5003	1,0000	0,9993	0,9952	0,9952	0,7570
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,7610	0,9671	0,9775	0,9447	0,9447	0,6268
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4457	0,9989	0,9945	0,9976	1,0000	0,7840
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,0000	0,8824	0,8327	0,9303	0,9303	1,0000

Tablo 20 – Kaggle veri seti için mutlak değer matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,8047	0,0433	0,0697	0,0192	0,0192	0,0938
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,8557	0,0592	0,0912	0,0288	0,0288	0,0691
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,5944	0,0041	0,0112	0,0000	0,0000	0,1962
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,3416	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,3703	0,0081	0,0022	0,0216	0,0216	0,3073
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,3391	0,0126	0,0054	0,0288	0,0288	0,3229
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,4865	0,0000	0,0000	0,0048	0,0048	0,2495
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,0000	0,5805	0,5795	0,6058	0,6058	0,8121
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,4997	0,0000	0,0007	0,0048	0,0048	0,2430
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,2390	0,0329	0,0225	0,0553	0,0553	0,3732
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,5543	0,0011	0,0055	0,0024	0,0000	0,2160
GA ₄ ($\lambda=1$)	1,0000	0,1176	0,1673	0,0697	0,0697	0,0000
Δ_{max}	1,0000					
Δ_{min}	0,0000					
ζ	0,5					

Tablo 21 – Kaggle veri seti için gri ilişkisel katsayı matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)	Sıralama
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,3832	0,9203	0,8776	0,9630	0,9630	0,8421	7
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,3688	0,8941	0,8457	0,9455	0,9455	0,8785	9
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4569	0,9919	0,9781	1,0000	1,0000	0,7182	4
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,5941	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333	12
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,5745	0,9840	0,9955	0,9585	0,9585	0,6194	5
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,5959	0,9755	0,9894	0,9455	0,9455	0,6076	6
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,5068	1,0000	1,0000	0,9905	0,9905	0,6671	1
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	1,0000	0,4628	0,4632	0,4522	0,4522	0,3811	11
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,5002	1,0000	0,9986	0,9905	0,9905	0,6730	3
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,6766	0,9382	0,9569	0,9004	0,9004	0,5726	8
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4743	0,9978	0,9891	0,9952	1,0000	0,6983	2
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,3333	0,8095	0,7493	0,8776	0,8776	1,0000	10

Tablo 4’teki kaggle veri seti karar matrisi ile hesaplanan entropi ağırlıklandırma adımları Tablo 22 ve 23’de verilmiştir.

Tablo 22 – Kaggle veri seti için entropi-normalize karar matrisi

Alternatifler/Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	0.08872	0.08334	0.08258	0.08333	0.08333	0.05758
GA ₂ ($\lambda=1$)	0.08964	0.08334	0.08276	0.08333	0.08333	0.05482
GA ₃ ($\lambda=1$)	0.08491	0.08334	0.08211	0.08333	0.08333	0.06906
GA ₄ ($\lambda=1$)	0.08034	0.08331	0.09007	0.08334	0.08334	0.15914
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0.08086	0.08334	0.08204	0.08333	0.08333	0.08151
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0.08029	0.08334	0.08207	0.08333	0.08333	0.08325
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0.08296	0.08334	0.08202	0.08333	0.08333	0.07503
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0.07416	0.08332	0.08668	0.08334	0.08334	0.13809
GA ₁ ($\lambda=1$)	0.08320	0.08334	0.08203	0.08333	0.08333	0.07430
GA ₂ ($\lambda=1$)	0.07848	0.08334	0.08220	0.08333	0.08333	0.08889
GA ₃ ($\lambda=1$)	0.08419	0.08334	0.08207	0.08333	0.08333	0.07128
GA ₄ ($\lambda=1$)	0.09225	0.08333	0.08337	0.08333	0.08333	0.04707

Tablo 23 – Kaggle veri seti için kriterlere ilişkin entropi değerlerinin elde edilmesi

Alternatif-ler/	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	-0.2149	-0.2071	-0.2060	-0.2071	-0.2071	-0.1644
GA ₂ ($\lambda=1$)	-0.2162	-0.2071	-0.2062	-0.2071	-0.2071	-0.1592
GA ₃ ($\lambda=1$)	-0.2094	-0.2071	-0.2053	-0.2071	-0.2071	-0.1846
GA ₄ ($\lambda=1$)	-0.2026	-0.2070	-0.2168	-0.2071	-0.2071	-0.2925
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	-0.2034	-0.2071	-0.2051	-0.2071	-0.2071	-0.2043
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	-0.2025	-0.2071	-0.2052	-0.2071	-0.2071	-0.2070
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	-0.2065	-0.2071	-0.2051	-0.2071	-0.2071	-0.1943
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	-0.1929	-0.2071	-0.2120	-0.2071	-0.2071	-0.2734
GA ₁ ($\lambda=1$)	-0.2069	-0.2071	-0.2051	-0.2071	-0.2071	-0.1931
GA ₂ ($\lambda=1$)	-0.1997	-0.2071	-0.2054	-0.2071	-0.2071	-0.2151
GA ₃ ($\lambda=1$)	-0.2083	-0.2071	-0.2052	-0.2071	-0.2071	-0.1883
GA ₄ ($\lambda=1$)	-0.2199	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.1438
ln(m)	0.4024					
ej	0.9993	1.0000	0.9998	1.0000	1.0000	0.9739
dj	0.0007	0.0000	0.0002	0.0000	0.0000	0.0261
wj	0.0253739799	0.0000000487	0.0060264980	0.0000000148	0.0000000148	0.9685994438

Global wind atlas Afyonkarahisar veri seti için GİA adımları Tablo 24, 25, 26 ve Tablo 27’de verilmiştir.

Tablo 24 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için referans serinin karar matrisi

Alternatif-ler/	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
Referans	0,14021091	0,93622431	0,06516608	105,5654747	109,3895207	0,02713699
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,14222375	0,93561149	0,06573356	105,5654747	109,3895207	0,04389865
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,14290498	0,93582248	0,06554436	105,5659409	109,3899869	0,09163174
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,14198525	0,93553425	0,06580154	105,5655339	109,3895799	0,02713699
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,14237119	0,93565836	0,06569198	105,5654959	109,3895419	0,05424747
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,14218791	0,93559999	0,06574372	105,5654762	109,3895222	0,04138130
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,14255257	0,93571511	0,06564132	105,5655825	109,3896285	0,06696489
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,14212867	0,93558090	0,06576055	105,5654844	109,3895304	0,03721957
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,14435556	0,93622431	0,06516608	105,5700416	109,3940876	0,19257156
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,14227744	0,93562863	0,06571838	105,5654773	109,3895233	0,04766796
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,1437444	0,93606287	0,06532138	105,5678013	109,3918473	0,15015861
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,14229471	0,93563413	0,06571351	105,5654794	109,3895254	0,04888026
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,14021091	0,93490455	0,06633574	105,569635	109,393681	0,09838475

Tablo 25 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için normalize karar matrisi

Alternatifler/Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
Referans Seri	1	1	1	1	1	1
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,5144	0,5357	0,5148	1,0000	1,0000	0,8987
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,3500	0,6955	0,6766	0,8979	0,8979	0,6101
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,5719	0,4771	0,4567	0,9870	0,9870	1,0000
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,4788	0,5712	0,5504	0,9954	0,9954	0,8361
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,5230	0,5269	0,5061	0,9997	0,9997	0,9139
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,4350	0,6142	0,5937	0,9764	0,9764	0,7593
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,5373	0,5125	0,4918	0,9979	0,9979	0,9391
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,0000
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,5014	0,5486	0,5278	0,9994	0,9994	0,8759
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,1475	0,8777	0,8672	0,4905	0,4905	0,2564
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4972	0,5528	0,5320	0,9990	0,9990	0,8686
GA ₄ ($\lambda=1$)	1,0000	0,0000	0,0000	0,0890	0,0890	0,5693

Tablo 26 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için mutlak değer matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,4856	0,4643	0,4852	0,0000	0,0000	0,1013
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,6500	0,3045	0,3234	0,1021	0,1021	0,3899
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4281	0,5229	0,5433	0,0130	0,0130	0,0000
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,5212	0,4288	0,4496	0,0046	0,0046	0,1639
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,4770	0,4731	0,4939	0,0003	0,0003	0,0861
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,5650	0,3858	0,4063	0,0236	0,0236	0,2407
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,4627	0,4875	0,5082	0,0021	0,0021	0,0609
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000	1,0000
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,4986	0,4514	0,4722	0,0006	0,0006	0,1241
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,8525	0,1223	0,1328	0,5095	0,5095	0,7436
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,5028	0,4472	0,4680	0,0010	0,0010	0,1314
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,0000	1,0000	1,0000	0,9110	0,9110	0,4307
Δ_{max}	1,0000					
Δ_{min}	0,0000					
ζ	0,5					

Tablo 27 – Global wind atlasın Afyonkarahisar veri seti için gri ilişkisel katsayı matrisi

Alternatifler/ Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)	Sıralama
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,5073	0,5185	0,5075	1,0000	1,0000	0,8315	4
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,4348	0,6215	0,6072	0,8304	0,8304	0,5619	9
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,5387	0,4888	0,4793	0,9747	0,9747	1,0000	1
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,4896	0,5383	0,5265	0,9908	0,9908	0,7532	7
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,5118	0,5138	0,5031	0,9993	0,9993	0,8531	3
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,4695	0,5644	0,5517	0,9549	0,9549	0,6750	8
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,5194	0,5063	0,4959	0,9958	0,9958	0,8914	2
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,3333	1,0000	1,0000	0,3333	0,3333	0,3333	11
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,5007	0,5256	0,5143	0,9989	0,9989	0,8011	5
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,3697	0,8034	0,7902	0,4953	0,4953	0,4020	10
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,4986	0,5279	0,5165	0,9979	0,9979	0,7919	6
GA ₄ ($\lambda=1$)	1,0000	0,3333	0,3333	0,3544	0,3544	0,5372	12

Tablo 8’deki global wind atlas Afyonkarahisar veri seti karar matrisi ile hesaplanan entropi ağırlıklandırma adımları Tablo 28 ve 29’da verilmiştir.

Tablo 28 – Global wind atlas Afyonkarahisar veri seti için entropi-normalize karar matrisi

Alternatifler/Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
GA ₁ ($\lambda=1$)	0.08321	0.08333	0.08340	0.08333	0.08333	0.04877
GA ₂ ($\lambda=1$)	0.08361	0.08335	0.08316	0.08333	0.08333	0.10180
GA ₃ ($\lambda=1$)	0.08307	0.08332	0.08349	0.08333	0.08333	0.03015
GA ₄ ($\lambda=1$)	0.08330	0.08333	0.08335	0.08333	0.08333	0.06027
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0.08319	0.08333	0.08341	0.08333	0.08333	0.04597
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0.08340	0.08334	0.08328	0.08333	0.08333	0.07439
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0.08315	0.08333	0.08343	0.08333	0.08333	0.04135
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0.08446	0.08338	0.08268	0.08334	0.08334	0.21393
GA ₁ ($\lambda=1$)	0.08324	0.08333	0.08338	0.08333	0.08333	0.05296
GA ₂ ($\lambda=1$)	0.08410	0.08337	0.08288	0.08333	0.08333	0.16682
GA ₃ ($\lambda=1$)	0.08325	0.08333	0.08337	0.08333	0.08333	0.05430
GA ₄ ($\lambda=1$)	0.08203	0.08327	0.08416	0.08334	0.08334	0.10930

Tablo 29 – Global wind atlas Afyonkarahisar veri seti için kriterlere ilişkin entropi değerlerinin elde edilmesi

Alternatifler/	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
GA ₁ ($\lambda=1$)	-0.2069	-0.2071	-0.2072	-0.2071	-0.2071	-0.1473
GA ₂ ($\lambda=1$)	-0.2075	-0.2071	-0.2068	-0.2071	-0.2071	-0.2326
GA ₃ ($\lambda=1$)	-0.2067	-0.2071	-0.2073	-0.2071	-0.2071	-0.1056
GA ₄ ($\lambda=1$)	-0.2070	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.1693
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	-0.2069	-0.2071	-0.2072	-0.2071	-0.2071	-0.1416
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	-0.2072	-0.2071	-0.2070	-0.2071	-0.2071	-0.1933
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	-0.2068	-0.2071	-0.2072	-0.2071	-0.2071	-0.1317
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	-0.2087	-0.2071	-0.2061	-0.2071	-0.2071	-0.3299
GA ₁ ($\lambda=1$)	-0.2069	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.1556
GA ₂ ($\lambda=1$)	-0.2082	-0.2071	-0.2064	-0.2071	-0.2071	-0.2987
GA ₃ ($\lambda=1$)	-0.2070	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.2071	-0.1582
GA ₄ ($\lambda=1$)	-0.2051	-0.2070	-0.2083	-0.2071	-0.2071	-0.2420
ln(m)	0.4024					
ej	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9279
dj	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0721
wj	0.0001265257	0.0000002949	0.0000470587	0.0000000007	0.0000000006	0.9998261194

Global wind atlas Antalya veri seti için GİA adımları Tablo 30, 31, 32 ve Tablo 33'te verilmiştir.

Tablo 30 – Global wind atlasın Antalya veri seti için referans serinin eklendiği karar matrisi

Alternatif-ler/	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
Referans	0,12929878	0,94860507	0,06038434	145,7371918	149,5612379	0,39159499
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,12929878	0,94689525	0,06185139	145,7377598	149,5618059	0,70554307
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,13021123	0,94732045	0,06149812	145,7372273	149,5612733	0,63411585
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,12964071	0,94705745	0,06171735	145,7373498	149,5613958	0,67870176
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,13118063	0,94774544	0,06113835	145,7386165	149,5626625	0,55892764
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,13041070	0,94741010	0,06142280	145,7373493	149,5613953	0,61858890
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,12978991	0,94712715	0,06165948	145,7372500	149,5612961	0,66701774
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,13105350	0,94769128	0,06118461	145,7383204	149,5623664	0,56874687
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,13337167	0,94860507	0,06038434	145,7490460	149,5730920	0,39159499
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,13020519	0,94731772	0,06150042	145,7372249	149,5612709	0,63458648
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,13040770	0,94740880	0,06142390	145,7373469	149,5613929	0,61881690
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,12998748	0,94721844	0,06158344	145,7371918	149,5612379	0,65157207
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,13143223	0,94785126	0,06104759	145,7393032	149,5633492	0,53952931

Tablo 31 – Global wind atlasın Antalya veri seti için normalize karar matrisi

Alternatifler/Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
Referans Seri	1	1	1	1	1	1
GA ₁ ($\lambda=1$)	1,0000	0,0000	0,0000	0,9521	0,9521	0,0000
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,7760	0,2487	0,2408	0,9970	0,9970	0,2275
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,9160	0,0949	0,0914	0,9867	0,9867	0,0855
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,5380	0,4972	0,4860	0,8798	0,8798	0,4670
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0,7270	0,3011	0,2921	0,9867	0,9867	0,2770
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0,8794	0,1356	0,1308	0,9951	0,9951	0,1227
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0,5692	0,4656	0,4545	0,9048	0,9048	0,4357
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0,0000	1,0000	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000
GA ₁ ($\lambda=1$)	0,7775	0,2471	0,2392	0,9972	0,9972	0,2260
GA ₂ ($\lambda=1$)	0,7277	0,3004	0,2914	0,9869	0,9869	0,2762
GA ₃ ($\lambda=1$)	0,8309	0,1890	0,1826	1,0000	1,0000	0,1719
GA ₄ ($\lambda=1$)	0,4762	0,5591	0,5479	0,8219	0,8219	0,5288

Tablo 32 – Global wind atlasın Antalya veri seti için mutlak değer matrisi

Alternatifler/ Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$
$GA_1 (\lambda = 1)$	0,0000	1,0000	1,0000	0,0479	0,0479	1,0000
$GA_2 (\lambda = 1)$	0,2240	0,7513	0,7592	0,0030	0,0030	0,7725
$GA_3 (\lambda = 1)$	0,0840	0,9051	0,9086	0,0133	0,0133	0,9145
$GA_4 (\lambda = 1)$	0,4620	0,5028	0,5140	0,1202	0,1202	0,5330
$GA_1 (\lambda = 0,95)$	0,2730	0,6989	0,7079	0,0133	0,0133	0,7230
$GA_2 (\lambda = 0,95)$	0,1206	0,8644	0,8692	0,0049	0,0049	0,8773
$GA_3 (\lambda = 0,95)$	0,4308	0,5344	0,5455	0,0952	0,0952	0,5643
$GA_4 (\lambda = 0,95)$	1,0000	0,0000	0,0000	1,0000	1,0000	0,0000
$GA_1 (\lambda = 1)$	0,2225	0,7529	0,7608	0,0028	0,0028	0,7740
$GA_2 (\lambda = 1)$	0,2723	0,6996	0,7086	0,0131	0,0131	0,7238
$GA_3 (\lambda = 1)$	0,1691	0,8110	0,8174	0,0000	0,0000	0,8281
$GA_4 (\lambda = 1)$	0,5238	0,4409	0,4521	0,1781	0,1781	0,4712
Δ_{max}	1,0000					
Δ_{min}	0,0000					
ζ	0,5					

Tablo 33 – Global wind atlasın Antalya veri seti için gri ilişkisel katsayı matrisi

Alternatifler/ Kriterler	$D_{(Min)}$	$R^2_{(Max)}$	$RMSE_{(Min)}$	$AIC_{(Min)}$	$BIC_{(Min)}$	$PDE_{(Min)}$	Sıralama
$GA_1 (\lambda = 1)$	1,0000	0,3333	0,3333	0,9125	0,9125	0,3333	9
$GA_2 (\lambda = 1)$	0,6906	0,3996	0,3971	0,9941	0,9941	0,3929	6
$GA_3 (\lambda = 1)$	0,8562	0,3558	0,3550	0,9740	0,9740	0,3535	5
$GA_4 (\lambda = 1)$	0,5197	0,4986	0,4931	0,8062	0,8062	0,4840	11
$GA_1 (\lambda = 0,95)$	0,6468	0,4171	0,4140	0,9741	0,9741	0,4088	8
$GA_2 (\lambda = 0,95)$	0,8057	0,3665	0,3652	0,9903	0,9903	0,3630	3
$GA_3 (\lambda = 0,95)$	0,5372	0,4834	0,4782	0,8400	0,8400	0,4698	10
$GA_4 (\lambda = 0,95)$	0,3333	1,0000	1,0000	0,3333	0,3333	1,0000	1
$GA_1 (\lambda = 1)$	0,6920	0,3991	0,3966	0,9945	0,9945	0,3925	4
$GA_2 (\lambda = 1)$	0,6474	0,4168	0,4137	0,9745	0,9745	0,4086	7
$GA_3 (\lambda = 1)$	0,7473	0,3814	0,3795	1,0000	1,0000	0,3765	2
$GA_4 (\lambda = 1)$	0,4884	0,5314	0,5252	0,7373	0,7373	0,5148	12

Tablo 12'deki global wind atlas Antalya veri seti karar matrisi ile hesaplanan entropi ağırlıklandırma adımları Tablo 34 ve 35'de verilmiştir.

Tablo 34 – Global wind atlas Antalya veri seti için entropi-normalize karar matrisi

Alternatifler/Kriterler	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	0.08251	0.08328	0.08399	0.08333	0.08333	0.09708
GA ₂ ($\lambda=1$)	0.08310	0.08332	0.08351	0.08333	0.08333	0.08725
GA ₃ ($\lambda=1$)	0.08273	0.08330	0.08381	0.08333	0.08333	0.09339
GA ₄ ($\lambda=1$)	0.08372	0.08336	0.08302	0.08333	0.08333	0.07691
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	0.08322	0.08333	0.08341	0.08333	0.08333	0.08511
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	0.08283	0.08330	0.08373	0.08333	0.08333	0.09178
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	0.08363	0.08335	0.08308	0.08333	0.08333	0.07826
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	0.08511	0.08343	0.08200	0.08334	0.08334	0.05388
GA ₁ ($\lambda=1$)	0.08309	0.08332	0.08351	0.08333	0.08333	0.08732
GA ₂ ($\lambda=1$)	0.08322	0.08333	0.08341	0.08333	0.08333	0.08515
GA ₃ ($\lambda=1$)	0.08295	0.08331	0.08363	0.08333	0.08333	0.08965
GA ₄ ($\lambda=1$)	0.08388	0.08337	0.08290	0.08333	0.08333	0.07424

Tablo 35 – Global wind atlas Antalya veri seti için kriterlere ilişkin entropi değerlerinin elde edilmesi

Alternatifler/	D _(Min)	R ² _(Max)	RMSE _(Min)	AIC _(Min)	BIC _(Min)	PDE _(Min)
GA ₁ ($\lambda=1$)	-0.2059	-0.2070	-0.2080	-0.2071	-0.2071	-0.2264
GA ₂ ($\lambda=1$)	-0.2067	-0.2071	-0.2073	-0.2071	-0.2071	-0.2128
GA ₃ ($\lambda=1$)	-0.2062	-0.2070	-0.2078	-0.2071	-0.2071	-0.2214
GA ₄ ($\lambda=1$)	-0.2076	-0.2071	-0.2066	-0.2071	-0.2071	-0.1973
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	-0.2069	-0.2071	-0.2072	-0.2071	-0.2071	-0.2097
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	-0.2063	-0.2070	-0.2077	-0.2071	-0.2071	-0.2192
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	-0.2075	-0.2071	-0.2067	-0.2071	-0.2071	-0.1994
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	-0.2097	-0.2072	-0.2051	-0.2071	-0.2071	-0.1574
GA ₁ ($\lambda=1$)	-0.2067	-0.2071	-0.2073	-0.2071	-0.2071	-0.2129
GA ₂ ($\lambda=1$)	-0.2069	-0.2071	-0.2072	-0.2071	-0.2071	-0.2097
GA ₃ ($\lambda=1$)	-0.2065	-0.2070	-0.2075	-0.2071	-0.2071	-0.2162
GA ₄ ($\lambda=1$)	-0.2079	-0.2071	-0.2064	-0.2071	-0.2071	-0.1931
ln(m)	0.4024					
ej	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	0.9962
dj	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0038
wj	0.0033281590	0.0000112420	0.0019740838	0.0000000254	0.0000000241	0.9946864657

Monte Carlo simülasyonu ile hesaplanan (1, 1) parametrelili 100 ve 500 örneklemlili sonuçlar sırasıyla Tablo 36 ve Tablo 37’de verilmiştir.

Tablo 36 – 100 örneklemlili (1, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu

Alternatifler/ Kriterler	$\hat{k}$		$\hat{c}$		DEF
	Ortalama	MSE	Ortalama	MSE	
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	1,020487363	0,007109811	0,999239552	0,012122690	0,019232501
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	1,022772426	0,007858844	1,000125132	0,012306913	0,020165757
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	1,020296020	0,007222542	0,999113785	0,012142614	0,019365156
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	1,021427660	0,008407711	0,999664466	0,012243435	0,020651146

Tablo 37 – 500 örneklemlili (1, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu

Alternatifler/ Kriterler	$\hat{k}$		$\hat{c}$		DEF
	Ortalama	MSE	Ortalama	MSE	
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	1,005976926	0,001345261	1,000897320	0,002156980	0,003502240
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	1,006912301	0,001845002	1,001271684	0,002254431	0,004099433
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	1,006375555	0,001380347	1,001058175	0,002162509	0,003542856
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	1,007672760	0,003316007	1,001617999	0,002459366	0,005775373

Monte Carlo simülasyonu ile hesaplanan (5, 1) parametrelili 100 ve 500 örneklemlili sonuçlar sırasıyla Tablo 38 ve Tablo 39’da verilmiştir.

Tablo 38 – 100 örneklemlili (5, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu

Alternatifler/ Kriterler	$\hat{k}$		$\hat{c}$		DEF
	Ortalama	MSE	Ortalama	MSE	
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	5,098837041	0,176337407	0,998806392	0,000495988	0,176833395
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	5,100697908	0,176577191	0,99883659	0,000495529	0,177072719
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	5,099262841	0,176242548	0,998813143	0,000496034	0,176738582
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	5,099571376	0,178518616	0,998816584	0,000494819	0,179013435

Tablo 39 – 500 örneklemlili (5, 1) parametrelili Monte Carlo simülasyonu

Alternatifler/ Kriterler	$\hat{k}$		$\hat{c}$		DEF
	Ortalama	MSE	Ortalama	MSE	
GA ₁ ($\lambda=0,95$)	5,028631000	0,032348700	0,999988400	0,00008605187	0,032434750
GA ₂ ($\lambda=0,95$)	5,027952482	0,032529903	0,999977459	0,00008611700	0,032616020
GA ₃ ($\lambda=0,95$)	5,029137327	0,032284610	0,999996995	0,00008592160	0,032370531
GA ₄ ($\lambda=0,95$)	5,029692000	0,035559320	1,000001000	0,00008696269	0,035646280

Veri setlerini için R programında kullanılan önerilen GA fonksiyonu ile hesaplama yapan kod bloğu Tablo 40’da verilmiştir.

Tablo 40 – R programında GA fonksiyonu hesaplama kod bloğu

1	W<-read.table("clipboard",header=FALSE); WSpd<-c(W); fix(WSpd)
2	library(GA)
3	WSpd
4	fitnessmlsquare<-function(x) {0.95*(x-(sum((WSpd^x)*log(WSpd))/sum(WSpd^x)-mean(log
5	(WSpd)))^(-1)^2+0.05*abs((x-(sum((WSpd^x)*log(WSpd))/sum(WSpd^x)-mean(log(WSpd)))^(-
6	fitnessmlsquarega <- function(x) {
7	f <- -fitnessmlsquare(x) }
8	start_time <- Sys.time()
9	GAmlsquare <- ga("real-valued", fitness = fitnessmlsquarega,popSize=30,crossover=ga-
10	real_spCrossover,
11	selection=gareal_rwSelection,pcrossover=0.90,elitism=3,pmutation=0.01,lower = 0.01, upper = 50,
12	maxiter = 50000, run = 10000)
13	end_time <- Sys.time();end_time - start_time
14	GAmlsquare
15	GAmlsquare@solution
16	k<-c(GAmlsquare@solution)
17	c<-mean(WSpd^k)^(1/k)
18	fweibullGA1<-function(WSpd) dweibull(WSpd,k,c)
19	hist(WSpd,prob=T,xlab="Rüzgâr Hızı",ylab="Yoğunluk",breaks=4,ylim=c(0,0.1))
20	plot(fweibullGA1,type="l",add=T,from=0, to=20,col=1,lwd=2,lty=1,ylim=c(0,0.9))
21	legend("topright", legend=c("GA3 ($\lambda=0.95$)"),col=c(1, 2), lty=1:2, cex=0.8)
22	D<-ks.test(WSpd,"pweibull",k,c)\$statistic
23	F=pweibull(sort(WSpd),k,c)
24	n<-length(WSpd)
25	y=rep(0,n)
26	for (i in 1:n) { y[i]=i/(n+1) }
27	mean((F-y)^2)^0.5
28	sum((F-y)^2)
29	sum((F-mean(F))^2)
30	RMSE<-sqrt(mean((F-y)^2))
31	R2<-1-sum((F-y)^2)/sum((F-mean(F))^2)
32	PR<-mean(WSpd^3)
33	integrand<-function(x) x^3*dweibull(x,k,c)
34	PD<-integrate(integrand, lower=0,upper=Inf)\$value
35	PDE<-abs((PR-PD)/PR)*100
36	L<-sum(log(dweibull(WSpd,k,c)))
37	AIC<--2*L+2*2
38	BIC<--2*L+2*log(length(WSpd))
39	c(D,R2,RMSE,AIC,BIC,PDE)
40	k;c

Veri setlerini için R programında kullanılan fitdistrplus paketi ile hesaplama yapan kod bloğu Tablo 41’de verilmiştir.

Tablo 41 – R programında fitdistrplus paketi ile hesaplama kod bloğu

1	install.packages("fitdistrplus")
2	library(fitdistrplus)
3	install.packages("fitdistrplus")
4	if (!requireNamespace("remotes", quietly = TRUE))
5	install.packages("remotes")
6	remotes::install_github("aursiber/fitdistrplus")
7	library(fitdistrplus)
8	W<-read.table("clipboard",header=FALSE)
9	WSpd<-c(W,na.rm=TRUE)
10	WSpd
11	fix(WSpd)
12	WSpd
13	f4 <- fitdist(WSpd,"weibull")
14	f4b <- fitdist(WSpd,"cauchy")
15	f4
16	gofstat(list(f4,f4b),fitnames=c("Weibull", "Cauchy"))
17	D<-ks.test(WSpd,"pweibull", 1.856718, 8.514963)
18	D
19	F=pweibull(sort(WSpd),1.856718,8.514963)
20	n<-length(WSpd)
21	y=rep(0,n)
22	for (i in 1:n) {
23	y[i]=i/(n+1)
24	}
25	mean((F-y)^2)^0.5
26	sum((F-y)^2)
27	sum((F-mean(F))^2)
28	RMSE<-sqrt(mean((F-y)^2))
29	R2<-1-sum((F-y)^2)/sum((F-mean(F))^2)
30	PR<-mean(WSpd^3)
31	integrand<-function(x) x^3*dweibull(x,1.856718,8.514963)
32	PD<-integrate(integrand, lower=0,upper=Inf)\$value
33	PDE<-abs((PR-PD)/PR)*100
34	L<-sum(log(dweibull(WSpd,1.856718,8.514963)))
35	AIC<--2*L+2*2
36	BIC<--2*L+2*log(length(WSpd))
37	c(D,R2,RMSE,AIC,BIC,PDE)

ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler :

Adı ve Soyadı : Hilmi IŞIK

Doğum Yeri : Finike

Medeni Hali : Bekar

Eğitim Durumu :

Lisans Öğrenimi : İşletme – 2012

Yüksek Lisans Öğrenimi : İşletme – Devam ediyor

Yabancı Dil ve Düzeyi : D Seviye (YDS-65)

İş Deneyimi : Memur

Bilimsel Yayınlar ve Çalışmalar : Işık, H., Çetin, B., Yılmaz, S. M. ve Kılıç, M. B., (2022). Giyilebilir teknolojik ürünlerde entropi ağırlıklı gri ilişkisel analiz ile akıllı saat seçimi. *Isarc International Science And Art Research*. 2, 1185-1193