

## **YSA Tabanlı Metasezgisel Yöntemlerle Kısa Vadeli Solar Güç Tahmini** **Short-Term Solar Power Prediction with ANN-Based Metaheuristic Methods**

*İnayet Özge AKSU<sup>1</sup>, Burak ESENBOĞA<sup>2</sup>, Abdurrahman YAVUZDEĞER<sup>3</sup> Hüseyin NAZLIGÜL<sup>3</sup>,  
Pırl TEKİN<sup>4</sup>, Tuğçe DEMİRDELEN<sup>2</sup>*

<sup>1</sup>Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği  
oaksu@atu.edu.tr

<sup>2</sup>Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği  
besenboga@atu.edu.tr, tdemirdelen@atu.edu.tr

<sup>3</sup>Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Enerji Sistemleri Mühendisliği  
ayavuzdeger@atu.edu.tr, hnazligul@atu.edu.tr

<sup>4</sup>Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği  
ptekin@atu.edu.tr

### **Özet**

Güneş ışınımı, hava sıcaklığı, akım ve gerilime bağlı olarak fotovoltaik enerjinin çıkış gücü, güneş enerji santrallerinin (GES) tasarımı ve optimum çalışması için kritik bir ölçümdür. GESlerden üretilen gücün tahmini, şebeke operatörlerine ve güç sistemi tasarımcılarına optimal bir GES santrali oluşturma ve talep ve arz gücünü yönetme konusunda önemli bilgiler sağlar. Bu makalenin amacı, verimli bir sinir ağı modeli kullanılarak, güneş ışınımının güvenilir bir şekilde tahminini sağlamaktır. Bu çalışmada, Adana'nın Çukurova bölgesinde kurulu olan GES için gerçek zamanlı akım, gerilim, sıcaklık ve güneş ışınım verileri kullanılarak kısa dönem GES üretilen gücün tahmini yapılmaktadır. Tahmin güç verileri gerçek zamanlı verilerle karşılaştırılarak önerilen yöntemin doğruluğu ve güvenilirliği gösterilmektedir. Çalışmada çok katmanlı sinir ağı tabanlı iki farklı tahmin yöntemi kullanılmıştır. Sinir ağının ağ katsayıları ve bias değerleri emperyalist rekabetçi algoritma (ERA) ve parçacık sürü optimizasyonu algoritmaları (PSO) kullanılarak eğitilmiştir. Kullanılan algoritmalar arasından en düşük hataya sahip olan algoritma belirlenir. Bu nedenle, bu çalışma, GES planlama ve modelleme ile ilgilenen araştırmacılara yardımcı olacak faydalı YSA model sunmaktadır.

**Anahtar kelimeler:** ERA, güneş enerjisi santrali, PSO, tahmin, yapay zeka.

### **Abstract**

Depending on solar radiation, air temperature, current, and voltage, the output power of photovoltaic energy is a critical measurement for the design and optimum operation of solar power plants (SPP). The estimation of the power produced from SPPs provides grid operators and power system designers with important information

on how to create an optimal SPP plant and manage demand and supply power. The aim of this paper is to provide a reliable estimation of solar radiation using an efficient neural network model. In this study, short-term SPP output power is estimated by using real-time current, voltage, temperature, and solar radiation data for the SPP installed in Çukurova, Adana. The accuracy and reliability of the proposed method are shown by comparing the estimation power data with real-time data. In the study, two different estimation methods based on multilayer neural networks are used. The network coefficients and bias values of the neural network are trained using the imperialist competitive algorithm and particle swarm optimization algorithms. Among the algorithms, the algorithm with the lowest error is determined. Therefore, this study provides a useful ANN model to assist researchers interested in SPP planning and modelling.

**Keywords:** artificial neural network, estimation, ERA, PSO, solar power plant.

### **1. Giriş**

Dünya çapında ciddi ölçüde artan nüfus ve hızlı gelişen teknolojik gelişmeler sonucunda ülkelerin enerji talebi önemli ölçüde artmaktadır. Yenilenebilir enerji sistemleri, enerji talebinin karşılanmasında alternatif bir çözüm olarak görülmektedir. Yenilenebilir enerji kaynaklarından üretilen toplam enerjinin önemli bir kısmı fotovoltaik (FV) enerji sistemlerinden üretilmektedir. FV enerji sistemlerinden üretilen enerji hava durumu koşullarına bağlı olduğundan üretilen güçte ciddi dalgalanmalar gözlemlenmektedir. Akım, gerilim ve hava durumu verileri kullanarak FV enerji sistemlerinden üretilen çıkış gücünün ve güneş ışınımının tahmin edilmesi enerji yönetimi ve

planlanması açısından çeşitli ekonomik faydalar sağlamaktadır.

FV enerji sistemlerinde çıkış gücü ve güneş ışınımı tahmini üzerine literatürde gerçekleştirilen çalışmalar detaylı olarak incelendiğinde son yıllarda bu çalışmaların sayısında artış olduğu açıkça görülmektedir [1-4]. Yapay zeka algoritmalarına dayalı literatürdeki mevcut güneş enerjisi çıkış gücü tahmin modellerinin bir sınıflandırması gerçekleştirilmiştir. Gerçekleştirilen çalışmada, güneş enerjisi çıkış gücü tahmin yöntemlerini, farklılıklarına ve benzerliklerine göre birkaç kategoriye sistematik olarak ayırma süreci sunulmuştur. Gerçekleştirilen sınıflandırma araştırmacıların çeşitli güneş tahmin modellerinin özelliklerini teorik olarak analiz etmelerine ve böylece herhangi bir uygulama senaryosunda en uygun modeli seçimine yardımcı olacaktır [5]. Gerçekleştirilen bir diğer çalışmada, uzun kısa süreli bellek ağı tabanlı derin öğrenme tekniğinin öğrenme yeteneği ve dalgalık dönüşümü tekniği kullanılarak yeni bir kısa vadeli güneş enerjisi çıkış gücü tahmin modeli sunulmaktadır. Önerilen melez tahmin modelinde sıcaklık, rüzgar hızı, basınç gibi birkaç meteorolojik veriler kullanılmıştır. Geliştirilen melez modelinin etkinliği, kök ortalama kare hatası, ortalama mutlak yüzde, ortalama mutlak hata ve belirlilik katsayısı açısından istatistiksel performans ölçütlerini diğer makine öğrenimi ve derin öğrenme tabanlı modellerle karşılaştırarak kanıtlanmıştır [6]. Güneş enerjisi santrallerinin gelecekteki üretimin gücünü daha doğru tahmin edilmesi için makine öğrenmesi yöntemlerini istatistiksel yöntemlerle birleştiren bir melez model önerilmektedir. Önerilen melez güneş enerjisi çıkış gücü tahmin modeli Kuveyt'te Shagaya ve ABD'de Kakao olmak üzere iki farklı lokasyonda gerçek zamanlı veri seti üzerinde doğrulanmıştır. Elde edilen tahmin sonuçları, makine öğrenimi yöntemlerini istatistiksel yöntemle birleştiren bir melez tahmin modelinin, istatistiksel yöntem olmadan yalnızca makine öğrenimi modellerini birleştiren bir melez modelden daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir [7]. FV enerji sistemlerinde çıkış gücünü hızlı bir şekilde yüksek doğrulukla tahmin etmek için genişletilmiş aşırı öğrenme makinesi yöntemine dayalı bir model sunulmuştur. Önerilen yöntemin çıkış gücünü tahmin etmedeki performansı, Ulusal Yenilenebilir Enerji Laboratuvarı'ndan çeşitli performans metrikleri aracılığıyla toplanan geçmiş veriler aracılığıyla doğrulanmaktadır [8]. Gerçekleştirilen çalışmada, hava durumu ajanslarından elde edilen hava durumu verileri kullanarak güneş enerjisi üretim gücünü tahmin eden makine öğrenimi algoritmalarına dayalı bir model önerilmektedir. Oluşturulan model, gerçekçi bir gün öncesi güneş enerjisi çıkış gücü tahminlerini gerçekleştirmektedir. Elde edilen performans analiz sonuçlarına göre rastgele orman regresyon algoritmasının en iyi performansı gösterdiğini gözlemlenmiştir [9].

Güneş enerjisi sistemlerinin çıkış gücünün ve güneş ışınımının tahmin edilmesi, elektrik şebekesinin verimli bir şekilde çalışması ve güneş sisteminde meydana gelen enerji akışlarının yönetimi için gerekli bir çalışma haline

gelmiştir. Global güneş ışınımı tahmininde makine öğrenimi modelleri oldukça yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Gerçekleştirilen çalışmada güneş ışınımı tahmin uygulamalarında makine öğrenimi yaklaşımlarını dayalı çalışmalar kapsamlı olarak incelenerek sunulmuştur. Tahmin modellerinin performansını iyileştirmek için bazı çalışmalar melez modellerin kullanılmasını veya bir topluluk tahmin yaklaşımının kullanılmasını önerdiği sonucuna varılmıştır [10]. Güneş ışınımı tahmini uygulamalarında derin öğrenme algoritmalarının performanslarını incelemek ve gözlemek için YSA modelleri ve Tekrarlayan Sinir Ağı (TSA) modelleri kullanılmaktadır. Alabama'daki yerel bir hava istasyonundan alınan gerçek meteorolojik veriler eğitim süreci kullanılarak güneş ışınımı tahmin modelleri oluşturulmuştur. Elde edilen tahmin sonuçları, YSA modeliyle karşılaştırıldığında, TSA modelini kullanan güneş ışınımı tahmininin, normalleştirilmiş ortalama yanlılık hatasında 47% ve kök ortalama kare hatasında 26% iyileşme ile daha yüksek bir tahmin doğruluğuna sahip olduğunu gözlemlenmiştir [11]. Güneş enerjisi sisteminin enerji üretimindeki sürdürülebilirliğin sağlanması ve bu enerji sisteminin geliştirilmesi için güneş ışınımı verileri oldukça önemli bir konuma sahiptir. Gerçekleştirilen çalışmada güneş ışınımı melez tahmin modeli, rastgele orman ve azaltılmış hata budama ağaçları veri madenciliği yöntemi kullanılarak dört farklı lokasyon için oluşturulmuştur. Güneş ışınımı tahmininde maksimum ve minimum hava sıcaklığı, maksimum ve minimum bağıl nem, rüzgar hızı, buharlaşma ve buhar basıncı açığı gibi günlük iklim değişkeni verileri kullanılmıştır. Elde edilen tahmin sonuçları meteoroloji istasyonlarından elde edilen verilerle tutarlılık gösterdiği ortaya çıkmıştır. Önerilen veri madenciliği modellerinin Burkina Faso üzerinde güneş ışınımının doğru tahmini için kullanılabileceğini göstermektedir [12]. Makine öğrenmesi ve derin öğrenme algoritmaları kullanılarak güneş ışınımı tahmin modelleri oluşturulmaktadır. Bu iki yöntem arasındaki farklılıklar vurgulanarak modellerin global güneş ışınımı tahmin performansı karşılaştırılmıştır. Tahmin modelleri Nijerya'da dört farklı lokasyonda uygulanmıştır ve geliştirilen modeli eğitmek/test etmek için bir saatlik zaman aralığında 12 yıllık tipik meteorolojik yıl verileri kullanılmıştır. Bu çalışmadan elde edilen sonuçlar, derin öğrenme modellerinin makine öğrenimi modellerine kıyasla daha iyi bir global güneş ışınımı tahmin doğruluğuna sahip olduğu sonucuna varılmıştır [13]. FV enerji sistemlerinde güçlü bir ekonomik planlama oluşturmada güneş ışınımı ve güneş enerjisi gücü tahmini çalışmaları oldukça önemli bir konuma gelmiştir. Kurulu gücü 13,5kW olan FV panellerinden elde edilen veriler ile geliştirilen iki yeni stokastik tahmin modelleri test edilmiştir. Sonuçlar, standart zaman serisi tahmin mekanizmalarıyla karşılaştırılmalı olarak sunulmuştur ve üretilen toplam enerjinin tahmin doğruluğunda önemli bir gelişme gösterdiği ortaya çıkmıştır [14]. Çin'deki 15 meteorolojik istasyondan elde edilen verilerle güneş ışınımının yüksek doğrulukla tahmin edilmesi için Destek Vektör Makinesi (DVM)

yöntemine dayalı 20 tahmin modeli oluşturulmuştur. Giriş verileri olarak güneş ışığı oranı, maksimum ve minimum hava sıcaklığı, bağıl nem ve atmosferik su buharı basıncı kullanılmıştır. Elde edilen tahmin sonuçları, DVM yönteminin farklı lokasyonlar için güneş ışınımı tahmini için geleneksel yaklaşımlara göre umut verici bir alternatif olacağını göstermektedir [15]. FV enerji sistemlerinden üretilen gücün yüksek doğrulukla tahmin edilmesinde, değişen hava şartları doğrusal olmadığı için geleneksel yöntemler kullanmak yerine sezgisel yöntemler kullanılmaktadır. Gerçekleştirilen çalışmada çok katmanlı sinir ağı tabanlı iki farklı tahmin yöntemi kullanılmıştır. Adana'nın Çukurova bölgesinde FV enerji sisteminden üretilen gücün tahmini için YSA-PSO ve YSA-ERA melez algoritmalar kullanılmıştır. Çalışmanın ilerleyen bölümlerinde solar güç tahmini için kullanılan yapay sinir ağı tabanlı metasezgisel yöntemler ve elde edilen tahmin sonuçları detaylı olarak sunulmuştur.

## 2. Solar Güç Tahmini için Kullanılan Yapay Sinir Ağı Tabanlı Metasezgisel Yöntemler

Bu çalışmada, bir Yapay Sinir Ağı (YSA) türü olan Çok Katmanlı İleri Beslemeli (MLFF) sinir ağı yapısı kullanılmıştır. MLFF ağ yapısı, giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşur. Giriş ve çıkış katmanı için nöron sayıları problem yapısına bağlıdır. Gizli katmandaki nöron sayısı deneme yanılma yöntemi ile tanımlanır. Ağ eğitimi, YSA'daki sinir elemanı bağlantıları için ağırlık değerlerinin belirlenmesi işlemidir. Başlangıçta bu değerler rastgele belirlenir. Ardından ağdan en iyi verimi almak için ağ parametreleri güncellenir. Bu çalışmada, ağ katsayılarını eğitmek için emperyalist rekabetçi algoritma (ICA) ve parçacık sürü optimizasyonu algoritmaları (PSO) uygulanmıştır.

### 2.1. Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritması, tüm dünyada yaygın olarak kullanılan sürü tabanlı bir sezgisel algoritmadır. PSO algoritması üzerine ilk çalışmalar 1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından yapılmıştır. Bu yöntem kuş ve balık sürülerinin yiyecek arama davranışlarının bir simülasyonudur [16]. PSO algoritmasındaki her olası çözüme parçacık denir. Algoritma, çözüm uzayında rastgele dağılmış parçacıklarla çalışmaya başlar. Bu algortmada parçacıkların hızları ve konumları vardır. Her parçacığın çözeltiye (gıdaya) olan mesafesi, parçacığın mevcut konumu ve hızı tarafından belirlenen bir fonksiyon ile ifade edilir. Her yinelemeden sonra parçacıklar hızlarını kendileri ve sürü için günceller ve buna göre hareket ederler. Bu noktaya kadar inci parçacık için en iyi çözüm  $i_{best}$  ile ve o noktaya kadar tüm parçacıkların en iyi çözümü  $g_{best}$  ile ifade edildiğinde, her yinelemede parçacıkların hız değerlerini ( $v_i$ ) güncellemek için kullanılan ifade şu şekildedir:

$$v_i(t+1) = v_i(t) + c_1 \times r_1 \times (p_{ibest} - x_i(t)) + c_2 \times r_2 \times (g_{best} - x_i(t)) \quad (1)$$

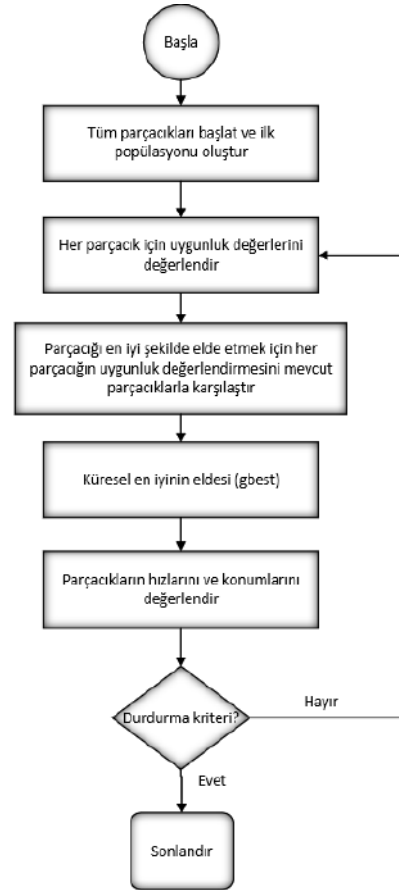
$t$  yineleme sayısı,  $i$  karşılık gelen parçacığın indeksi,  $x_i$  parçacığın konumu,  $r_1$  ve  $r_2$  değerleri  $[0, 1]$  aralığında oluşturulan rastgele sayılardır.  $c_1$  ve  $c_2$  hızlanma katsayılarıdır ve genel olarak  $[0, 2]$  aralığında seçilir.  $c_1$  katsayısının parçacıkları yerel en iyiye götürdüğü yerde,  $c_2$  katsayısı parçacıkları küresel en iyiye götürür.  $w$  terimi atalet ağırlığıdır ve yerel ve küresel en iyi arasındaki dengeyi sağlar.  $w$  terimi şu şekilde hesaplanır:

$$w_k = (w_{min} - w_{max}) \frac{(K - k)}{K} + w_{max} \quad (2)$$

$w_{max}$  ve  $w_{min}$ , atalet değeri için başlangıçta belirlenen maksimum ve minimum değerlerdir,  $k$  yineleme sayısıdır ve  $K$  maksimum yineleme sayısıdır. Her yineleme adımında, parçacıkların konum güncellemesi yapılır:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (3)$$

PSO algoritması için akış şeması Şekil 1'de sunulmuştur.



Şekil 1. Geleneksel PSO algoritmasının akış şeması [17].

### 2.2. Emperyalist Rekabetçi Algoritma (ERA)

Emperyalist Rekabetçi Algoritma (ERA), Atashpaz-Gargari ve hyLucas tarafından tanımlanan bir optimizasyon algoritmasıdır ve insanın sosyo-politikasına dayalı olarak mühendisliğin farklı alanlarında önerilmiş, emperyalist rekabetten esinlenmiş bir yöntemdir. Bu algortmadaki rastgele başlangıç popülasyonu ülkeler

olarak adlandırılır. Denklem 4'teki  $P_i$ , optimize edilmesi gereken değişken değerler olarak kabul edilir.

$$\text{Ülkeler} = [P_1 P_2 P_3 \dots P_N] \quad (4)$$

Her ülkenin maliyeti, maliyet fonksiyonunun (f) Denklem 5 değerlendirilmesiyle bulunabilir.

$$C_i = f(\text{Ülkeler}_i) = f(P_1 P_2 P_3 \dots P_N) \quad (5)$$

Algoritma, N büyüklüğündeki başlangıç popülasyonu ile başlar ve imparatorlukları oluşturmak için minimum maliyetli ülke olarak  $N_{imp}$  seçilir. Nüfusun geri kalanı ( $N_{koloni}$ ), her birinin imparatorluklardan birine ait olduğu koloniler olacaktır. Emperyalistlerin arasında bölüştürmek için, bu sömürgelerden güçleriyle orantılı olarak bir kısmı her emperyalistin eline geçer. Sömürgelerin emperyalistler arasında uygun şekilde bölünmesi için, bir emperyalistin normalleştirilmiş maliyetini Denklem 6 ki gibi tanımlarız.

$$C_n = \max(c_i) - c_n \quad (6)$$

$C_n$  ve  $c_n$ , sırasıyla n'inci emperyalistlerin normalleştirilmiş maliyeti ve maliyetidir. Tüm emperyalistlerin normalize edilmiş maliyeti belirlendikten sonra, her bir emperyalistin normalize edilmiş gücü Denklem 7 ile belirlenir.

$$P_n = \frac{C_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} C_i} \quad (7)$$

Başka bir deyişle, bir emperyalistin normalleştirilmiş gücü, o emperyalistin sahip olması gereken sömürgelerin parçasıdır. Daha sonra, Bir sömürge, emperyalizme doğru ilerlerken emperyalisten daha düşük maliyetli bir yere ulaşabilir. Bu durumda emperyalist ve sömürge yer değiştirir. Ardından algoritma emperyalistin yeni yeri ile devam edecek ve böylece emperyalist yeni yerinde sömürgeleri asimile edecektir.

Tüm imparatorlukların, diğer imparatorlukların kolonilerini sahiplenmeye ve kontrol etmeye çalışmaları açıktır. ERA'da emperyalist rekabete, en zayıf imparatorluğun en zayıf kolonilerinden biri seçilerek modellenir ve bu koloniyi elde etmek için tüm imparatorluklar arasında bir rekabete neden olur. Yarışmaya başlamak için, bir imparatorluğun ilk toplam gücü hesaplanır. Bir imparatorluğun toplam gücü, emperyalist ülkenin gücünden etkilenirken, bir imparatorluğun sömürge gücünün, o imparatorluğun toplam gücü üzerinde ihmal edilebilir bir etkisi vardır. Her bir emperyalistin toplam maliyeti Denklem 8 ile hesaplanır.  $TC_n$ , n'inci imparatorluğun toplam maliyetidir ve  $\xi$ , her bir emperyalistin gücünün değerinde sömürgelerin etkisini gösteren 0 ile 1 arasında bir sayıdır.

$$TC_n = \text{Maliyet}(\text{emperyalistin}) + \xi \text{ ortalama}\{\text{Maliyet}(\text{n.imparatorluğun kolonileri})\} \quad (8)$$

Bir imparatorluğun toplam gücü hesaplandıktan sonra, en zayıf imparatorluğun bir kolonisi seçilir ve daha sonra her bir imparatorluğun güç miktarı, imparatorluğun toplam gücüyle orantılı olan sahiplik olasılığı ile bulunur. Ardından, normalleştirilmiş toplam maliyet aşağıdakiler tarafından belirlenir.

$$NTC_n = \max\{TC_i\} - TC_n \quad (9)$$

$NTC_n$ , n'inci imparatorluğun normalleştirilmiş maliyetidir. Normalleştirilmiş toplam maliyete sahip olarak, her bir imparatorluğun sahip olma olasılığı Denklem 10 ile verilir.

$$P_{pn} = \frac{NTC_n}{\sum_{i=1}^{N_{imp}} NTC_i} \quad (10)$$

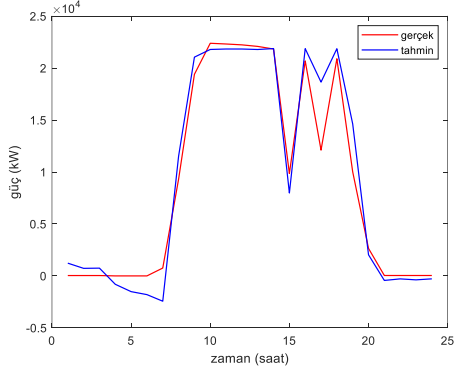


Şekil 2. Geleneksel ERA algoritmasının akış şeması.

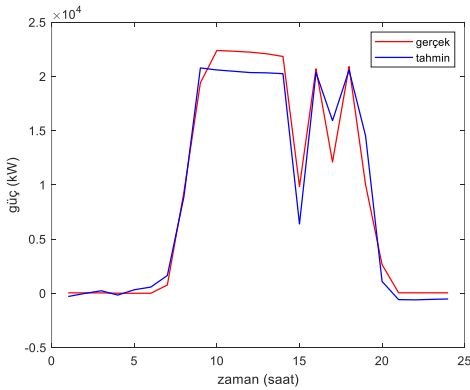
Emperyalist rekabet, yavaş yavaş büyük imparatorlukların gücünün artmasına ve daha zayıf olanların gücünün azalmasına neden olacaktır. Güçsüz imparatorluklar emperyalist rekabete çökecek ve sömürgeleri diğer imparatorluklar arasında bölünecek. ERA algoritması için akış şeması Şekil 2'de sunulmuştur.

### 3. Yapay Sinir Ağı Tabanlı Metasezgisel Yöntemlerle Güç Tahmini

Çalışmada çok katmanlı sinir ağı tabanlı iki farklı tahmin yöntemi kullanılmıştır. Sinir ağının ağ katsayıları ve bias değerleri Emperyalist rekabetçi algoritma ve parçacık sürü optimizasyonu algoritmaları kullanılarak eğitilmiştir. Çalışmada amaç güç tahminidir. Tahmin sırasında kullanılacak veri setinin yapısına göre ağ yapısına karar verilmesi gerekmektedir. Bu doğrultuda; ağ yapısı giriş katmanda 4 nöron ve çıkış katmanda 1 nöron olacak şekilde belirlenmiştir. Gizli katmandaki nöron sayısına birçok deneme sonunda 6 nöron olarak belirlenmiştir. Ağın giriş katmanında solar ışınım, gerilim, akım ve sıcaklık kullanılmıştır. Çalışma sonunda amaç doğru şekilde güç tahmini olduğu için ağın çıkışı güç olarak belirtilmiştir. Veri seti saatlik ölçümlerden oluşmaktadır. 7 günlük veri eğitim aşamasında kullanılmıştır. Ağın eğitimi tamamlandıktan sonra ağın başarısı 1 günlük tahmin ile ölçülmektedir. Bu çalışmada ağın eğitimi için iki farklı meta-sezgisel yöntem kullanılmıştır. Çalışma sırasında her bir yöntem birbirinden bağımsız şekilde 20 kez çalıştırılmış ve elde edilen en iyi sonuçlar kıyaslanmıştır. Şekil 3'te eğitim aşamasının tamamlanması sonucunda elde edilen ağdan geçirilen test verisine ait sonuçlar verilmiştir. Sonuçlar incelendiğinde, YSA-ERA yönteminden elde edilen sonuçların istenen değerlere daha yakın sonuçlar olduğu görülmektedir. Şekil 4'te verilen regresyon grafikleri de, YSA-ERA yönteminin daha başarılı sonuçlar verdiğini göstermektedir.

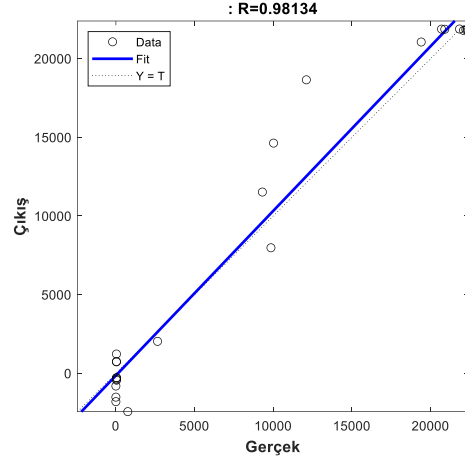


(a)

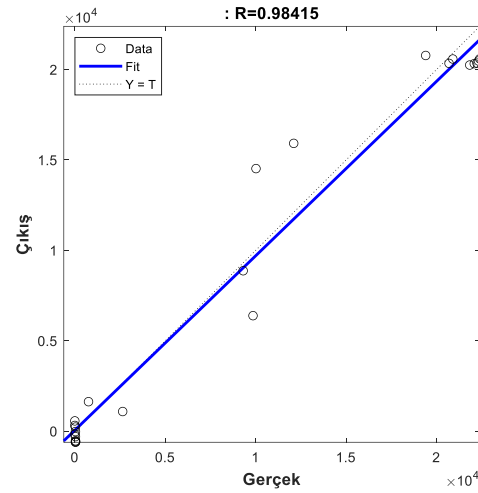


(b)

Şekil 3. Test aşamasına ait sonuç grafikleri (a) YSA-PSO yöntemi (b)YSA-ERA yöntemi.



(a)



(b)

Şekil 4. Regresyon grafikleri (a) YSA-PSO yöntemi (b)YSA-ERA yöntemi.

Test aşaması sonunda elde edilen sonuçların sayısal olarak kıyaslanması için Theil'in eşitsizlik katsayısı (theil's inequality coefficient-TIC) hata kriteri kullanılmıştır. TIC hata kriterine ait denklem şu şekildedir:

$$TIC = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{gerçek} - x_{tahmin})^2}}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{gerçek})^2 + \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_{tahmin})^2}} \quad (11)$$

burada,  $x_{gerçek}$  ağdan beklenen değeri ve  $x_{tahmin}$  ağdan elde edilen değeri ifade etmektedir. Ayrıca n ağdan geçirilen veri sayısını belirtmektedir. TIC hata kriterinin yanı sıra, sonuçlara ait regresyon değerleri de Tablo 1'de verilmiştir. 2 farklı tahmin yöntemi kullanılarak elde edilen tahmin sonuçlarına ait sayısal sonuçlar da YSA-ERA yönteminin daha başarılı olduğunu göstermektedir.

**Tablo 1.** Tahmin sonuçlarının regresyon ve TIC hata kriterine göre kıyaslanması

Yöntem	Regresyon	TIC
YSA-PSO	0.98134	0.0752
YSA-ERA	0.98415	0.0660

#### 4. Sonuçlar

GES santrallerinin üretim gücünü etkileyen bulutluluk, toz, güneş ışınımı ve sıcaklık değişiklikleri gibi birçok faktör vardır. Bu nedenle üretilen güç kararlı bir davranış yapısına sahip değildir. Bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen güç tahmini şebeke operatörlerinin enerji planlaması için oldukça önemlidir. Bu çalışmada, Çukurova bölgesinde kurulu olan GES santrali için, kısa-vadeli üretilen güç tahmini için gerçek zamanlı veri verileri kullanılmaktadır. Giriş parametreleri için güneş ışınımı, ortam sıcaklığı, üretime bağlı akım ve gerilim verileri kullanılarak kısa-vadede güç tahmini yapılmıştır. Tahmin güvenilirliğini ve performansını artırmak için geleneksel YSA modeli metasezgisel algoritmalarla kullanılmaktadır. Tahmin için kullanılan YSA-PSO ve YSA-ERA melez algoritmaların sonuçları detaylı olarak karşılaştırılmıştır. Literatürde en çok kullanılan optimizasyon yöntemlerinden biri olan YSA-PSO yöntemi ile optimum tahmin elde edilmeye çalışılmıştır. PSO yönteminde yerel minimum değerlerin sürekli eklenmesi nedeniyle istenen performansa ulaşılamamıştır. Farklı bir optimizasyon yöntemi olan YSA-ERA ile, yerel minimum değerlere bağlı kalma sorununu ortadan kaldırarak kısa süreli güneş enerjisi tahminleri için geleneksel melez algoritmadan daha verimli algoritma olduğu gösterilmiştir.

#### 5. Teşekkür

Çalışmanın gerçekleştirilmesindeki katkılarından dolayı Adana Alparslan Türkeş Bilim ve Teknoloji Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Birimi'ne (Proje No: 18103026) teşekkür ederiz.

#### 6. Kaynaklar

- [1] Ağbulut, Ü., Gürel, A.E. ve Biçen, Y., "Prediction of daily global solar radiation using different machine learning algorithms: Evaluation and comparison", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, c. 135, s. 110114, Oca. 2021.
- [2] Zhou, Y., Liu, Y., Wang, D., Liu, X. ve Wang, Y., "A review on global solar radiation prediction with machine learning models in a comprehensive perspective", *Energy Conversion and Management*, c. 235, s. 113960, May. 2021.
- [3] Shah, D., Patel, K. ve Shah, M., "Prediction and estimation of solar radiation using artificial neural network (ANN) and fuzzy system: a comprehensive review", *Int J Energ Water Res*, c. 5, sy 2, ss. 219-233, Haz. 2021.
- [4] Yesilbudak, M., Colak, M. ve Bayindir, R., "A review of data mining and solar power prediction", içinde 2016 IEEE International Conference on Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), Birmingham, United Kingdom, Kas. 2016, ss. 1117-1121.
- [5] Wang, H., Liu, Y., Zhou, B., Li, C., Cao, G., Voropai, N., ve Barakhtenko, E., "Taxonomy research of artificial intelligence for deterministic solar power forecasting", *Energy Conversion and Management*, c. 214, s. 112909, Haz. 2020.
- [6] Mishra, M., Byomakesha Dash, P., Nayak, J., Naik, B. ve Kumar Swain, S., "Deep learning and wavelet transform integrated approach for short-term solar PV power prediction", *Measurement*, c. 166, s. 108250, Ara. 2020.
- [7] AlKandari, M. ve Ahmad, I., "Solar power generation forecasting using ensemble approach based on deep learning and statistical methods", *ACI*, Ağu. 2020.
- [8] Mishra, S., Tripathy, L., Satapathy, P., Dash, P.K. ve Sahani, N., "An Efficient Machine Learning Approach for Accurate Short Term Solar Power Prediction", içinde 2020 International Conference on Computational Intelligence for Smart Power System and Sustainable Energy (CISPSE), Keonjhar, India, Tem. 2020, ss. 1-6.
- [9] Kim, S.G., Jung, J.Y. ve Sim, M., "A Two-Step Approach to Solar Power Generation Prediction Based on Weather Data Using Machine Learning", *Sustainability*, c. 11, sy 5, s. 1501, Mar. 2019.
- [10] Voyant, C., Notton, G., Kalogirou, S., Nivet, M. L., Paoli, C., Motte, F. ve Fouilloy, A., "Machine learning methods for solar radiation forecasting: A review", *Renewable Energy*, c. 105, ss. 569-582, May. 2017.
- [11] Pang, Z., Niu, F. ve O'Neill, Z., "Solar radiation prediction using recurrent neural network and artificial neural network: A case study with comparisons", *Renewable Energy*, c. 156, ss. 279-289, Ağu. 2020.
- [12] Sharafati, A., Khosravi, K., Khosravinia, P., Ahmed, K., Salman, S.A., Yaseen, Z.M. ve Shahid, S., "The potential of novel data mining models for global solar radiation prediction", *Int. J. Environ. Sci. Technol.*, c. 16, sy 11, ss. 7147-7164, Kas. 2019.
- [13] Bamisile, O., Oluwasanmi, A., Ejiyi, C., Yimen, N., Obiora, S. ve Huang, Q., "Comparison of machine learning and deep learning algorithms for hourly global/diffuse solar radiation predictions", *Intl J of Energy Research*, c. 46, sy 8, ss. 10052-10073, Haz. 2022.
- [14] Dong, J., Olama, M. M., Kuruganti, T., Melin, A. M., Djouadi, S. M., Zhang, Y. ve Xue, Y., "Novel stochastic methods to predict short-term solar radiation and photovoltaic power", *Renewable Energy*, c. 145, ss. 333-346, Oca. 2020.
- [15] Chen, J.L. ve Li, G.S., "Evaluation of support vector machine for estimation of solar radiation from measured meteorological variables", *Theor Appl Climatol*, c. 115, sy 3-4, ss. 627-638, Şub. 2014.
- [16] Yano, F., Shohdohji, T. ve Toyoda Y., "An improvement of particle swarm optimization with a neighborhood search algorithm", *Industrial Engineering and Management Systems*, c. 6.1, s. 64-71, 2007.
- [17] Ab Wahab, M. N., Nefti-Meziani, S. ve Atyabi, A., "A comprehensive review of swarm optimization algorithms", *PLoS One*, c. 10.5, s. 0122827, 2015.