

Extraction of Photovoltaic Cell and Photovoltaic Module Parameters Using African Vultures Optimization Algorithm

Mehmet YEŞİLBUDAK 

Nevşehir Hacı Bektaş Veli University, Faculty of Engineering and Architecture, Department of Electrical and Electronics Engineering, 50300, Nevşehir, Turkey.

Graphical/Tabular Abstract

Article Info:

Research article
Received: 20.09.2021
Revision: 31.10.2021
Accepted: 17.11.2021

Highlights

- Photovoltaic systems.
- Diode circuit models.
- Stochastic optimization.

Keywords

Photovoltaic cell
Photovoltaic module
Metaheuristic optimization
Parameter extraction

The power generation from photovoltaic systems has come to the forefront as one of the most important alternatives to fossil fuels. However, the performance of photovoltaic systems depends on the equivalent diode circuits constructed and the accurate electrical parameters extracted. To this end, in this study, the single diode- and double diode-based photovoltaic cell modeling and the single diode-based photovoltaic module modeling were realized, effectively.

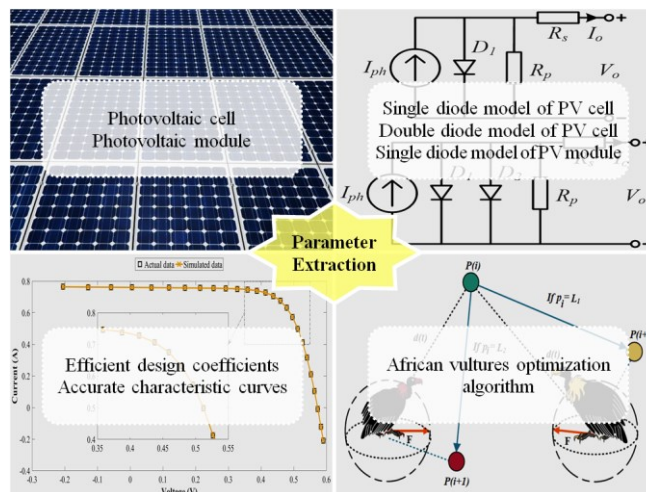


Figure A. The graphical abstract of the study

Purpose: The main objective of this study is to apply the African vultures optimization algorithm to the parameter extraction problem of photovoltaic cells and photovoltaic modules. The parameter extraction performance was evaluated in terms of the sum of individual absolute errors, and the root mean squared error. The physical current-voltage and power-voltage characteristics were represented, accurately.

Theory and Methods: The African vultures optimization algorithm, which is a powerful population-based metaheuristics, was employed in the optimization phase. Since, its parameter extraction performance has not been evaluated for the photovoltaic models, yet. For a fair evaluation, its parameter extraction accuracy was compared with several well-established parameter extraction algorithms in the literature.

Results: The root mean squared errors for the single diode- and double diode-based photovoltaic cell modeling were achieved as 9.860659×10^{-4} and 9.837632×10^{-4} , respectively. In addition, the root mean squared error for the single diode-based photovoltaic module modeling was obtained as 2.425094×10^{-3} . Accordingly, the design coefficients of photovoltaic models were identified, efficiently.

Conclusion: The African vultures optimization algorithm identified more accurate parameter values than the majority of benchmark algorithms for the single diode-based photovoltaic cell modeling. Besides, it achieved the most accurate parameter values against the benchmark algorithms for the double diode-based photovoltaic cell modeling and the single diode-based photovoltaic module modeling.



Afrika Akbaları Optimizasyon Algoritması Kullanılarak Fotovoltaik Hücre ve Fotovoltaik Modül Parametrelerinin Çıkarımı

Mehmet YEŞİLBUDAK

Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 50300, Nevşehir, Türkiye.

Öz

Makale Bilgisi

Araştırma makalesi
 Başvuru: 20.09.2021
 Düzeltilme: 31.10.2021
 Kabul: 17.11.2021

Anahtar Kelimeler

Fotovoltaik hücre
 Fotovoltaik modül
 Metasezgisel optimizasyon
 Parametre çıkarımı

Keywords

Photovoltaic cell
 Photovoltaic module
 Metaheuristic optimization
 Parameter extraction

Fotovoltaik hücrelerin ve fotovoltaik modüllerin gerçek elektriksel davranışlarını karakterize etmek için eşdeğer devre modellerinin etkin bir şekilde oluşturulması ve bilinmeyen model parametrelerinin doğru bir şekilde tanımlanması gerekir. Bu sayede, fotovoltaik sistemlerin tasarımı, kontrolü ve performansı iyileştirilir. Bu çalışmada, tek diyot ve çift diyot tabanlı fotovoltaik hücre modelleri ile tek diyot tabanlı fotovoltaik modül modellemesinde karşılaşılan parametre çıkarım problemini çözmek için Afrika akbaları optimizasyonu uygulanmıştır. Afrika akbaları optimizasyon algoritması keşif aşamasında iki farklı strateji ve sömürü aşamasında dört farklı strateji kullanarak optimizasyon sürecini verimli bir şekilde dengeler. Parametre çıkarım performansını değerlendirmek için simüle edilmiş ve ölçülen çıkış akımları arasındaki karekök ortalama hata hesaplanmıştır. Ayrıca, elde edilen sonuçlar literatürde yaygın olarak kullanılan farklı parametre çıkarım metodlarıyla karşılaştırılmıştır. Afrika akbaları optimizasyon algoritmasının fotovoltaik hücre ve modül parametrelerinin çıkarımı için kararlı ve güvenilir bir teknik olduğu gösterilmiştir.

Extraction of Photovoltaic Cell and Photovoltaic Module Parameters Using African Vultures Optimization Algorithm

Abstract

In order to characterize the actual electrical behavior of photovoltaic cells and photovoltaic modules, it is required to construct the equivalent circuit models effectively, and to identify the unknown model parameters properly. This improves the design, control and performance of photovoltaic systems. In this study, African vultures optimization was applied to solve the parameter extraction problem encountered in single diode- and double diode-based photovoltaic cell modeling and single diode-based photovoltaic module modeling. African vultures optimization algorithm efficiently balances the optimization process by using two different strategies in the exploration phase and four different strategies in the exploitation phase. The root mean squared error between simulated and measured output current was computed to evaluate the parameter extraction performance. In addition, the obtained results were compared with different parameter extraction methods commonly-used in the literature. It has been shown that the African vultures optimization algorithm is a stable and reliable technique for the extraction of photovoltaic cell and module parameters.

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Fosil yakıtların yoğun kullanımının yol açtığı küresel ısınma, iklim değişikliği ve çevre kirliliğinden dolayı yenilenebilir enerji kullanımı giderek artmaktadır [1]. Yenilenebilir enerji kaynakları arasında yer alan güneş enerjisi temiz olma, yaygın olarak bulunma ve fotovoltaik sistemler aracılığıyla doğrudan elektriğe dönüştürülebilir özelliklerine sahiptir. Bu nedenle, fosil yakıtlara en önemli alternatiflerden biri olarak fotovoltaik sistemlerden güç üretimi ön plana çıkmıştır [2]. Ancak, fotovoltaik sistemlerin performansı gerçek akım-gerilim ve güç-gerilim karakteristiklerinin modellenmesinde kullanılan eşdeğer diyot devreleri ve bu devrelerdeki elektriksel parametrelerin doğru bir şekilde çıkarımına bağlıdır [3]. Bu amaçla, literatürde farklı fotovoltaik hücreler ve farklı fotovoltaik modüller için pek çok analitik, deterministik ve metasezgisel yöntemler kullanılmıştır.

Kyocera KC120-1 fotovoltaik modülünün tek diyot modellemesindeki 5 parametrenin tahmini için geliştirilmiş elektromanyetizma benzeri algoritma [4], çift diyot modellemesindeki 7 parametrenin tahmini için hibrit mutasyona dayanan diferansiyel evrim algoritması [5] ve hem tek diyot hem de çift diyot modellemeleri için Lambert W fonksiyonu tabanlı deniz yırtıcıları algoritması [6] kullanılmıştır. Kyocera KC200GT, SM55 ve ST40 fotovoltaik modüllerinin tek diyot modellemeleri için şönt dirence dayalı basit bir iteratif metottan yararlanılmıştır [7]. Kyocera KC200GT fotovoltaik modülünün tek diyot ve çift diyot modellemeleri için radyal hareket optimizasyonu uygulanmıştır [8]. Kyocera KC200GT, SQ80 ve ST40 fotovoltaik modüllerinin tek diyot modellemeleri için Gauss-Seidel iteratif metodu kullanılırken, çift diyot modellemeleri için analitik bir metottan yararlanılmıştır [9].

R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot modellemesi için ışığın kırılma prensibini içeren balina optimizasyon algoritması geliştirilmiştir [10]. R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri için denge optimizasyon algoritması [11], genelleştirilmiş karşıtlığa dayanan öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon [12] ve modifiye edilmiş yapay arı koloni algoritması [13] tasarlanmıştır. R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile Photowatt-PWP201 fotovoltaik modülünün tek diyot modellemesi için Laplacian Nelder-Mead küresel evrimi [14], geliştirilmiş guguk kuşu arama algoritması [15], performans yönlendirmeli JAYA algoritması [16], modifiye edilmiş Rao-1 optimizasyon algoritması [17], modifiye edilmiş öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon [18], geliştirilmiş uyarlanabilir kelebek optimizasyon algoritması [19], ortogonal olarak uyarlanmış Harris şahinleri optimizasyonu [20], rekabetçi öğrenmeye dayanan geri izleme arama algoritması [21], diferansiyel vektörleri yeniden kullanan geri izleme arama algoritması [22], deneyime dayanan uyarlanabilir öğretme-öğrenme tabanlı optimizasyon [23] ve ortogonal Nelder-Mead güve-alevi optimizasyonu [24] önerilmiştir.

R.T.C. France ve PVM 752 GaAs fotovoltaik hücrelerinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri için Nelder-Mead stratejisine ve kaotik haritalara dayanan cıvık mantar algoritması kullanılmıştır [25]. R.T.C. France ve PVM 752 GaAs fotovoltaik hücreleri ile STM6-40 fotovoltaik modülünün tek diyot ve çift diyot modellemeleri için Lévy uçuş stratejisine dayanan yarasa algoritması uygulanmıştır [26]. PVM 752 GaAs fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile Photowatt-PWP201 fotovoltaik modülünün tek diyot modellemesi için lojistik kaotik Rao-1 optimizasyon algoritmasından yararlanılmıştır [27]. R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile STP6-120/36 ve STM6-40/36 fotovoltaik modüllerinin tek diyot modellemeleri için geliştirilmiş kaotik JAYA algoritması [28] ve biyocoğrafya optimizasyonu tabanlı heterojen guguk kuşu arama algoritması [29] kullanılmıştır.

R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile Photowatt-PWP201 ve STM6-40/36 fotovoltaik modüllerinin tek diyot modellemeleri için gri kurt optimizasyon algoritması ve guguk kuşu arama algoritmasını içeren yeni bir hibrit yaklaşım tasarlanmıştır [30]. R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile Photowatt-PWP201, SM55 ve ST40 fotovoltaik modüllerinin tek diyot modellemeleri için karşıtlık tabanlı sinüs kosinüs optimizasyon algoritması geliştirilmiştir [31]. R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile Photowatt-PWP201, STP6-120/36 ve STM6-40/36 fotovoltaik modüllerinin tek diyot modellemeleri için bilgi edinme-paylaşma algoritması [32], geliştirilmiş deniz yırtıcıları algoritması [33], geliştirilmiş uyarlanabilir diferansiyel evrim algoritması [34], yönlü permütasyona dayanan diferansiyel evrim algoritması [35], pekiştirmeli öğrenmeye dayanan diferansiyel evrim algoritması [36] ve sınıflandırılmış mutasyona dayanan parçacık sürü optimizasyonu [37] sunulmuştur.

Literatürde kullanılan yaklaşımlar genel olarak değerlendirildiğinde, analitik metotlar standart test koşulları altında elde edilen temel veri noktalarına bağımlı iken, deterministik metotlar başlangıç koşuluna duyarlılıklarından dolayı yerel optimumu aramada iyidirler [23]. Diğer taraftan, metasezgisel yaklaşımlar analitik ve deterministik metotlardan daha iyi sonuçlar vermektedir fakat çözüm kalitesini etkileyen kendilerine özgü kontrol parametrelerine sahiptirler [38]. Bu nedenlerden ötürü, fotovoltaik hücre ve fotovoltaik modül parametrelerinin etkin bir şekilde çıkarımına halen ihtiyaç duyulmaktadır. 2021 yılında önerilen Afrika akbabaları optimizasyonu [39], Afrika kıtasındaki çeşitli akbabaların yaşam tarzını taklit eden güçlü bir popülasyon tabanlı metasezgisel algoritmadır. Bilindiği kadarıyla, Afrika akbabaları optimizasyon algoritmasının fotovoltaik hücre ve fotovoltaik modül parametrelerinin çıkarımındaki performansı henüz değerlendirilmemiştir. Bu amaçla, bu çalışmada, literatürde yaygın

olarak kullanılan R.T.C. France fotovoltaik hücresinin tek diyot ve çift diyot modellemeleri ile Photowatt-PWP201 fotovoltaik modülünün tek diyot modellemesi için Afrika akbabaları optimizasyon algoritması uygulanmıştır. Elde edilen karekök ortalama hata sonuçlarına göre doğru ve güvenilir parametre değerleri tanımlanmıştır.

2. AFRİKA AKBABALARI OPTİMİZASYONU (AFRICAN VULTURES OPTIMIZATION)

Abdollahzadeh ve ark. tarafından geliştirilen Afrika Akbabaları Optimizasyonu (AAO) [39], Afrika akbabalarının yaşam tarzından ilham alır; gezinme, yiyecek arama ve yiyecek için rekabet etme davranışlarını simüle eder. Üretilen çözümlerin çeşitliliğini arttırmak için keşif aşamasında iki farklı strateji kullanma, potansiyel çözümlere daha fazla odaklanmak için sömürü aşamasında dört farklı stratejiden yararlanma, keşif ve sömürü aşamaları arasında denge sağlamak, yerel optimumdan kaçmak ve erken yakınsamayı önlemek için keşif ve sömürü aşamaları arasında farklı geçiş stratejilerini uygulama üstünlükleri vardır. Ayrıca, büyük ölçekli optimizasyon problemlerini çözme yeteneğine ve $O(P \times (M + Mb))$ olarak düşük hesaplama karmaşıklığına sahiptir. P popülasyon büyüklüğünü, M maksimum iterasyon sayısını ve b problemin boyutlarını temsil eder.

Afrika akbabaları optimizasyon algoritmasında başlangıç popülasyonu oluşturulduktan sonra tüm çözümlerin uygunluk değerleri hesaplanır. Birinci en iyi çözüm birinci grubun en iyi akbabası olarak atanırken, ikinci en iyi çözüm ikinci grubun en iyi akbabası olarak atanır. Denklem 1 ve Denklem 2 kullanılarak, diğer akbabalar birinci ve ikinci gruptaki en iyi çözümlere doğru hareket eder. Her iterasyonda tüm akbabaların uygunluk değerleri yeniden hesaplanır. $E(i)$ geçerli iterasyonda seçilen en iyi iki akbabadan birinin konum vektörünü, $K_{EniyiAkbaba_1}$ geçerli iterasyonda birinci gruptaki en iyi akbabanın konum vektörünü ve $K_{EniyiAkbaba_2}$ geçerli iterasyonda ikinci gruptaki en iyi akbabanın konum vektörünü temsil eder. λ_1 ve λ_2 parametreleri, toplamaları 1 olacak şekilde 0 ile 1 arasında değerler alırlar.

$$E(i) = \begin{cases} K_{EniyiAkbaba_1}, k_i = \lambda_1 \\ K_{EniyiAkbaba_2}, k_i = \lambda_2 \end{cases} \quad 1$$

$$k_i = \frac{F_i}{\sum_{i=1}^n F_i} \quad 2$$

Akbabalar tok olduklarında yüksek enerjiye sahiptirler ve yiyecek aramak için daha uzun mesafelere giderler. Aç olduklarında ise, daha güçlü akbabanın yanında uzun süre uçmak ve yiyecek aramak için yeterli enerjiye sahip değildirler. Bu davranışın matematiksel modellemesi için Denklem 3 ve Denklem 4 kullanılır. m_i geçerli iterasyon sayısını ve M maksimum iterasyon sayısını temsil eder. $rast_1$, ρ_1 ve ρ_2 parametreleri, sırasıyla, $[0,1]$, $[-1,1]$ ve $[-2,2]$ aralıklarında rastlantısal değerler alırlar. ρ_3 parametresi sabit bir sayıdır ve ρ_3 değerinin artırılması, optimizasyon işleminin sonlarında keşif aşamasına girme olasılığını artırır.

$$F = (2 \times rast_1 + 1) \times \rho_1 \times \left(1 - \frac{m_i}{M}\right) + t \quad 3$$

$$t = \rho_2 \times \left(\sin^{\rho_3} \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{m_i}{M}\right) + \cos \left(\frac{\pi}{2} \times \frac{m_i}{M}\right) - 1\right) \quad 4$$

$|F|$ değeri 1'e eşit veya büyükse, keşif aşamasına geçilir ve akbabalar en iyi çözümlerden birine rastlantısal mesafelerde yiyecek ararlar. Değişik keşif stratejilerinden yararlanmak için $[0,1]$ aralığında rastlantısal değerler alan K_1 ile $rast_{K_1}$ parametreleri karşılaştırılır. K_1 , $rast_{K_1}$ 'e eşit veya büyükse Denklem 5 ve Denklem 6 kullanılır. K_1 , $rast_{K_1}$ 'den küçükse Denklem 7 kullanılır. $K(i+1)$ bir sonraki iterasyonda akbabanın konum vektörünü, F geçerli iterasyonda akbabanın doyma oranını, $K(i)$ akbabanın geçerli konum vektörünü, s_1 ve s_2 değişken değerleri için alt ve üst sınırları temsil eder. $rast$, $rast_2$ ve $rast_3$ parametreleri 0 ile 1 aralığında rastlantısal değerler alırlar.

$$K(i+1) = E(i) - D(i) \times F \quad 5$$

$$D(i) = |2 \times rast \times E(i) - K(i)| \quad 6$$

$$K(i+1) = E(i) - F + rast_2 \times ((s_2 - s_1) \times rast_3 + s_1) \quad 7$$

$|F|$ değeri 1'den küçükse sömürü aşamasına geçilir ve akbabalar en iyi çözümlerden birinin komşuluğunda yiyecek ararlar. Değişik sömürü stratejilerinden yararlanmak için $[0,1]$ aralığında rastlantısal değerler alan K_2 ile $rast_{K_2}$ ve K_3 ile $rast_{K_3}$ parametreleri karşılaştırılır. $|F|$ değeri 0,5 ile 1 arasında iken, K_2 , $rast_{K_2}$ 'e eşit veya büyükse ise Denklem 8 ve Denklem 9 kullanılırken; K_2 , $rast_{K_2}$ 'den küçükse Denklem 10 ve Denklem 11 kullanılır. Böylece, akbabaların yiyecek kaynağı üzerinde dönen uçuşları ve kuşatmaları modellenir. $rast_4$, $rast_5$ ve $rast_6$ parametreleri $[0,1]$ aralığında rastlantısal değerler alırlar.

$$K(i + 1) = D(i) \times (F + rast_4) - d(t) \quad 8$$

$$d(t) = E(i) - K(i) \quad 9$$

$$K(i + 1) = E(i) - (U_1 + U_2) \quad 10$$

$$U_1 = E(i) \times \left(\frac{rast_5 \times K(i)}{2\pi} \right) \times \cos(K(i)) \quad 11$$

$$U_2 = E(i) \times \left(\frac{rast_6 \times K(i)}{2\pi} \right) \times \sin(K(i))$$

$|F|$ değeri 0,5'ten küçük iken, K_3 , $rast_{K_3}$ 'e eşit veya büyükse ise Denklem 12 ve Denklem 13 kullanılırken; K_3 , $rast_{K_3}$ 'den küçükse Denklem 14 ve Denklem 15 kullanılır. Böylece, akbabaların yiyecek kaynağı etrafında birikmesi ve agresif çekişmesi modellenir. λ sabit bir sayıdır, b problemin boyutlarını temsil eder, ρ_4 ve ρ_5 parametreleri 0 ile 1 aralığında rastlantısal değerler alırlar. $\Gamma(z) = (z - 1)!$ 'dir. Ayrıca, bu çalışmada $\lambda_1=0,8$, $\lambda_2=0,2$, $\rho_3=2,5$, $K_1=0,6$, $K_2=0,4$ ve $K_3=0,6$ değerleri kullanılmıştır [39]. Afrika akbabaları optimizasyon algoritmasının sözde kodu Algoritma 1'de verilirken, parametre çıkarım sürecindeki akış şeması Şekil 1'de sunulmuştur.

$$K(i + 1) = \frac{B_1 + B_2}{2} \quad 12$$

$$B_1 = K_{EnlyiAkbaba_1}(i) - \frac{K_{EnlyiAkbaba_1}(i) \times K(i)}{K_{EnlyiAkbaba_1}(i) - K(i)^2} \times F \quad 13$$

$$B_2 = K_{EnlyiAkbaba_2}(i) - \frac{K_{EnlyiAkbaba_2}(i) \times K(i)}{K_{EnlyiAkbaba_2}(i) - K(i)^2} \times F$$

$$K(i + 1) = E(i) - |d(t)| \times F \times L(b) \quad 14$$

$$L(z) = 0,01 \times \frac{\rho_4 \times \sigma}{|\rho_5|^\lambda}, \sigma = \left(\frac{\Gamma(1 + \lambda) \times \sin\left(\frac{\pi\lambda}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1 + \lambda}{2}\right) \times \lambda \times 2^{\left(\frac{\lambda-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\lambda}} \quad 15$$

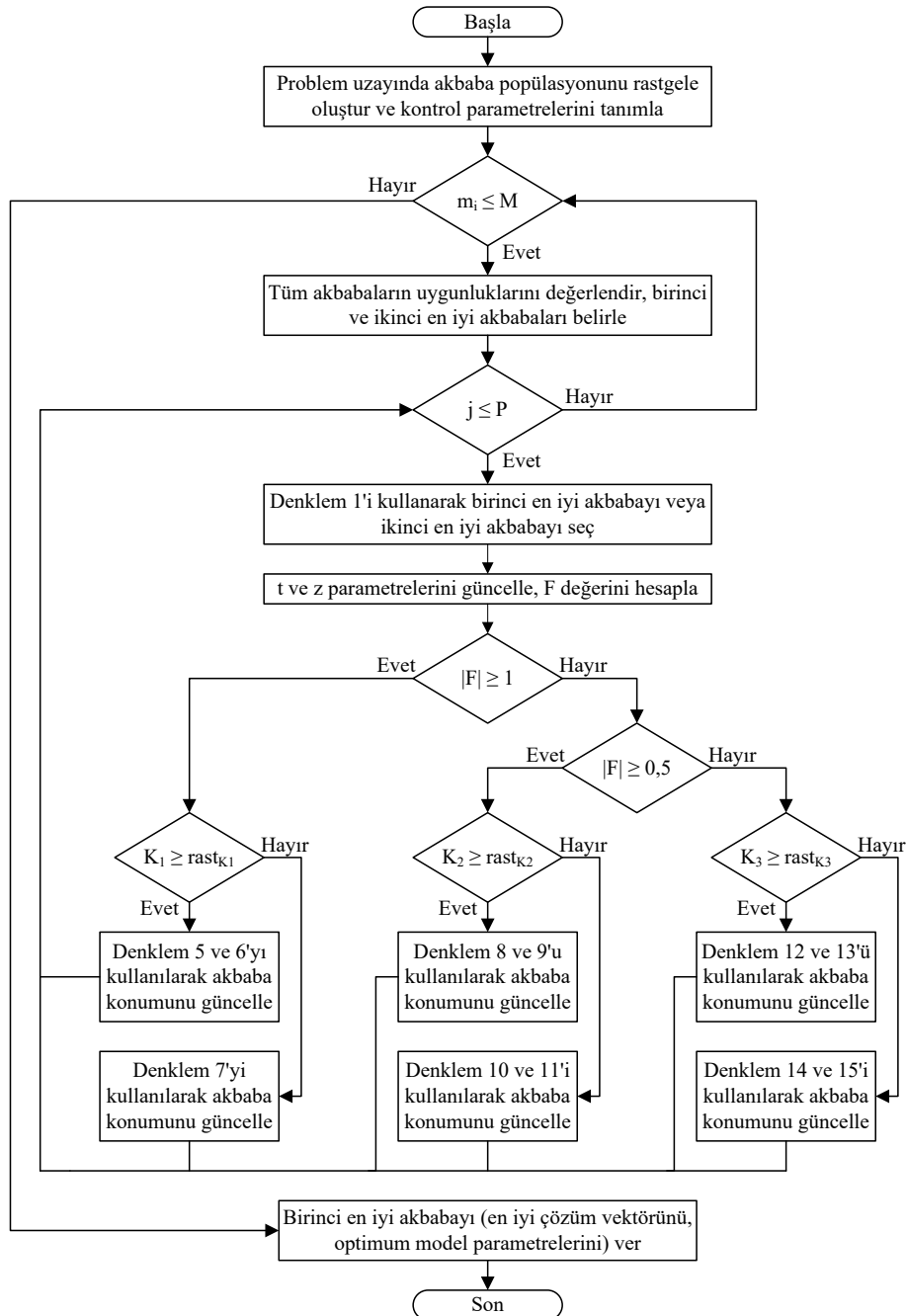
Algoritma 1. AAO algoritmasının sözde kodu

- 1: Akbaba popülasyonunu rastgele üret
- 2: **while** (sonlandırma şartı sağlanmadı) **do**
- 3: Akbabaların uygunluk değerlerini hesapla
- 4: $K_{EnlyiAkbaba_1}$ 'i birinci gruptaki en iyi akbabanın konumu olarak ayarla
- 5: $K_{EnlyiAkbaba_2}$ 'yi ikinci gruptaki en iyi akbabanın konumu olarak ayarla
- 6: **for** (her bir akbaba) **do**
- 7: Denklem 1'i kullanarak $E(i)$ 'yi seç
- 8: Denklem 3'ü kullanarak F 'yi güncelle
- 9: **if** ($|F| \geq 1$) **then**
- 10: **if** ($K_1 \geq rast_{K_1}$) **then**
- 11: Denklem 5 ve 6'yı kullanılarak akbaba konumunu güncelle
- 12: **else**
- 13: Denklem 7'yi kullanılarak akbaba konumunu güncelle

```

14: else
15:   if ( $|F| \geq 0,5$ ) then
16:     if ( $K_2 \geq rast_{K2}$ ) then
17:       Denklem 8 ve 9'u kullanılarak akbaba konumunu güncelle
18:     else
19:       Denklem 10 ve 11'i kullanılarak akbaba konumunu güncelle
20:   else
21:     if ( $K_3 \geq rast_{K3}$ ) then
22:       Denklem 12 ve 13'ü kullanılarak akbaba konumunu güncelle
23:     else
24:       Denklem 14 ve 15'i kullanılarak akbaba konumunu güncelle
25:  $K_{EniyiAkbaba_1}$ 'i döndür

```



Şekil 1. AAO algoritmasının parametre çıkarım sürecindeki akış şeması

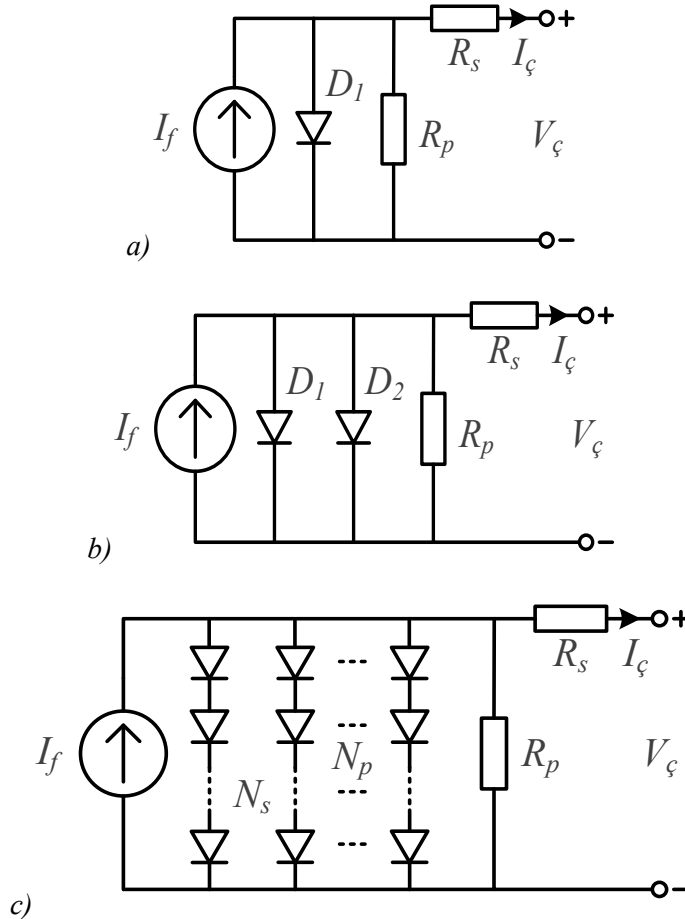
3. FOTOVOLTAİK HÜCRE VE FOTOVOLTAİK MODÜL PARAMETRELERİNİN ÇIKARIMI (EXTRACTION OF PHOTOVOLTAIC CELL AND PHOTOVOLTAIC MODULE PARAMETERS)

Fotovoltaik sistemlerin I - V karakteristiklerini tanımlamak için fotovoltaik hücrelerinin tek diyot ve çift diyot modelleri ile fotovoltaik modüllerinin tek diyot modeli yaygın olarak kullanılmaktadır. Fotovoltaik hücrenin tek diyot modelinde çıkış akımı Denklem 16 kullanılarak hesaplanır. Bu denklemde I_{ζ} çıkış akımını, I_f foton akımını, I_{td} diyotun ters doyum akımını, V_{ζ} çıkış gerilimini, V_t diyot üzerindeki termal gerilimi ($V_t = k \cdot T/q$), a diyotun idealite faktörünü, R_s seri direnci ve R_p paralel direnci belirtir. Ayrıca, k Boltzmann sabitini ($1,3806503 \times 10^{-23}$ J/K), q elektron yükünü ($1,60217646 \times 10^{-19}$ C) ve T hücre sıcaklığını (K) ifade eder. Fotovoltaik hücrenin çift diyot modelinde çıkış akımı Denklem 17 aracılığıyla bulunur. I_{td1} ve I_{td2} diyotların ters doyum akımlarını, a_1 ve a_2 diyotların idealite faktörlerini temsil eder. Fotovoltaik modülün tek diyot modelinde çıkış akımını hesaplamak için Denklem 18'den yararlanır. Bu denklemde N_p paralel kol sayısını ve N_s her bir paralel koldaki seri bağlı hücre sayısını temsil eder. Tek diyot, çift diyot ve fotovoltaik modül modellerine ait eşdeğer devreler Şekil 2'de gösterilmiştir.

$$I_{\zeta} = I_f - I_{td} \left(e^{\frac{V_{\zeta} + I_{\zeta} \cdot R_s}{a \cdot V_t}} - 1 \right) - \frac{V_{\zeta} + I_{\zeta} \cdot R_s}{R_p} \quad 16$$

$$I_{\zeta} = I_f - I_{td1} \left(e^{\frac{V_{\zeta} + I_{\zeta} \cdot R_s}{a_1 \cdot V_t}} - 1 \right) - I_{td2} \left(e^{\frac{V_{\zeta} + I_{\zeta} \cdot R_s}{a_2 \cdot V_t}} - 1 \right) - \frac{V_{\zeta} + I_{\zeta} \cdot R_s}{R_p} \quad 17$$

$$I_{\zeta} = I_f \cdot N_p - I_{td} \cdot N_p \left(e^{\frac{V_{\zeta} + I_{\zeta} \cdot R_s}{\frac{N_s}{N_p} \cdot a \cdot V_t}} - 1 \right) - \frac{V_{\zeta} \cdot N_p + I_{\zeta} \cdot R_s}{R_p} \quad 18$$



Şekil 2. Eşdeğer devreler a) Tek diyot modeli b) Çift diyot modeli c) Fotovoltaik modül modeli

Fotovoltaik hücre modellemesinde *R.T.C. France* güneş hücresine ait deneysel veriler kullanılmıştır [40]. Optimizasyon sürecinde bilinmeyen elektriksel parametrelere ait alt ve üst sınırlar I_f için [0,1] A, I_{td} , I_{td1} ve I_{td2} için [0,1] μ A, R_s için [0,0,5] Ω , R_p için [0,100] Ω ve a , a_1 ve a_2 için [1,2] olarak atanmıştır. Makul bir kıyaslama için şu parametre çıkarım yöntemleri ile karşılaştırma yapılmıştır: Öğretme-Öğrenme Tabanlı Yapay Arı Kolonisi (ÖÖYAK) [41], Diferansiyel Gelişim Tabanlı Benzerlik Yönlendirmeli Evrimsel Optimizasyon (DGBYEO) [42], Gruplandırma Tabanlı Global Harmoni Arama (GGHA) [43], Geliştirilmiş Balina Optimizasyonu (GBO) [44], Yapay Arı Kolonisi (YAK) [45], Yenileme Tabanlı Global Harmoni Arama (YGHA) [43], Benzetiilmiş Tavlama (BT) [46], Örüntü Arama (ÖA) [47] ve Bakteriyel Besin Arama (BBA) [48].

Fotovoltaik modül modellemesinde *Photowatt-PWP201* güneş modülüne ait deneysel veriler kullanılmıştır [40]. Optimizasyon sürecinde belirsiz elektriksel parametrelere ait alt ve üst sınırlar I_f için [0,2] A, I_{td} için [0,50] μ A, R_s için [0,2] Ω , R_p için [0,2000] Ω ve a için [1,50] olarak ayarlanmıştır. Makul bir kıyaslama için şu parametre çıkarım yöntemleri ile karşılaştırma yapılmıştır: Geliştirilmiş Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (GÖÖO) [49], Geliştirilmiş Balina Optimizasyonu (GBO) [44], Öğrenmeye Dayalı Geri İzleme Arama (ÖGİA) [50], Çiçek Tozlaşma Optimizasyonu (ÇTO) [51], Diferansiyel Gelişim Tabanlı Yapay Arı Kolonisi (DGYAK) [52], Benzetiilmiş Tavlama (BT) [46], Kaos Tabanlı Parçacık Sürü Optimizasyonu (KPSO) [53], Örüntü Arama (ÖA) [47] ve Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (ÖÖO) [54].

Afrika akbaları optimizasyon algoritmasında arama ajanlarının sayısı 250 olarak atanırken, maksimum iterasyon sayısı 75000 olarak ayarlanmıştır. Deneysel çalışmalar 12 GB RAM'e sahip 2,71 GHz Intel(R) Core(TM) i5-7200U kişisel bilgisayarda MATLAB R2016a kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Amaç fonksiyonu olarak, Denklem 19'da verilen tahmin edilmiş çıkış akımı ile gerçek çıkış akımı arasındaki karekök ortalama hata (*KOH*) ölçüğünden yararlanılmıştır [55]. Çünkü, *KOH* literatürde yaygın olarak kullanılmaktadır ve diğerlerinden çok daha kötü olan birkaç tahminden büyük ölçüde etkilenme özelliğine sahiptir. Ayrıca, rastlantısal durumları ortadan kaldırmak amacıyla 30 defa bağımsız çalıştırma gerçekleştirilmiştir. Elde edilen en düşük sonuç *Min(KOH)*, tüm sonuçların ortalaması *Ort(KOH)* ve tüm sonuçların standart sapması *Ss(KOH)* olarak sunulmuştur. Fotovoltaik hücre ve fotovoltaik modül modellemelerinde *Min(KOH)*'a karşılık gelen tasarım katsayıları belirtilmiştir.

$$KOH(t) = \sqrt{\frac{1}{j} \sum_{i=1}^j (I_{\zeta-Tahmin}^i(t) - I_{\zeta-Gercek}^i)^2} \quad 19$$

Aşağıdaki alt bölümlerde, $V_{\zeta-Gercek}$ ölçülen çıkış gerilimini, $I_{\zeta-Gercek}$ ölçülen çıkış akımını, $I_{\zeta-Tahmin}$ simüle edilmiş çıkış akımını, $BMH_{I_{\zeta}}$ çıkış akımı için bireysel mutlak hatayı, $P_{\zeta-Gercek}$ ölçülen çıkış gücünü, $P_{\zeta-Tahmin}$ simüle edilmiş çıkış gücünü ve $BMH_{P_{\zeta}}$ çıkış gücü için bireysel mutlak hatayı temsil etmektedir. Ayrıca, *BMHT* bireysel mutlak hataların toplamını ifade etmektedir.

3.1. Fotovoltaik Hücrenin Tek Diyot Modellemesi (Single Diode Modeling of Photovoltaic Cell)

Fotovoltaik hücrenin tek diyot modellemesinde Afrika akbaları optimizasyon algoritması tarafından I_f için 0,76076777 A, I_{td} için 0,32443458 μ A, R_s için 0,03636111 Ω , R_p için 53,91771907 Ω ve a için 1,48162183 değerleri optimal olarak bulunmuştur. Bu tasarım katsayılarına göre çıkış akımı ve çıkış gücü için hesaplanan bireysel mutlak hatalar Tablo 1'de verilmiştir. Bu tabloya göre; çıkış akımı için elde edilen bireysel mutlak hatalar 0,00250706 A değerinden küçükken, çıkış gücü için elde edilen bireysel mutlak hatalar 0,00146237 W değerinden büyük değildir. Bireysel mutlak hataların toplamı ise, çıkış akımı için 0,02150077 A ve çıkış gücü için 0,00873101 W olarak bulunmuştur. Afrika akbaları optimizasyon algoritması tarafından belirlenen tasarım katsayılarının karşılaştırması Tablo 2'de yapılmıştır. Bu tablodan görüldüğü gibi; AAO için minimum karekök ortalama hata değeri $9,860659 \times 10^{-4}$ olarak hesaplanmıştır. GGHA, GBO, YAK, YGHA, BT, ÖA ve BBA'dan daha düşük bir karekök ortalama hata değerini sağlarken, ÖÖYAK ve DGBYEO'dan daha yüksek bir karekök ortalama hata değerini vermiştir. Fotovoltaik hücrenin tek diyot modellemesine ait gerçek ve tahmini *I-V* ve *P-V* karakteristik eğrileri Şekil 3'de gösterilmiştir. Bu şekillerden görüldüğü üzere; AAO tarafından simüle edilmiş akım ve güç verileri, ölçülen verilerle büyük ölçüde örtüşmektedir. Dolayısıyla, AAO'nun,

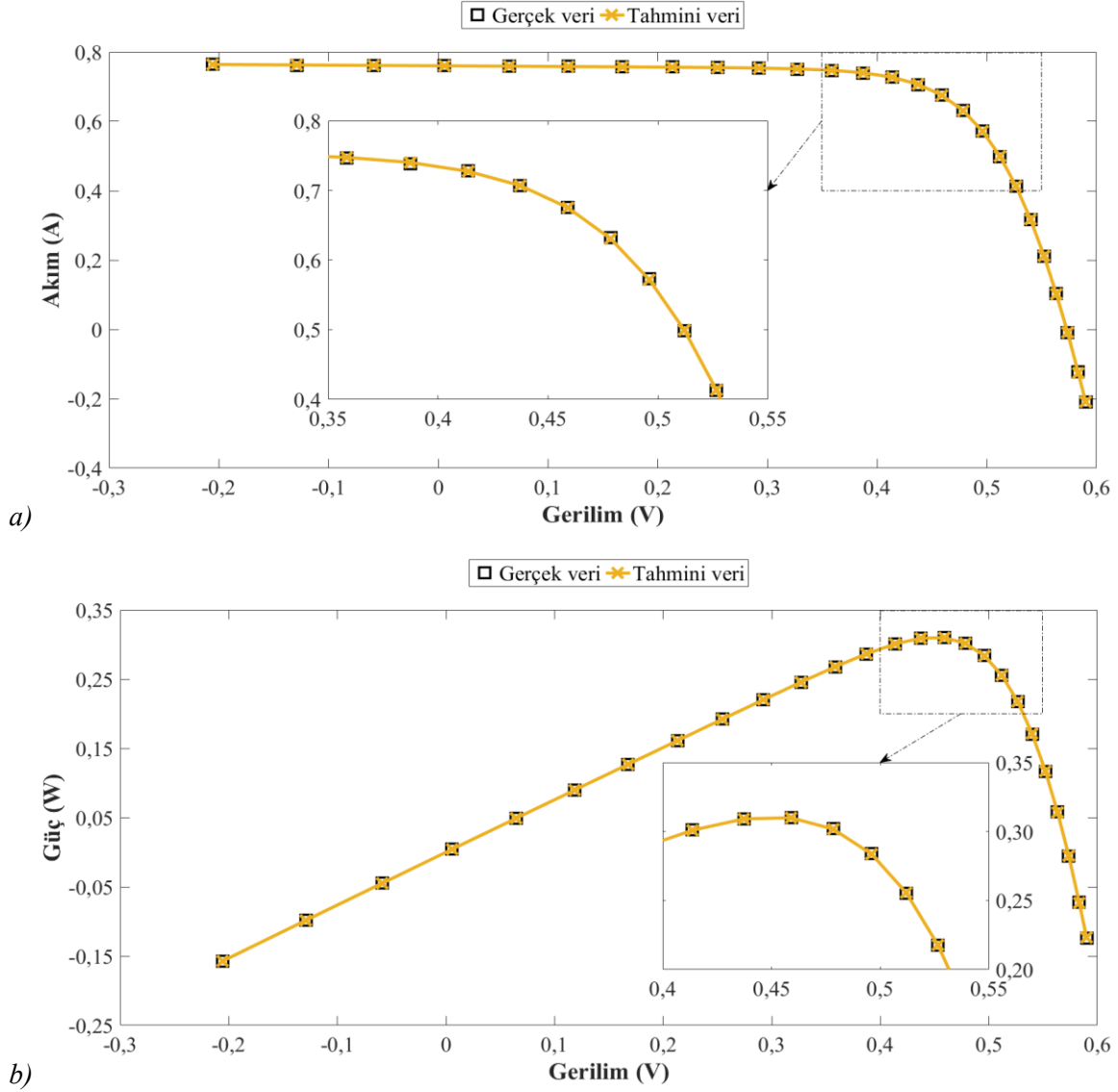
fotovoltaik hücrenin tek diyot modeli için gerçek fotovoltaik hücre özelliklerini temsil etmede güçlü bir yeteneğe sahip olduğu gözlenmiştir.

Tablo 1. Fotovoltaik Hücrenin Tek Diyot Modellemesinde Elde Edilen Bireysel Mutlak Hatalar

V_C -Gerçek (V)	I_C -Gerçek (A)	I_C -Tahmin (A)	BMH_{I_C} (A)	P_C -Gerçek (W)	P_C -Tahmin (W)	BMH_{P_C} (W)
-0,2057	0,7640	0,76406793	0,00006793	-0,15715480	-0,15716877	0,00001397
-0,1291	0,7620	0,76264858	0,00064858	-0,09837420	-0,09845793	0,00008373
-0,0588	0,7605	0,76134563	0,00084563	-0,04471740	-0,04476712	0,00004972
0,0057	0,7605	0,76014874	0,00035126	0,00433485	0,00433285	0,00000200
0,0646	0,7600	0,75905400	0,00094600	0,04909600	0,04903489	0,00006111
0,1185	0,7590	0,75804482	0,00095518	0,08994150	0,08982831	0,00011319
0,1678	0,7570	0,75709743	0,00009743	0,12702460	0,12704095	0,00001635
0,2132	0,7570	0,75615004	0,00084996	0,16139240	0,16121119	0,00018121
0,2545	0,7555	0,75509788	0,00040212	0,19227475	0,19217241	0,00010234
0,2924	0,7540	0,75367644	0,00032356	0,22046960	0,22037499	0,00009461
0,3269	0,7505	0,75140393	0,00090393	0,24533845	0,24563395	0,00029550
0,3585	0,7465	0,74736569	0,00086569	0,26762025	0,26793060	0,00031035
0,3873	0,7385	0,74012611	0,00162611	0,28602105	0,28665084	0,00062979
0,4137	0,7280	0,72738636	0,00061364	0,30117360	0,30091974	0,00025386
0,4373	0,7065	0,70697101	0,00047101	0,30895245	0,30915842	0,00020597
0,4590	0,6755	0,67527289	0,00022711	0,31005450	0,30995026	0,00010424
0,4784	0,6320	0,63074733	0,00125267	0,30234880	0,30174952	0,00059928
0,4960	0,5730	0,57191674	0,00108326	0,28420800	0,28367070	0,00053730
0,5119	0,4990	0,49959790	0,00059790	0,25543810	0,25574417	0,00030607
0,5265	0,4130	0,41364490	0,00064490	0,21744450	0,21778404	0,00033954
0,5398	0,3165	0,31751234	0,00101234	0,17084670	0,17139316	0,00054646
0,5521	0,2120	0,21216254	0,00016254	0,11704520	0,11713494	0,00008974
0,5633	0,1035	0,10226148	0,00123852	0,05830155	0,05760389	0,00069766
0,5736	-0,0100	-0,00871036	0,00128964	-0,00573600	-0,00499626	0,00073974
0,5833	-0,1230	-0,12550706	0,00250706	-0,07174590	-0,07320827	0,00146237
0,5900	-0,2100	-0,20848319	0,00151681	-0,12390000	-0,12300508	0,00089492
BMHT	-	-	0,02150077	-	-	0,00873101

Tablo 2. Fotovoltaik Hücrenin Tek Diyot Modellemesi İçin Tasarım Katsayılarının Karşılaştırması

Parametre	ÖÖYAK	DGBYEO	AAO	GGHA	GBO
a	1,48118	1,481184	1,48162183	1,48217	1,4812
R_p (Ω)	53,71636	53,71853	53,91771907	53,0647	53,7317
R_s (Ω)	0,03638	0,036377	0,03636111	0,03631	0,0364
I_{id} (μA)	0,32302	0,32302	0,32443458	0,3262	0,3232
I_f (A)	0,76078	0,76078	0,76076777	0,76092	0,7608
Min(KOH)	$9,8602 \times 10^{-4}$	$9,8602 \times 10^{-4}$	$9,860659 \times 10^{-4}$	$9,9089 \times 10^{-4}$	$9,9487 \times 10^{-4}$
Ort(KOH)	$9,98523 \times 10^{-4}$	$9,86022 \times 10^{-4}$	$9,862225 \times 10^{-4}$	-	$9,9524 \times 10^{-4}$
S_s (KOH)	$1,86022 \times 10^{-5}$	$2,47465 \times 10^{-9}$	$7,563068 \times 10^{-8}$	-	$1,1267 \times 10^{-5}$
	YAK	YGHA	BT	ÖA	BBA
a	1,4817	1,4874	1,5172	1,6	1,6951
R_p (Ω)	53,6433	53,2845	43,1035	64,1026	50,8691
R_s (Ω)	0,0364	0,03613	0,0345	0,0313	0,0325
I_{id} (μA)	0,3251	0,34351	0,4798	0,998	0,8
I_f (A)	0,7608	0,76077	0,762	0,7617	0,7602
Min(KOH)	$10,967 \times 10^{-4}$	$1,0335 \times 10^{-3}$	$1,71 \times 10^{-3}$	$1,4936 \times 10^{-2}$	$2,1887 \times 10^{-1}$
Ort(KOH)	1×10^{-3}	-	-	-	-
S_s (KOH)	$1,497 \times 10^{-5}$	-	-	-	-



Şekil 3. Fotovoltaik hücrenin tek diyot modellemesi için gerçek ve tahmini sonuçların karşılaştırması
a) I - V karakteristik eğrisi b) P - V karakteristik eğrisi

3.2. Fotovoltaik Hücrenin Çift Diyot Modellemesi (Double Diode Modeling of Photovoltaic Cell)

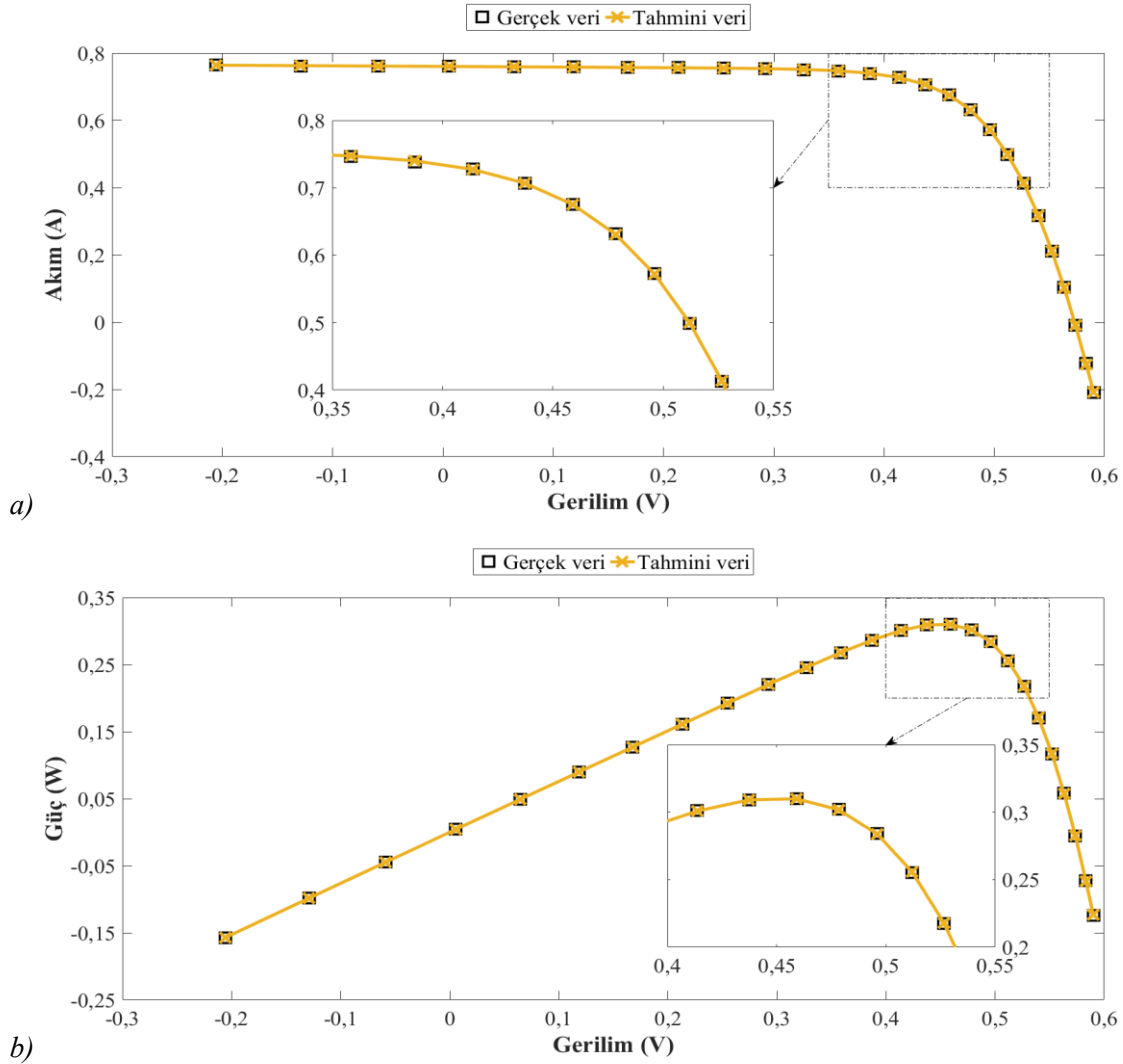
Fotovoltaik hücrenin çift diyot modellemesinde Afrika akbaları optimizasyon algoritması tarafından I_f için 0,76078351 A, I_{d1} için 0,85439459 μ A, I_{d2} için 0,1901739 μ A, R_s için 0,03688254 Ω , R_p için 55,9368243 Ω , a_1 için 1,94417508 ve a_2 için 1,43739663 değerleri optimal olarak bulunmuştur. Bu tasarım katsayılarına göre çıkış akımı ve çıkış gücü için hesaplanan bireysel mutlak hatalar Tablo 3'te verilmiştir. Bu tabloya göre; çıkış akımı için elde edilen bireysel mutlak hatalar 0,00255664 A değerinden küçükken, çıkış gücü için elde edilen bireysel mutlak hatalar 0,00149129 W değerinden büyük değildir. Bireysel mutlak hataların toplamları ise, çıkış akımı için 0,02126602 A olarak ve çıkış gücü için 0,00880645 W olarak bulunmuştur. Afrika akbaları optimizasyon algoritması tarafından belirlenen tasarım katsayılarının karşılaştırması Tablo 4'de yapılmıştır. Bu tablodan görüldüğü gibi; AAO için minimum karekök ortalama hata değeri $9,837632 \times 10^{-4}$ olarak hesaplanmıştır. ÖÖYAK, DGBYEO, GBO, YGHA, GGHA, YAK, ÖA, BT ve BBA'dan daha düşük karekök ortalama hata değerini sağlamıştır. Fotovoltaik hücrenin çift diyot modellemesine ait gerçek ve tahmini I - V ve P - V karakteristik eğrileri Şekil 4'te gösterilmiştir. Bu şekillerden görüldüğü üzere; AAO tarafından tahmin edilmiş akım ve güç verileri, gerçek verilerle çok iyi bir uyum içerisindedir. Dolayısıyla, AAO'nun, fotovoltaik hücrenin çift diyot modeli için fiziksel fotovoltaik hücre davranışını yansıtmada yüksek bir kapasiteye sahip olduğu gözlenmiştir.

Tablo 3. Fotovoltaik Hücrenin Çift Diyot Modellemesinde Elde Edilen Bireysel Mutlak Hatalar

V_C -Gerçek (V)	I_C -Gerçek (A)	I_C -Tahmin (A)	BMH_{I_C} (A)	P_C -Gerçek (W)	P_C -Tahmin (W)	BMH_{P_C} (W)
-0,2057	0,7640	0,76395814	0,00004186	-0,15715480	-0,15714619	0,00000861
-0,1291	0,7620	0,76258995	0,00058995	-0,09837420	-0,09845036	0,00007616
-0,0588	0,7605	0,76133374	0,00083374	-0,04471740	-0,04476642	0,00004902
0,0057	0,7605	0,76017910	0,00032090	0,00433485	0,00433302	0,00000183
0,0646	0,7600	0,75912118	0,00087882	0,04909600	0,04903923	0,00005677
0,1185	0,7590	0,75814172	0,00085828	0,08994150	0,08983979	0,00010171
0,1678	0,7570	0,75721364	0,00021364	0,12702460	0,12706045	0,00003585
0,2132	0,7570	0,75627015	0,00072985	0,16139240	0,16123680	0,00015560
0,2545	0,7555	0,75520071	0,00029929	0,19227475	0,19219858	0,00007617
0,2924	0,7540	0,75373680	0,00026320	0,22046960	0,22039264	0,00007696
0,3269	0,7505	0,75139899	0,00089899	0,24533845	0,24563233	0,00029388
0,3585	0,7465	0,74728333	0,00078333	0,26762025	0,26790107	0,00028082
0,3873	0,7385	0,73997639	0,00147639	0,28602105	0,28659286	0,00057181
0,4137	0,7280	0,72720463	0,00079537	0,30117360	0,30084455	0,00032905
0,4373	0,7065	0,70681365	0,00031365	0,30895245	0,30908961	0,00013716
0,4590	0,6755	0,67519284	0,00030716	0,31005450	0,30991351	0,00014099
0,4784	0,6320	0,63076815	0,00123185	0,30234880	0,30175948	0,00058932
0,4960	0,5730	0,57202364	0,00097636	0,28420800	0,28372373	0,00048427
0,5119	0,4990	0,49974491	0,00074491	0,25543810	0,25581942	0,00038132
0,5265	0,4130	0,41376484	0,00076484	0,21744450	0,21784719	0,00040269
0,5398	0,3165	0,31755731	0,00105731	0,17084670	0,17141744	0,00057074
0,5521	0,2120	0,21210746	0,00010746	0,11704520	0,11710453	0,00005933
0,5633	0,1035	0,10212653	0,00137347	0,05830155	0,05752788	0,00077367
0,5736	-0,0100	-0,00882167	0,00117833	-0,00573600	-0,00506011	0,00067589
0,5833	-0,1230	-0,12555664	0,00255664	-0,07174590	-0,07323719	0,00149129
0,5900	-0,2100	-0,20832957	0,00167043	-0,12390000	-0,12291445	0,00098555
BMHT	-	-	0,02126602	-	-	0,00880645

Tablo 4. Fotovoltaik Hücrenin Çift Diyot Modellemesi İçin Tasarım Katsayılarının Karşılaştırması

Parametre	AAO	ÖÖYAK	DGBYEO	GBO	YGHA
a_1	1,94417508	1,9075	1,469655	2	1,92126
a_2	1,43739663	1,45671	1,93228	1,4545	1,42814
R_p (Ω)	55,9368243	54,66797	54,3667	55,4082	56,8368
R_s (Ω)	0,03688254	0,03667	0,03648	0,0367	0,0369
I_{d1} (μA)	0,85439459	0,42394	0,2807	0,6771	0,9731
I_{d2} (μA)	0,1901739	0,24011	0,24996	0,2355	0,16791
I_f (A)	0,76078351	0,76081	0,76079	0,7608	0,76079
Min(KOH)	$9,837632 \times 10^{-4}$	$9,8414 \times 10^{-4}$	$9,8441 \times 10^{-4}$	$9,858 \times 10^{-4}$	$9,8657 \times 10^{-4}$
Ort(KOH)	$9,852212 \times 10^{-4}$	$1,05553 \times 10^{-3}$	$9,85774 \times 10^{-4}$	$9,9693 \times 10^{-4}$	-
S_s (KOH)	$1,469722 \times 10^{-6}$	$1,55034 \times 10^{-4}$	$4,01504 \times 10^{-7}$	$1,9297 \times 10^{-5}$	-
	GGHA	YAK	ÖA	BT	BBA
a_1	1,49638	1,4495	1,6	1,5172	1,3809
a_2	1,92998	1,4885	1,192	2	1,5255
R_p (Ω)	62,7899	53,7804	81,3008	43,1035	60
R_s (Ω)	0,03562	0,0364	0,032	0,0345	0,0351
I_{d1} (μA)	0,37014	0,0407	0,9889	0,4767	0,0094
I_{d2} (μA)	0,13504	0,2874	0,0001	0,01	0,0453
I_f (A)	0,76056	0,7608	0,7602	0,7623	0,7609
Min(KOH)	$10,684 \times 10^{-4}$	$11,146 \times 10^{-4}$	$15,176 \times 10^{-3}$	$1,6644 \times 10^{-2}$	$2,9827 \times 10^{-1}$
Ort(KOH)	-	1×10^{-3}	-	-	-
S_s (KOH)	-	$3,285 \times 10^{-5}$	-	-	-



Şekil 4. Fotovoltaik hücrenin çift diyot modellemesi için gerçek ve tahmini sonuçların karşılaştırması
a) I-V karakteristik eğrisi b) P-V karakteristik eğrisi

3.3. Fotovoltaik Modülün Tek Diyot Modellemesi (Single Diode Modeling of Photovoltaic Module)

Fotovoltaik modülün tek diyot modellemesinde Afrika akbaları optimizasyon algoritması tarafından I_f için 1,03048056 A, I_{id} için 3,49223284 μ A, R_s için 1,20101553 Ω , R_p için 987,15837492 Ω ve a için 48,65369836 değerleri optimal olarak bulunmuştur. Bu tasarım katsayılarına göre çıkış akımı ve çıkış gücü için hesaplanan bireysel mutlak hatalar Tablo 5'te verilmiştir. Bu tabloya göre; çıkış akımı için elde edilen bireysel mutlak hatalar 0,00482600 A değerinden küçükken, çıkış gücü için elde edilen bireysel mutlak hatalar 0,07974538 W değerinden büyük değildir. Bireysel mutlak hataların toplamları ise, çıkış akımı için 0,04894638 A olarak ve çıkış gücü için 0,51635262 W olarak bulunmuştur. Afrika akbaları optimizasyon algoritması tarafından belirlenen tasarım katsayılarının karşılaştırması Tablo 6'da yapılmıştır. Bu tablodan görüldüğü gibi; AAO için minimum karekök ortalama hata değeri $2,425094 \times 10^{-3}$ olarak hesaplanmıştır. GÖÖO, GBO, ÖGİA, ÇTO, DGYAK, BT, KPSO, ÖA ve ÖÖO'dan daha düşük karekök ortalama hata değerini sağlamıştır. Fotovoltaik modülün tek diyot modellemesine ait gerçek ve tahmini I-V ve P-V karakteristik eğrileri Şekil 5'de gösterilmiştir. Bu şekillerden görüldüğü üzere; AAO tarafından hesaplanmış akım ve güç verileri, deneysel verilerle önemli ölçüde çakışmaktadır. Dolayısıyla, AAO'nun, fotovoltaik modülün tek diyot modeli için gerçek fotovoltaik modül karakteristiğini temsil etmede verimli olduğu gözlenmiştir.

Fotovoltaik hücrenin tek ve çift diyot modellemeleri ile fotovoltaik modülün tek diyot modellemesi için AAO'nun parametre çıkarım sürecindeki yakınsama eğrileri ise Şekil 6'da gösterilmiştir. Bu şekil incelendiğinde; Afrika akbaları optimizasyon algoritmasının, hem fotovoltaik hücrenin tek ve çift diyot modellemelerinde hem de fotovoltaik modülün tek diyot modellemesinde yerel minimumdan kaçınma ve

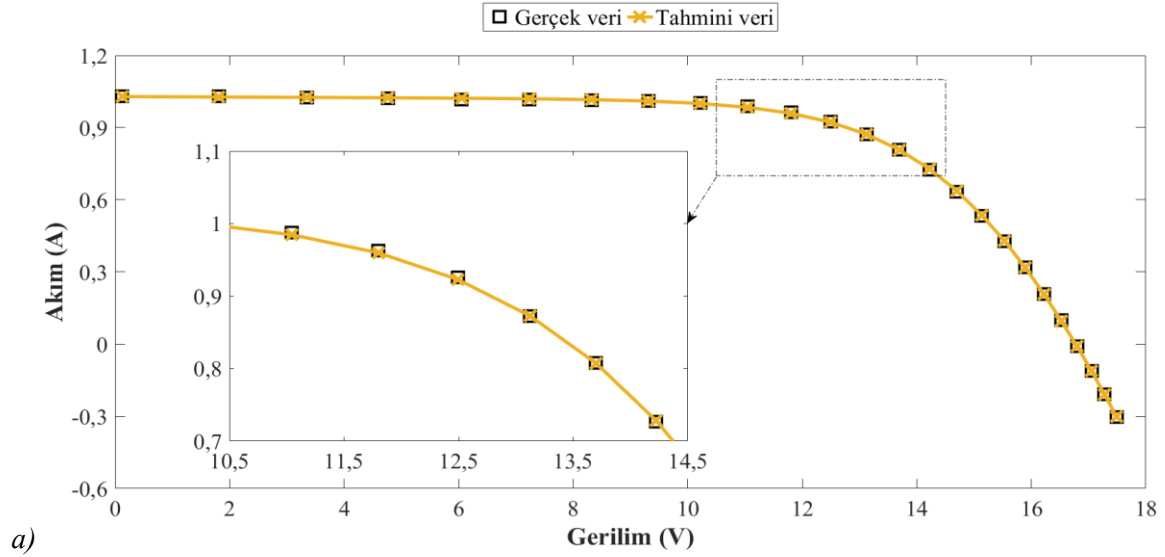
global optimumu bulma açısından etkin bir arama yeteneğine sahip olduğu görülmektedir. Ayrıca, yakınsama hızı açısından tek diyot tabanlı fotovoltaik hücre modellemesi daha az çalışma süresine sahiptir. Ardından, tek diyot tabanlı fotovoltaik modül modellemesi gelmektedir. Çift diyot tabanlı fotovoltaik hücre modellemesi ise daha fazla hesaplama süresine ihtiyaç duymaktadır.

Tablo 5. Fotovoltaik Modülün Tek Diyot Modellemesinde Elde Edilen Bireysel Mutlak Hatalar

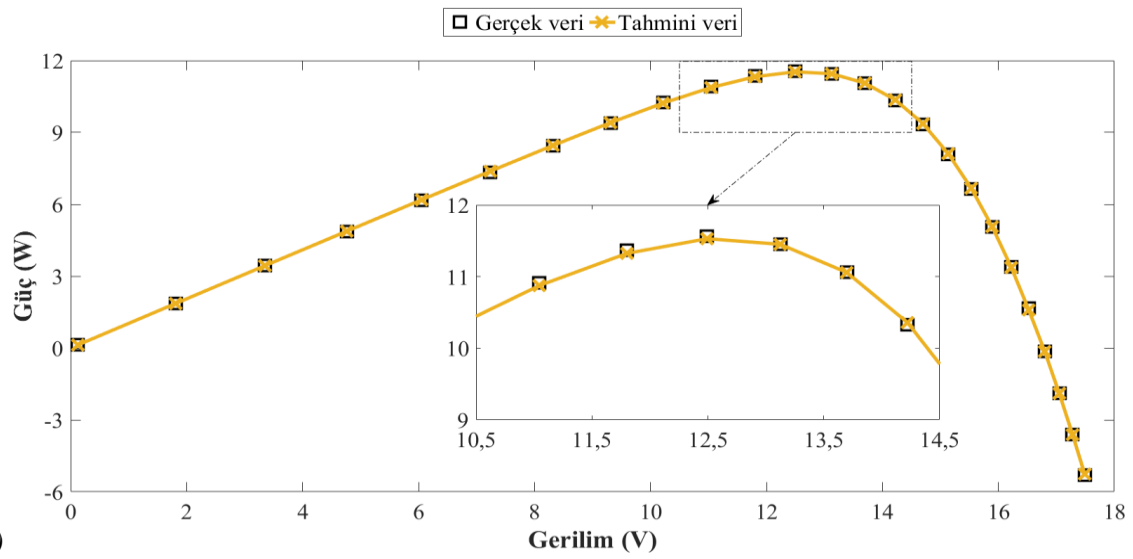
V_C -Gerçek (V)	I_C -Gerçek (A)	I_C -Tahmin (A)	BMH_{I_C} (A)	P_C -Gerçek (W)	P_C -Tahmin (W)	BMH_{P_C} (W)
0,1248	1,0315	1,02909296	0,00240704	0,12873120	0,12843080	0,00030040
1,8093	1,0300	1,02736380	0,00263620	1,86357900	1,85880933	0,00476967
3,3511	1,0260	1,02573260	0,00026740	3,43822860	3,43733252	0,00089608
4,7622	1,0220	1,02410516	0,00210516	4,86696840	4,87699357	0,01002517
6,0538	1,0180	1,02229601	0,00429601	6,16276840	6,18877559	0,02600719
7,2364	1,0155	1,01993990	0,00443990	7,34856420	7,38069307	0,03212887
8,3189	1,0140	1,01637581	0,00237581	8,43536460	8,45512876	0,01976416
9,3097	1,0100	1,01051046	0,00051046	9,40279700	9,40754921	0,00475221
10,2163	1,0035	1,00064271	0,00285729	10,25205705	10,22286609	0,02919096
11,0449	0,9880	0,98455937	0,00344063	10,91236120	10,87435980	0,03800140
11,8018	0,9630	0,95952820	0,00347180	11,36513340	11,32415990	0,04097350
12,4929	0,9255	0,92284007	0,00265993	11,56217895	11,52894867	0,03323028
13,1231	0,8725	0,87259602	0,00009602	11,44990475	11,45116482	0,00126007
13,6983	0,8075	0,80726731	0,00023269	11,06137725	11,05818983	0,00318742
14,2221	0,7265	0,72832831	0,00182831	10,33235565	10,35835812	0,02600247
14,6995	0,6345	0,63713083	0,00263083	9,32683275	9,36550464	0,03867189
15,1346	0,5345	0,53620865	0,00170865	8,08944370	8,11530343	0,02585973
15,5311	0,4275	0,42951031	0,00201031	6,63954525	6,67076759	0,03122234
15,8929	0,3185	0,31877700	0,00027700	5,06188865	5,06629102	0,00440237
16,2229	0,2085	0,20739466	0,00110534	3,38247465	3,36454290	0,01793175
16,5241	0,1010	0,09617400	0,00482600	1,66893410	1,58918872	0,07974538
16,7987	-0,0080	-0,00832008	0,00032008	-0,13438960	-0,13976649	0,00537689
17,0499	-0,1110	-0,11093378	0,00006622	-1,89253890	-1,89140988	0,00112902
17,2793	-0,2090	-0,20924879	0,00024879	-3,61137370	-3,61567257	0,00429887
17,4885	-0,3030	-0,30087149	0,00212851	-5,29901550	-5,26179097	0,03722453
BMHT	-	-	0,04894638	-	-	0,51635262

Tablo 6. Fotovoltaik Modülün Tek Diyot Modellemesi İçin Tasarım Katsayılarının Karşılaştırması

Parametre	AAO	GÖÖO	GBO	ÖĞİA	ÇTO
a	48,65369836	48,6428	48,6313	48,6866	48,13128
R_p (Ω)	987,15837492	981,9823	978,6771	1020,4	811,3721
R_s (Ω)	1,20101553	1,2013	1,2016	1,2014	1,217583
I_{id} (μA)	3,49223284	3,4823	3,4717	3,5233	3,047538
I_f (A)	1,03048056	1,0305	1,0305	1,0304	1,032091
Min(KOH)	$2,425094 \times 10^{-3}$	$2,425194 \times 10^{-3}$	$2,425233 \times 10^{-3}$	$2,4305 \times 10^{-3}$	$2,742457 \times 10^{-3}$
Ort(KOH)	$2,425108 \times 10^{-3}$	$2,4251 \times 10^{-3}$	$2,4269 \times 10^{-3}$	$2,493072 \times 10^{-3}$	-
S_s (KOH)	$1,18617 \times 10^{-8}$	$1,27 \times 10^{-17}$	$2,2364 \times 10^{-6}$	$4,652857 \times 10^{-5}$	-
	DGYAK	BT	KPSO	ÖA	ÖÖO
a	48,3948	48,8211	52,243	48,2889	48,44228
R_p (Ω)	845,2495	833,3333	1850,1	714,2857	548,666
R_s (Ω)	1,2062	1,1989	1,0755	1,2053	1,206
I_{id} (μA)	3,2774	3,6642	8,301	3,1756	3,280945
I_f (A)	1,0318	1,0331	1,0286	1,0313	1,031805
Min(KOH)	$3,88551 \times 10^{-3}$	$4,169322 \times 10^{-3}$	$4,212772 \times 10^{-3}$	$4,507511 \times 10^{-3}$	$6,567087 \times 10^{-3}$
Ort(KOH)	-	-	-	-	-
S_s (KOH)	-	-	-	-	-

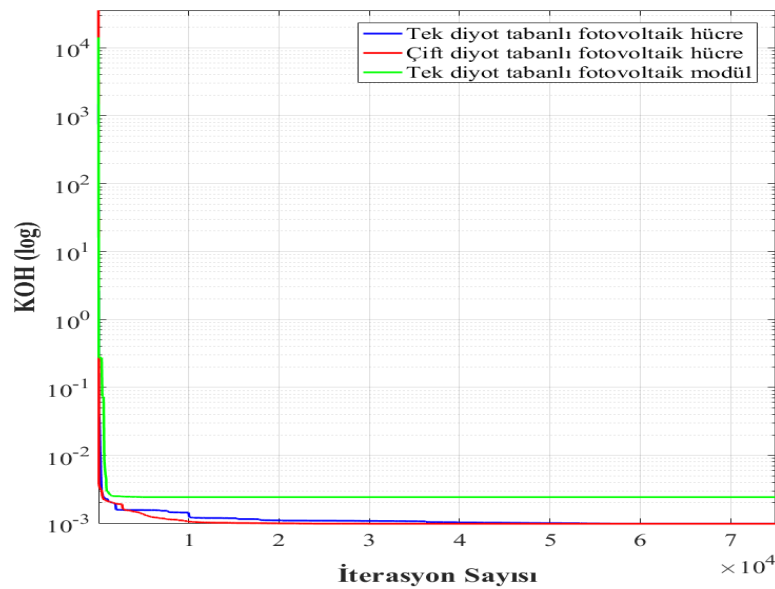


a)



b)

Şekil 5. Fotovoltaik modülün tek diyot modellemesi için gerçek ve tahmini sonuçların karşılaştırması
a) I-V karakteristik eğrisi b) P-V karakteristik eğrisi



Şekil 6. Fotovoltaik modül ve fotovoltaik hücre modellemeleri için yakınsama eğrileri

4. SONUÇLAR (CONCLUSIONS)

Bu çalışmada, farklı fotovoltaik modellerin bilinmeyen parametrelerini doğru bir şekilde tanımlamak için Afrika akbabaları optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Fotovoltaik hücre modellemelerinde elde edilen çıktılar değerlendirildiğinde; minimum karekök ortalama hata değeri tek diyot devre modeli için $9,860659 \times 10^{-4}$ olarak hesaplanırken, çift diyot devre modeli için $9,837632 \times 10^{-4}$ olarak bulunmuştur. Dolayısıyla, çift diyot modeli tabanlı AAO algoritması tek diyot modeli tabanlı AAO algoritmasından daha iyi parametre çıkarım performansı sergilemiştir. Ayrıca, çift diyot modeli tabanlı AAO algoritması literatürde yaygın olarak kullanılan ÖÖYAK, DGBYEO, GBO, YGHA, GGHA, YAK, ÖA, BT ve BBA algoritmalarından daha düşük karekök ortalama hata değeri sağlamıştır. Fotovoltaik modül modellemesinde elde edilen çıktılar değerlendirildiğinde, minimum karekök ortalama hata değeri tek diyot devre modeli için $2,425094 \times 10^{-3}$ olarak bulunmuştur. Tek diyot modeli tabanlı AAO algoritması literatürde sıklıkla kullanılan GÖÖO, GBO, ÖGİA, ÇTO, DGYAK, BT, KPSO, ÖA ve ÖÖ algoritmalarından daha iyi parametre çıkarım performansı göstermiştir. Sonuç olarak, AAO algoritması fotovoltaik hücrelerin ve fotovoltaik modüllerin gerçek akım-gerilim ve güç-gerilim karakteristiklerinin elde edilmesinde güçlü bir potansiyele sahiptir. Gelecek çalışmalarda, daha kararlı parametre değerleri tanımlamak için AAO algoritmasının yeni varyantları geliştirilmeli ve uygulanmalıdır.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Ismaeel, A.A.K., Houssein, E.H., Oliva, D., & Said, M. (2021). Gradient-based optimizer for parameter extraction in photovoltaic models. *IEEE Access*, 9, 13403-13416.
- [2] Khursheed, M.U.N., Alghamdi, M.A., Khan, M.F.N., Khan, A.K., Khan, I., Ahmed, A., Kiani, A.T., & Khan, M.A. (2021). PV model parameter estimation using modified FPA with dynamic switch probability and step size function. *IEEE Access*, 9, 42027-42044.
- [3] Ibrahim, I.A., Hossain, M.J., Duck, B.C., & Fell, C.J. (2020). An adaptive wind-driven optimization algorithm for extracting the parameters of a single-diode PV cell model. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 11(2), 1054-1066.
- [4] Ridha, H.M., Gomes, C., & Hizam, H. (2020). Estimation of photovoltaic module model's parameters using an improved electromagnetic-like algorithm. *Neural Computing and Applications*, 32(16), 12627-12642.
- [5] Muhsen, D.H., Ghazali, A.B., Khatib, T., & Abed, I.A. (2015). Parameters extraction of double diode photovoltaic module's model based on hybrid evolutionary algorithm. *Energy Conversion and Management*, 105, 552-561.
- [6] Ridha, H.M. (2020). Parameters extraction of single and double diodes photovoltaic models using Marine Predators Algorithm and Lambert W function. *Solar Energy*, 209, 674-693.
- [7] Chaibi, Y., Allouhi, A., & Salhi, M. (2020). A simple iterative method to determine the electrical parameters of photovoltaic cell. *Journal of Cleaner Production*, 269, 122363.
- [8] Ganesh Pardhu, B.S.S. & Kota, V. R. (2021). Radial movement optimization based parameter extraction of double diode model of solar photovoltaic cell. *Solar Energy*, 213, 312-327.
- [9] Et-torabi, K., Nassar-eddine, I., Obbadi, A., Errami, Y., Rmaily, R., Sahnoun, S., El fajri, A., & Agunaou, M. (2017). Parameters estimation of the single and double diode photovoltaic models using a Gauss-Seidel algorithm and analytical method: A comparative study. *Energy Conversion and Management*, 148, 1041-1054.
- [10] Long, W., Wu, T., Jiao, J., Tang, M., & Xu, M. (2020). Refraction-learning-based whale optimization algorithm for high-dimensional problems and parameter estimation of PV model. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 89, 103457.
- [11] Ndi, F.E., Perabi, S.N., Ndjakomo, S.E., Abessolo, G.O., & Mengata, G.M. (2021). Estimation of single-diode and two diode solar cell parameters by equilibrium optimizer method. *Energy Reports*, 7, 4761-4768.

- [12] Chen, X., Yu, K., Du, W., Zhao, W., & Liu, G. (2016). Parameters identification of solar cell models using generalized oppositional teaching learning based optimization. *Energy*, 99, 170-180.
- [13] Jamadi, M., Merrikh-Bayat, F., & Bigdeli, M. (2015). Very accurate parameter estimation of single- and double-diode solar cell models using a modified artificial bee colony algorithm. *International Journal of Energy and Environmental Engineering*, 7(1), 13-25.
- [14] Weng, X., Heidari, A.A., Liang, G., Chen, H., Ma, X., Mafarja, M., & Turabieh, H. (2021). Laplacian Nelder-Mead spherical evolution for parameter estimation of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 243, 114223.
- [15] Gude, S. & Jana, K.C. (2020). Parameter extraction of photovoltaic cell using an improved cuckoo search optimization. *Solar Energy*, 204, 280-293.
- [16] Yu, K., Qu, B., Yue, C., Ge, S., Chen, X., & Liang, J. (2019). A performance-guided JAYA algorithm for parameters identification of photovoltaic cell and module. *Applied Energy*, 237, 241-257.
- [17] Jian, X. & Zhu, Y. (2021). Parameters identification of photovoltaic models using modified Rao-1 optimization algorithm. *Optik*, 231, 166439.
- [18] Basset, M.A., Mohamed, R., Chakraborty, R.K., Sallam, K., & Ryan, M.J. (2021). An efficient teaching-learning-based optimization algorithm for parameters identification of photovoltaic models: Analysis and validations. *Energy Conversion and Management*, 227, 113614.
- [19] Long, W., Wu, T., Xu, M., Tang, M., & Cai, S. (2021). Parameters identification of photovoltaic models by using an enhanced adaptive butterfly optimization algorithm. *Energy*, 229, 120750.
- [20] Jiao, S., Chong, G., Huang, C., Hu, H., Wang, M., Heidari, A.A., Chen, H., & Zhao, X. (2020). Orthogonally adapted Harris hawks optimization for parameter estimation of photovoltaic models. *Energy*, 203, 117804.
- [21] Zhang, Y., Ma, M., & Jin, Z. (2020). Backtracking search algorithm with competitive learning for identification of unknown parameters of photovoltaic systems. *Expert Systems with Applications*, 160, 113750.
- [22] Zhang, Y., Huang, C., & Jin, Z. (2020). Backtracking search algorithm with reusing differential vectors for parameter identification of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 223, 113266.
- [23] Mi, X., Liao, Z., Li, S., & Gu, Q. (2021). Adaptive teaching-learning-based optimization with experience learning to identify photovoltaic cell parameters. *Energy Reports*, 7, 4114-4125.
- [24] Zhang, H., Heidari, A.A., Wang, M., Zhang, L., Chen, H., & Li, C. (2020). Orthogonal Nelder-Mead moth flame method for parameters identification of photovoltaic modules. *Energy Conversion and Management*, 211, 112764.
- [25] Liu, Y., Heidari, A.A., Ye, X., Liang, G., Chen, H., & He, C. (2021). Boosting slime mould algorithm for parameter identification of photovoltaic models. *Energy*, 234, 121164.
- [26] Deotti, L.M.P., Pereira, J.L.R., & Júnior, I.C.S. (2020). Parameter extraction of photovoltaic models using an enhanced Lévy flight bat algorithm. *Energy Conversion and Management*, 221, 113114.
- [27] Lekouaghet, B., Boukabou, A., & Boubakir, C. (2021). Estimation of the photovoltaic cells/modules parameters using an improved Rao-based chaotic optimization technique. *Energy Conversion and Management*, 229, 113722.
- [28] Premkumar, M., Jangir, P., Sowmya, R., Elavarasan, R.M., & Kumar, B.S. (2021). Enhanced chaotic JAYA algorithm for parameter estimation of photovoltaic cell/modules. *ISA Transactions*, 116, 139-166.
- [29] Chen, X. & Yu, K. (2019). Hybridizing cuckoo search algorithm with biogeography-based optimization for estimating photovoltaic model parameters. *Solar Energy*, 180, 192-206.

- [30] Long, W., Cai, S., Jiao, J., Xu, M., & Wu, T. (2020). A new hybrid algorithm based on grey wolf optimizer and cuckoo search for parameter extraction of solar photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 203, 112243.
- [31] Chen, H., Jiao, S., Heidari, A.A., Wang, M., Chen, X., & Zhao, X. (2019). An opposition-based sine cosine approach with local search for parameter estimation of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 195, 927-942.
- [32] Xiong, G. , Li, L., Mohamed, A.W., Yuan, X., & Zhang, J. (2021). A new method for parameter extraction of solar photovoltaic models using gaining-sharing knowledge based algorithm. *Energy Reports*, 7, 3286-3301.
- [33] Abdel-Basset, M., El-Shahat, D., Chakraborty, R.K., & Ryan, M. (2021). Parameter estimation of photovoltaic models using an improved marine predators algorithm. *Energy Conversion and Management*, 227, 113491.
- [34] Li, S., Gu, Q., Gong, W., & Ning, B. (2020). An enhanced adaptive differential evolution algorithm for parameter extraction of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 205, 112443.
- [35] Gao, S., Wang, K., Tao, S., Jin, T., Dai, H., & Cheng, J. (2021). A state-of-the-art differential evolution algorithm for parameter estimation of solar photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 230, 113784.
- [36] Hu, Z., Gong, W., & Li, S. (2021). Reinforcement learning-based differential evolution for parameters extraction of photovoltaic models. *Energy Reports*, 7, 916-928.
- [37] Liang, J., Ge, S., Qu, B., Yu, K., Liu, F., Yang, H., Wei, P., & Li, Z. (2020). Classified perturbation mutation based particle swarm optimization algorithm for parameters extraction of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 203, 112138.
- [38] Çelik, E., Öztürk, N. & Arya, Y. (2021). Advancement of the search process of salp swarm algorithm for global optimization problems. *Expert Systems with Applications*, 182, 115292.
- [39] Abdollahzadeh, B., Gharehchopogh F.S., & Mirjalili, S. (2021). African vultures optimization algorithm: A new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems. *Computers & Industrial Engineering*, 158, 107408.
- [40] Easwarakhanthan, T., Bottin, J., Bouhouch, I., & Boutrit, C. (1986). Nonlinear minimization algorithm for determining the solar cell parameters with microcomputers. *International Journal of Solar Energy*, 4, 1-12.
- [41] Chen, X., Xu, B., Mei, C., Ding, Y., & Lia, K. (2018). Teaching-learning-based artificial bee colony for solar photovoltaic parameter estimation. *Applied Energy*, 212, 1578-1588.
- [42] Liang, J., Qiao, K., Yuan, M., Yu, K., Qu, B., Ge, S., Li, Y., & Chen, G. (2020). Evolutionary multi-task optimization for parameters extraction of photovoltaic models. *Energy Conversion and Management*, 207, 112509.
- [43] Askarzadeh, A. & Rezaazadeh, A. (2012). Parameter identification for solar cell models using harmony search-based algorithms. *Solar Energy*, 86(11), 3241-3249.
- [44] Xiong, G., Zhang, J., Shi, D., & He, Y. (2018). Parameter extraction of solar photovoltaic models using an improved whale optimization algorithm. *Energy Conversion and Management*, 174, 388-405.
- [45] Oliva, D., Cuevas, E., & Pajares, G. (2014). Parameter identification of solar cells using artificial bee colony optimization. *Energy*, 72, 93-102.
- [46] El-Naggar, K.M., AlRashidi, M.R., AlHajri, M.F., & Al-Othman, A.K. (2012). Simulated annealing algorithm for photovoltaic parameters identification. *Solar Energy*, 86(1), 266-274.
- [47] AlHajri, M.F., El-Naggar, K.M., AlRashidi, M.R., & Al-Othman, A.K. (2012). Optimal extraction of solar cell parameters using pattern search. *Renewable Energy*, 44, 238-245.

- [48] Rajasekar, N., Kumar, N.K., & Venugopalan, R. (2013). Bacterial foraging algorithm based solar PV parameter estimation. *Solar Energy*, 97, 255-265.
- [49] Li, S., Gong, W., Yan, X., Hu, C., Bai, D., Wang, L., & Gao, L. (2019). Parameter extraction of photovoltaic models using an improved teaching-learning-based optimization. *Energy Conversion and Management*, 186, 293-305.
- [50] Yu, K., Liang, J.J., Qu, B.Y., Cheng, Z., & Wang, H. (2018). Multiple learning backtracking search algorithm for estimating parameters of photovoltaic models. *Applied Energy*, 226, 408-422.
- [51] Alam, D.F., Yousri, D.A., & Eteiba, M.B. (2015). Flower pollination algorithm based solar PV parameter estimation. *Energy Conversion and Management*, 101, 410-422.
- [52] Hachana, O., Hemsas, K.E., Tina, G.M., & Ventura, C. (2013). Comparison of different metaheuristic algorithms for parameter identification of photovoltaic cell/module. *Journal of Renewable & Sustainable Energy*, 5, 053122.
- [53] Wei, H., Cong, J., Lingyun, X., & Deyun, S. (2011). Extracting solar cell model parameters based on chaos particle swarm algorithm. *IEEE International Conference on Electric Information & Control Engineering*, 398-402, 15-17 April 2011, Wuhan, China.
- [54] Patel, S.J., Panchal, A.K., & Kheraj, V. (2014). Extraction of solar cell parameters from a single current-voltage characteristic using teaching learning based optimization algorithm. *Applied Energy*, 119, 384-393.
- [55] Yeşilbudak, M., Çolak, M., ve Bayındır, R. (2018). Ankara ilinin uzun dönem global güneş ışınım şiddeti, güneşlenme süresi ve hava sıcaklığı verilerinin analizi ve eğri uydurma metotlarıyla modellenmesi. *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi Part C: Tasarım ve Teknoloji*, 6(1), 189-203.