



POLİTEKNİK DERGİSİ

JOURNAL of POLYTECHNIC

ISSN: 1302-0900 (PRINT), ISSN: 2147-9429 (ONLINE)

URL: <http://dergipark.org.tr/politeknik>



Katı oksit yakıt pillerinin hücre gerilimini minimize etmek için limited-memory broyden-fletcher-goldfarb-shanno ve imparator penguen algoritmasının kullanılması

Using limited-memory broyden-fletcher-goldfarb-shanno and emperor penguin algorithm to minimize the cell voltage of solid oxide fuel cells

Yazar(lar) (Author(s)): Ramiz İlker Tuna¹, Faruk Ayata², Ebubekir Seyyarer³

ORCID¹: 0009-0002-0042-7605

ORCID²: 0000-0003-2403-3192

ORCID³: 0000-0002-8981-0266

To cite to this article: Tuna R., Ayata F. ve Seyyarer E., “Katı Oksit Yakıt Pillerinin Hücre Gerilimini Minimize Etmek İçin Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno ve İmparator Penguen Algoritmasının Kullanılması”, *Journal of Polytechnic*, *(*) : *, (*).

Bu makaleye şu şekilde atıfta bulunabilirsiniz: Tuna R., Ayata F. ve Seyyarer E., “Katı Oksit Yakıt Pillerinin Hücre Gerilimini Minimize Etmek İçin Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno ve İmparator Penguen Algoritmasının Kullanılması”, *Politeknik Dergisi*, *(*) : *, (*).

Erişim linki (To link to this article): <http://dergipark.org.tr/politeknik/archive>

DOI: 10.2339/politeknik.1296119

Katı Oksit Yakıt Pillerinin Hücre Gerilimini Minimize Etmek İçin Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno ve İmparator Penguen Algoritmasının Kullanılması

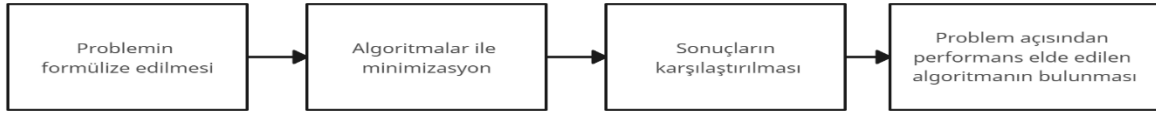
Using Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno and Emperor Penguin Algorithm to Minimize the Cell Voltage of Solid Oxide Fuel Cells

Önemli noktalar (Highlights)

- ❖ Katı oksit yakıt hücre gerilimi minimizasyonu / Solid oxide fuel cell voltage minimization
- ❖ Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno algoritması literatür taraması ve kullanılması / Literature review and use of the Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno algorithm
- ❖ İmparator Penguen Algoritmasının literatür taraması ve kullanılması / Literature review and use of emperor penguin optimization

Grafik Özet (Graphical Abstract)

Katı oksit yakıt pillerinin hücre gerilimini minimuma indirmek ve pillerin performansını arttırmak için L-BFGS-B algoritması ve İmparator Penguen algoritması kullanılarak optimizasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir./ Optimization studies were carried out using L-BFGS-B algorithm and Emperor Penguin algorithm to minimize the cell voltage of solid oxide fuel cells.



Şekil. Algoritma Karşılaştırması/Figure. Algorithm Comparison

Amaç (Aim)

L-BFGS-B algoritması ve İmparator Penguen algoritması karşılaştırılması amaçlanmıştır. / It is aimed to compare the L-BFGS-B algorithm and the Emperor Penguin algorithm.

Tasarım ve Yöntem (Design & Methodology)

Hücre gerilimi minimum girdi değerlerinin hesaplanması amacıyla L-BFGS-B algoritması ve İmparator Penguen algoritması kullanılmıştır./ L-BFGS-B algorithm and Emperor Penguin algorithm were used to calculate the cell voltage minimum input values.

Özgünlük (Originality)

Hücre gerilimi minimizasyon işleminde iki optimizasyon algoritması ve python programlama dili kullanılmıştır. / Two optimization algorithms and python programming language are used in cell voltage minimization process.

Bulgular (Findings)

Algoritmaların da hücre gerilimini minimize ettiği ve aynı değerleri sağladığı görülmüştür./ It has been seen that the algorithms minimize the cell voltage and provide the same values.

Sonuç (Conclusion)

L-BFGS-B algoritmasının bu problem için daha performanslı olduğu sonucuna ulaşılmıştır./ It has been concluded that the L-BFGS-B algorithm is more performant for this problem.

Etik Standartların Beyanı (Declaration of Ethical Standards)

Bu makalenin yazar(lar)ı çalışmalarında kullandıkları materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan ederler. / The author(s) of this article declare that the materials and methods used in this study do not require ethical committee permission and/or legal-special permission.

Katı Oksit Yakıt Pillerinin Hücre Gerilimini Minimize Etmek İçin Limited-Memory Broyden- Fletcher-Goldfarb-Shanno ve İmparator Penguen Algoritmasının Kullanılması

Araştırma Makalesi / Research Article

Ramiz İlker Tuna¹, Faruk Ayata², Ebubekir Seyyarer²

¹ Fen Bilimleri Enstitüsü, Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Türkiye

² Mühendislik Fakültesi, Van Yüzüncü Yıl Üniversitesi, Türkiye

(Geliş/Received : 13.05.2023 ; Kabul/Accepted : 8.02.2024 ; Erken Görünüm/Early View : 16.07.2024)

ÖZ

Optimizasyon yöntemleri çeşitli endüstriyel, bilimsel ve mühendislik uygulamalarında en verimli planlama stratejisi belirlemek, bir finansal portföyün en iyi dağılımını belirlemek, bir lojistik ağın en verimli şekilde tasarlanması veya bir yapay zekâ modelinin en iyi performansını elde etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışmada ise katı oksit yakıt pillerinin hücre gerilimini minimuma indirerek pillerin performansını arttırmak ve enerji verimliliğini iyileştirmek amaçlanmaktadır. Bu kapsamda L-BFGS-B algoritması ve İmparator Penguen algoritması ile yapılan optimizasyon çalışmalarında Faraday sabiti, Gaz sabiti, Aktivasyon polarizasyonu katsayısı, Ters akım yoğunluğu, Elektrot kalınlığı gibi değerler sabitlenerek sıcaklık (T), oksijen basıncı (p(O₂)), hidrojen basıncı (p(H₂)) ve su buharı basıncı (p(H₂O))'nın minimum gerilim için değerleri hesaplanmaktadır. İki optimizasyon yöntemi için de optimum sıcaklık değeri 1000 K, optimum oksijen basıncı değeri 1.0, optimum hidrojen basıncı değeri 0.000001 ve optimum su buharı basıncı değeri de 0.000001 olarak hesaplanmaktadır. İki optimizasyon yönteminde de minimum hücre gerilimi 0.6486 olarak hesaplanmış ancak L-BFGS-B algoritması sonuca 7 iterasyon ve 0.0046 saniye de ulaşmış; İmparator Penguen algoritması ise 150 iterasyon ve 1.18 saniye de ulaşmıştır. Analiz sonuçlarına göre iki yöntemin de hücre gerilim değerleri aynı olmasına rağmen iterasyon ve süre bakımından L-BFGS-B algoritmasının daha başarılı olduğu görülmektedir.

Anahtar Kelimeler: Katı oksit yakıt pilleri, Hücre gerilimi, L-BFGS-B, İmparator penguen.

Using Limited-Memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno and Emperor Penguin Algorithm to Minimize the Cell Voltage of Solid Oxide Fuel Cells

ABSTRACT

Optimization methods are widely used in various industrial, scientific, and engineering applications to determine the most efficient planning strategy, determine the best distribution of a financial portfolio, design a logistics network in the most efficient way possible, or achieve the best performance of an artificial intelligence model. In this study, the aim is to minimize the cell voltage of solid oxide fuel cells to improve their performance and energy efficiency. In the optimization studies carried out with the L-BFGS-B algorithm and Emperor Penguin algorithm, the values of temperature (T), oxygen pressure (p(O₂)), hydrogen pressure (p(H₂)), and water vapor pressure (p(H₂O)) are calculated for minimum voltage while the input values of Faraday constant, Gas constant, Activation polarization coefficient, Reverse current density, and Electrode thickness are fixed. For both optimization methods, the optimum temperature value is calculated as 1000 K, the optimum oxygen pressure value as 1.0, the optimum hydrogen pressure value as 0.000001, and the optimum water vapor pressure value as 0.000001. The minimum cell voltage was calculated as 0.6486 for both optimization methods, but the L-BFGS-B algorithm reached the result in 7 iterations and 0.0046 seconds, while the Emperor Penguin algorithm reached it in 150 iterations and 1.18 seconds. According to the analysis results, although the cell voltage values of the two methods are the same, it can be seen that the L-BFGS-B algorithm is more successful in terms of iteration and time.

Keywords — solid oxide fuel cells, cell voltage, L-BFGS-B, Emperor Penguin

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Optimizasyon yöntemleri, günümüzün karmaşık ve veri yoğunluğu yüksek problemlerinin çözümünde önemli bir rol oynamaktadır. Bu yöntemler, verilen

bir amaç fonksiyonunu, belirli kısıtlar altında, en iyi hale getiren değişkenlerin kombinasyonunu bulmayı amaçlamaktadır [1][2]. Optimizasyon problemleri birçok disiplinde, özellikle mühendislik, ekonomi, işletme, bilgisayar bilimi ve matematikte yaygın olarak kullanılmaktadır. Optimizasyon yöntemleri, problemlerin çözümünde kullanılan en etkili araçlardan biridir.

*Sorumlu Yazar (Corresponding Author)
e-posta : ilkeramiz@gmail.com

Katı Oksit Yakıt Pilleri (SOFC), yüksek sıcaklıklarda çalışan, yakıt gazı (genellikle hidrojen) ve oksijen arasındaki elektrokimyasal reaksiyonlardan elektrik enerjisi üreten bir teknolojidir [3][4]. SOFC'ler, enerji üretimi alanında birçok uygulama alanına sahiptir. Birçok SOFC sistemi, endüstriyel enerji üretimi için kullanılır. Bu sistemler, enerji verimliliğini artırmak ve CO₂ emisyonlarını azaltmak için geleneksel enerji üretim teknolojilerinin yerini almaya başlamıştır. SOFC'ler, elektrik üretiminin yanı sıra, işletme sırasında açığa çıkan ısı enerjisini de kullanarak kombine ısı ve güç üretimi (CHP) için de kullanılabilir. SOFC teknolojisi yüksek enerji verimliliği, düşük emisyonları ve çeşitli uygulama alanları nedeniyle giderek artan bir ilgi görmektedir. Endüstriyel enerji üretimi, taşıt ve denizcilik sektörleri, askeri uygulamalar, acil durum elektrik kaynakları gibi birçok alanda SOFC'lerin kullanımı hızla artmaktadır [5][6]. Bu artışla birlikte SOFC'lerin verimliliğini artırma adına optimizasyon işlemleri ile alakalı birden çok çalışma yapılmıştır. Mevcut literatürün taranması sonucunda SOFC hücrelerinin performansını artırmak için optimizasyon yöntemi kullanarak başarı sağlamış birkaç çalışma aşağıda verilmiştir.

Raj ve arkadaşları (2015) tarafından yapılan çalışmada, katı oksitli yakıt hücresinin üç önemli işletme parametresinin (sıcaklık, stoikiyometri ve nemlendirme derecesinin) hücre performansına etkisi sayısal olarak analiz etmişlerdir. Çalışmada, planar tipi SOFC ve parasitik yüklerin performans optimizasyonu için üç boyutlu bir matematiksel model kullanmışlardır. Sonuçlar, yüksek sıcaklık ve katot stoikiyometrisinin hücre performansını artırdığını, katot göreceli nemliliği arttıkça ise performansın azaldığını göstermiştir. Ayrıca, katot stoikiyometrisinin anot stoikiyometrisine göre hücre performansı üzerinde daha fazla etkisinin olduğu belirlenmiştir ancak, elde edilen performans kazancı, parasitik yük gereksinimleri ile dengelenmesi gerektiğini belirtmişlerdir. Çalışmanın sonucunda, yüksek performanslı planar tipi SOFC için optimum veya neredeyse optimum çalışma parametrelerinin seçimine yardımcı olabileceği değerlendirilmiştir [7].

Wang ve arkadaşları tarafından (2023) yapılan çalışmada, yenilenebilir kaynakların verimli kullanımı ve çevre dostu teknolojilerin geliştirilmesine odaklanan enerji sistemleri geliştiricilerinin son dönemdeki çalışmalarına dikkat çekilmektedir. Çalışmada, bir biyokütle sürücülü SOFC'nin rüzgar türbinleriyle hibritize edilerek emme yakıtının hidrojen konsantrasyonunun artırılması amaçlanmıştır. Rüzgar türbinleri tarafından üretilen elektrik, bir polimer elektrolit membran elektrolizörüne verilerek hidrojen üretimi sağlanmış ve SOFC'ye enjekte edilmiştir. Çalışmada, termodinamik yasalar temel alınarak uygunluk çalışmaları yapılmış ve üç ekserji temelli

çevresel gösterge kullanılarak performans artışı değerlendirilmiştir. Ayrıca, parametrik bir çalışma yapılarak işletme değişkenlerinin sistem performansı üzerindeki etkisi incelenmiş ve çok amaçlı bir optimizasyon yöntemi uygulanmıştır. Yapılan analizler sonucunda, rüzgar türbinleriyle hibritize edilen biyokütle sürücülü SOFC'nin önemli verimlilik artışı sağladığı görülmüştür. Optimal noktada, sistem genelinde çevresel hasar faktörü 0.0092 kW, net çıkış gücü ise 322 kW olarak elde edilmiştir [8].

Cheng ve arkadaşları (2020) tarafından yapılan çalışmada, doğru bir performans öngörü modeli oluşturmanın hem işletme koşullarının gerçekleştirilmesine hem de uzun vadeli performans öngörüsüne katkı sağlayacağı belirtilmiştir. Bu amaç doğrultusunda, zaman serisi modeli ile uyumlu olarak, SOFC sisteminin performans öngörüsü modelinin doğru bir şekilde oluşturulması için neural network autoregressive with external input (NNARX) yöntemi kullanılarak bir araştırma yapılmıştır. NNARX modelinin mimari regresör parametreleri, optimal setler için Taguchi orthogonal array (OA) yöntemi kullanılarak etkili bir şekilde belirlenmiştir. Belirlenen ve değerlendirilen optimal parametre seviyeleri, doğruluğunu kanıtlamak için bir varyans analizi (ANOVA) gerçekleştirmek üzere kullanılmıştır. Ayrıca, tahmin edilen modelin belirsizliğini incelemek ve aşırı uydurma ve az uydurma problemlerini çözmek için bir dizi istatistiksel kriter ve çok adımlı tahmin de kullanılmıştır. Bu kriterler, önerilen model mimarisinin performansını belirlemek için de kullanılmıştır. Çalışmanın tahmin edilen sonuçları, geliştirilen optimal model seviye parametrelerinin en az istatistiksel hatalara sahip olduğunu ve deneme yanılma sürecinin iş yükünü azalttığını göstermiştir [9].

Zhang ve arkadaşları tarafından (2023) yapılan çalışmada, kedi ve fare optimizasyonunun geliştirilmiş bir versiyonunu kullanarak katı oksit yakıt hücresi modellerindeki parametrelerin tanımlanması için yeni bir yöntem önerilmektedir. Oluşturulan model ile deneysel veriler arasındaki minimum kare hatası toplamı (SSE) ile bilinmeyen parametrelerin bulunması için bu yöntem kullanılmaktadır. Bu teknik, bir çalışma örneğine uygulanmış ve baskın duyarlılık değerlendirmesi ile doğrulanmıştır. Sonuçlar, birkaç diğer son teknikle karşılaştırılarak, deneysel verilerle en yüksek doğruluk seviyesini sağlamak için daha etkili olduğunu göstermektedir. Hassasiyet analizi, önerilen yöntemin 562.71°C, 650.81°C, 697.79°C, 747.87°C ve 780.80°C'deki sıcaklık değişimleri sırasında minimum SSE sağladığını ve bunların sırasıyla 9.53e-3, 6.95e-3, 5.53e-3, 5.08e-4 ve 4.29e-4 olduğunu göstermiştir. Ayrıca, 1 atm'den 5 atm'ye basınç değişimleri için önerilen yöntem, sırasıyla 4.05e-3, 3.37e-3, 2.76e-3, 1.95e-3 ve 1.62e-3 ile minimum SSE sağlamaktadır. Bu çalışmada, SOFC

modellerinde parametre tanımlama sürecinde geliştirilmiş bir kedi ve fare optimizasyon yöntemi kullanılmaktadır [10].

Wang ve arkadaşları (2022) tarafından, bir Katı Oksit Yakıt Hücre'sinin (SOFC) model kimliği belirlenirken optimal değişken seçiminin sağlanması amacıyla modifiye edilmiş gri kurt optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Ana hedef, tasarlanan model çıkış voltajı ile deneysel veriler arasındaki karesel hata değerini minimize etmektir. MGWO algoritması, diğer yöntemlerle karşılaştırılarak sistem verimliliğini iyileştirmek için kullanılmış ve sıcaklık ile basınç değişimlerine dayalı senaryolar üzerinde test edilmiştir. Elde edilen sonuçlar, önerilen teknikte elde edilen düşük karesel hata değerlerinin, farklı sıcaklık ve basınç değerleri için yüksek sistem verimliliği ile sonuçlandığını göstermektedir. Bu sonuçlar, önerilen yöntemin diğer karşılaştırılan tekniklere üstünlük sağladığını doğrulamaktadır.[11]

Khani ve arkadaşları (2016) tarafından, gaz türbini ile dolaylı entegrasyonu olan katı oksit yakıt hücresi-kombinasyon sistemi için genetik algoritma kullanılarak çoklu amaçlı optimizasyon çalışmaları yapılmıştır. Katı oksit yakıt hücresi ve gaz türbini farklı çalışma akışkanları ve farklı basınçlarda çalışır ve bu iki sistem arasında sadece ısı transferi gerçekleşir. Isı geri kazanım ünitesi, katı oksit yakıt hücresi-gaz türbini çıkış akımından sıcak su sağlamak için yerleştirilmiştir. Çoklu amaçlı optimizasyon, eksarji verimliliğinin maksimum olduğu ve ürünlerin birim maliyetlerinin toplamının minimum olduğu optimal tasarım koşulunu belirlemek için uygulanmıştır. Sonuçlar, termodinamik ve eksargoekonomik tek amaçlı optimizasyon durumları arasındaki bir denge noktasında olan, 55,11% eksarji verimliliğine ve 170,5 \$/GJ ürün birim maliyetlerinin toplamına sahip olan son optimal tasarımı elde edildiğini göstermektedir. Ayrıca, ısı geri kazanım ünitesi, yanma odası ve hava yamağı gibi bileşenlerin sistemin eksarji yok olmasına en çok katkıda bulunanlar olduğu ortaya çıkmıştır. Bunun yanı sıra, giriş eksarjisinin %44,3'ü sistem bileşenlerinde yok olmaktadır. Genel sistem eksargoekonomik faktörü ise %47,31'dir. Bu nedenle, bileşenlerin sermaye maliyetlerindeki bir artışın sistemin eksargoekonomik performansını iyileştireceği beklenmektedir. Ayrıca, yakıt hücresi akım yoğunluğu ve gaz türbini giriş hava akış hızının belirlenen amaç fonksiyonları arasındaki denge üzerinde en yüksek etkiye sahip olduğu gösterilmiştir [12].

L-BFGS-B algoritması, sınırlarla sınırlanmış bir noktada bir türevlenebilir çok değişkenli bir fonksiyonun minimumunu bulmak için kullanılan bir yöntemdir. Bu yöntem, L-BFGS yönteminin bir modifikasyonudur ve sınırların işlenmesi için kullanılan bir yaklaşımı içerir [13].

Byrd ve arkadaşları (1995) tarafından yapılan çalışmalarında bir dizi test probleminin çözümü için L-BFGS-B algoritmasının etkinliği incelenmiştir. Sonuçlar, L-BFGS-B algoritmasının yüksek doğrulukla optimize edilen fonksiyonların minimum değerlerini hesaplamak için kullanılabilirliğini göstermiştir [14].

Najafabadi ve arkadaşları (2017) tarafından yapılan çalışmada, L-BFGS (Limited-memory Broyden Fletcher Goldfarb Shanno) algoritması ile çeşitli makine öğrenmesi modellerinin eğitimi için parametre tahminini optimize etmeyi amaçlamışlardır. Ancak, parametre sayısı arttıkça, bu algoritmanın tek bir makinede uygulanması, sınırlı sayıda hesaplama kaynağı nedeniyle yetersiz kaldığı L-BFGS algoritmasının paralel olarak dağıtılmış bir sistemde uygulanması üzerine ağırlık verilmiştir. Bu sistem, bir dizi bilgisayar düğümünden oluşan bir kümeden oluşmaktadır. L-BFGS algoritmasının uygulanması için temel dağıtılmış sistem olarak açık kaynaklı HPCC Systems (High-Performance Computing Cluster) platformu kullanılmıştır. Çalışmada, öncelikle HPCC Systems çerçevesinin genel bir bakışı ve büyük veri analitiği için önemli olan paralel ve dağıtılmış hesaplamaların nasıl mümkün olduğu açıklanmaktadır. Sonrasında, L-BFGS algoritmasının bu platformda nasıl uygulandığı açıklanmaktadır. Deneysel sonuçlarımız, L-BFGS algoritmasının büyük ölçekli uygulamasının, sadece bilgisayar düğümü sayısını artırarak milyonlarca parametrelili modellerden milyarlarca parametrelili modellere kadar kolayca ölçeklenebildiğini göstermektedir. Bu çalışmada yapılan optimizasyon yöntemleri ve elde edilen sayısal veriler, büyük ölçekli makine öğrenmesi modellerinin eğitimi için yararlı bir araç olarak değerlendirilebileceği belirtilmiştir[15].

Li (2020) tarafından yapılan çalışmada, büyük ölçekli kutulu sınırlı nonsmooth optimizasyon problemleri için sınırlı bellek BFGS güncellemesiyle birleştirilmiş bir altuzay algoritması önerilmiştir. Bu algoritma, tüm iterasyon noktalarının uygun olduğunu ve amaç fonksiyonu dizisinin azaldığını garanti edebilir. Ayrıca, aktif kümenin hızlı değişimlerine izin verilir. Uygun koşullar altında küresel yakınsama elde edilir. Sayısal sonuçlar, bu yöntemin en büyük boyutlu test problemlerinin 11.000 değişkeni olduğu büyük ölçekli kutulu sınırlı nonsmooth optimizasyon için çok etkili olduğunu göstermektedir [16].

Gao ve diğerleri (2023) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, yüksek hızlı demiryolu (YHD) sistemlerindeki kablosuz iletişim ve genişbant talebinin artması, sistem tarafından daha yüksek enerji tüketimine neden olmaktadır. Bu enerji verimliliğini artırmak ve çoklu kullanıcı iletişiminde kaynakların adil bir şekilde dağıtılmasını sağlamak amacıyla, BFGS algoritması ve Armijo kriterini birleştiren bir algoritma kullanılmıştır. İlk olarak,

evrimleşmiş Node B'nin (eNB) ortalama iletim gücü, minimum iletim hızı ve kullanıcılar arasındaki adillik gibi kısıtlamaları içeren bir EV optimizasyon modeli oluşturulmuştur. Daha sonra, amaç fonksiyonu eşdeğer dönüşüm ile bir konveks optimizasyon problemine dönüştürülmüştür. Son olarak, BFGS algoritması ve Armijo kriterini birleştiren algoritma, amaç fonksiyonunu çözmek ve ardından sistemdeki her an için güç tahsis şemasını belirlemek için kullanılmıştır. Simülasyon sonuçları, önerilen şemanın zaman içinde aynı senaryoda geleneksel algoritmalara göre daha iyi bir EV performansı gösterdiğini ortaya koymaktadır. Farklı kullanıcı sayıları ve oransal hız kısıtlama koşulları altında, benimsenen şema kullanıcı iletişimi adillik eşliğini karşılamak üzere sistem EV'sini optimize edebilmektedir. Ayrıca, geleneksel güç tahsis şemasına kıyasla, önerilen algoritmanın eNB iletim gücü, adillik ve EV performansında önemli iyileştirmeler sağladığı görülmektedir.[17]

EPO algoritması, imparator penguenlerin sosyal davranışlarını taklit ederek, birden fazla alt popülasyon ve liderler arasında etkileşimler sağlayarak optimizasyon problemlerini çözer. Bu algoritma, birden fazla minimum nokta içeren karmaşık problemlerde de iyi sonuçlar verebilir [18].

Khalid ve arkadaşları (2023) tarafından yapılan çalışmada, EPO'nun icadından 2022'ye kadar olan süreçte algoritma varyasyonlarını kapsamlı bir şekilde gözden geçirmektedir. Literatür, algoritmanın benimsenmesinin ilerlemesini yansıtmak için kapsamlı bir şekilde incelenmiş ve yeni bir geliştirme alanı vurgulanmıştır. Algoritmanın avantajları ve dezavantajları, gelecekteki araştırmalar için değerli perspektifler sağlamak amacıyla incelenmiştir. Bu çalışma, özellikle EPO'nun etkinliği hakkındaki soruları cevaplamaktadır[19].

Xing'in (2020) çalışmasında, çok eşikli görüntü segmentasyonu için geliştirilmiş bir imparator penguen optimizasyonu (IEPO) algoritması temel alınarak yeni bir yöntem önerilmektedir. Çok eşikli hesaplamaların sayısı arttıkça, hesaplama karmaşıklığı da artmaktadır. Bu sorunu aşmak için, EPO algoritması renkli görüntüler için optimal çok seviyeli eşik değerlerini bulmak üzere kullanılmıştır. Ayrıca, arama yeteneğini artırmak ve sömürü ve keşif arasındaki dengeyi korumak amacıyla Gaussian mutasyonu, Levy uçuşu ve karşıtlık temelli öğrenme teknikleri entegre edilmiştir. IEPO algoritması, Kapur'un çok eşikli yöntemini optimize ederek Berkeley görüntüleri, Uydu görüntüleri ve bitki örtüsü görüntüleri üzerinde çeşitli deneyler gerçekleştirmiştir. Deneysel sonuçlar, IEPO'nun renkli görüntü segmentasyonu için etkili bir yöntem olduğunu ve daha yüksek performansla sahip olduğunu göstermektedir.[20].

Sameh ve arkadaşları (2021) tarafından yapılan çalışmada, PS (kısmi gölgelemeye) koşullarında

PV (fotovoltaik) sistemlerine göre nispeten yeni geliştirilmiş optimizasyon algoritmaları kullanılarak optimize edilmiş kontrol gerçekleştirilmiştir. Boost dönüştürücüsünün görev çevrimi başlangıç değeri PV dizilerinden çıkarılan gücün maksimuma çıkarılması için optimize edilmiştir. EPO, görev çevrimi başlangıç ayarının optimize edilmesinin yanı sıra, boost dönüştürücüsü ve PV sisteminin şebekeye bağlı invertöründe kullanılan denetleyicilerin kazançlarının ayarlanması için de önerilmiştir. EPO yöntemi ile alınan sonuçları karşılaştırmak için referans algoritması olarak parçacık sürüsü optimizasyonu (PSO) algoritması kullanılmıştır. Sonuç olarak EPO yönteminin optimizasyonu konusunda başarılı bulunduğu değerlendirilmiştir.[21].

Kumar ve arkadaşları (2022) tarafından yapılan çalışmalarında, son yıllarda gelişen kablosuz ağ cihazlarının kalite hizmeti, yüksek bant genişliği talebi, yüksek enerji tüketimi, veri işleme teknikleri ve çapraz katman tasarımı gibi bazı sorunlar sebebiyle veri toplama düğümlerinin kapasitesini etkilemesinden ve ağdaki düğüm arızalarına da neden olan sorunları çözmek için arı polinasyonu algoritmasını geliştirmişler ve veri toplama düğümlerinin arızalarını teşhis etmek için kullanılacak optimal bir imparator penguen optimizasyonu tabanlı bir algoritmayı önermektedirler. Bu algoritma ayrıca, veri toplama düğümlerinde enerji tasarrufu sağlamak için geliştirilmiş bir çiçek polinasyonu algoritmasını kullanmaktadır. Analiz ve simülasyon sonuçları, önerilen algoritmanın enerji tüketimi, sistem ömrü, gecikme, teslimat oranı, verimlilik ve yanlış pozitif oranı açısından mevcut tekniklerden daha iyi performans gösterdiğini ortaya koymaktadır [22].

Bu çalışmanın temel amacı, SOFC'lerin hücre gerilimini düşürmek için kullanılacak L-BFGS-B ve EPO optimizasyon yöntemlerini araştırmaktır. SOFC'ler, yüksek verimlilik ve düşük emisyonlu elektrik üretimi için umut verici bir teknoloji olsa da, yüksek hücre gerilimi düşük gerilimli çalışmaya uygun değildir. Bu nedenle, bu çalışmada L-BFGS-B ve EPO yöntemlerinin kullanılabilirliği incelemektir.

2. YÖNTEM (METHOD)

2.1 Katı Oksit Yakıt Pilleri (Solid Oxide Fuel

Cell)

SOFC'ler, yakıt ve oksijen arasındaki elektrokimyasal reaksiyonlar yoluyla doğru sıcaklık ve basınç altında elektrik enerjisi üreten bir çeşit yakıt hücresidir. Bu elektrokimyasal reaksiyonlar, katot (oksijen) tarafından hava veya oksijenin hücreye pompalanmasıyla başlar ve anot (yakıt) tarafından yakıtın hücreye verilmesiyle tamamlanır [23].

SOFC'nin gerilim çıkışı, hücrenin elektrokimyasal reaksiyonlarının sırasında oluşan elektromotor

kuvveti (EMF) ile belirlenir. EMF, yakıt ve oksijen arasındaki reaksiyonun termodinamik potansiyel farkından kaynaklanır. Hücresinin gerilim çıkışı, elektrot malzemesi, elektrot kalınlığı, elektrot porozitesi, elektrot/elektrolit ara yüzeyi, elektrolit kalınlığı ve sıcaklık gibi faktörlere bağlıdır [24]. Bir SOFC'nin gerilimi Nernst denklemi ile tanımlanabilir [25] :

$$E = E^{\circ} - \left(\frac{RT}{4F}\right) \ln\left(\frac{p(O_2)}{p}\right) - \left(\frac{aRT}{4F}\right) \ln\left(\frac{p(H_2)}{p(O_2)}\right) - \left(\frac{i_0L}{4F}\right) \left[\ln\left(1 + \left(\frac{p(H_2O)^2}{p(H_2)p(O_2)}\right)\right) + 2 \ln\left(1 + \frac{p(H_2)}{0.1}\right) \right] \left(\frac{RT}{4F}\right) \ln\left(\frac{p(H_2)p(H_2O)}{p(O_2)^2}\right)$$

(2.1)

- E burada hücre gerilimini ifade eder,
- E° ise standart elektrot potansiyelidir,
- R gaz sabiti,
- T mutlak sıcaklık,
- F Faraday sabitidir,
- $p(O_2)$, $p(H_2)$ ve $p(H_2O)$ sırasıyla oksijen, hidrojen ve su buharının kısmi basınçlarını ifade eder.

Nernst denklemi, SOFC'lerin termodinamik verimliliğinin hesaplanması ve yakıt hücresinin performansının optimize edilmesi için önemlidir. Ancak, gerçek dünya koşullarında hücre performansı, malzeme özellikleri, elektrot tasarımı ve diğer faktörler nedeniyle Nernst denkleminin tahminlerinden farklılık gösterebilir [26].

Çalışmada sıcaklık, oksijen basıncı, hidrojen basıncı ve su buharı basıncı değişken olarak kullanılmış; diğer değişkenler sabitlenmiştir. Minimum hücre gerilimini bulma amacı ile yapılan çalışmadaki sabit girdiler Tablo-1'de verilmiştir.

Tablo-1: Sabit girdiler (Constant inputs)

F	96485.33289	Faraday sabiti (Faraday constant) (C/mol)
R	8.314	Gaz sabiti (Gas constant) (J/mol.K)
a	0.5	Aktivasyon polarizasyonu katsayısı (Activation polarization coefficient)
i_0	0.000001	Ters akım yoğunluğu (Reverse current density) (A/cm ²)

L	0.01	Elektrot kalınlığı (Electrode thickness) (cm)
---	------	---

SOFC modellerinde hücre gerilimini optimize etmek için çeşitli yöntemler kullanılmaktadır. Bu yöntemlerin arasında nümerik optimizasyon yöntemleri, yapay zeka tabanlı yöntemler, sezgisel yöntemler ve meta-sezgisel algoritmalar yer almaktadır. Bu çalışmada L-BFGS-B ve İmparator Penguen Algoritması kullanılarak sonuçların karşılaştırılması ve değerlendirilmesi amaçlanmıştır. İlk olarak fonksiyonun minimize edilecek girdi parametreleri tanımlandı. Bu parametreler sırasıyla sıcaklık (T), oksijen basıncı ($p(O_2)$), hidrojen basıncı ($p(H_2)$) ve su buharı basıncı ($p(H_2O)$) idi. Fonksiyon, girdi parametreleri için sınır değerleri belirlendi. Bu sınır değerleri, optimum sonucun aranacağı aralığı belirlemek için kullanılır. Belirlenen sınır değer aralığı Tablo-2'de gösterilmiştir.

Tablo-2: Hesaplanacak girdi sınırları (Input limits to calculate)

Parametre	Minimum Değer	Maximum Değer
T	600	1000
$p(O_2)$	0.000001	1
$p(H_2)$	0.000001	1
$p(H_2O)$	0.000001	1

2.2 L-BFGS-B Algoritması (L-BFGS-B Algorithm)

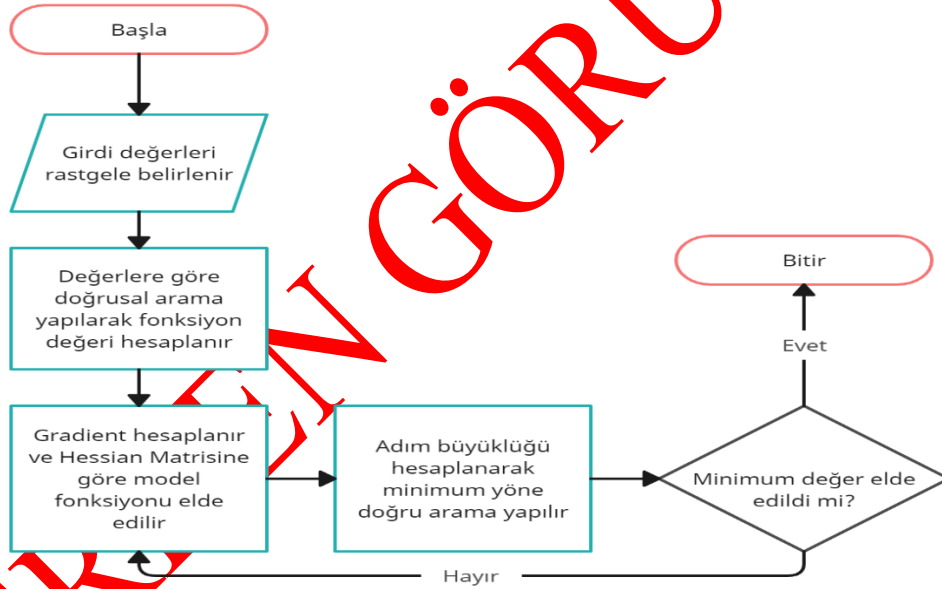
L-BFGS-B algoritması, sınırlarla birlikte değişken boyutlu fonksiyonların eniyileme sorunlarını çözmek için tasarlanmış bir yöntemdir. 'L' ve 'BFGS' terimleri, yöntemin 'Limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno' yöntemi olduğunu belirtirken, 'B' terimi yöntemin "bound-constrained" sınırları (alt ve üst sınırlar) kullanarak çalıştığını belirtir. BFGS (Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) algoritması, sınırlar dahilinde bir fonksiyonun minimumunu bulmak için kullanılan bir gradient bazlı optimizasyon algoritmasıdır. Bu algoritma, sonlu farklar yöntemi kullanarak bir fonksiyonun gradientini yaklaşık olarak hesaplar ve bunu bir çizgi arama (line search) yöntemi ile minimuma yakın bir değere iteratif olarak yaklaşır. BFGS algoritmasının birçok avantajı vardır. Öncelikle, bu algoritma, diğer yöntemlerde olduğu gibi hesaplama yapmak için Hessian matrisi gibi

birinci ve ikinci türevleri gerektirmez. Bunun yerine, gradient hesaplamalarını yaparak yaklaşık bir Hessian matrisi hesaplar ve iterasyonları gerçekleştirir. BFGS ayrıca, diğer yöntemlere göre daha az bellek kullanır, böylece daha büyük problemler üzerinde daha iyi performans gösterir. Ayrıca, bu algoritma, çoğu zaman diğer yöntemlerden daha hızlı sonuçlar verir ve yakınsama hızı oldukça yüksektir [27][28][29][30].

Aşağıdaki adımlar, L-BFGS-B algoritmasının ana hatlarını açıklamaktadır. Problem için belirlenen akış diyagramı Şekil-1' de gösterilmiştir.

1. Başlangıç noktası seçilir.
2. İlk olarak, doğrusal bir arama yapılır. Bu arama, türev (gradient) negatif yönünde belirli bir uzaklığa kadar hareket edilmesini içerir. Bu adımda, arama boyunca her bir iterasyonda yeni bir nokta seçilir ve bu nokta için fonksiyon değeri hesaplanır.

3. Bu adımda, fonksiyonun değerini ve türevini hesaplamak için seçilen noktalara dayanarak, bir model fonksiyonu yaklaşımı elde edilir. Bu model, mevcut iterasyonda hesaplanan fonksiyon değerleri ve gradientlerine dayanarak hesaplanır. BFGS yöntemi, bir ters Hessian matrisi yaklaşımı kullanarak bu model fonksiyonunu elde eder.
4. Elde edilen model fonksiyonu, bir çizgi arama algoritması ile minimuma yakın bir noktaya gider. Bu adımda, fonksiyonun değerinin minimum olacağı yön aranır ve daha sonra bu yön boyunca bir arama yapılır.
5. Model fonksiyonu, her bir iterasyonda güncellenir ve bu güncellenen fonksiyon tekrar minimuma yakın bir noktaya doğru hareket edilir. Bu adım, önceki iki adımın birleşiminden oluşur.
6. Bu adımlar, minimuma yakın bir nokta elde edilene kadar tekrarlanır.



Şekil-1. L-BFGS-B akış diyagramı (L-BFGS-B flow chart)

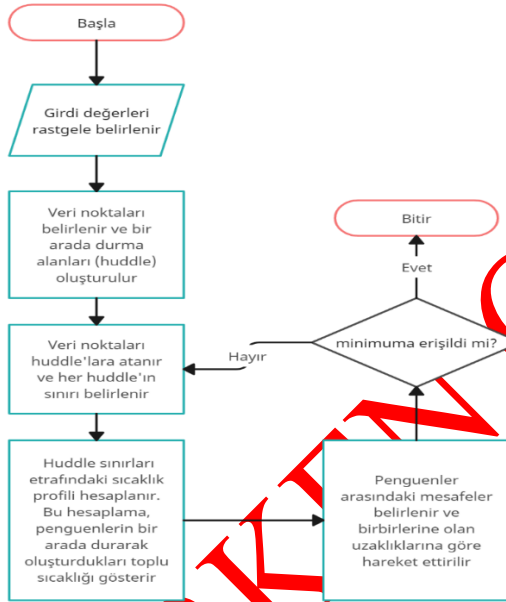
2.3 İmparator Penguen Algoritması (Emperor Penguin Algorithm)

İmparator Penguen (Emperor Penguin- EPO) algoritması, Antarktika kışı sırasında hayatta kalmak için hayati öneme sahip olan penguenlerin bir davranış stratejisi olan yakın gruplarda sıkı sıkıya bir arada durma yöntemini benimser. Bu davranış, enerji tasarrufu yapmalarına ve soğuktan korunmalarına

yardımcı olur. İmparator penguenlerin bir arada durma davranışı, dört bölüme ayrılmıştır: İmparator penguenlerin bir arada durma sınırını oluşturmak ve belirlemek, huddle (gruplaşma) sınırı etrafındaki sıcaklık profili hesaplamak, penguenler arasındaki mesafeyi belirlemek ve etkili hareket eden pengueni yeniden konumlandırmak. Bu algoritma, doğada var olan bir davranıştan esinlenerek geliştirilmiştir ve özellikle kümeleme problemlerinin çözümünde etkilidir[22].

EPO algoritmasının ana hatlarını aşağıdaki adımlarla açıklanmaktadır. Problem için belirlenen akış diyagramı Şekil-2' de gösterilmiştir.

1. Başlangıçta, rasgele bir şekilde dağılımı olan veri noktaları belirlenir ve bir arada durma alanları (huddle) oluşturulur.
2. Daha sonra, veri noktaları huddle'lara atanır ve her huddle'in sınırı belirlenir.
3. Huddle sınırları etrafındaki sıcaklık profili hesaplanır. Bu hesaplama, penguenlerin bir arada durarak oluşturdukları toplu sıcaklığı gösterir.
4. Penguenler arasındaki mesafeler belirlenir ve birbirlerine olan uzaklıklarına göre hareket ederler.
5. En etkili hareket eden penguen belirlenir ve yeniden konumlandırılır. Bu hareket, huddle'in merkezine doğru yönlendirilir.
6. Adımlar 2-5 tekrarlanarak algoritma optimize edilir ve sonuçlar elde edilir.



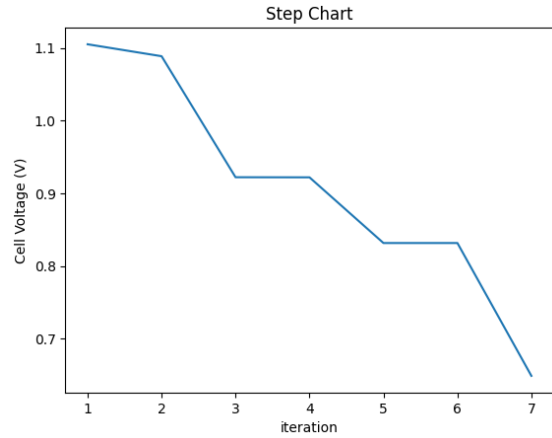
Şekil-2 EPO Akış Diyagramı (EPO Flow Chart)

3. BULGULAR (FINDINGS)

Katı oksit yakıt pilleri, temiz enerji üretimi için potansiyel olarak çok önemlidir. Ancak, pillerin hücre gerilimi, işletme koşullarına bağlı olarak değişebilir ve genellikle optimize edilmesi gereken bir parametredir. Bu çalışmada, L-BFGS-B ve İmparator Penguen algoritmaları hücre gerilimini minimize etmek için kullanılmıştır.

Tablo-3: L-BFGS-B algoritması iterasyon sayı ve değerleri (L-BFGS-B algorithm iteration numbers and values)

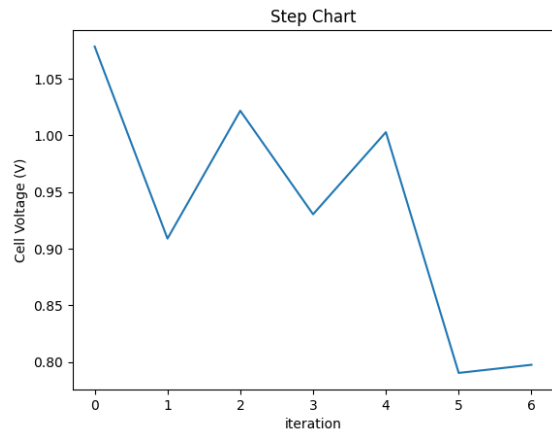
L-BFGS-B	
İterasyon Sayısı	Fonk. Değeri
1	1.1052448076721957
2	1.088804894354013
3	0.9221628319573336
4	0.9220188293796736
5	0.8315860206245731
6	0.831585749667787
7	0.6486766240118622



Şekil-3 L-BFGS-B algoritması iterasyon sayı ve değerleri grafiği (L-BFGS-B algorithm iteration number and values graph)

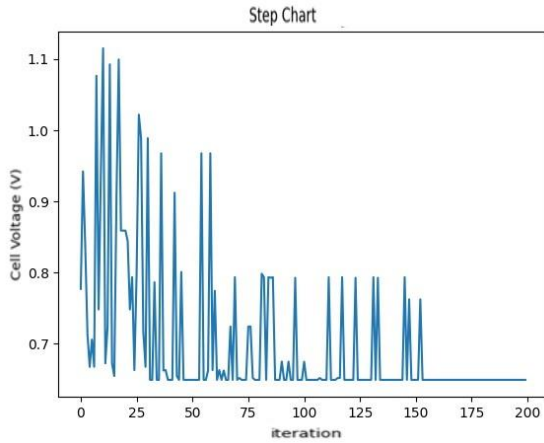
Tablo-4: EPO algoritması 7 iterasyon sayı ve değerleri (EPO algorithm 7 iteration numbers and values)

EPO	
İterasyon Sayısı	Fonk. Değeri
1	1.0785148939478955
2	0.908930715246288
3	1.0218235311644457
4	0.9303848299989947
5	1.0029005411619814
6	0.7903079702568532
7	0.797484416007669



Şekil-4 EPO algoritması 7 iterasyon sayı ve değerleri grafiği (EPO algorithm 7 iteration number and values graph)

Şekil-3 ve Şekil-4 te iki algoritmanın da problemin optimizasyonunda 7 iterasyonluk grafikleri verilmiştir. Şekil-3'te görüleceği üzere L-BFGS-B algoritması 7 iterasyonda global minimuma ulaşmış ayrıca Tablo-3' te her iterasyonda alınan değerler verilmiştir. Şekil-3 ve Tablo-3 'te görüldüğü üzere her adımda minimuma yakınsama görülmüştür. Şekil-4 ve Tablo-4 incelendiğinde EPO algoritması 7 iterasyonda global minimuma erişememiş ayrıca dalgalı bir grafik çizildiği adımlar arasında inişler ve çıkışlar olduğu görülmüştür.



Şekil-5 EPO algoritması iterasyon sayı ve değerleri grafiği (EPO algorithm iteration number and values graph)

Tablo-5: EPO algoritması iterasyon sayı ve değerleri (EPO algorithm iteration numbers and values)

EPO	
İterasyon Sayısı	Fonk. Değeri
1	0.8922945370949285
2	1.0898071067523352
3	1.1087571004332357
4	0.9567144071218268
5	0.8286834314262486
6	0.8390073374180156
....
149	0.7281627943441951
150	0.6486766240118622

Şekil-5 ve Tablo-5'te görüldüğü üzere EPO algoritması global minimuma 150 iterasyonda ulaşmıştır. Tablo-5'teki değerler ve Şekil-5'te ki grafik incelendiğinde adımlarda inişler ve çıkışlar olduğu görülmüştür.

Tablo-6: Optimizasyon sonuçları (Optimization results)

Algoritma	L-BFGS-B	EPO
T	1000.0 K	1000.0 K
(p(O ₂))	1.0	1.0
(p(H ₂))	0.000001	0.000001
(p(H ₂ O))	0.000001	0.000001
E	0.64867	0.64867
İterasyon Sayısı	7	150
Minimize Etme Süresi	0.0046 sn	1.18 sn

İki algoritma da SOFC hücre gerilimini minimize etmek için kullanıldı ve sonuçlar karşılaştırıldı. L-BFGS-B algoritması, minimum hücre gerilimi değerine ulaşmak için 7 iterasyon gerektirdi ve optimum sıcaklık, oksijen basıncı, hidrojen basıncı ve su buharı basıncı değerlerini sırasıyla 1000.0 K, 1.0, 0.000001 ve 0.000001 olarak belirledi bu değerleri 0.0046 saniye sürede hesaplamıştır. İmparator Penguen algoritması da minimum hücre gerilimi değerine ulaşmak için 150 iterasyon gerektirdi ve optimum sıcaklık, oksijen basıncı, hidrojen basıncı ve su buharı basıncı değerlerini sırasıyla 1000.0 K, 1.0, 0.000001 ve 0.000001 olarak belirledi bu değerler 1.18 saniye de hesaplanmıştır.

4. SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada katı oksit yakıt pillerinin hücre gerilimini minimuma indirmek ve pillerin performansını arttırmak için L-BFGS-B algoritması ve İmparator Penguen algoritması kullanılarak optimizasyon çalışmaları gerçekleştirilmiştir. Faraday sabiti, gaz sabiti, aktivasyon polarizasyonu katsayısı, ters akım yoğunluğu ve elektrot kalınlığı sabitlenmiş ve Tablo-1 de gösterilmiştir. Sıcaklık, oksijen basıncı, hidrojen basıncı ve su buharı basıncı girdi değerleri Tablo-2 de belirtilen sınırlar belirlenerek minimum gerilim için hesaplanmıştır.

Tablo-6'te gösterildiği gibi iki optimizasyon yöntemi de minimum hücre gerilimi değerini yaklaşık 0.6486 olarak hesaplamıştır. Ancak, L-BFGS-B algoritması sonuca 7 iterasyonda ve 0.0046 saniyede ulaşırken, İmparator Penguen algoritması 150 iterasyon ve 1.18 saniyede sonuca ulaşmıştır. Sonuçlar, minimize etme konusunda iki yöntemde başarılı olduğunu ancak L-BFGS-B algoritmasının İmparator Penguen algoritmasına göre daha iyi performans verdiğini göstermiştir.

Ayrıca L-BFGS-B algoritmasının Şekil-3'te verilen grafiği ve EPO algoritmasının Şekil-4'te verilen grafikleri karşılaştırıldığında sayısal bir optimizasyon modeli olan L-BFGS-B algoritmasının metasezgisel bir optimizasyon olan EPO 'ya göre global minimuma giden adımlarının daha tutarlı olduğu görülmüş; bununla metasezgisel optimizasyon yöntemlerinin başlangıç noktalarının

rastgelelik prensibine dayanasından dolayı olduğu değerlendirilmiştir.

Bu sonuçlar, katı oksit yakıt pillerinin performansını arttırmak ve enerji verimliliğini iyileştirmek için optimizasyon çalışmaları yaparken L-BFGS-B algoritmasının daha hızlı ve etkili bir seçenek olabileceğini göstermektedir. Bu nedenle, L-BFGS-B algoritmasının benzer optimizasyon problemleri için de başarılı sonuçlar verebileceği düşünülebilir. Ancak, İmparator Penguen algoritması gibi doğa esinli algoritmaların çok sayıda çözüm alanında kullanılabilmesi, L-BFGS-B algoritması gibi yerleştirici algoritmaların ulaşamayacağı global optimum noktalarını keşfetmesini mümkün kılmaktadır.

ETİK STANDARTLARIN BEYANI (DECLARATION OF ETHICAL STANDARDS)

Bu makalenin yazar(lar)ı çalışmalarında kullandıkları materyal ve yöntemlerin etik kurul izni ve/veya yasal-özel bir izin gerektirmediğini beyan ederler.

YAZARLARIN KATKILARI (AUTHORS' CONTRIBUTIONS)

Ramiz İlker TUNA: Algoritma kodlamaları yapmış ve sonuçlarını analiz etmiştir. / Made algorithm coding and analyzed the results.

Faruk AYATA: Algoritma kodlamaları yapmış ve sonuçlarını analiz etmiştir. / Made algorithm coding and analyzed the results.

Ebubekir SEYYARER: Algoritma kodlamaları yapmış ve sonuçlarını analiz etmiştir. / Made algorithm coding and analyzed the results.

ÇIKAR ÇATIŞMASI (CONFLICT OF INTEREST)

Bu çalışmada herhangi bir çıkar çatışması yoktur. / There is no conflict of interest in this study.

5. KAYNAKLAR (REFERENCES)

- [1] Gebrail Bekdaş, Sinan Melih Nigdeli, Melda Yücel, Aylın Ece Kayabekir "Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları ve Mühendislik Uygulamaları", Seçkin Yayıncılık (2021),".
- [2] Nurhan Karaboğa, "Optimizasyon Yöntemleri ve Matlab Uygulamaları", Nobel Akademik Yayıncılık (2023).
- [3] U.M. Damo, M.L. Ferrari, A. Turan, A.F. Massardo, "Solid oxide fuel cell hybrid system: A detailed review of an environmentally clean and efficient source of energy", *Energy* (2019).
- [4] S. Ahmad Hajimolana, M. Azlan Hussain, W.M. Ashri Wan Daud, M. Soroush, A. Shamiri, "Mathematical modeling of solid oxide fuel cells: A review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews* (2011).
- [5] S.C. Singhal, "Solid oxide fuel cells for stationary, mobile, and military applications", *Solid State Ionics* (2002).
- [6] Noriko Hikosaka Behling, "Fuel cells: Current technology challenges and future research needs", *Elsevier* (2005).
- [7] Raj, A., Sasmito, A.P., & Shamim, T. Influence of operating parameters on the performance of planar type solid oxide fuel cell and parasitic load: A numerical study. *Energy Conversion and Management*, **90**, 138-145 (2015).
- [8] Wang, D., Dahan, F., Chaturvedi, R., Almojil, S. F., Almohana, A. I., Alali, A. F., Almoalimi, K. T., & Alyousuf, F. Q. A. Thermodynamic performance optimization and environmental analysis of a solid oxide fuel cell powered with biomass energy and excess hydrogen injection. *International Journal of Hydrogen Energy*. Advance online publication. doi: <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2023.01.038> (2023).
- [9] Cheng, S.-J. ve Lin, J.-K., Performance Prediction Model of Solid Oxide Fuel Cell System Based on Neural Network Autoregressive with External Input Method, *MDPI Processes* (2020).
- [10] Zhang, J., Wu, W., & Mobayen, S. System identification of solid oxide fuel cell models using improved version of cat and mouse optimizer. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 45(1) (2023).
- [11] Jian Wang, Yi-Peng Xu, Chen She, Ping Xu, Hamid Asadi Bagal, "Optimal parameter identification of SOFC model using modified gray wolf optimization algorithm", *Elsevier, Energy* (2022).
- [12] Khani, L., Saberi Mehr, A., Yari, M., & Mahmoudi, S.M.s. Multi-objective optimization of an indirectly integrated solid oxide fuel cell-gas turbine cogeneration system. *International Journal of Hydrogen Energy* (2016).
- [13] Fei, Y., Rong, G., Wang, B., & Wang, W. Parallel L-BFGS-B algorithm on GPU. *Computers & Graphics*, **40**, 1-9 (2014).
- [14] Byrd, R. H., Lu, P., Nocedal, J., & Zhu, C. A limited memory algorithm for bound constrained optimization. *SIAM Journal on Scientific Computing*, **16**(5), 1190-1208 (1995).
- [15] Najafabadi, M. M., Khoshgoftaar, T. M., Villanustre, F., & Holt, J. Large-scale distributed L-BFGS. *Journal of Big Data* (2017).
- [16] Li, X. A limited memory BFGS subspace algorithm for bound constrained nonsmooth problems. *Journal of Inequalities and Applications* (2020).
- [17] Yunbo Gao, Guorong Wang, Cuiran Li, Maoqing Li, Xuan Cheng, "Energy-efficient power allocation algorithm based on the BFGS algorithm and the armijo criterion" *Elsevier, Sustainable Energy Technologies and Assessments* (2023).
- [18] Dhiman, G., & Kumar, V. Emperor penguin optimizer: A bio-inspired algorithm for engineering problems. *Knowledge-Based Systems*, **159**, 20-50 (2018).
- [19] Khalid, O.W., Mat Isa, N.A., & Mat Sakim, H.A. Emperor penguin optimizer: A comprehensive review based on state-of-the-art meta-heuristic algorithms. *Alexandria Engineering Journal*, **63**, 487-526 (2023).

- [20] Zhikai Xing, "An improved emperor penguin optimization based multilevel thresholding for color image segmentation" **Elsevier, Knowledge-Based Systems** (2020).
- [21] Sameh, M. A., Marei, M. I., Badr, M. A., & Attia, M. A. An optimized PV control system based on the emperor penguin optimizer. **Energies**, **14**(3), 751 (2021).
- [22] Kumar, B. S., & Rao, P. T. An Optimal Emperor Penguin Optimization Based Enhanced Flower Pollination Algorithm in WSN for Fault Diagnosis and Prolong Network Lifespan. **Wireless Personal Communications**, **127**(3), 2003-2020 (2022).
- [23] Detlef Stolten & Bernd Emonts, "Fuel Cells: Basics and Applications", **Wiley-VCH** (2010).
- [24] Li, G., Gou, Y., Qiao, J., Sun, W., Wang, Z., & Sun, K. Recent progress of tubular solid oxide fuel cell: From materials to applications. **Journal of Power Sources**, **477**, 228693 (2020).
- [25] Bard, A. J., & Faulkner, L. R. Electrochemical methods: fundamentals and applications (2nd ed.). **New York: Wiley** (2001).
- [26] Zhang, Y., Shi, J., Zeng, L. et al. Analysis of the Nernst equation for SOFCs with different fuel types. **J Solid State Electrochem** **16**, 951-960 (2012).
- [27] Nocedal, J., & Wright, S. J. Numerical optimization. **Springer Science & Business Media** (2006).
- [28] Nocedal, J., & Wright, S. Numerical optimization (Vol. 2). **Springer Science & Business Media** (2006).
- [29] El-Baz, A. M., Gouda, I. S., & El-Metwally, S. T. Comparative study between optimization algorithms for the solution of groundwater management problems. **Water resources management**, **29**(5), 1485-1499 (2015).
- [30] Byrd, R. H., Lu, P., Nocedal, J., & Zhu, C. A limited memory algorithm for bound constrained optimization. **SIAM Journal on Scientific Computing**, **16**(5), 1190-1208 (1995).

ERKEN GÖRÜNGÜ