



Elektrikli araçların hibrit enerji depolama sistemleri için akciğer performansına dayalı optimizasyon algoritması temelli kontrolör geliştirilmesi

Development of controller based on lungs performance optimization algorithm for hybrid energy storage systems of electric vehicles

Aydın Boyar¹, Yasin Kabalcı^{2,*}, Ersan Kabalcı³

^{1,3} Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 50300, Nevşehir Türkiye

² Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, 51240, Niğde Türkiye

Öz

Elektrikli araçlar, enerji tasarrufu yetenekleri ve egzoz kirliliğinin olmaması gibi avantajlarla fosil yakıtlı araçların yerini alma potansiyeline sahiptir. Ancak, saf elektrikli araçlar hâlâ kötü enerji tüketimi, uzun şarj süreleri ve kısa batarya menzili gibi kısıtlamalarla karşı karşıyadır. Bu nedenle elektrikli araçlarda hibrit enerji depolama sistemlerinin kullanılması yaygınlaşmaktadır. Bu çalışmada, akciğer performansına dayalı optimizasyon algoritması kullanılarak yeni bir kontrolör tasarımı gerçekleştirilmiş ve elektrikli araçların hibrit enerji depolama sistemlerinin enerji tüketim talepleri tasarlanan sistem ile optimize edilmiştir. Önerilen sistemin performans sonuçları literatürdeki diğer enerji yönetim sistemleri ile karşılaştırılmış ve bu çalışma ile önerilen sistemin önceki yöntemlerden çok daha üstün olduğu, tipik olarak ise enerji tüketimini %21.86 oranında düşürdüğü sonucuna ulaşılmıştır.

Anahtar kelimeler: Elektrikli araç, Hibrit enerji depolama sistemi, Meta sezgisel algoritma, Optimizasyon

1 Giriş

Benzin, petrol, dizel gibi fosil yakıtlarla çalışan motorlar, dünya karbon dioksit emisyonlarının %25'ine katkıda bulunmaktadır [1 - 4]. Tehlikeli olmasının yanı sıra, içten yanmalı motorlar sadece %20'lik bir enerji dönüşüm verimliliğine sahiptir. Benzer diğer faktörler nedeniyle, son yıllarda elektrik gücünden kısmen ve/veya tamamen beslenen elektrikli araçlar (EA) üzerinde yapılan araştırmalar büyük ilgi görmüştür. %60'a kadar olan güçlü enerji dönüşüm verimliliği ile tüm yolcu araçlarının 2050 yılına kadar %100 sıfır emisyonlu araçlar haline geleceği öngörülmektedir [5, 6].

EA'ların, otomotiv endüstrisinin geleceğinde daha fazla yer alacağı beklenmektedir. Enerji tasarrufu yetenekleri ve karbon salınımının olmaması nedeniyle, elektrikli araçların içten yanmalı yakıtlı araçların yerini alma potansiyeli yüksektir. Ancak, saf elektrikli araçlar hala aşırı enerji tüketimi, uzun şarj süreleri ve düşük menzil gibi kısıtlamalarla karşı karşıyadır. EA'ların menzilin ve enerji verimliliğini artırmaya olan ilgi, batarya ve kapasitörlerden oluşan hibrit enerji depolama sistemlerinin (HEDS)

Abstract

Electric vehicles (EVs) have the potential to replace fossil fuel vehicles with advantages such as energy-saving capabilities and lack of exhaust pollution. However, pure electric vehicles still face limitations such as poor energy consumption, long charging times, and short battery range. Therefore, the use of hybrid energy storage systems (HESS) in EVs is becoming widespread. In this study, a new controller design was realized using the lungs performance-based optimization (LPO) algorithm and the energy consumption demands of EV HESS were optimized thanks to the designed system. The performance results of the proposed system were compared with other EV HESS management systems in the literature, and it was concluded in this study that the proposed LPO-based system is much superior to previous methods, typically reducing energy consumption by %21.86.

Keywords: Electric vehicle, Hybrid energy storage systems, Metaheuristic algorithm, Optimization.

kullanılmasına yol açmıştır. HEDS; kapasite, şarj/deşarj süresi ve ömür döngüleri arasında optimal bir denge sağlamak için hem bataryaların hem de kapasitörlerin avantajlarını birleştirir. Bu dengeyi korumak için EA'nın çalışma koşullarına dayalı enerji dağıtımını üzerine HESS için yönetim ve kontrol sistemleri araştırılmaktadır [5, 7].

Bulanık mantık kontrol yöntemi gerçek zamanlı enerji tüketimi optimizasyonunda endüstri tarafından kullanılan yönetim ve kontrol sistemlerinin temelini oluşturmaktadır. Ancak son dönemdeki makine öğrenmesi algoritmalarındaki gelişmeler ve meta sezgisel algoritmaların geliştirilmesi, bilim insanlarının HEDS yönetim ve kontrol sistemlerinde optimizasyon algoritmalarının kullanımını araştırmasına neden olmuştur. Doğadan ilham alan meta sezgisel optimizasyon algoritmaları, aşırı öğrenme makinesinde (AÖM) popüler bir alan haline gelmiştir. AÖM, en yaygın yapay sinir ağı (YSA) olan tek gizli katmanlı ileri beslemeli ağlar (TGİA) için geliştirilmiş son derece hızlı bir eğitim yöntemidir. Bu algoritmalar doğal olaylardan esinlenilerek, yaşayan organizmaların hayatta kalma mekanizmalarının temelinde geliştirilmiştir [8].

* Sorumlu yazar / Corresponding author, e-posta / e-mail: yasinkabalcı@ohu.edu.tr (Y. Kabalcı)

Geliş / Received: 09.03.2024 Kabul / Accepted: 30.05.2024 Yayınlanma / Published: 15.07.2024

doi: 10.28948/ngumuh.1449613

AÖM performansını artırmaya yönelik çabalar yıllar içinde meta sezgisel algoritmaların geliştirilmesine yol açmıştır. Bu teknikler, çeşitli problemleri çözmedeki esneklikleri, yerel minimuma sıkışma olasılıklarının daha düşük olması ve gradyan içermeyen bir mekanizma kullanmaları nedeniyle popüler hale gelmişlerdir. Bunun sonucunda daha hızlı bir şekilde bir çözüme yakınsamalarını sağlamıştır [9]. Meta sezgisel algoritmalar doğadan esinlendikleri için tüm problem arama alanını taramadan optimal bir çözüme ulaşır, böylece hem çözümleme hızını artırır hem de hesaplama maliyetlerini azaltır. Mühendislik alanındaki HEDS kontrolü gibi pratik optimizasyon problemleri, bir veya daha fazla doğrusal/doğrusal olmayan eşitlik/eşitsizlik kısıtlamalarına dayanarak optimal parametrelerin belirlenmesini içermektedir [8]. Stokastik optimizasyon yöntemlerinin uygulanması mühendislik alanında popüler hale gelmiştir.

Elektrikli araçların tasarımı ve uygulanması kavramı yüz yıl öncesine dayanmaktadır. Elektrikli araçların ticari üretimi ve uygulanmasının önemli bir engeli, menzil kısıtlaması olmuştur [10]. Bu kısıtlamayı aşan hibrit araçların geliştirilmesi 2000'lerin başlarında başlamıştır. Ancak, 2000'lerin sonlarında, batarya üretim teknolojisindeki gelişmeler, deneysel olarak başlayan saf elektrikli araç kavramını ticari bir ürüne ve motor endüstrisinin geleceğine dönüştürmüştür [11].

Bugün var olan saf elektrikli araçların pratik menzili 160 km ile 600 km arasındadır [12], ancak hala içten yanmalı motorlu araçların yeterliliğiyle yarışmamaktadır. Bunu başarmak için, EA'larda HEDS'nin uygulanması araştırılmaktadır [7]. HEDS, genellikle bataryalar ve kapasitörler gibi birbirini tamamlayan iki veya daha fazla türde enerji depolama teknolojilerinden oluşur. Birbirlerini tamamlayan özellikleri, hibrit enerji depolama sistemlerinin bataryalar, yakıt pilleri ve süper kapasitörler gibi geleneksel tek bileşenli enerji depolama cihazlarını geride bırakmalarını sağlar [13]. Bu menzili artırma çözümü, sadece elektrikli araçlardaki enerji depolama sistemlerinin daha da geliştirilmesine bağlı olmamakla birlikte aynı zamanda farklı çalışma koşullarında en iyi verimlilik için enerji dağıtımının yönetimi ve kontrolüne de bağlıdır.

HEDS'ler genellikle aktif, yarı-aktif ve pasif olarak adlandırılan üç kategori altında sınıflandırılır. Aktif karma güç kaynağı, seri olarak bağlanmış iki tümleşik DA/DA dönüştürücü ile batarya ve kapasitörlerden oluşur. Pasif HEDS için, bir batarya ve ultrakapasitör doğrudan paralel bağlanır ve ikisinin gerilimi gerçek zamanlı olarak senkronize edilir. Yarı-aktif HEDS, yalnızca bir DA/DA dönüştürücüye sahip olup çeşitli kontrol stratejilerinin uygulanabilir olduğu bir yapıda olması nedeniyle performans ve maliyet arasında bir denge sağlamaktadır. Yarı-aktif yapılar, batarya uç yükü ve kapasitör uç yükü şeklinde iki türdedir.

EA'lar için yeni bir HEDS [13, 14] numaralı çalışmalarda optimizasyon odaklı olarak önerilmiştir. Sistem, geleneksel şehir içi sürüş koşullarında ultrakapasitör gerilimini akü gerilimine kıyasla daha yüksek tutmak için bir DA/DA dönüştürücü kullanılmaktadır. Ultrakapasitör güç iletiminden kaynaklanan büyük gerilim değişimleri

sorununu çözmek için geri besleme kontrollü bir DA/DA dönüştürücünün kullanılır. Bu sistem, sürüş motorunun performansını etkilemeden enerji kontrolü ve optimizasyonuna olanak sağlar [10].

EA'lardaki entegre batarya/ultrakapasitör HEDS'ler için etkili enerji yönetim sistemleri (EYS) geliştirmek amacıyla kapsamlı araştırmalar yapılmıştır. Deterministik kurallara dayalı yöntemlerde, sezgisel insan deneyimine dayanan *if-else* paradigmaları şeklinde çalışmalar önerilmiştir [15 - 17]. Bu çalışmalarda, araştırmacılar EA motoru tarafından talep edilen akım için bir eşik değeri belirlemişlerdir. EA bataryası eşik değerin altında işlev görmekte, talep edilen akım eşik değeri aşıldığında ise gerekli gücü sağlamak için ultrakapasitör devreye girmektedir. Diğer kural tabanlı HEDS enerji yönetimi algoritmaları [18, 19] numaralı çalışmalarda önerilmiştir. Bu çalışmalarda ise eşik değeri motorun talep ettiği güce göre belirlenmektedir. Bu şekilde, motorun hem gerilim hem de akım ihtiyaçları dikkate alınmaktadır. [20] numaralı çalışmada EA'lar için enerji depolama sistemlerinin güç yönetimini meta sezgisel algoritmalar ile yönetmek için benzetilmiş tavlama (BT) ve parçacık sürü optimizasyonu (PSO) algoritmalarının performansına odaklanılmıştır. Yakın zamanda yayımlanmış yeni bir çalışma olan [8] numaralı çalışmada ise yazarlar, efendi-köle salp sürüsü optimizasyonu (EKSSO) algoritmasının HEDS sistemlerinde YYS performansını araştırmışlar ve önerdikleri yöntemin sonuçlarını salp sürü algoritması (SSA), dinamik algoritma (DA), güven alevi optimizasyonu (GAO) algoritması ve PSO gibi diğer popüler meta sezgisel algoritmalar ile karşılaştırmışlardır.

Bu çalışmada ise insan vücudundaki akciğerlerin düzenli ve akıllı performansından ilham alınarak 2024 yılında önerilmiş bir meta sezgisel algoritma olan akciğer performansına dayalı optimizasyon (APO) algoritmasının EA HEDS sistemlerinde enerji talebinin yönetilmesindeki performansı araştırılmıştır. Öncelikle, APO temelli EA HEDS sistem tasarımı gerçekleştirilmiş, ardından geliştirilen yönetim sisteminin performansı kapsamlı olarak analiz edilmiştir. Simülasyon çalışmaları gerçekleştirilirken güvenilir bir karşılaştırma yapılabilmesi için literatürde önceden rapor edilen sistemlerin kullandığı parametreler aynen alınmıştır. Önerilen sistemin performans sonuçları literatürdeki rakip EA HEDS yönetim sistemleri ile karşılaştırılmış ve bu çalışma ile önerilen APO temelli sistemin önceki yöntemlerden çok daha üstün olduğu görülmüştür.

2 Sistem modeli

Tipik bir EA HEDS sistem modeli Şekil 1'de görülmektedir. Bu model temelinde, bir lityum iyon batarya modülünün bir ultrakapasitör modülü ile paralel olarak bir araya gelmesinden oluşur. Lityum iyon piller yüksek depolama kapasitesine sahip olması nedeniyle günümüzde elektrikli araçlarda sıklıkla tercih edilirler. Ancak, lityum iyon piller kullanıldıkça zamanla bozulur ve daha kısa süreler içinde hızlı deşarj veya şarj olmaya başlar. Büyük miktarda akım çekmek, aşırı ısınmaya ve dolayısıyla akım düzenlemesi gereksinimine yol açabilir. Öte yandan, ultrakapasitörler sınırlı kapasiteye sahip olsa da bozulmadan

çok hızlı şarj ve deşarj süresine sahip olma (tipik olarak 1 milyondan fazla kez) avantajına sahiptirler. HEDS'in EA'larda kullanılması, sürüş döngüsünde gereken yeterli gücü sağlarken, pil bozulmasını en aza indirmeyi amaçlar. Bu kapsamda, uygun bir kontrol stratejisi Şekil 2'de olduğu gibi modellenebilmektedir.

EV'ler için tipik olarak seri ve paralel olarak bağlanmış bir dizi hücre kullanımı sayesinde 200 V ile 500V aralığında yüksek gerilimli ve 20 kWh ile 100 kWh aralığında yüksek kapasiteli bir batarya modülü elde edilmektedir. Uygun bir model, bataryayı bir gerilim kaynağı olarak ve dahili direnci ise seri olarak bağlanmış bir rezistans olarak karakterize eder ve gerilim çıkışı şarj durumuna (SD) bağlıdır. Herhangi bir bataryanın SD parametresi matematiksel olarak aşağıdaki eşitlik ile tanımlanır [8].

$$SD_B = \frac{Q_B}{Q_n} = \frac{Q_B}{Q_{ilk}} \cdot SD_{B_{ik}} \quad (1)$$

Burada Q_B batarya modülünde depolanan mevcut enerji miktarını, Q_n ise batarya modülünün nominal kapasitesini göstermektedir. %15 ile %90 aralığındaki batarya gerilimi V_B yaklaşık olarak,

$$V_B = V_B - (K \cdot SD_B) \quad (2)$$

şeklinde tanımlanır ve burada K 0.0007 değerindeki bir düzeltme parametresidir. Bununla birlikte bataryadan çekilen akım değeri I_B ,

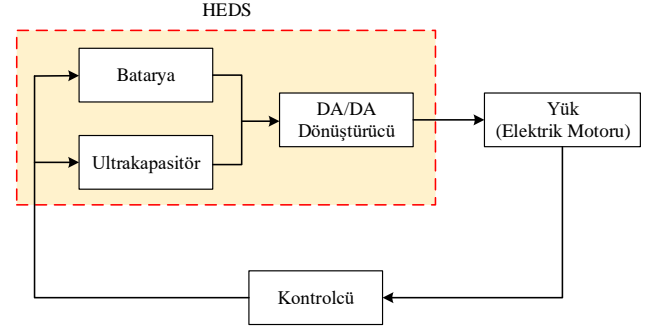
$$I_B = \frac{V_B \pm \sqrt{V_B^2 - 4R_B \cdot P_B}}{2R_B} \quad (3)$$

olarak yazılabilir. Burada R_B ve P_B sırasıyla batarya iç direncini ve batarya toplam gücünü ifade etmektedir.

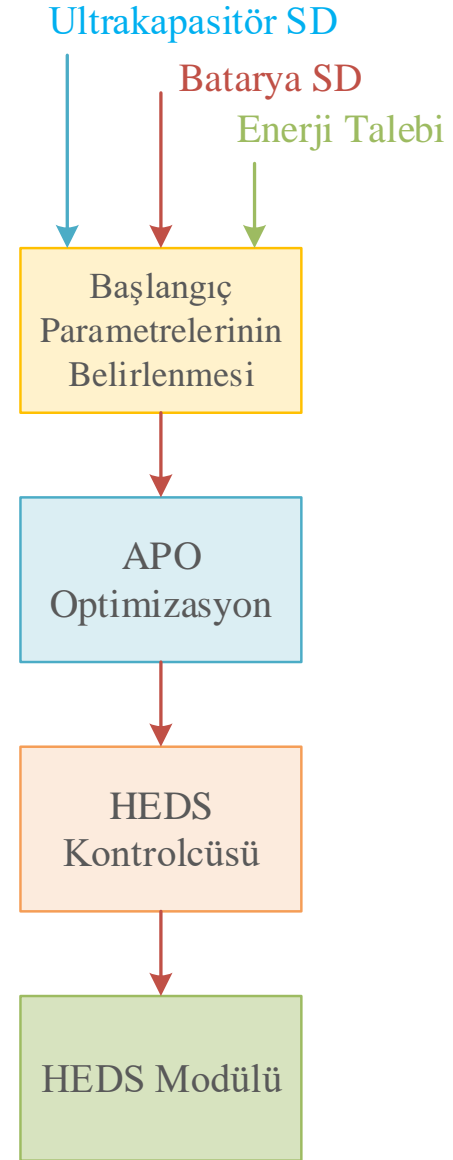
Ultrakapasitörler, düşük gerilim değerlerinde çalışan tipik kondansatörlere kıyasla çok daha yüksek kapasiteye sahiptir. EA HEDS'te kullanılan ultrakapasitörler yaklaşık 400 F değerindedir. Bu tür kondansatörler, yüksek şarj ve deşarj gücüne sahip elektrolitik kondansatörlere kıyasla birim hacim başına önemli miktarda enerji depolama avantajı sunarlar. Çok uzun yaşam döngülerine sahip olduklarından dolayı, EA'larda yükü depolamak için kullanılan ultrakapasitörlerin yaşam kaybı ihmal edilir. Ultrakapasitör terminallerindeki gerilim, şarj durumuna göre doğrusal olarak değişmektedir. Bu gerilim, ultrakapasitörde depolanan enerjiden ve kapasitandan hesaplanabilir:

$$V_{UK} = \frac{0,5 \cdot Q_{UK}}{C_{UK}} + \sqrt{\left(\frac{0,25 \cdot Q_{UK}}{C_{UK}}\right)^2 - P_{UK} \cdot R_{UK}} \quad (4)$$

Burada Q_{UK} ultrakapasitörde depolanan enerjiyi, C_{UK} ultrakapasitörün kapasitesini, R_{UK} ultrakapasitörün iç direncini ve P_{UK} kapasitör yüküne karşılık gelmektedir.



Şekil 1. EA HEDS modelinin blok diyagramı



Şekil 2. HEDS kontrol stratejisinin blok diyagramı

Bununla birlikte ultrakapasitörün SD parametresi Denklem (1)'e benzer bir yaklaşımla aşağıdaki gibi tanımlanır [8].

$$SD_{UK} = \frac{Q_{UK}}{Q_{UK_n}} = \frac{Q_{UK}}{Q_{UK_{ik}}} \cdot SD_{UK_{ik}} \quad (5)$$

EA'lerde HEDS'in kontrolü ve optimizasyonu; enerji talebinin ultrakapasitör ve batarya modülleri arasında dağıtılması, bataryanın ömür döngüsünü artırmak için şarj ve deşarj hızının düzenlenmesi ve sistemdeki enerji kaybının en aza indirilmesi gibi işlevleri içeren bir kontrolcü aracılığıyla gerçekleştirilir. Bununla birlikte, enerji talebi, batarya gücü ve ultrakapasitör gücünün toplamı tarafından karşılanmalıdır. Enerji talebi (E_{Talep}), sistem kayıpları göz ardı edilerek ve 1 saniyelik zaman periyodu dikkate alınarak,

$$E_{Talep} = P_B + P_{UK} \quad (6)$$

şeklinde tanımlanır. Batarya ve ultrakapasitörün çıkışları; bu donanımların SD durumuna ve bataryanın akım sınırları aşmayacak olan güç talebine bağlıdır. Bunu garanti altına almak için ise enerji dağılım faktörleri K_B ve K_{UK} aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır [21]:

$$\begin{aligned} P_B &= K_B \cdot E_{Talep} \\ P_{UK} &= K_{UK} \cdot E_{Talep} \\ K_{UK} &= 1 - K_B \end{aligned} \quad (7)$$

3 HEDS optimizasyonu ve akciğer performansına dayalı optimizasyon (APO) algoritması

HEDS'teki enerji tüketimi motor kayıpları, hat kayıpları, DA/DA dönüştürücü kaybı, kapasitör ve batarya kayıpları gibi çeşitli bileşenlerden kaynaklanmaktadır. Optimizasyon için dikkate alınan ana kayıplar kapasitör ve batarya kayıpları olup, aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır.

$$\begin{aligned} E &= P_B + P_{UK} + E_B^k + E_{UK}^k \\ E_B^k &= I_B^2(t) \cdot R_B \\ E_{UK}^k &= I_{UK}^2(t) \cdot R_{UK} \end{aligned} \quad (8)$$

burada P_B ve P_{UK} sırasıyla batarya gücünü ve ultrakapasitör gücünü nitelerken, E_B^k ve E_{UK}^k ise sırasıyla bataryadan kaynaklanan enerji kaybını ve ultrakapasitörden kaynaklanan enerji kaybını göstermektedir.

Batarya ve ultrakapasitörün SD'sinin her ikisi için de yüksek olduğunda (örneğin 1'e yakın olduğunda) SD'nin batarya ve ultrakapasitör arasındaki enerji dağılımı üzerinde çok az veya hiç etkisi olmayacaktır. Bu durumda optimizasyon işlemi için tek kısıt akım sınırları olur ve kısıtlar aşağıdaki eşitlikler cinsinden yazılabilir.

$$\begin{aligned} I_{B_{min}} &\leq I_B \leq I_{B_{max}} \\ I_{UK_{min}} &\leq I_{UK} \leq I_{UK_{max}} \\ 4R_B \times P_{UK} &\leq V_B^2 \end{aligned} \quad (9)$$

Denklem (9) kısıtları altındaki optimizasyon probleminin amaç fonksiyonu ise aşağıdaki gibi tanımlanabilir.

$$E_{Tüketim} = \min \sum (E_B(t) + E_{UK}(t)) \quad (10)$$

$$E_B(t) = I_B(t) \cdot \left(\left(V_B^t(t) \cdot \cos \theta_B(t) \right) + R_B \right) \quad (11)$$

$$E_{UK}(t) = I_{UK}(t) \cdot \left(\left(V_{UK}^t(t) \cdot \cos \theta_{UK}(t) \right) + R_{UK} \right) \quad (12)$$

Bu makalede tanımlanan optimizasyon probleminin çözümü için APO algoritmasının performansı araştırılmıştır. APO algoritması, insan vücudundaki akciğerlerin düzenli ve akıllı performansından ilham alan, yeni önerilmiş bir algoritmadır [22]. Akciğerler, etrafımızdaki havadan oksijeni süzmek ve dolaşım sistemine etkili bir şekilde iletmekten sorumlu kritik bir organdır. Ayrıca, dolaşım sisteminden karbondioksiti çıkarıp gaz değişim sürecinde havaya vermekten de sorumludur.

Solunum sistemi elektriksel olarak modellenilebilir ve akciğer fonksiyonunu değerlendirmenin en yaygın yöntemi zorlanmış osilasyon tekniğidir. Bu teknik, solunum sisteminin girişindeki hava basıncını ve hava akış hızını ölçmeyi içerir, bu da onun elektriksel empedansının hesaplanmasına olanak tanır. İmpuls Osilometri Sistemi (IOS) ölçümlerinden elde edilen empedans eğrileri kompleks empedansın gerçek kısmı (solunum direnci, Z_R) ve sanal kısmı (solunum reaktansı, Z_X) olmak üzere, klinik ve mühendislik açısından analiz edilebilir. Bu empedans eğrileri, solunum sisteminin karakteristiklerini taklit eden elektriksel bileşenlerden oluşan modellerle ilişkilendirilebilir [22].

APO algoritması, vücudun fonksiyonel döngüsünde bir başlangıç sürüsü veya hava kütlesi olan M_i ($i=1,2,\dots,N_{pop}$) ile başlar. Bu başlangıç sürüsü, kan dolaşımına girer ve yeni bir popülasyon oluşturur. Başlangıç popülasyonu, amaç problem aralığının maksimum (M_{max}) ve minimum (M_{min}) değerleri arasında rastgele oluşturulur. Başlangıç sürüsü, kan kütlesi veya parçacıkların rolünü üstlenir.

Havanın akciğerlere girişi ve çıkışı: Bu algoritmada akciğerler için RC modeli seçilir ve modelleme parametreleri dikkate alınarak, akciğerlere giren hava kütlelerinin konumu (başlangıç popülasyonunun yeni konumu) aşağıdaki eşitliklerdeki gibi ifade edilir.

$$M_i^{yeni,1} = M_i + M_i \cdot \left(\sqrt{R_i^2 + \left(\frac{1}{2\pi \cdot fr \cdot R_i C_i} \right)^2} \right) \cdot \sin(2\pi \cdot fr \cdot t) \cdot \sin(2\pi \cdot fr \cdot t + \theta_i) \quad (13)$$

$$\theta_i = \tan^{-1} \left(\frac{1}{2\pi \cdot fr \cdot R_i C_i} \right) \quad (14)$$

burada $fr = D$ olup problem boyutunu, $t = Iter$ olup iterasyon sayısını göstermektedir.

Havadan karbondioksitin ayrılması ve damarlarda kanın hareketi: Akciğerler tarafından havadan ayrılan oksijen kütlesi kana alınır. Bu kütlenin M_i 'si, problem alanında popülasyonun hareketine eşdeğerdir. Kana giren oksijenin hareketi, [Denklem \(15\)](#) tarafından analitik olarak ifade edilebilir. Kan, daha fazla basınç uygulanan taraftan (daha iyi bir uygunluk değeri olan taraftan) daha az kuvvet uygulanan tarafa (daha zayıf bir uygunluk değeri olan tarafa) hareket eder.

$$M_i^{yeni,2} = M_i^{yeni,1} + K_{i1} \cdot \alpha_i \cdot (M_i^{yeni,1} - M_1) + K_{23} \cdot \alpha_i \cdot (M_3 - M_2) \quad (15)$$

$$K_{ij} = \text{sign}(f(M_j) - f(M_i)) = \begin{cases} 1 & \text{eğer } f(M_i) < f(M_j) \\ -1 & \text{eğer } f(M_i) > f(M_j) \\ 0 & \text{eğer } f(M_i) = f(M_j) \end{cases} \quad (16)$$

K_{ij} , arterlerdeki i . kan kütlesinin hareket yönünü kontrol eder. α_i , her dolaşım döngüsünde kaymanın değerini belirleyen, 0 ile 1 arasında bir sayıdır.

Her iterasyon sırasında N_e kez nefes alma ve verme gerçekleştirilir. Her işlem sonunda istenilen kütle iyileşirse, mevcut konumu alır. Diğer bir ifadeyle, eğer $M_{ij}^{yeni,3}$ 'ün konumu M_i 'den daha iyi ise, M_i 'nin yerini alır. $M_{ij}^{yeni,3}$ 'ün ikinci kez nefes alma ve verme işleminden [Denklem \(17\)](#)'de kullanılacağına hatırlatmakta fayda vardır.

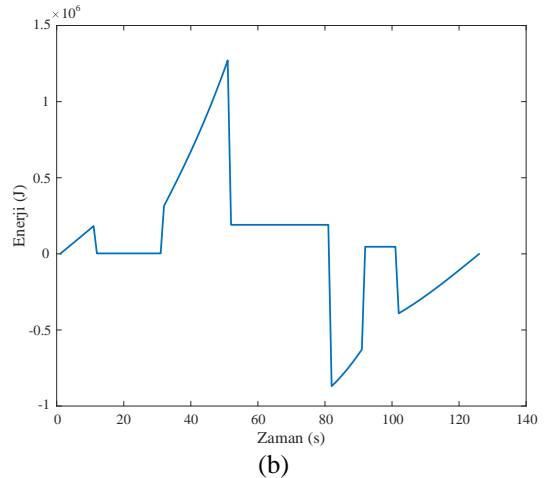
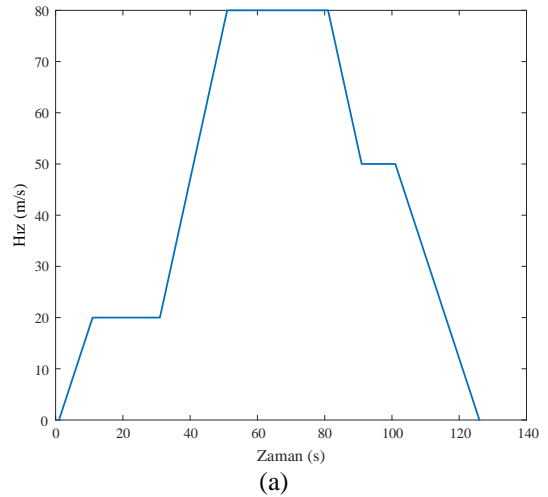
$$M_i^{yeni,1} = M_i + M_{ij}^{yeni,3} \cdot \left(\sqrt{R_i^2 + \left(\frac{1}{2\pi \cdot fr \cdot R_i C_i} \right)^2} \right) \cdot \sin(2\pi \cdot fr \cdot t) \cdot \sin(2\pi \cdot fr \cdot t + \theta_i) \quad (17)$$

APO algoritması ve prosedürleri hakkında daha detaylı bilgiye [\[22\]](#) numaralı referanstan ulaşılabilir.

4 Sonuç ve tartışma

EA HEDS kontrolünün optimizasyonu çok aşamalı bir karar verme problemidir ve bu problem ayrık zamanda ardışık olarak çözülen alt problemlere bölünür. En iyi kontrol performansını elde etmek ve performansları daha doğru bir şekilde karşılaştırmak için dinamik programlama kullanılır. Belirli bir süre boyunca teorik minimum enerji tüketimi, HEDS sürüş çevrimi için enerji talebi simüle edilerek hesaplanır [\[8, 23\]](#). Bu çalışmada, kontrol stratejisi performansını analiz etmek ve literatürdeki [\[8\]](#) çalışma ile aynı şartlar altında karşılaştırma yapılabilmesi için [Şekil 3](#)'teki gibi 120 saniyelik bir süre için enerji talebi eğrisi üretilmiştir.

Enerji talebinin zamanla değişmesi ve gerçek zamanlı optimizasyon için yüksek hızlı performans gerekeceğinden dolayı, saniyede bir optimizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Tüm algoritmalarda optimizasyon için maksimum iterasyon sayısı 100, arama ajan sayısı ise 60 olarak ayarlanmıştır. EA ve HEDS ile ilgili diğer önemli parametreler literatürdeki [\[8\]](#) çalışması ile aynı olacak şekilde seçilmiş ve parametreler [Tablo 1](#)'de özet olarak verilmiştir.



Şekil 3. Elektrikli aracın (a) hızının zamanla değişimi, (b) enerji talebinin zamanla değişimi

Tablo 1. Deneysel sisteme ait parametreler

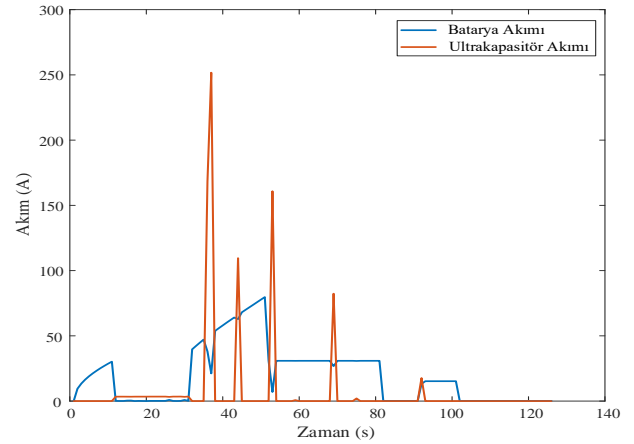
Büyükük	Değeri
Araç kütlesi	3600 kg
Sürtünme katsayısı	0.208
Hava yoğunluğu	1.225 kg/m ³
Referans alanı	2.34 m ²
Ultrakapasitör kapasitansı	400 F
Batarya gerilimi	350 V
Kondansatör gerilimi	36 V
Batarya iç direnci	20000 Ω
Ultrakapasitör iç direnci	700 Ω
Bataryada depolanan başlangıç enerjisi	19800000000 J
Ultrakapasitörde depolanan başlangıç enerjisi	3600000 J

Literatürdeki mevcut algoritmalara ait nümerik sonuçlar [8] ile bu çalışmada önerilen APO algoritmasında elde edilen sonuçlar Tablo 2’de karşılaştırılmaktadır. Tüm algoritmalar birbirinden bağımsız 10 kez çalıştırılmış ve elde edilen verilere göre minimum, ortalama ve maksimum değerli amaç fonksiyon sonuçları tabloda sunulmuştur. Ayrıca tüm algoritmaların performansı aynı bilgisayar ortamında test edilmiştir.

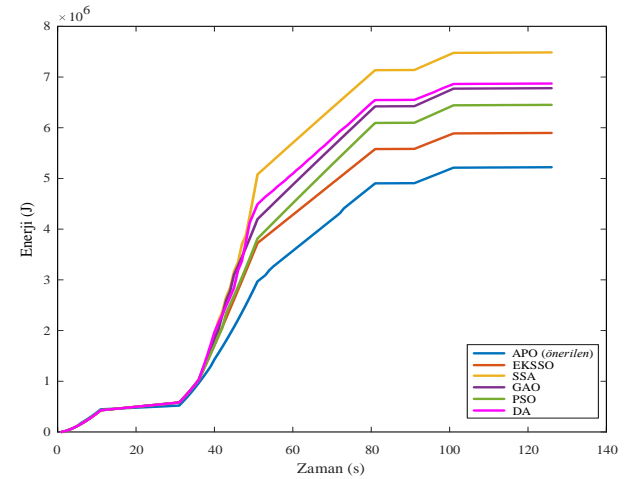
Tablo 2. HEDS EA enerji tüketiminin karşılaştırılması

Algoritma	Enerji Tüketim Değeri	Hesaplama Süresi
APO - <i>minimum</i>	4.61E+06	2.299145 s
APO - <i>maksimum</i>	5.46E+06	3.096560 s
APO - <i>ortalama</i>	5.21E+06	2.866570 s
EKSSO - <i>minimum</i>	5.90E+06	2.989255 s
EKSSO - <i>maksimum</i>	5.90E+06	8.775863 s
EKSSO - <i>ortalama</i>	5.90E+06	4.516591 s
SSA - <i>minimum</i>	6.77E+06	2.787979 s
SSA - <i>maksimum</i>	7.66E+06	3.449375 s
SSA - <i>ortalama</i>	7.21E+06	2.990565 s
GAO - <i>minimum</i>	6.39E+06	2.724807 s
GAO - <i>maksimum</i>	6.80E+06	3.023435 s
GAO - <i>ortalama</i>	6.57E+06	2.857101 s
PSO - <i>minimum</i>	6.34E+06	2.948035 s
PSO - <i>maksimum</i>	6.53E+06	3.353873 s
PSO - <i>ortalama</i>	6.37E+06	3.122244 s
DA - <i>minimum</i>	6.54E+06	311.626785 s
DA - <i>maksimum</i>	7.42E+06	344.671427 s
DA - <i>ortalama</i>	7.00E+06	328.369729 s

Sunulan veriler incelendiğinde, bu çalışmada APO algoritması ile geliştirilen HEDS kontrolcüsünün sonuçlarının diğer algoritmalara göre minimum, maksimum ve ortalama değer cinsinden tüm aşamalarda daha iyi sonuç verdiği görülmektedir. Diğer bir ifadeyle, APO algoritması ile tasarlanan HEDS kontrolcüsü EA’nın daha az enerji tüketimi ile aynı hız profili ve aynı menzile ulaşmasını sağlamaktadır. Bununla birlikte HEDS kontrolcü sistemlerin tasarımındaki meta sezgisel algoritmaların hesaplama süreleri de araştırılmış ve aynı tabloda sunulmuştur. Hesaplama süreleri incelendiğinde, hem performansı en düşük hem de en yavaş hesaplama kabiliyetine sahip algoritmanın DA algoritması olduğu görülmektedir. Diğer taraftan bu çalışmada önerilen kontrolörün en önemli rakibi olan EKSSO algoritması tabanlı sistemin hesaplama süreleri incelendiğinde, geliştirilen APO tabanlı HEDS kontrolörün EKSSO tabanlı sistemden daha hızlı olduğu görülmektedir. Şekil 4’te APO ile optimize edilmiş EA HEDS sisteminin batarya akımı ve ultrakapasitör akımının zamana göre değişimi verilmiştir. Akım eğrileri incelendiğinde, batarya akımındaki anlık düşüşlerin ultrakapasitör akımındaki artış ile dengelendiği ve enerji talebinin karşılanabildiği görülmektedir.



Şekil 4. APO algoritması ile optimize edilmiş sistemde akımın zamana göre dağılımı



Şekil 5. Önerilen algoritma ile diğer meta sezgisel algoritmaların performanslarının karşılaştırılması

EA'nın enerji tüketiminin zamana göre değişimini gösteren eğriler Şekil 5'te sunulmuştur. Grafik incelendiğinde, aynı şartlar altında en az enerji tüketimini sağlayan HEDS sistemin bu çalışmada önerilen APO algoritması ile tasarlanan sistem olduğu açık şekilde görülmektedir. Geliştirilen sistemin en iyi rakibi olan EKSSO algoritması tabanlı kontrolöre göre sunduğu iyileştirme hesaplandığında ise, APO tabanlı EA HEDS kontrolcü sistemin aynı koşullar altında enerji tüketimini %21.86 oranında azalttığı görülmektedir.

5 Sonuçlar

Bu makalede, saf elektrikli araçlardaki hibrit enerji depolama sistemlerinin gerçek zamanlı kontrolü için yeni bir meta sezgisel algoritma olan APO algoritmasının kullanımını önerilmektedir. Akciğer performansına dayalı olarak geliştirilen bu yeni algoritma ile tasarlanan EA HEDS kontrolcüsü literatürde daha önceden rapor edilen yöntemlerden çok daha iyi bir performans sağlamıştır. Elde edilen sonuçlar bu çalışmada önerilen APO algoritması tabanlı EA HEDS kontrolcü sistemin mevcuttaki sistemlere göre aynı menzile aynı hız profili kullanılarak ve daha az enerji tüketimi ile ulaşılabilir olduğunu göstermiştir. Bununla birlikte, sunulan nümerik sonuçlara göre, geliştirilen kontrolcü sistemin en iyi rakip kontrol algoritması olan EKSSO algoritması tabanlı sisteme göre enerji tüketimini %21.86 oranında düşürdüğü hesaplanmıştır. Çalışmada önerilen kontrolcünün performansının daha da iyileştirilebilmesi için farklı meta sezgisel algoritmaların, kısıtlı optimizasyon algoritmalarının değerlendirilmesi ve geliştirilen sistemin gerçek zamanlı uygulamalarına yönelik çalışmaların planlanması gelecek dönem çalışmaları olarak benimsenmiştir.

Çıkar çatışması

Yazarlar çıkar çatışması olmadığını beyan etmektedir.

Benzerlik oranı (iThenticate): %9

Kaynaklar

- [1] K. Jorgensen, "Technologies for electric, hybrid and hydrogen vehicles: Electricity from renewable energy sources in transport," *Utilities Policy*, 16 (2), pp. 72–79, 2008, doi: 10.1016/j.jup.2007.11.005.
- [2] N. Omar et al., "Standardization work for BEV and HEV applications: critical appraisal of recent traction battery documents," *Energies*, 5 (1), 138–156, 2012, doi: 10.3390/en5010138.
- [3] F. Hacker, R. Harthan, and F. Matthes, "Environmental impacts and impact on the electricity market of a large scale introduction of electric cars in Europe-Critical Review of Literature," 4, 2009.
- [4] J. Martínez-Lao, F. G. Montoya, M. G. Montoya, and F. Manzano-Agugliaro, "Electric vehicles in Spain: An overview of charging systems," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 77, 970–983, 2017, doi: 10.1016/j.rser.2016.11.239.
- [5] A. Mahmoudzadeh Andwari, A. Pesiridis, S. Rajoo, R. Martinez-Botas, and V. Esfahanian, "A review of battery electric vehicle technology and readiness levels," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 78, 414–430, 2017, doi: 10.1016/j.rser.2017.03.138.
- [6] R. S. Sankarkumar and R. Natarajan, "Energy management techniques and topologies suitable for hybrid energy storage system powered electric vehicles: An overview," *Int Trans Electr Energy Syst*, 31 (4), 2021, doi: 10.1002/2050-7038.12819.
- [7] I. Azizi and H. Radjeai, "A new strategy for battery and supercapacitor energy management for an urban electric vehicle," *Electr Eng*, 100 (2), pp. 667–676, 2018, doi: 10.1007/s00202-017-0535-1.
- [8] F. Cheruiyot and D. Segera, "A Master-Slave Salp Swarm Algorithm Optimizer for Hybrid Energy Storage System Control Strategy in Electric Vehicles," *Journal of Energy*, 2022, pp. 1–20, 2022, doi: 10.1155/2022/1648433.
- [9] R. Bousmaha, R. M. Hamou, and A. Amine, "Optimizing connection weights in neural networks using hybrid metaheuristics algorithms:," *International Journal of Information Retrieval Research*, 12 (1), pp. 1–21, 2021, doi: 10.4018/IJIRR.289569.
- [10] D. M. Bu and C. Zhu, "Research on the Optimum Continuous Mileages under the Pure Electric Mode of Plug-In Hybrid Electric Vehicles," *AMM*, 672–674, pp. 1179–1182, 2014, doi: 10.4028/www.scientific.net/AMM.672-674.1179.
- [11] J. Li et al., "Dual-loop online intelligent programming for driver-oriented predict energy management of plug-in hybrid electric vehicles," *Applied Energy*, 253, p. 113617, 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2019.113617.
- [12] H. Zhou, F. Wei, and L. Sun, "Development Status of Electric Vehicles," *JAEV*, 2 (1), pp. 531–534, 2004, doi: 10.4130/jaev.2.531.
- [13] S. Lu, K. A. Corzine, and M. Ferdowsi, "A New Battery/Ultracapacitor Energy Storage System Design and Its Motor Drive Integration for Hybrid Electric Vehicles," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 56 (4), pp. 1516–1523, 2007, doi: 10.1109/TVT.2007.896971.
- [14] H. Yu, R. Lu, T. Wang, and C. Zhu, "Battery/ultracapacitor Hybrid Energy Storage System Used in HEV," *JAEV*, 8 (1), pp. 1351–1356, 2010, doi: 10.4130/jaev.8.1351.
- [15] K. Gokce and A. Ozdemir, "A rule based power split strategy for battery/ultracapacitor energy storage systems in hybrid electric vehicles," *Int. J. Electrochem. Sci*, 11 (2), 1228–1246, 2016.
- [16] E. Schaltz, A. Khaligh, and P. O. Rasmussen, "Influence of battery/ultracapacitor energy-storage sizing on battery lifetime in a fuel cell hybrid electric vehicle," *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 58, (8), 3882–3891, 2009, doi: 10.1109/TVT.2009.2027909.
- [17] Q. Zhang, W. Deng, S. Zhang, and J. Wu, "a rule based energy management system of experimental battery/supercapacitor hybrid energy storage system for electric vehicles," *Journal of Control Science and Engineering*, 1–17, 2016, doi: 10.1155/2016/6828269.
- [18] R. Carter, A. Cruden, and P. J. Hall, "Optimizing for efficiency or battery life in a battery/supercapacitor

- electric vehicle,” *IEEE Trans. Veh. Technol.*, 61 (4), 1526–1533, 2012, doi: [10.1109/TVT.2012.2188551](https://doi.org/10.1109/TVT.2012.2188551).
- [19] M. Pipicelli, B. Sessa, F. De Nola, A. Gimelli, and G. Di Blasio, “Assessment of battery–supercapacitor topologies of an electric vehicle under real driving conditions,” *Vehicles*, 5 (2), 424–445, 2023, doi: [10.3390/vehicles5020024](https://doi.org/10.3390/vehicles5020024).
- [20] J. P. Trovão and C. H. Antunes, “A comparative analysis of meta-heuristic methods for power management of a dual energy storage system for electric vehicles,” *Energy Conversion and Management*, 95, 281–296, 2015, doi: [10.1016/j.enconman.2015.02.030](https://doi.org/10.1016/j.enconman.2015.02.030).
- [21] K. Ye, P. Li, and H. Li, “Optimization of Hybrid Energy Storage System Control Strategy for Pure Electric Vehicle Based on Typical Driving Cycle,” *Mathematical Problems in Engineering*, 1–12, 2020, doi: [10.1155/2020/1365195](https://doi.org/10.1155/2020/1365195).
- [22] M. Ghasemi, M. Zare, A. Zahedi, P. Trojovský, L. Abualigah, and E. Trojovská, “Optimization based on performance of lungs in body: Lungs performance-based optimization (LPO),” *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, 419, 116582, 2024, doi: [10.1016/j.cma.2023.116582](https://doi.org/10.1016/j.cma.2023.116582).
- [23] R. Wang and S. M. Lukic, “Dynamic programming technique in hybrid electric vehicle optimization,” in *2012 IEEE International Electric Vehicle Conference*, Greenville, SC, USA: IEEE, pp. 1–8, 2012. doi: [10.1109/IEVC.2012.6183284](https://doi.org/10.1109/IEVC.2012.6183284).

