



Solution of the PMSM Design Problem Using the Tasmanian Devil Optimization Algorithm

Hasan Uzel ^{1,a}, Yunus Hınıslioğlu ^{2,b}, Adem Dalcı ^{3,c}, Uğur Güvenç ^{4,d,*}

¹Akdağmadeni Meslek Yüksekokulu, Elektrik ve Enerji Bölümü, Yozgat Bozok Üniversitesi, Yozgat 66900, Türkiye

²Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Düzce Üniversitesi, Düzce 81620, Türkiye

³Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Bandırma Onyedi Eylül Üniversitesi, Balıkesir 10200, Türkiye

⁴Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü, Düzce Üniversitesi, Düzce 81620, Türkiye

*Corresponding author

Research Article

History

Received: 28/12/2024

Accepted: 04/01/2025

Copyright



This work is licensed under
Creative Commons Attribution 4.0
International License

Süreç

Geliş: 28/12/2024

Kabul: 04/01/2025

ABSTRACT

This study focuses on the design of permanent magnet synchronous motors (PMSMs) to enable efficient, high-performance electric motor design. The Tasmanian Devil Optimisation (TDO) algorithm, a modern and effective method for solving optimisation problems, was used in the design process. This algorithm has attracted attention due to its successful results in solving multi-criteria and complex engineering problems. Key parameters affecting the motor's overall performance, such as efficiency, stator slot fill ratio and output power, were defined as objective functions, enabling simultaneous optimisation of different criteria. The variables selected for optimisation are gap, offset, stator slot skew, magnet thickness and stator slot bottom width. These directly influence the motor's structural and electrical properties, playing a significant role in performance improvement. The efficiency, stator slot fill ratio and output power criteria obtained from the application were compared with the initial design values. The analyses demonstrated that the TDO algorithm yielded superior results to the initial design in most performance metrics. This study shows that the TDO algorithm is a powerful optimisation tool for multi-variable and multi-objective engineering problems, such as PMSM design. The successful results of the algorithm highlight its applicability and potential in complex system designs. Further testing of the TDO algorithm with different motor types, expanded parameter sets or additional performance criteria would allow us to evaluate the method's scope and effectiveness in greater depth. This study shows that the TDO algorithm could be an innovative and effective solution for modern motor design processes.

Keywords: Fitness-Distance Balance; Giant Armadillo Optimization Algorithm; Meta-heuristic Algorithms.

PMSM Tasarım Probleminin Tazmanyaya Canavarı Optimizasyon Algoritması ile Çözümü

Öz

Bu çalışmada, elektrik motorlarının verimli ve yüksek performanslı bir şekilde tasarlanabilmesi amacıyla Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motor (PMSM) tasarımı üzerine odaklanılmıştır. Tasarım sürecinde çözüm yöntemi olarak, optimizasyon probleminin çözümünde modern ve etkili bir yöntem olan Tazmanyaya Canavarı Optimizasyon algoritması (TDO) kullanılmıştır. Bu algoritma, çok kriterli ve karmaşık mühendislik problemlerinde sağladığı başarılı sonuçlarla dikkat çekmektedir. Motorun genel performansını etkileyen verimlilik, stator oluk doluluk oranı ve çıkış gücü gibi temel parametreler eş zamanlı olarak amaç fonksiyonları olarak belirlenmiş ve farklı kriterlerin birlikte optimize edilmesi sağlanmıştır. Optimizasyon için belirlenen değişkenler; kucaklama, ofset, stator oluk çarpıklığı, mıknatıs kalınlığı ve stator oluk alt genişliğidir. Bu değişkenler, motorun yapısal ve elektriksel özellikleri üzerinde doğrudan etkili olup performans artışında önemli rol oynamaktadır. Uygulama sonucunda elde edilen uygunluk değeri ile birlikte verimlilik, stator oluk doluluk oranı ve çıkış gücü ölçütleri, başlangıç tasarım değerleriyle karşılaştırılmıştır. Analizler, TDO algoritmasının çoğu performans göstergesinde başlangıç tasarıma göre daha iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir. Bu çalışma, TDO algoritmasının PMSM tasarımı gibi çok değişkenli ve çok amaçlı mühendislik problemlerinde güçlü bir optimizasyon aracı olduğunu ortaya koymaktadır. Algoritmanın başarılı sonuçları, onun karmaşık sistem tasarımlarındaki uygulanabilirliğini ve potansiyelini vurgulamaktadır. Gelecekte TDO algoritmasının farklı motor tipleri, genişletilmiş parametre setleri veya ek performans kriterleriyle test edilmesi, yöntemin kapsamını ve etkinliğini daha derinlemesine değerlendirme imkânı sunacaktır. Bu çalışma, TDO algoritmasının modern motor tasarımı süreçlerinde yenilikçi ve etkili bir çözüm olabileceğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: Uygunluk-Mesafe Dengesi; Dev Armadillo Optimizasyon Algoritması; Meta-sezgisel Algoritmalar.

^a hasan.uzel@bozok.edu.tr
^c adalcı@bandirma.edu.tr

^b 0000-0002-8238-2588
^d 0000-0002-9940-0471

^b yunushinislioglu@duzce.edu.tr
^d ugurguven@duzce.edu.tr

^b 0000-0002-8382-3795
^d 0000-0002-5193-7990

Giriş

Günümüzde, elektrik üretimi ve tüketimi arasında bir güç dengesi kurulması en önemli konulardan bir tanesidir. Bu sebeple, üretim aşamasındaki verimliliğin artırılmasının yanı sıra tüketim kısmında oluşacak kayıpların en aza indirilmesi problem teşkil etmektedir. Üretimi sağlayan elektrik enerjisinin büyük kısmı elektrik motorları tarafından kullanılmaktadır. Tüketim kısmında enerji tasarrufu sağlayabilmek için elektrik motorlarının verimliliğinin artırılmasını sağlayacak tasarımların yapılması önem arz etmektedir. Elektrik motorlarından bir tanesi olan Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motor (PMSM) için rotor manyetik alanı, bakır kaybı oluşmayan kalıcı mıknatıslar tarafından oluşturulur. Kalıcı mıknatıslar sayesinde de yüksek motor verimliliği elde edilir [1]. PMSM'ler, dişli kutusuna ihtiyaç duyulmadan düşük hızlarda doğrudan sürülebilir motorlardır. Araştırmacılar, minimum hacim ve minimum malzeme kullanımı ile en yüksek güç elde etmek amacıyla PMSM'lerin optimum motor tasarımları üzerinde çalışmaktadır [2]–[4]. Genellikle bu tasarımlar, PMSM'lerin verimliliği artırma, dişli torkunu ve tork dalgalanmasını azaltma, motor ağırlığını azaltma gibi amaç fonksiyonlarının çözümlenmesine odaklanmaktadır. Yapılan bu çalışmalarda PMSM'lerin doğrusal olmayan karmaşık yapıları nedeniyle tasarımda meta-sezgisel optimizasyon teknikleri tercih edilmektedir [5], [6].

Meta-sezgisel algoritmalar, araştırmacılar tarafından konveks olmayan ve karmaşık optimizasyon problemlerinin çözümü için sıklıkla kullanılmıştır [7], [8]. Belirli kısıtlamalar çerçevesinde oluşturulan amaç fonksiyonunun optimum çözümünü bulmak adına birçok meta-sezgisel optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Bu algoritmalar arasında Balina Optimizasyon Algoritması (WOA) [9], Pelikan Optimizasyon Algoritması (POA) [10], Cüce Kuyruksüren Optimizasyon Algoritması (DMO) [11], Kum Kedisi Sürü Optimizasyonu (SCSO) [12], Yılan Optimizasyon Algoritması (SO) [13], Vektörlerin Ağırlıklı Ortalama Optimizasyon Algoritması (INFO) [14], Ateş Şahini Optimize edicisi (FHO) [15], Karahindiba optimizasyon algoritması (DO) [16], Ceylan Optimizasyon Algoritması (GOA) [17], Koati Optimizasyon Algoritması (COA) [18] ve Kepler Optimizasyon Algoritması (KOA) [19] yer almaktadır.

2012 yılında, Mutluer ve Bilgin tarafından yapılan çalışmada, PMSM tasarımının optimizasyon işlemi için Genetik Algoritma (GA) ve Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) algoritmaları kullanılmış ve elde edilen sonuçlar birbirleri ile karşılaştırılmıştır [6]. Hong ve arkadaşları tarafından literatüre kazandırılan çalışmada, ABC algoritması kullanılarak elektrikli araçlardaki PMSM tasarımı için elektriksel ve mekaniksel zaman sabitlerini düşürerek yüksek performans elde edilmesi amaçlanmıştır [20]. 2020 yılında Yılmaz ve arkadaşları tarafından gerçekleştirilen çalışmada, PMSM tasarım parametrelerinin optimize edilmesi için literatürde yer alan ABC ve Simbiyotik Organizma Araması (SOS)

algoritmaları kullanılmıştır. Her iki algoritmanın da optimizasyon problemine etkisini görmek adına algoritmalar arasında karşılaştırmalar gerçekleştirilmiştir [5]. Zang ve arkadaşları tarafından 2024 yılında gerçekleştirilen çalışmada, geliştirilmiş Çok Amaçlı Yapay Sinekkuşu Algoritması (IMOHA) kullanılarak PMSM tasarımı için optimizasyon işlemi gerçekleştirilmiştir. Yapılan analizler, PMSM içerisindeki tork dalgalanmasını ve zıt elektromotor kuvvetini minimum seviyeye çekerken motora ait ortalama torku da yükseltmeyi sağlamıştır [21]. Literatürde, farklı durum ve farklı koşullar için PMSM tasarım parametrelerinin optimize edilmesi işlemi meta-sezgisel algoritmalarla gerçekleştirilmiş ve gerçekleştirilmeye devam etmektedir.

Son yıllarda, yeni bir meta-sezgisel algoritma olarak Tazmanyaya Canavarı Optimizasyon (TDO) algoritması Dehghani ve arkadaşları tarafından literatüre sunulmuştur. Önerilen bu algoritma, doğadaki tazmanyaya canavarı hayvanının davranışlarından ilham alınarak geliştirilmiş bir algoritmadır. Canlı avlara saldırma ve ölü hayvanların kalıntıları ile beslenme olarak ifade edilen iki temel strateji, algoritmanın tasarımı ve matematiksel modellenmesi için ana ilham kaynağı olmuştur. Algoritmanın verimliliğini test etmek amacıyla literatürde yer alan 23 standart kıyaslama fonksiyonu üzerinde analizler gerçekleştirilmiş ve çeşitli istatistiksel çıkarımlar yapılmıştır. Ayrıca yapılan çalışmada elde edilen sonuçlar, iyi bilinen sekiz farklı meta-sezgisel arama algoritması ile karşılaştırılmış ve algoritmanın etkinliği ispatlanmıştır [22].

Bu çalışmada, literatüre yeni kazandırılan TDO algoritmasının gerçek hayat problemlerindeki performansını test etmek adına, PMSM tasarım probleminin optimizasyonu için TDO algoritması kullanılmıştır. PMSM'nin verimliliği, stator oluk doluluk oranı ve motor çıkış gücü gibi performansı doğrudan etkileyen faktörler ile bir amaç fonksiyonu oluşturulmuş ve bu amaç fonksiyonu doğrultusunda optimum PMSM tasarımı elde edilmeye çalışılmıştır. Bölüm 2'de amaç fonksiyonunun matematiksel modellenmesi ve tanımlanması, Bölüm 3'te optimizasyon işleminde kullanılacak olan TDO algoritmasının çalışma prensibi, Bölüm 4'te elde edilen sonuçlara ait benzetim çalışması ve son olarak Bölüm 5'te ise çalışmaya ait sonuç bölümü yer almaktadır.

PMSM Tasarım Optimizasyonu

Bu çalışmada, PMSM'nin tasarım probleminin matematiksel ifadesi aşağıdaki gibi tanımlanmıştır [23].

$$\text{Minimize } F(X) \quad \text{ve} \quad \text{Koşul } \{G(X) \leq 0 \quad (1)$$

Burada, $F(X)$ amaç fonksiyonunu, X tasarım değişkenlerinin vektörünü ve $G(X)$ eşitsizlik limitlerini ifade etmektedir. PMSM'nin tasarım optimizasyonunda kullanılan amaç fonksiyonunun ceza uygulanmadığı durumdaki ifadesi Denklem (2)'de, tasarımdaki toplam ceza fonksiyonu Denklem (3)'te ve ceza eklendiği

durumdaki amaç fonksiyonu Denklem (4)'te verilmiştir [23].

$$F_1 = ((100 - Ef)/2) + ((abs(0.5 - SODF))/0.5) + (((abs(15000 - P_o))/15000)) \quad (2)$$

Burada F_1 cezasız amaç fonksiyonu; Ef verimlilik; $SODF$ stator oluk doluluk oranı ve P_o çıkış gücüdür.

$$T_C = Ef_C + P_{oC} + SODF_C + SDAY_C + PMA_C + T_{cogC} \quad (3)$$

Burada T_C toplam ceza; Ef_C verimlilik cezası; P_{oC} çıkış gücü cezası; $SODF_C$ stator oluk doluluk oranı cezası; $SDAY_C$ stator dış akı yoğunluğu cezası, PMA_C kalıcı mıknatıs ağırlık cezası ve T_{cogC} vuruğu torku cezasıdır [23].

$$F(X) = F_1 + T_C \quad (4)$$

Burada F amaç fonksiyonunu ve T_C toplam cezayı temsil etmektedir.

PMSM'nin kararlı ve geçici durum özelliklerini etkileyen parametrelerden seçilen eşitsizlik kısıtları aşağıdaki denklemlerde verilmiştir.

$$\begin{aligned} G_1 &= 1.8 - B_t \leq 0 \\ G_2 &= 0.5 - SODF \leq 0 \\ G_3 &= 500 - T_{cog} \leq 0 \text{ and } G_3 = T_{cog} - 200 \leq 0 \\ G_4 &= 15000 - P_o \leq 0 \text{ and } G_4 = P_o - 15000 \leq 0 \\ G_5 &= Ef - 85 \leq 0 \\ G_6 &= 2.5 - PMA \leq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

Burada, B_t ifadesi dış akı yoğunluğudur.

Tasarlanan bir PMSM'nin kullanım alanları değiştiğinde, performansı da farklılık göstermektedir. Bu nedenle, PMSM'nin kullanılacağı yere uygun bir tasarım yapılması gerekmekte ve bu durum optimizasyonun önemini artırmaktadır. Optimizasyon sürecinde seçilen değişkenler ve kısıtlamalar, motorun performansını doğrudan etkilemektedir. Bu çalışmada, optimizasyon sürecinde stator dış akı yoğunluğu, stator slot doluluk oranı, vuruğu torku, çıkış gücü ve kalıcı mıknatıs ağırlığı gibi performansı etkileyen parametreler eşitsizlik kısıtlamaları olarak kullanılmıştır [23].

Motor çekirdeğinin doygunlukta çalışmasını engellemek için Stator dış akı yoğunluğu değeri eşitsizlik kısıtı olarak seçilmiştir. Motorun performansını etkileyen titreşim ve gürültünün belli bir seviyede kalmasını sağlamak için vuruğu torku eşitsizlik kısıtı olarak seçilmiştir. Mıknatıs yapısını, verimi, torku ve maliyeti etkilemesinden dolayı mıknatıs ağırlığı eşitsizlik kısıtı olarak seçilmiştir. Optimizasyon işlemi sırasında termal etkilerinden dolayı stator oluk doluluk oranı %50'ye yakın olacak şekilde eşitsizlik kısıtı olarak seçilmiştir [23].

Optimizasyon süreci, en uygun çözümü bulmaya yönelik bir arama sürecidir ve bu süreç, Tazmanyaya canavarlarının yiyecek kaynağını bulma davranışına benzerdir. Optimizasyonun temel taşlarını oluşturan iki temel ilke keşif ve sömürüdür. Tazmanyaya canavarının yiyecek kaynağını ararken yaptığı keşif, optimizasyon sürecindeki arama alanının incelenmesiyle ilişkilidir. Diğer taraftan, avını kovalamak ve ona ulaşmak için yaptığı yerel arama, optimal çözüme yaklaşma sürecini simüle eder. Bu şekilde, Tazmanyaya canavarının yiyecek bulma ve avlanma stratejilerinin matematiksel modellenmesi, optimizasyon problemlerinin optimal çözümlerine ulaşmak için etkili bir tasarım sunar [22].

Başlatma

Önerilen TDO algoritması, arama ajanları olarak Tazmanyaya canavarlarını kullanan popülasyona dayalı bir stokastik algoritmadır. Başlangıç popülasyonu, problemin kısıtlamalarına göre rastgele oluşturulur. Her popülasyon üyesi, çözüm uzayındaki konumlarına göre problem değişkenleri için aday değerler önerir ve matematiksel olarak, her üye bir vektör olarak modellenir. TDO üyelerinin kümesi, Denklem (6)'daki matrisle temsil edilebilir [22].

$$X = \begin{bmatrix} X_1 \\ \vdots \\ X_i \\ \vdots \\ X_N \end{bmatrix}_{Nxm} = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} & \cdots & x_{1m} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} & \cdots & x_{im} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{N1} & \cdots & x_{Nj} & \cdots & x_{Nm} \end{bmatrix}_{Nxm} \quad (6)$$

Burada X , Tazmanyaya canavarlarının popülasyonunu, X_i ise i 'inci aday çözümü ifade etmektedir. Ayrıca, x_{ij} , i 'inci çözümün j 'inci değişkeni için aday değeri, N arama yapan Tazmanyaya canavarı sayısını ve m ise verilen problemin değişken sayısını ifade etmektedir.

Problemin amaç fonksiyonu, aday çözümlerin değişken değerleri ile hesaplanır ve elde edilen sonuçlar, Denklem (7)'deki vektör kullanılarak modellenir [22].

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ \vdots \\ F_i \\ \vdots \\ F_N \end{bmatrix}_{Nx1} = \begin{bmatrix} F_{(X_1)} \\ \vdots \\ F_{(X_i)} \\ \vdots \\ F_{(X_N)} \end{bmatrix}_{Nx1} \quad (7)$$

Burada, F , amaç fonksiyonu değerlerinin vektörüdür ve F_i , i 'inci aday çözüm tarafından elde edilen amaç fonksiyonu değeridir.

Amaç fonksiyonu değerlerinin vektörünün analizi, aday çözümlerin kalitesini gösterir. En iyi değeri hesaplayan aday çözüm, popülasyonun en iyi üyesi olarak kabul edilir ve her iterasyonda güncellenir. Tazmanyaya canavarı Optimizasyonu (TDO) algoritmasında, popülasyon güncellenmesi, her Tazmanyaya canavarının ya ölü hayvan kalıntıları ile ya da avlanarak beslenmesi stratejilerine dayanır. TDO'nun her iterasyonunda, her bir Tazmanyaya canavarı bu iki stratejiden yalnızca birine göre güncellenir [22].

Tazmanya canavarı, bazen avlanmak yerine ölü hayvan kalıntıları beslenmeyi tercih eder. Çevresinde yaşayan diğer yırtıcı hayvanlar büyük avları yakalayıp tamamını yiyemeyebilirler. Tazmanya canavarı bu arta kalan leşlerle beslenirler. Tazmanya canavarının ölü hayvan kalıntısı bulmak için habitatını tarama davranışı, TDO algoritmasının arama sürecine benzer. Bu strateji, TDO'nun optimum çözümü bulmak için arama alanını farklı bölgelerde tarama gücünü gösterir. Tazmanya canavarının bu ölü hayvan kalıntısı arama stratejisi, TDO'nun orijinal optimum alanı belirlemek için arama uzayının farklı alanlarını taramadaki gücünü göstermektedir [22].

Tazmanya canavarı ölü hayvan kalıntısı yeme stratejisi Denklem (8) ile Denklem (10) arasındaki denklemler kullanılarak matematiksel olarak modellenir. TDO tasarımı, her Tazmanya canavarı için diğer popülasyon üyelerinin arama uzayındaki konumları ölü hayvan kalıntısı konumları olarak kabul edilir. Bu konumlardan birinin rastgele seçimi Denklem (8)'de simüle edilirken, k 'nci popülasyon üyesi, i 'inci Tazmanya canavarı için hedef ölü hayvan kalıntısı olarak seçilir. Burada i 'nin karşıtı olarak k sayısı 1 ile N arasında rastgele seçilmektedir [22].

$$C_i = X_k, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad k \in \{1, 2, \dots, N | k \neq i\} \quad (8)$$

Burada, C_i i 'inci Tazmanya canavarı tarafından seçilen ölü hayvan kalıntısını ifade etmektedir.

Tazmanya canavarı için, seçilen ölü hayvan kalıntısına dayalı olarak arama uzayında yeni bir konum hesaplanır. Eğer bu ölü hayvan kalıntısının uygunluk değeri daha iyi ise canavar ölü hayvan kalıntısına doğru hareket eder; aksi takdirde kalıntıdan uzaklaşır. Tazmanya canavarının bu hareket stratejisi Denklem (9) ile simüle edilmektedir. Bu hareket iterasyon boyunca tekrarlanır ve iterasyon sonunda yeni konumda elde edilen amaç fonksiyon değeri daha iyi ise bu konum kabul edilir; aksi takdirde, canavar önceki konumuna geri döner. Bu güncelleme ise Denklem (10) ile modellenmiştir [22].

$$x_{ij}^{newS1} = \begin{cases} x_{ij} + r \cdot (c_{ij} - I \cdot x_{ij}), & F_{C_i} < F_i \\ x_{ij} + r \cdot (x_{ij} - c_{ij}), & \text{diğer durum} \end{cases} \quad (9)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{newS1}, & F_i^{newS1} < F_i \\ X_i, & \text{diğer durum} \end{cases} \quad (10)$$

Burada, X_i^{newS1} , i 'nci Tazmanya canavarının birinci stratejiye dayalı yeni konumu, x_{ij} , j 'nci değişken için değeri, F_i^{newS1} , amaç fonksiyon değeri, F_{C_i} , seçilen ölü hayvan kalıntısının amaç fonksiyon değeri, r , $[0, 1]$ aralığında rastgele bir sayı ve I , 1 veya 2 olabilen rastgele bir sayıdır [22].

Av Yiyerek Beslenme (Sömürü)

Bu strateji, av avlamak ve yemek üzerinedir ve iki aşamadan oluşur: İlk aşamada Tazmanya canavarı çevreyi tarayarak avını seçer ve saldırır. Bu süreç ölü hayvan kalıntısı

seçme işlemine benzediğinden aynı şekilde modellenmektedir. İkinci aşamada canavar, seçtiği avına yaklaşıp, kovalar, durdurur ve yemeye başlar. Bu nedenle, av seçiminin ilk aşaması ve saldırı Denklem (11) ile Denklem (13) arasındaki denklemlerle modellenir. Av seçim süreci Denklem (11) ile simüle edilir. Bu süreçte diğer popülasyon üyelerinin konumları av olarak kabul edilir. Burada i 'nin karşıtı olarak k sayısı 1 ile N arasında rastgele av olarak seçilmektedir [22].

$$P_i = X_k, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad k \in \{1, 2, \dots, N | k \neq i\} \quad (11)$$

Burada, P_i i 'inci Tazmanya canavarı tarafından seçilen avı ifade etmektedir.

Avın konumu belirlendikten sonra Tazmanya canavarı için yeni bir konum hesaplanırken, seçilen avın amaç fonksiyonu değeri daha iyi ise Tazmanya canavarı ona doğru hareket eder, aksi takdirde o konumdan uzaklaşır. Bu adım Denklem (12) ile modellenmektedir. Tazmanya canavarı için hesaplanan yeni konum, amaç fonksiyonun değerini iyileştiriyorsa önceki konumun yerini alır. Bu adım Denklem (13) ile modellenmektedir [22].

$$x_{ij}^{newS2} = \begin{cases} x_{ij} + r \cdot (p_{ij} - I \cdot x_{ij}), & F_{P_i} < F_i \\ x_{ij} + r \cdot (x_{ij} - p_{ij}), & \text{diğer durum} \end{cases} \quad (12)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{newS2}, & F_i^{newS2} < F_i \\ X_i, & \text{diğer durum} \end{cases} \quad (13)$$

Burada, x_{ij}^{newS2} ise j 'inci değişken için değeri, X_i^{newS2} i 'inci tazmanyanın ikinci stratejiye göre yeni konumunu, F_i^{newS2} , i 'inci tazmanyanın yeni amaç fonksiyonu değerini, F_{P_i} ise seçilen avın amaç fonksiyonu değerini ifade etmektedir.

Bu stratejiyle birincisi arasındaki fark, ikinci aşama ve av kovalama simülasyonudur. Tanzanyanın, avın çevrede kovalanması, yerel aramaya benzer ve TDO'nun daha iyi çözümlere yakınsama yeteneğini gösterir. Av kovalama, Denklem (14)'ten Denklem (16)'ya kadarki denklemlerle modellenir. Bu aşamada, Tazmanya'nın konumu, av kovalamaca çevresinin merkezi olarak kabul edilir. Çevrenin yarıçapı Denklem (14) ile hesaplanır. Yeni bir konum, Denklem (15) ile hesaplanır ve önceki konumdan daha iyi ise kabul edilir. Bu süreç Denklem (16) ile simüle edilir [22].

$$R = 0.01 \cdot \left(1 - \frac{t}{T}\right) \quad (14)$$

$$x_{ij}^{new} = x_{ij} + (2r - 1) \cdot R \cdot x_{ij} \quad (15)$$

$$X_i = \begin{cases} X_i^{new}, & F_i^{new} < F_i \\ X_i, & \text{diğer durum} \end{cases} \quad (16)$$

Burada R saldırıya uğrayan konum noktasının komşuluk yarıçapı, t iterasyon sayacı, T maksimum iterasyon sayısı, x_{ij} , j 'inci değişken için değeri, X_i^{new} , X_i komşuluğundaki i 'inci Tazmanya canavarının yeni konumu ve F_i^{new} amaç fonksiyonu değeridir [22].

Tablo 1. TDO Algoritmasının Sözde Kodu [22].

Table 1. Pseudocode of the TDO Algorithm [22].

Başla
Optimizasyon problem bilgisini gir.
TDO algoritmasının popülasyon boyutunu (N) ve iterasyon sayısını (T) ayarla.
Tazmanyaya canavarı konumunun rastgele başlat ve amaç fonksiyonunun değerlendir.
for $t = 1 : T$
for $i = 1 : N$
if $Pr < 0.5$, $Pr = \text{rand}$
Strateji1: Ölü hayvan kalıntısı ile beslenme (keşif aşaması)
TDO'nun i 'inci Tazmanyaya canavarı için leşi Denklemleri (8)'i kullanarak seç.
TDO'nun i 'inci Tazmanyaya canavarının yeni konumunu Denklem (9)'u kullanarak hesapla.
TDO'nun i 'inci Tazmanyaya canavarını Denklem (10)'u kullanarak güncelle.
Aşama 2: Av yiyerek beslenme (sömürü aşaması)
Aşama 1: Av seçimi ve saldırı
TDO'nun i 'inci Tazmanyaya canavarı için avı Denklem (11)'i kullanarak seç.
TDO'nun i 'inci Tazmanyaya canavarının yeni konumunu Denklem (12)'yi kullanarak hesapla.
TDO'nun i 'inci Tazmanyaya canavarını Denklem (13)'ü kullanarak güncelle.
Aşama 2: Av peşinde koşma
Komşuluk yarıçapını Denklem (14)'ü kullanarak güncelle.
i 'inci Tazmanyaya canavarının X_i komşuluğundaki yeni durumunu Denklem (15) kullanarak hesapla
i 'inci Tazmanyaya canavarını Denklem (16)'yı kullanarak güncelle.
end
end
Şu ana kadar bulunan en iyi çözümü kaydet.
end
TDO ile elde edilen en iyi çözümü çıktı olarak ver.
Bitiş TDO

Benzetimin Çalışması

Bu kısımda, belirlenen amaç fonksiyonu doğrultusunda TDO algoritması ile gerçekleştirilen optimizasyon işlemine ait sonuçlar ve analizler yer almaktadır. TDO algoritmasının etkinliğini ölçmek amacıyla karşılaştırmalar, motora ait başlangıç (INITIAL) tasarım değerleri ile yapılmıştır. Optimizasyon işleminde beş farklı değişken değeri belirlenmiştir. Bunlar; stator oluk çarpıklığı, stator oluk alt genişliği, mıknatıs yapısına bağlı olarak mıknatıs kalınlığı, kucaklama ve ofset değerleridir. Belirlenen bu beş farklı değişken değeri için optimizasyon işlemi Denklem (4)'te yer alan amaç fonksiyonuna göre gerçekleştirilmiştir. Algoritma için popülasyon sayısı 30 ve maksimum iterasyon sayısı 50 olarak belirlenmiştir. Değişken değerleri için alt ve üst limit değerleri Tablo 2'de yer almaktadır.

Tablo 2'de yer alan değerlere göre, 0,109251 değerine sahip TDO algoritması 0,192627 değerine sahip başlangıç tasarımından daha iyi uygunluk değerine sahiptir. Bunun yanı sıra TDO algoritmasının uygunluk değeri açısından başlangıç tasarımına göre %43,2836 daha iyi sonuç verdiği gözlemlenmiştir. Ayrıca, TDO algoritması ile elde edilen

değişken değerleri optimizasyon işlemi sonucunda belirlenen kısıtlar arasında kalabilmiştir.

Tablo 3'te yer alan PMSM tasarımına ait performans verilerine göre, TDO algoritması başlangıç tasarımına kıyasla önemli iyileştirmeler sağlamıştır. Verimlilik, %91,7788'den %92,7059'a yükselerek yaklaşık %1'lik bir artış göstermiş ve motorun enerji kayıplarını azaltmada başarılı olduğu gözlemlenmiştir. Vuruntu torku, 477,326 mNm'den 472,528 mNm'ye düşerek motorun titreşim seviyesini ve mekanik stabilitesini iyileştirme potansiyeli sunmuştur. Kalıcı mıknatıs ağırlığı, optimizasyon sonucu %13,8 azalarak 2,14837 kg'dan 1,85142 kg'a gerilemiş, böylece malzeme kullanımında önemli bir tasarruf sağlanmıştır. Stator oluk doluluk oranı %48,3667'den %48,1845'e, stator dış akı yoğunluğu ise 1,68131 T'den 1,64674 T'ye düşerek manyetik akının daha dengeli dağıtıldığı ve manyetik doygunluğun optimize edildiği belirlenmiştir. Buna karşılık, stator boyunduruk akı yoğunluğu 1,18247 T'den 1,30261 T'ye yükselmiş, bu da manyetik devrenin verimliliğini artırmıştır. Toplam net ağırlık, 53,2286 kg'dan 53,7132 kg'a hafif bir artış göstermiş; ancak bu artışın, stator ve rotor optimizasyonlarından kaynaklanan yapısal

iyileştirmelerden ileri geldiği değerlendirilmektedir. Çıkış gücü, başlangıç tasarımında 15004,7 W iken, optimize tasarımda 15000 W olarak ölçülmüş olup, bu küçük farkın optimizasyonun performansı üzerinde önemli bir olumsuz

etki yaratmadığını göstermektedir. Genel olarak, TDO algoritması, verimlilik, mekanik stabilite ve malzeme kullanımı açısından başlangıç tasarımına göre daha etkili ve verimli sonuçlar verdiği açıkça söylenebilmektedir.

Tablo 2. Başlangıç Tasarımı ve TDO Algoritmasına Ait Minimum Uygunluk Değeri, Değişken Değerleri ve Limitleri.

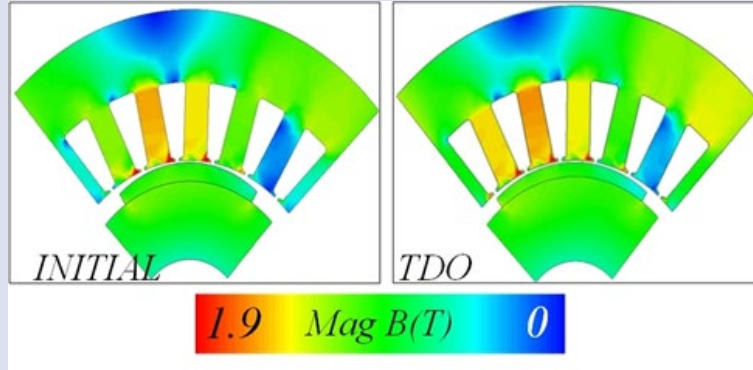
Table 2. Initial Design and Minimum Suitability Value, Variable Values, and Limits for the TDO Algorithm.

Algoritma	min	maks	Başlangıç	TDO
Kucaklama	0.5	1	0,72000	0,78358
Ofset	0	20	14,5000	7,20526
Stator Oluk Çarpıklığı	0	1	0,00000	0,44932
Mıknatıs Kalınlığı	6	9	8,72000	6,55013
Stator Oluk Alt Genişliği	5	9	7,38000	7,41433
Minimum Uygunluk Değeri			0,192627	0,109251

Tablo 3. Tasarlanan Motora Ait Performans Değerleri.

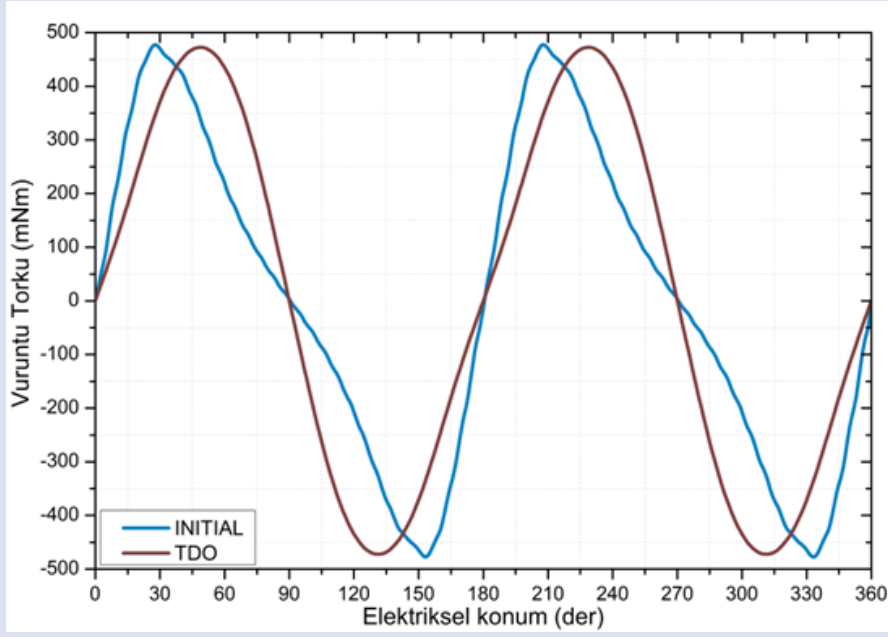
Table 3. Performance values of the designed motor.

Algoritma	Verimlilik (%)	Vuruntu Torku (mNm)	Stator Oluk Doluluk Oranı (%)	Stator Dış Akı Yoğunluğu (T)
Initial	91,7788	477,326	48,3667	1,68131
TDO	92,7059	472,528	48,1845	1,64674
Algoritma	Kalıcı Mıknatıs Ağırlığı (kg)	Stator Boyunduruk Akı Yoğunluğu (T)	Toplam Net Ağırlık (kg)	Çıkış Gücü (W)
Initial	2,14837	1,18247	53,2286	15004,7
TDO	1,85142	1,30261	53,7132	15000

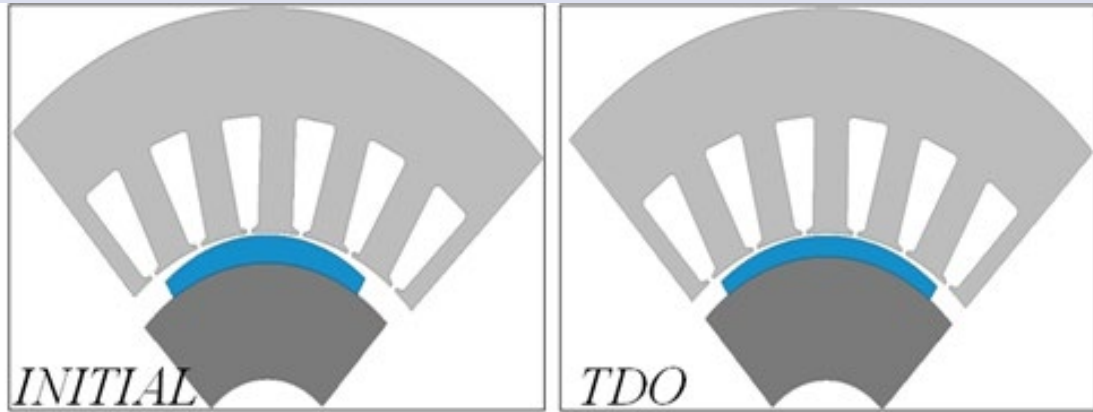


Resim 1. Başlangıç Tasarımı ve TDO Algoritması İle Elde Edilen Motor Modelleri İçin Akı Yoğunluğu Dağılımları.

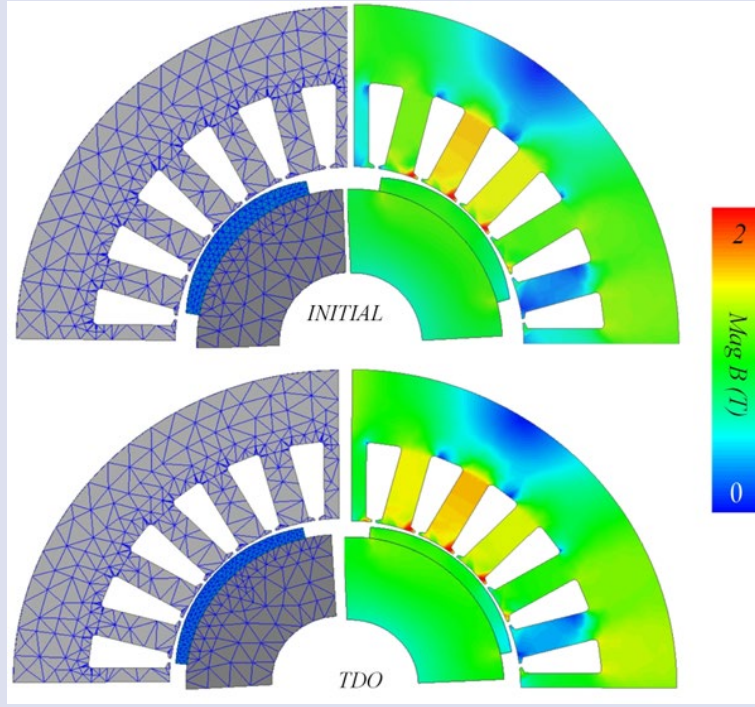
Figure 1. Current Density Distributions for Motor Models Obtained Using Initial Design and TDO Algorithm.



Resim 2. Rotor Konumuna Göre Vuruntu Tork Değişimi.
Figure 2. Cogging Torque Change Based on Rotor Position.



Resim 3. Başlangıç Tasarımı ve TDO Algoritmasına Ait Motor Yapıları.
Figure 3. Motor Structures Belonging to the Initial Design and TDO Algorithm.



Resim 4. Başlangıç Tasarımı ve TDO Algoritmasına Ait Motor Akı Dağılımları ve PMSM Kafes Ağı Gösterimleri.
Figure 4. Motor Current Distributions and PMSM Cage Network Displays for the Initial Design and TDO Algorithm.

TDO algoritması ve başlangıç tasarımı için elde edilen tasarım parametrelerine uygun olarak oluşturulan motor modellerine Sonlu Elemanlar Analizi (FEA) uygulanmıştır. Resim 1, tasarlanan motorların analizinden elde edilen akı yoğunluğu dağılımlarını göstermektedir.

Vuruntu torkunun rotor konumuna bağlı değişimi Resim 2'de verilmiştir. Vuruntu torkunun rotor konumuna bağlı değişimi Resim 2'de verilmiştir. TDO algoritmasının vuruntu torkunu azaltarak rotor dinamiğini daha kararlı hale getirdiği söylenebilir. Özellikle maksimum ve minimum tork değerlerindeki düşüş, sistemin mekanik yüklenmelerini azalttığına işaret etmektedir. Bu bağlamda, optimizasyon çalışmalarında TDO algoritması, vuruntu torkunu azaltma açısından avantajlı bir yöntem olarak değerlendirilebilir. Başlangıç tasarımı ve TDO algoritması ile elde edilen modellerdeki motor yapılarına ait stator oluk yapıları ve mıknatıs geometrisi kesitleri Resim 3'te ayrıntılı verilmiştir. Ayrıca, elde edilen modellere ait motor akı dağılımları ve PMSM kafes ağı gösterimleri Resim 4'te yer almaktadır.

Sonuç

Bu çalışmada, literatürde yer alan Tazmanyacı Canavarı Optimizasyon (TDO) algoritmasının gerçek hayat problemlerindeki etkinliğini ölçmek amacıyla Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motor (PMSM) tasarım optimizasyonu işlemi TDO algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Hem başlangıç tasarımı hem de TDO algoritması ile elde edilen sonuçlar, uygunluk değeri açısından karşılaştırılmış ve algoritmanın etkinliği ve verimliliği analiz edilmiştir. Ayrıca, amaç fonksiyonunu oluşturan verimlilik, stator oluk doluluk oranı ve çıkış gücü performans değerlerinin

yanı sıra vuruntu, stator dış akı yoğunluğu, kalıcı mıknatıs ağırlığı, stator boyunduruk akı yoğunluğu ve toplam net ağırlık gibi performans değerleri de elde edilerek karşılaştırma işlemi gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre TDO algoritmasının PMSM tasarım optimizasyonu probleminin çözümüne başlangıç tasarımından daha iyi sonuç verdiği görülmektedir.

Kaynaklar

- [1] V. I. Vlachou vd., "Overview on Permanent Magnet Motor Trends and Developments", *Energies* 2024, Vol. 17, Page 538, c. 17, sayı 2, s. 538, Oca. 2024, doi: 10.3390/EN17020538.
- [2] R. Islam, I. Husain, A. Fardoun, ve K. McLaughlin, "Permanent-magnet synchronous motor magnet designs with skewing for torque ripple and cogging torque reduction", *IEEE Trans. Ind. Appl.*, c. 45, sayı 1, ss. 152–160, 2009, doi: 10.1109/TIA.2008.2009653.
- [3] G. Boztaş, M. Yıldırım, ve Ö. Aydoğmuş, "Design and Optimization of a PMSM for Obtaining High-Power Density and High-Speed", *Turkish J. Sci. Technol.*, c. 15, sayı 2, ss. 61–70, Eyl. 2020, Erişim: Ara. 24, 2024. [Çevrimiçi]. Available at: <https://dergipark.org.tr/en/pub/tjst/issue/56881/729699>.
- [4] H. Kurnaz Araz ve M. Yılmaz, "Design procedure and implementation of a high-efficiency PMSM with reduced magnet-mass and torque-ripple for electric vehicles", *J. Fac. Eng. Archit. Gazi Univ.*, c. 35, sayı 2, ss. 1089–1109, 2020, doi: 10.17341/gazimmfd.458515.
- [5] C. Yılmaz, B. Yenipinar, Y. Sönmez, ve C. Ocak, "Optimization of PMSM Design Parameters Using Update Meta-heuristic Algorithms", *Lect. Notes Data Eng. Commun. Technol.*, c. 43, ss. 914–934, 2020, doi: 10.1007/978-3-030-36178-5_81.
- [6] M. Mutluer ve O. Bilgin, "Design optimization of PMSM by particle swarm optimization and genetic algorithm", *INISTA*

- 2012 - Int. Symp. Innov. Intell. Syst. Appl., 2012, doi: 10.1109/INISTA.2012.6247024.
- [7] B. E. Altun, E. Kaymaz, M. Dursun, and U. Guvenç, "Hyper-FDB-INFO algorithm for optimal placement and sizing of FACTS devices in wind power-integrated optimal power flow problem," *Energies*, vol. 17, no. 23, p. 6087, 2024, doi: 10.3390/en17236087.
- [8] F. Alpsalaz and M. S. Mamiş, "Detection of arc faults in transformer windings via transient signal analysis," *Appl. Sci.*, vol. 14, no. 20, p. 9335, 2024, doi: 10.3390/app14209335.
- [9] S. Mirjalili ve A. Lewis, "The Whale Optimization Algorithm", *Adv. Eng. Softw.*, c. 95, ss. 51–67, May. 2016, doi: 10.1016/J.ADVENGSOFT.2016.01.008.
- [10] M. Leszczuk, S. Szott, P. Trojovský, ve M. Dehghani, "Pelican Optimization Algorithm: A Novel Nature-Inspired Algorithm for Engineering Applications", *Sensors* 2022, Vol. 22, Page 855, c. 22, sayı 3, s. 855, Oca. 2022, doi: 10.3390/S22030855.
- [11] J. O. Agushaka, A. E. Ezugwu, ve L. Abualigah, "Dwarf Mongoose Optimization Algorithm", *Comput. Methods Appl. Mech. Eng.*, c. 391, s. 114570, Mar. 2022, doi: 10.1016/J.CMA.2022.114570.
- [12] A. Seyyedabbasi ve F. Kiani, "Sand Cat swarm optimization: a nature-inspired algorithm to solve global optimization problems", *Eng. Comput.*, c. 39, sayı 4, ss. 2627–2651, Ağu. 2023, doi: 10.1007/S00366-022-01604-X/TABLES/15.
- [13] F. A. Hashim ve A. G. Hussien, "Snake Optimizer: A novel meta-heuristic optimization algorithm", *Knowledge-Based Syst.*, c. 242, s. 108320, Nis. 2022, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2022.108320.
- [14] I. Ahmadianfar, A. A. Heidari, S. Noshadian, H. Chen, ve A. H. Gandomi, "INFO: An efficient optimization algorithm based on weighted mean of vectors", *Expert Syst. Appl.*, c. 195, s. 116516, Haz. 2022, doi: 10.1016/J.ESWA.2022.116516.
- [15] M. Azizi, S. Talatahari, ve A. H. Gandomi, "Fire Hawk Optimizer: a novel metaheuristic algorithm", *Artif. Intell. Rev.*, c. 56, sayı 1, ss. 287–363, Oca. 2023, doi: 10.1007/S10462-022-10173-W/TABLES/4.
- [16] S. Zhao, T. Zhang, S. Ma, ve M. Chen, "Dandelion Optimizer: A nature-inspired metaheuristic algorithm for engineering applications", *Eng. Appl. Artif. Intell.*, c. 114, s. 105075, Eyl. 2022, doi: 10.1016/J.ENGAPPAI.2022.105075.
- [17] J. O. Agushaka, A. E. Ezugwu, ve L. Abualigah, "Gazelle optimization algorithm: a novel nature-inspired metaheuristic optimizer", *Neural Comput. Appl.*, c. 35, sayı 5, ss. 4099–4131, Şub. 2023, doi: 10.1007/S00521-022-07854-6/FIGURES/13.
- [18] M. Dehghani, Z. Montazeri, E. Trojovská, ve P. Trojovský, "Coati Optimization Algorithm: A new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems", *Knowledge-Based Syst.*, c. 259, s. 110011, Oca. 2023, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2022.110011.
- [19] M. Abdel-Basset, R. Mohamed, S. A. A. Azeem, M. Jameel, ve M. Abouhawwash, "Kepler optimization algorithm: A new metaheuristic algorithm inspired by Kepler's laws of planetary motion", *Knowledge-Based Syst.*, c. 268, s. 110454, May. 2023, doi: 10.1016/J.KNOSYS.2023.110454.
- [20] G. Hong, T. Wei, ve X. Ding, "Multi-Objective Optimal Design of Permanent Magnet Synchronous Motor for High Efficiency and High Dynamic Performance", *IEEE Access*, c. 6, ss. 23568–23581, Nis. 2018, doi: 10.1109/ACCESS.2018.2828802.
- [21] S. ; Zhang vd., "Optimization Design of Permanent Magnet Synchronous Motor Based on Multi-Objective Artificial Hummingbird Algorithm", *Actuators* 2024, Vol. 13, Page 243, c. 13, sayı 7, s. 243, Haz. 2024, doi: 10.3390/ACT13070243.
- [22] M. Dehghani, S. Hubalovsky, ve P. Trojovsky, "Tasmanian Devil Optimization: A New Bio-Inspired Optimization Algorithm for Solving Optimization Algorithm", *IEEE Access*, c. 10, ss. 19599–19620, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3151641.
- [23] S. Duman ve A. Dalcı, "Optimum design of slot and magnet structure of permanent magnet synchronous generator with teaching-learning-studying-based optimization", *Int. J. Numer. Model. Electron. Networks, Devices Fields*, c. 37, sayı 2, s. e3193, Mar. 2024, doi: 10.1002/JNM.3193.