



Araştırma Makalesi/Research Article

Cüce kuyruksüren optimizasyon algoritması: Çok seviyeli inverter çıkış geriliminin toplam harmonik distorsiyon değerinin azaltılması

Yasin BEKTAŞ *1

¹Aksaray Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksek Okulu, Elektrik-Enerji Bölümü, 68000, Aksaray, Türkiye

Anahtar Kelimeler

Cüce Kuyruksüren
Optimizasyon Algoritması
Toplam harmonik distorsiyon
Çok seviyeli inverter
Hızlı Fourier transform analizi

Makale geçmişi:

Geliş Tarihi: 19.07.2023
Kabul Tarihi: 29.11.2023

Öz: Toplam Harmonik Distorsiyon (THD) değeri, elektrik sistemlerinde kullanılan çeşitli cihazların ve sistemlerin performansını değerlendirmek için kullanılan önemli bir ölçüttür. THD değerinin olabildiğince düşük değerde olması beklenir. Bu çalışmada, kaskad h-köprü çok seviyeli inverter (KHK-ÇSİ) çıkış geriliminin THD değerini en iyi seviyeye getirmek için yeni geliştirilen Cüce Kuyruksüren Optimizasyon (DMO) algoritması uyarlanmıştır. Uyarlanan DMO algoritmasının performansı, üç fazlı dokuz seviyeli kaskad h-köprü çok seviyeli (KHK-ÇSİ) üzerinde Genetik Algoritma (GA) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritmaları ile birlikte test edilmiştir. Bu algoritmaların yakınsama, tutarlılık ve hız testleri yapılmıştır. Sonuçlar, MATLAB simülasyonlarıyla ayrıntılı bir şekilde doğrulandıktan sonra analiz edilmiş ve DMO algoritmasının 0.1 ile 1.0 modülasyon indeksi aralığında belirtilen algoritmalarından daha üstün performans gösterdiği sonucuna varılmıştır. Sonuç olarak, KHK-ÇSİ çıkış geriliminin THD değerini optimize etmek için DMO algoritmasının etkili bir şekilde kullanılabileceğini gösterilmiştir.

Atıf için/To Cite:

Bektaş Y. Cüce kuyruksüren optimizasyon algoritması: Çok seviyeli inverter çıkış geriliminin toplam harmonik distorsiyon değerinin azaltılması. Ulusallararası Teknolojik Bilimler Dergisi, 15(3), 118-128, 2023.

Dwarf mongoose optimization algorithm: Minimization of total harmonic distortion in multi-level inverter output voltage

Keywords

Dwarf Mongoose
Optimization Algorithm
Total Harmonic Distortion
Multi-level Inverter
Fast Fourier Transform
Analysis

Article history:

Received: 19.07.2023
Accepted: 29.11.2023

Abstract: The Total Harmonic Distortion (THD) value is an important metric used to evaluate the performance of various devices and systems in electrical systems. A low THD value is expected for optimal performance. In this study, the THD value of the output voltage of a cascaded H-bridge multi-level inverter (CHB-MLI) was optimized by using a newly developed Dwarf Mongoose Optimization (DMO) algorithm. The performance of the adapted DMO algorithm has been tested alongside the Genetic Algorithm (GA) and Particle Swarm Optimization (PSO) algorithms on a three-phase, nine-level cascaded H-bridge multi-level inverter (CHB-MLI). Convergence, consistency, and speed tests have been conducted for these algorithms. After detailed validation through MATLAB simulations, the results were analyzed, and it was concluded that the DMO algorithm outperformed the mentioned algorithms in the modulation index range of 0.1 to 1.0. In conclusion, it has been demonstrated that the DMO algorithm can effectively optimize the THD value of the output voltage of CHB-MLI.

1. Giriş

Çok seviyeli inverterler (ÇSİ) [1], elektrik güç sistemlerinin önemli bir parçasıdır ve doğru akımı (DC) alternatif akıma (AC) dönüştürmede kullanılır. Özellikle solar inverter güç dönüşümü ve şebeke senkronizasyonu için yaygın olarak kullanılırlar [2]. ÇSİ

aynı zamanda HVDC (Yüksek Gerilim Doğru Akım) iletimi, FACTS (Esnek Alternatif Akım İletim Sistemleri) cihazları gibi güç kalitesi düzelten cihazlar ve sistemlerde yaygın olarak kullanılır [3-5]. Son zamanlarda, ÇSİ'ler asenkron ve senkron motor sürücülerini için elektrikli araçlara da entegre edilmektedir [6]. Toplam harmonik distorsiyon (THD),

* İlgili yazar/Corresponding author: yasinbektas@aksaray.edu.tr

gerilim veya akım dalga formunun temel frekans bileşeni dışındaki harmonik içeriğini değerlendiren bir ölçüttür. THD değerinin düşük olması, bir dizi olumlu etkiyi beraberinde getirir. Bu etkiler arasında enerji kayıplarının azaltılması, verimliliğin artırılması, yüklerin ve elektrik ekipmanının ömrünün uzatılması, daha az ısınma ve gürültü seviyesinin azaltılması, elektronik cihazların arıza ve dengesiz çalışma gibi sorunların azaltılması ve elektromanyetik girişim değerinin azaltılması gibi faktörler bulunur [7].

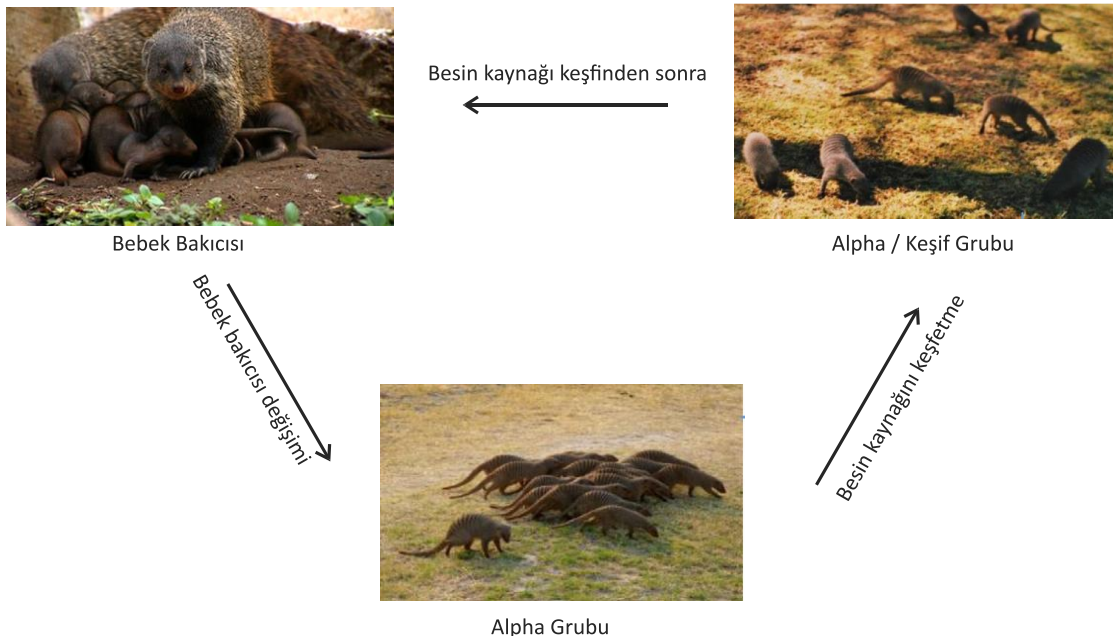
THD değerinin minimize etmek için çeşitli teknikler uygulanmaktadır ve bunların bazıları uygulama özgü ve diğerleri ise yalnızca güç sistem ağları için geçerlidir. Sayısal yöntemler matematiksel formülasyonlar ve Newton-Raphson yöntemi gibi tahmin tabanlı algoritmalar içerir. Seçici harmonik eliminasyonu (SHE) [8], özellikle düşük dereceli baskın harmonikleri ortadan kaldırmak için yaygın bir tekniktir. Darbe genişlik modülasyonu (PWM) ve sinüzoidal PWM, Uzat vektör modülasyonu (SVM) ve çeşitli varyantları, THD değerini büyük ölçüde ortadan kaldırma yeteneğine sahiptir, ancak hızlı anahtarlama ve karmaşık bir yapıya ihtiyaç duyarlar [9]. Bulanık mantık ve yapay sinir ağları kullanılmaktadır, ancak bu yöntemler modülasyon indeksine (M) göre sınırlıdır, bu nedenle M değerinin tüm aralığı için optimal bir çözüm sunamazlar [10]. M değerinin sınırlanmasının yanı sıra, bu yöntemler daha iyi optimizasyon için genetik algoritma (GA) [11], parçacık sürü optimizasyonu (PSO) [12,13] gibi temel optimizasyon algoritmaları kullanılır. Ancak algoritmaların probleme uygun çözümü daha çabuk bulması ve kullanılan algoritma yapısının daha az parametre içermesi ve daha az karmaşık yapıya sahip olması istenir.

Bu çalışmada, üç fazlı dokuz seviyeli bir ÇSİ'nin THD değerini en iyi değere getirmek için yeni bir meta-sezgisel olan DMO algoritma tabanlı anahtarlamalı teknik önerilmektedir. Makale aşağıdaki şekilde düzenlenmiştir: Bölüm 2, DMO algoritmasının açıklamasını içermektedir. Bölüm 3, simülasyon sonuçlarını sunmaktadır ve sonuçlar Bölüm 4'te sunulmuştur.

2. Cüce Mangolar Optimizasyon Algoritması

Cüce Kuyruksüren Optimizasyon Algoritması (DMO), doğal yaşamdan ilham alarak geliştirilen bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Bu algoritma, Afrika'da yaşayan küçük etçil memelilerden biri olan cüce kuyruksüren mangonun beslenme davranışını taklit ederek farklı alanlardaki optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılmaktadır [14].

Cüce mangolar topluluklar halinde yaşar ve grubun tamamına verimli bir şekilde besin sağlamak için işbirliğine dayalı beslenme stratejileri sergilerler. Cüce mangoların adaptif davranışlarından, örneğin av boyutu seçimi, alan kullanımı, grup büyüklüğü ve besin sağlama gibi özelliklerinden ilham alarak karmaşık optimizasyon problemlerine optimal çözümler bulur. DMO algoritması, nüfusa dayalı bir algoritmadır. Alfa grup ve bakıcılardan oluşan sosyal grupları kullanarak arama ve optimizasyon görevleri gerçekleştirilir. Alfa grup, beslenmeyi başlatma, beslenme yolu ve katedilen mesafe gibi önemli kararları alır. Bakıcılar, genç mangoların bakımını üstlenir ve grubun beslenmesi sırasında değiştirilir, bu da algoritmanın keşif ve kullanma aşamalarına katkıda bulunur.



Şekil 1. DMO algoritmasının prosedürleri.

DMO, çeşitli optimizasyon problemlerini çözmede olumlu sonuçlar göstermiş ve diğer güncel algoritmalara karşı karşılaştırılmış, yakın optimal çözümler bulma konusundaki etkinliği ve verimliliği kanıtlanmıştır [15-19].

DMO algoritmasının optimizasyon prosedürleri, Şekil 1'de gösterildiği gibi üç aşamada temsil edilir. DMOA modeli, sözde kod ve algoritma yapısı aşağıda sunulmuştur.

2.1. Başlangıç popülasyonu

DMO algoritması, cüce mangoların aday çözümleri için rast gele oluşturulan popülasyon ile başlar. Bu başlangıç popülasyonu, (1) ifadesinde belirtildiği gibi oluşturulur.

$$S = \begin{bmatrix} S_{1,1} & \cdots & S_{1,Q} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ S_{N_p,1} & \cdots & S_{N_p,Q} \end{bmatrix} \quad (1)$$

N_p , toplam popülasyon büyüklüğüdür ve Q , cüce mangonun karar değişkenlerinin sayısıdır. Popülasyon, (2) ifadesi kullanılarak rastgele oluşturulur.

$$S_{u,v} = \text{unifrnd}(LB, UB, Q) \quad (2)$$

2.2. DMO Alogritma Modeli

DMO algoritmasının prosedürü üç gruba ayrılmıştır. Bu gruplar aşağıda sunulmuştur.

Alpha Grubu

İlk adımda, her çözümün popülasyon uygunluğu (uygunluk fonksiyonunun değeri) eşitlik (3) kullanılarak hesaplanır. Uygunluğa göre dişi alpha, eşitlik (3) ifadesinde belirtildiği şekilde seçilir.

$$\alpha = \frac{fit_j}{\sum_{j=1}^{N_p} fit_j} \quad (3)$$

Cüce mangolardaki α grubundaki cüce sayısı, bebek bakıcısı sayısı bs ve baskın dişinin seslenmesi p ile ilişkilidir, eşitlik (4) kullanılarak güncellenir.

$$S_{j+1} = S_j + \emptyset * \rho \quad (4)$$

\emptyset , rastgele seçilen bir sayıdır. Her tekrar için uyku yuvası, eşitlik (5) kullanılarak hesaplanır.

$$\varepsilon_j = \frac{fit_{j+1} - fit_j}{\max\{|fit_{j+1}, fit_j|\}} \quad (5)$$

ε_j değerinin ortalaması eşitlik (6) kullanılarak hesaplanır.

$$\sigma = \frac{\sum_{j=1}^{N_p} \varepsilon_j}{N_p} \quad (6)$$

Bebek bakıcısı kriterleri karşılandığında bir sonraki aşamaya geçilir. Yani keşif grubu oluşturulur.

Keşif Grubu

Keşif grubu, cüce mangoların önceki yatak yuvalarına geri dönmedikleri bilgisine dayanarak bir sonraki yatak yuvasını aramaya yönelir, bu da keşfi garanti altına alır. Mantık, ailenin yiyecek arayışını yeterince uzakta sürdürmesi durumunda yeni bir yatak yuvası keşfedeceğini öngörür. Bu durum, denklemler 7(a) ve 7(b) olarak matematiksel olarak ifade edilmiştir.

$$\text{if } \theta_{j+1} > \theta_j: S_{j+1} = S_j - DF * \text{rand} * [S_j - \vec{V}] \quad (7)$$

$$\text{else } S_{j+1} = S_j + DF * \text{rand} * [S_j - \vec{V}] \quad (8)$$

Burada, "rand" değeri [0, 1] arasında bir rastgele sayıdır. DF, cüce mangolar grubunun kolektif hareketini kontrol etmek için bir parametredir ve \vec{V} hareket vektörüdür; Bu parametreler eşitlik (9) ve (10) kullanılarak hesaplanır.

$$DF = \left(1 - \frac{m}{\max_G}\right)^{\left(2 * \frac{m}{\max_G}\right)} \quad (9)$$

$$\vec{V} = \sum_{j=1}^{N_p} \frac{S_j \times \varepsilon_j}{S_j} \quad (10)$$

Bebek Bakıcısı

Bebek bakıcısı, yavrularla birlikte kalan ikincil bir gruptur. Alfa dişisine yardımcı olmak için bebek bakıcıları düzenli olarak değiştirilirken, diğer ekip üyeleri günlük av gezileri düzenler. DMOA'nın sözdizimi Tablo 1'de sunulmuştur.

3. Sonuçlar ve Tartışmalar

3.1. THD minimizasyonu için uygunluk fonksiyonu

Uygunluk fonksiyonunun amacı daha düşük THD değerine sahip temel gerilim değerini elde etmek. Uygunluk fonksiyonu denklem (11)'de verilmiştir.

Tablo 1. DMO Algoritmasının sözde kodu.

DMO Algoritması
Başla:
DMOA parametrelerini ayarla: Np, bb
Np = Np - bb değerini ayarla.
K, bebek bakıcısı değişim parametre değerini ayarla
for m=1 : max_G
Kuyrusüren'lerin uygunluk değerini hesapla
D, zaman sayacı ayarla.
Eşitlik (3)'ü hesapla.
Aday yiyecek konumunu hesapla (Eşitlik 4)
Yeni uygunluk değerini değerlendir
Uyku yuvasını değerlendir (Eşitlik 5)
Uyku yuvalarının ortalamasını hesapla (Eşitlik 6)
Hareket vektörünü hesapla (Eşitlik 10)
D ≥ K ise bebek bakıcısını değiştir.
(1)'i kullanarak bb konumunu başlatın ve uygunluk değerlerini hesapla
Sonraki konumu simüle et (Eşitlik 7 ve 8)
En iyi çözümü güncelle
end
En iyi çözümü döndür
end

$$FF = \min_{\theta_i} \left\{ |V_{1p} - V_{ref}| + \sum_{j=5,7,11\dots}^{49} V_j \right\} \quad (11)$$

Burada θ_i anahtarlama açılarını temsil eder. Dokuz seviyeli KHK-ÇSİ için her bir köprü de tek anahtarlama yapılacağından $\theta_1, \theta_2, \theta_3,$ ve θ_4 olarak toplamda dört adet açı hesaba katılır. Bu açıların hesaba katılması ile oluşan gerilim değer V_{1p} ile V_{ref} istenilen referans temel gerilim değeridir.

$$M = \frac{V_{1p}}{\sum V_{DC}} \quad (12)$$

Burada, V_{1p} hesaplanan çıkış geriliminin tepe değeri iken V_{ref} istenilen temel geriliminin tepe değeridir. Temel gerilim modülasyon indeksi M ile kontrol edilir. Modülasyon indeksi eşitlik (12)'de verildiği gibi istenilen temel gerilimin tepe değerinin DC gerilim değerinin toplamına oranı olarak tanımlanır.

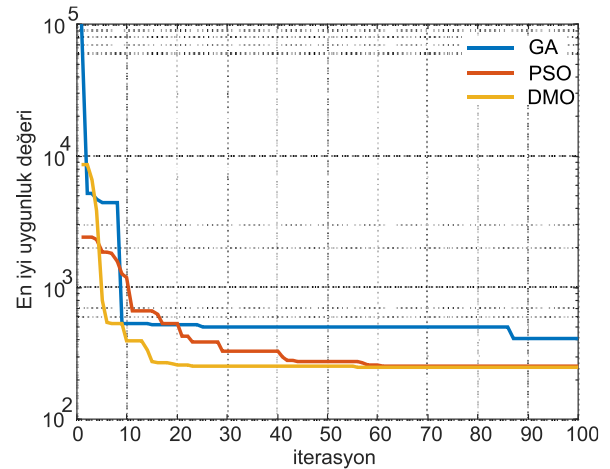
3.2. THD değerinin minimizasyonu için anahtarlama açılarının optimizasyonu

9 seviyeli KHK-ÇSİ için DMO algoritması kullanarak THD minimizasyonu yapılmıştır. Sonuçlar MATLAB Simulink kullanılarak FFT analiz aracıyla doğrulanmıştır. GA, PSO ve DMO algoritmalarında her biri 50 bireyden oluşan, bağımsız olarak 5 çalıştırma yapılmıştır. Her bir çalıştırma, 100 iterasyon içermektedir.

0 ile 1 modülasyon indeksi aralığı için her bir algortima 5'er defa çalıştırılmış en iyi sonuçlar GA için Tablo 2'de

PSO için Tablo 3'de ve DMO için ise Tablo 4'de verilmiştir.

Tablo 2' GA ile hesaplanan anahtarlama açıları ve bu açılar invertere uygulandığında elde edilen simülasyon sonuçlarını göstermektedir. Tablo 3 ve Tablo 4 de ise sırasıyla PSO ve DMO algortimaları ile hesaplanan anahtarlama açıları ve buna karşı elde edilen simülasyon sonuçları verilmiştir. Tablolar incelendiğinde verilen modülasyon indeksi aralığı için temel gerilimi en az hata ile kontrol eden ve en iyi THD değerine sahip olan algortimanın DMO algortiması olduğu görülür. PSO ise GA algoritmasından daha iyi performans göstermiştir.



Şekil 2. M=1.0 için GA, PSO ve DMO yakınsama eğrileri

Şekil 2. 1.0 modülasyon indeksi için algoritmaların yakınsama eğrilerini göstermektedir. Görüldüğü gibi en erken ve daha iyi uygunluk değeri ile çözüm bulan algoritma DMO algoritmasıdır.

DMO algoritması, GA ve PSO gibi diğer optimizasyon yöntemleriyle karşılaştırıldığında aşağıdaki avantajlara sahiptir.

- *Daha Yüksek Diverjans:* DMO, problem alanında daha yüksek bir çeşitliliğe sahiptir. Bu özellik, genellikle daha iyi global çözümler bulunmasına yardımcı olur.
- *Daha İyi Hız ve Yakınsama:* DMO, bazı durumlarda daha hızlı yakınsayabilir ve daha hızlı çözümler üretebilir. THD optimizasyonunda bu durum kanıtlanmıştır.
- *Parametre Duyarlılığı:* DMO, bazı durumlarda daha az hassaslık gösteren veya parametre ayarlarına daha az duyarlı olan bir algoritmadır.
- *Karmaşıklık:* DMO, GA ve PSO'dan daha az karmaşıktır ve daha az ayar gerektirir.

Ancak, her optimizasyon algoritması farklı problemler ve uygulama senaryoları için daha iyi veya daha kötü performans gösterebilir. Hangi algoritmanın kullanılacağı, belirli bir problemin özelliklerine ve gereksinimlerine bağlı olarak değerlendirilmelidir [20]. Her bir algoritmanın avantajları ve dezavantajları

farklıdır ve uygulama bağlamına bağlı olarak tercih edilen bir algoritma değişebilir [21].

Sonuç olarak THD optimizasyonu için DMO, GA ve PSO algoritmalarından daha üstündür.

3.3. Tutarlılık Testi

Standart sapma, bir veri kümesindeki değerlerin ortalamadan ne kadar uzaklaştığına dair bir ölçüdür. Yani, veri noktalarının ortalama değere göre ne kadar dağıldığını gösterir. Standart sapmanın düşük olması, elde edilen sonuçların daha tutarlı olduğu ve daha az değişkenlik gösterdiği anlamına gelir, bu da algoritmanın daha güvenilir olduğunu ve performansının daha öngörülebilir olduğunu gösterir. Her bir algoritma için, en iyi FF (uygunluk değeri), en kötü FF, ortalama FF ve Standart sapma (SD) karşılaştırılarak sonuçlarının tutarlılığı açısından test edilmiştir. İstatistiksel analiz sonuçları GA, PSO ve DMO için sırasıyla Tablo 5, 6 ve 7'de verilmiştir. Görüldüğü üzere standart sapma değerleri en düşük değer alan algoritma DMO algoritmasıdır. PSO ise GA'dan daha üstün performans göstermiştir.

Tablo 2. GA ile hesaplanan anahtarlama açıları

GA-THD										
	m	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	Vref(max)	Vref(rms)	V1p(rms)	hata(%)	THD (%)
Düşük	0.1	1.25324	1.56987	1.57080	1.57080	31.1	22	21.88	0.55%	81.98
	0.2	0.91551	1.55388	1.57080	1.57080	62.2	44	43.74	0.59%	31.56
	0.3	0.72382	1.38037	1.56991	1.57080	93.3	66	65.61	0.59%	17.17
Orta	0.4	0.68755	1.08395	1.55905	1.57080	124.4	88	87.46	0.61%	15.24
	0.5	0.70103	0.97232	1.33031	1.57080	155.5	110	109.3	0.64%	12.50
	0.6	0.44427	0.90939	1.20066	1.57080	186.6	132	131.2	0.61%	8.95
Yüksek	0.7	0.63771	0.85119	1.05783	1.32974	217.7	154	153	0.65%	8.29
	0.8	0.41486	0.81670	1.03502	1.16486	248.8	176	174.9	0.62%	7.78
	0.9	0.08328	0.27442	0.56629	1.54637	279.9	198	197.3	0.35%	5.25
	1.0	0.19495	0.40987	0.72392	1.05394	311.0	220	219.3	0.32%	5.32

Tablo 3. PSO ile hesaplanan anahtarlama açıları

PSO-THD										
	m	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	Vref(max)	Vref(rms)	V1p(rms)	hata(%)	THD (%)
Düşük	0.1	1.25227	1.57080	1.57080	1.57080	31.1	22	21.86	0.64%	81.80
	0.2	0.91357	1.55745	1.56867	1.57080	62.2	44	43.75	0.57%	31.51
	0.3	0.83233	1.29807	1.57080	1.57080	93.3	66	65.81	0.29%	18.74
Orta	0.4	0.71650	1.05657	1.56019	1.57080	124.4	88	87.71	0.33%	14.70
	0.5	0.72671	0.93416	1.33979	1.57080	155.5	110	109.7	0.27%	12.28
	0.6	0.62987	0.89079	1.20133	1.48478	186.6	132	131.5	0.38%	8.02
Yüksek	0.7	0.66086	0.77720	1.05472	1.36595	217.7	154	153.5	0.32%	8.19
	0.8	0.44211	0.84467	0.96275	1.18738	248.8	176	175.4	0.34%	7.16
	0.9	0.09049	0.56487	0.76939	1.29990	279.9	198	197.2	0.40%	5.89
	1.0	0.16927	0.42080	0.73278	1.04751	311.0	220	219.2	0.36%	5.09

Tablo 4. DMOA ile hesaplanan anahtarlama açıları

DMO-THD										
	m	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	Vref(max)	Vref(rms)	V1p(rms)	hata(%)	THD (%)
Düşük	0.1	1.251545	1.570796	1.570796	1.570796	31.1	22	22	0.00%	81.53
	0.2	0.900349	1.562805	1.570796	1.570796	62.2	44	43.96	0.09%	31.15
	0.3	0.746519	1.358777	1.570791	1.570796	93.3	66	65.98	0.03%	16.59
Orta	0.4	0.702014	1.063255	1.562513	1.5705	124.4	88	87.9	0.11%	14.56
	0.5	0.727711	0.956474	1.323003	1.565338	155.5	110	109.9	0.09%	12.08
	0.6	0.617192	0.914646	1.171068	1.493439	186.6	132	132.1	-0.08%	7.97
Yüksek	0.7	0.644452	0.844053	1.065616	1.31157	217.7	154	153.8	0.13%	7.89
	0.8	0.430911	0.8492	0.963534	1.186946	248.8	176	175.4	0.34%	7.09
	0.9	0.092548	0.268715	0.577773	1.540064	279.9	198	197.4	0.30%	5.14
	1.0	0.17221	0.417323	0.729419	1.047572	311.0	220	219.4	0.27%	5.08

Tablo 5. GA Algoritması tutarlılık test sonuçları

	M	En iyi FF	En kötü FF	Ortalama FF	SD
Düşük	0.1	639.1005	681.4048	646.0766	22.08179178
	0.2	402.1548	628.7134	449.9921	99.95809935
	0.3	343.3644	625.0000	428.5866	113.8551927
Orta	0.4	325.0000	760.9142	483.1489	174.5489118
	0.5	411.8874	594.4970	468.6769	75.26091957
	0.6	350.0000	476.1420	398.6683	52.50764789
Yüksek	0.7	322.1084	369.4670	340.9151	20.79198513
	0.8	350.0000	527.0231	405.6887	73.8926317
	0.9	350.5010	527.0231	415.7465	67.76408978
	1.0	412.0000	521.0000	443.4694	46.33881392

Tablo 6. PSO Algoritması tutarlılık test sonuçları

	M	En iyi FF	En kötü FF	Ortalama FF	SD
Düşük	0.1	639.9397	640.0677	639.9709	0.054494908
	0.2	372.2047	394.2057	378.9300	8.915979937
	0.3	242.5685	309.2399	259.8002	27.90816435
Orta	0.4	330.8299	405.0950	349.1023	31.66964576
	0.5	350.5683	418.7842	367.8205	28.78559707
	0.6	223.0783	229.9863	226.9226	2.723931944
Yüksek	0.7	321.5113	441.7283	390.5902	62.22153717
	0.8	317.7837	326.2569	320.8432	3.273073759
	0.9	208.0000	291.3917	245.6687	38.21190026
	1.0	253.4175	268.9137	261.7454	6.995747459

Tablo 7. DMO Algoritması tutarlılık test sonuçları

	M	En iyi FF	En kötü FF	Ortalama FF	SD
Düşük	0.1	639.9191	639.9195	639.9193	0.000151658
	0.2	372.2170	373.4845	372.5665	0.523020136
	0.3	240.0000	243.4628	241.6354	1.346578969
Orta	0.4	330.0449	335.8261	332.3950	2.173133603
	0.5	313.2210	318.6277	316.2707	2.089369069
	0.6	230.3388	239.7146	233.5729	3.615158234
Yüksek	0.7	331.7954	343.5299	336.0832	4.719616123
	0.8	231.7386	239.7378	236.2114	3.355964747
	0.9	210.2884	215.9969	213.5371	2.260840591
	1.0	248.2629	252.4363	249.6602	1.658498588

Tablo 8. Algoritmaların her deneme için hesaplama sürelerinin karşılaştırmalı tablosu

Algoritma	Çalıştırma Sırası					Ortalama Süre (sn)
	1	2	3	4	5	
GA	1.156	1.141	1.146	1.176	1.173	1.1584
PSO	0.620	0.710	0.712	0.669	0.728	0.6878
DMO	0.450	0.452	0.408	0.441	0.468	0.4438

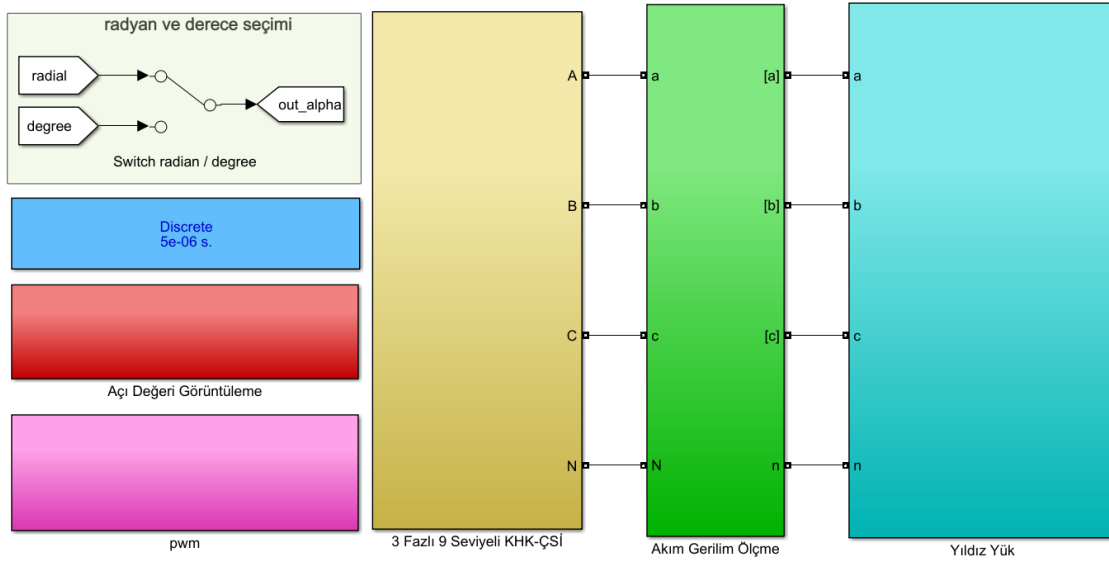
3.4. Hız Testi

Optimizasyon hız testi, bir optimizasyon algoritmasının çalışma hızını ve sonuç üretme hızını değerlendirmek amacıyla gerçekleştirilen bir test yöntemidir. Bu test, bir algoritmanın çözüm süresini ve hızını ölçerek performansını değerlendirir.

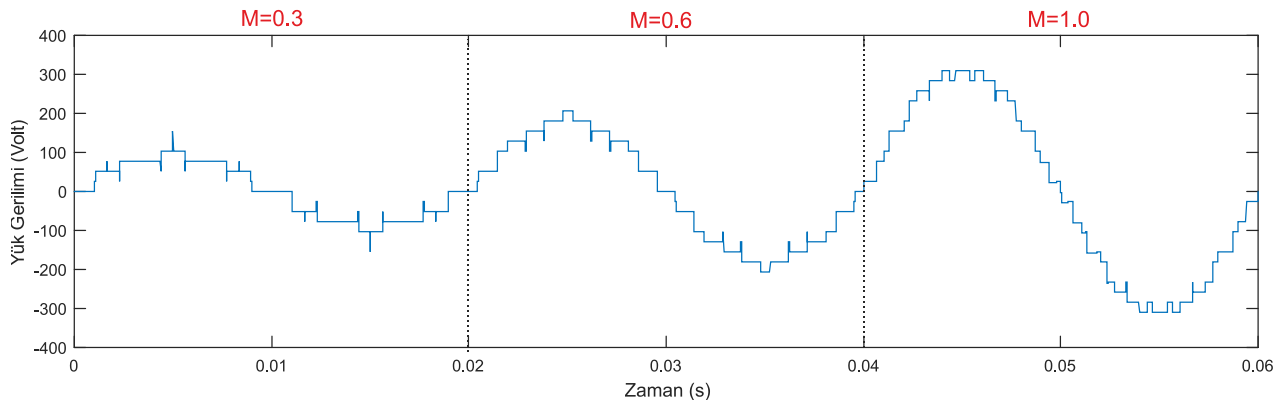
Her üç algoritma, 5 farklı denemede çalıştırılmış ve her bir deneme 100 tekrarla gerçekleştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar Tablo 8'de sunulmaktadır. Bu sonuçlara göre, DMO algoritması en hızlı çalışan algoritma olarak belirlenirken, GA en yavaş çalışan algoritma olarak belirlenmiştir.

Tablo 2, 3 ve 4'de görüldüğü üzere düşük, orta ve yüksek modülasyon indeks değerleri için GA, PSO ve

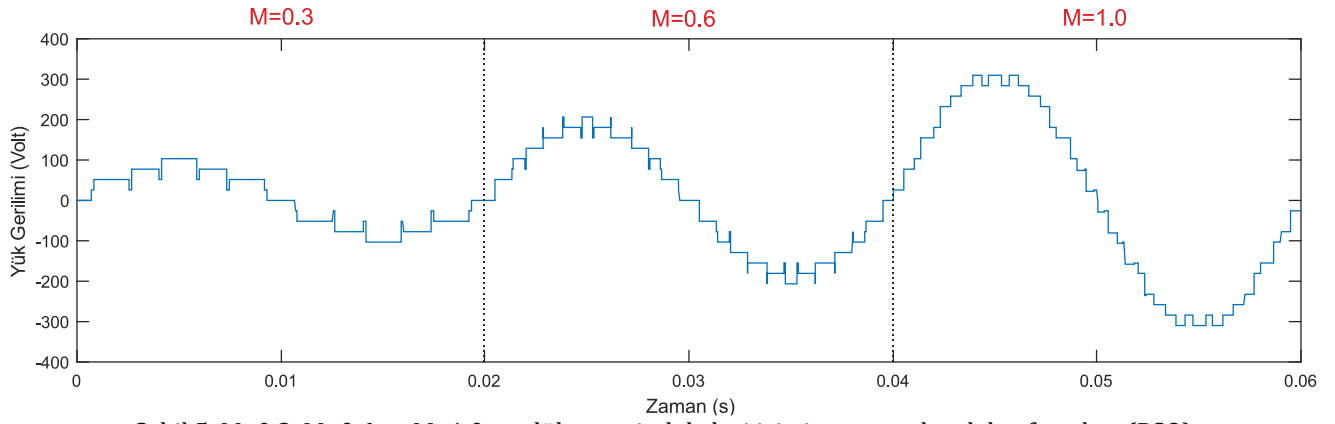
DMO algoritmaları uygun çözümler bulunmuştur. Çok seviyeli inverterler genel olarak düşük modülasyon indekslerinde çalıştırılmaz. Uygulamalarda kullanılan modülasyon değeri orta modülasyon değerini aşmaktadır. Tabloda görüldüğü gibi düşük, orta ve yüksek modülasyon indeksi için DMO algoritması ile daha uygun çözümler bulunmuştur. GA, PSO ve DMO algoritmalarıyla düşük, orta ve yüksek modülasyon indeksi için elde edilen anahtarlamaya açıları Şekil 3'de verilen üç fazlı 9 seviyeli inverter Simulink modeline uygulanmıştır. GA, PSO ve DMO algoritmaları ile elde edilen gerilm dalga formu sırası ile Şekil 4, 5 ve 6'de verilmiştir.



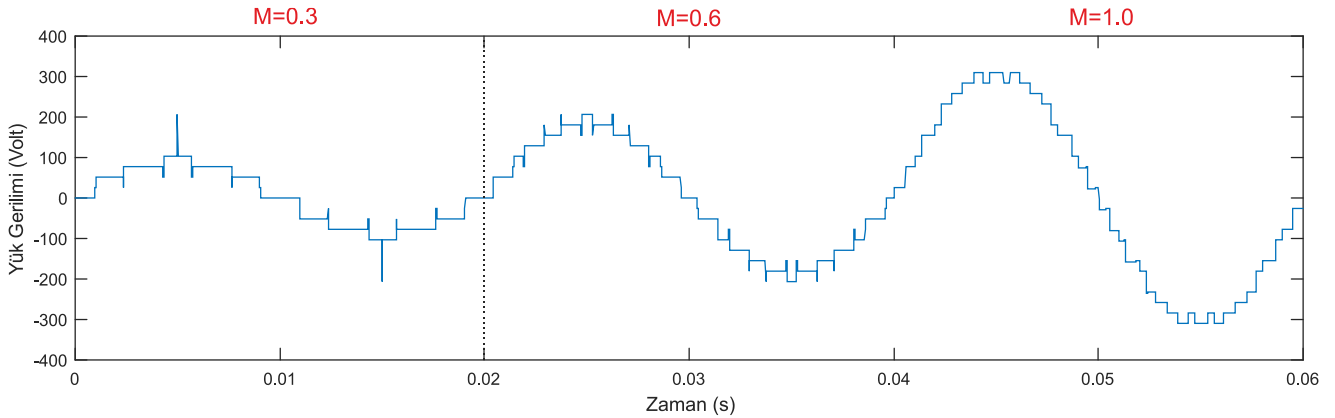
Şekil 3. Üç fazlı dokuz seviyeli KHK-ÇSİ simulink modeli



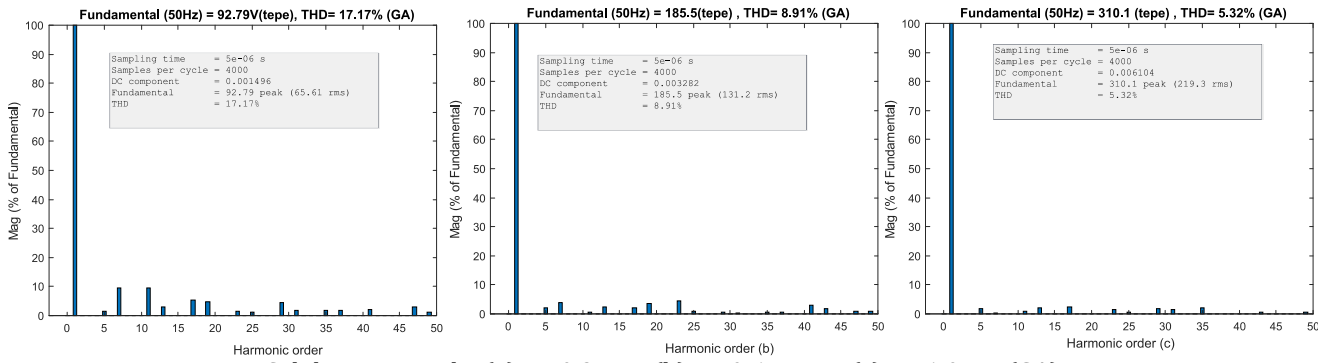
Şekil 4. M=0.3, M=0.6 ve M=1.0 modülasyon indeksleri için inverter çıkış dalga formları (GA)



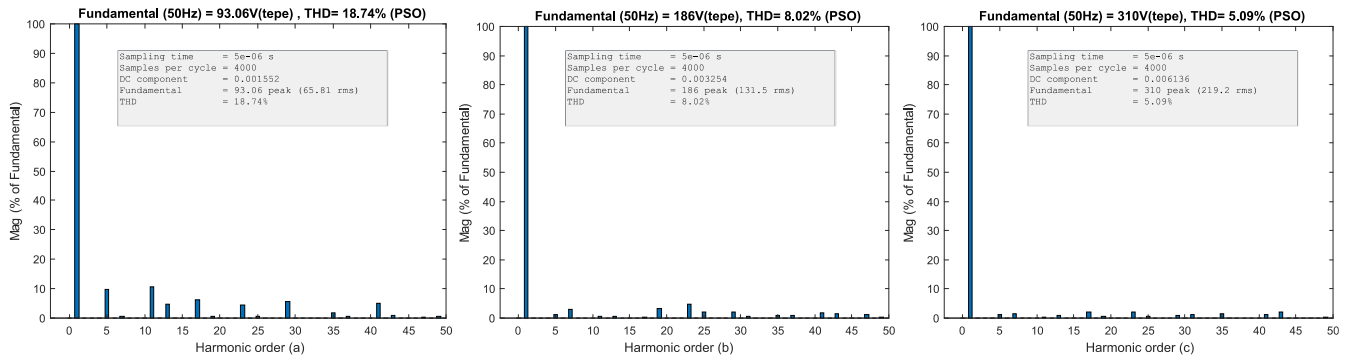
Şekil 5. M=0.3, M=0.6 ve M=1.0 modülasyon indeksleri için inverter çıkış dalga formları (PSO)



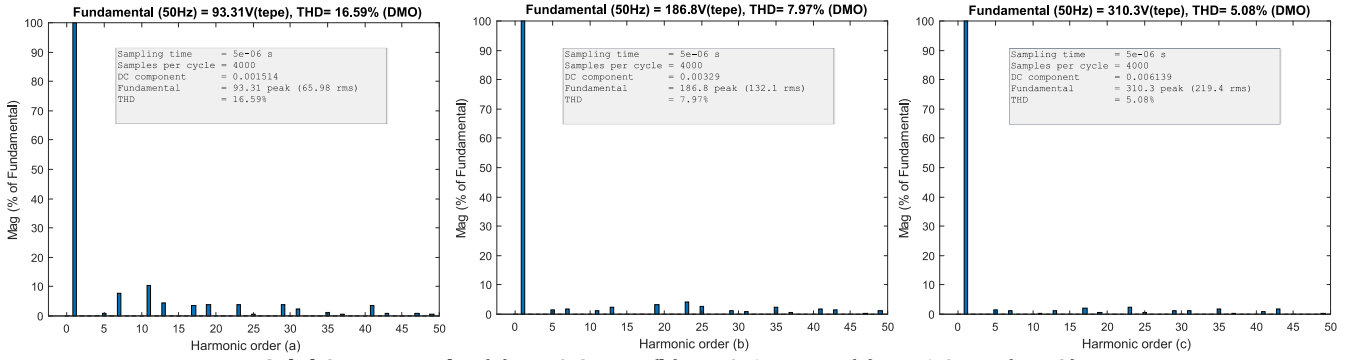
Şekil 6. M=0.3, M=0.6 ve M=1.0 modülasyon indeksleri için inverter çıkış dalga formları (DMO)



Şekil 7. THD analiz (a) M=0.3 için, (b) M=0.6 için ve (c) M=1.0 için(GA)



Şekil 8. THD analiz (a) M=0.3 için, (b) M=0.6 için ve (c) M=1.0 için(PSO)



Şekil 9. THD analiz (a) M=0.3 için, (b) M=0.6 için ve (c) M=1.0 için(DMO)

Şekil 4, GA ile elde edilen dalga formunun harmonik analizini sunmaktadır. 0.3 modülasyon indeksi için hesaplanan temel gerilim değeri %0.59 hata payıyla 92.79V tepe değerine ve 65.61V rms değerine sahiptir. Bu koşulda, THD değeri %17.17 olarak ölçülmüştür. 0.6 modülasyon indeksi için temel gerilim değeri %0.61 hata ile 185.5V tepe değerine ve 131.2V rms değerine ulaşmıştır. Bu modülasyon indeksi değerinde THD değeri %8.91 olarak hesaplanmıştır. 1.0 modülasyon indeksi için temel gerilim değeri %0.32 hata ile 310.1V tepe değerine ve 219.3V rms değerine sahiptir. Bu durumda THD değeri %5.32 olarak ölçülmüştür.

Şekil 5, PSO ile elde edilen dalga formunun harmonik analizini sunmaktadır. 0.3 modülasyon indeksi için hesaplanan temel gerilim değeri %0.29 hata payıyla 93.06V tepe değerine ve 65.81V rms değerine sahiptir. 0.3 modülasyon indeksi için THD değeri %18.74 olarak ölçülmüştür. 0.6 modülasyon indeksi için temel gerilim değeri %0.38 hata ile 186V tepe değerine ve 131.5V rms değerine ulaşmıştır. Bu durumda THD değeri %8.02 olarak hesaplanmıştır. 1.0 modülasyon indeksi için temel gerilim değeri %0.36 hata ile 310V tepe değerine ve 219.2V rms değerine sahiptir. Birim modülasyon indeksi için THD değeri %5.09 olarak ölçülmüştür.

Şekil 6, DMO ile elde edilen dalga formunun harmonik analizini içermektedir. 0.3 modülasyon indeksi için hesaplanan temel gerilim değeri %0.03 hata ile 93.31V tepe değerine ve 65.98V rms değerine sahiptir. Bu koşulda THD değeri %15.59 olarak ölçülmüştür. 0.6 modülasyon indeksi için temel gerilim değeri %0.08 hata ile 186.8V tepe değerine ve 132.1V rms değerine ulaşmıştır. 0.6 modülasyon indeksi için THD değeri %7.97 olarak hesaplanmıştır. 1.0 modülasyon indeksi için temel gerilim değeri %0.27 hata ile 310.3V tepe değerine ve 219.2V rms değerine sahiptir. Bu durum için THD değeri %5.08 olarak ölçülmüştür.

4. Sonuç

Bu çalışmada, Total Harmonik Distorsiyon (THD) optimizasyon problemine ilk defa uygulanan, yeni geliştirilen bir meta-sezgisel algoritma olan Cüce

Kuyruksüren Optimizasyon Algoritması (DMOA) incelenmiştir. Algoritmanın performansı, üç fazlı dokuz seviyeli kaskad h-köprü çok seviyeli inverter üzerinde Genetik Algoritma (GA) ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) algoritmaları ile birlikte test edilmiştir. Bu algoritmalar, 0.1 ile 1.0 modülasyon indeksi aralığında uygun çözümler elde etmiştir. GA ve PSO, THD standartlarını 0.8 ile 1.0 modülasyon indeksi aralığında sağlarken, DMOA daha geniş bir aralık olan 0.6 ile 1.0 modülasyon indeksi için başarılı sonuçlar elde etmiştir.

Duyarlılık, hız ve istatistiksel hesaplamalar açısından yapılan karşılaştırmalar sonucunda, DMO algoritması her durumda en avantajlı algoritma olarak öne çıkmıştır. PSO algoritması, GA algoritmasına göre daha iyi performans göstermiştir.

Ayrıca, temel gerilim kontrol hatası incelendiğinde, GA algoritması en yüksek hataya sahip iken, PSO algoritması DMO algoritmasına göre daha fazla hataya sahiptir.

Sonuç olarak, DMOA algoritması, karmaşık hesaplamalara ihtiyaç duymadan çeşitli çok seviyeli inverterlerde etkili bir şekilde kullanılabilir. Ayrıca, DMOA, diğer optimizasyon problemlerini çözmek için de etkili bir araç olabilir.

Kaynaklar

- [1] Mittal, N., Singh, B., Singh, S. P., Dixit, R., & Kumar, D. (2012, December). Multi-level inverters: A literature survey on topologies and control strategies. In 2012 2nd International Conference on Power, Control and Embedded Systems (pp. 1-11). IEEE.
- [2] Panigrahi, R., Mishra, S. K., Srivastava, S. C., Srivastava, A. K., & Schulz, N. N. (2020). Grid integration of small-scale photovoltaic systems in secondary distribution network—A review. IEEE Transactions on Industry Applications, 56(3), 3178-3195.
- [3] Djehaf, M. A., Zidi, S. A., Kobibi, Y. D., & Hadjeri, S. (2015, March). Modeling of a multi-level converter

- based VSC HVDC supplying a dead load. In 2015 International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT) (pp. 218-223). IEEE.
- [4] Zhou, B., Li, B., He, J., Li, Y., & Li, Q. (2023). A novel mitigation strategy of subsequent commutation failures in the hybrid cascaded LCC-MMC HVDC transmission system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 148, 108969.
- [5] Shashank, B. P., Ananya, T., Venkatesh, S., & Srinivas, N. (2023, May). Application of Multi Level Inverter Using MMC and FACTS in Distributed Energy Systems. In 2023 4th International Conference for Emerging Technology (INCET) (pp. 1-5). IEEE.
- [6] Behbahanifard H, Abazari S, Sadoughi A (2019) New scheme of SHE-PWM technique for cascaded multi-level inverters with regulation of DC voltage sources. *ISA Trans*
- [7] Arani AAK, Ghasemi A, Karami H et al (2019) optimal switching algorithm for different topologies of 15-level inverter using genetic algorithm. In: 2019 IEEE 5th conference on knowledge based engineering and innovation (KBEI 2019), pp 352–358
- [8] Fei, W., Du, X., & Wu, B. (2009). A generalized half-wave symmetry SHE-PWM formulation for multi-level voltage inverters. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 57(9), 3030-3038.
- [9] Hutson CM, Venayagamoorthy GK, Corzine KA (2008) Optimal SVM switching for a multi-level multi-phase machine using modified discrete PSO. In: 2008 IEEE Swarm Intelligence Symposium
- [10] Sumithira TR, Nirmal Kumar A (2013) Elimination of harmonics in multi-level inverters connected to solar photovoltaic systems using ANFIS: an experimental case study. *J Appl Res Technol* 11:124–132.
- [11] Karaca, H., & Bektaş, E. (2016). Selective Harmonic Elimination Using Genetic Algorithm for Multi-level Inverter with Reduced Number of Power Switches. *Engineering Letters*, 24(2).
- [12] Jing, T., Maklakov, A. S., & Gasiyarova, O. A. (2019, January). Research on selective harmonic elimination technique based on particle swarm optimization. In 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (EIConRus) (pp. 694-700). IEEE.
- [13] Sayyah A, Aflaki M, Rezazadeh A (2008) Optimization of total harmonic current distortion and torque pulsation reduction in high-power induction motors using genetic algorithms. *J Zhejiang Univ Sci A* 9:1741–1752
- [14] Agushaka, J. O., Ezugwu, A. E., & Abualigah, L. (2022). Dwarf mongoose optimization algorithm. *Computer methods in applied mechanics and engineering*, 391, 114570.
- [15] Akinola, O. A., Ezugwu, A. E., Oyelade, O. N., & Agushaka, J. O. (2022). A hybrid binary dwarf mongoose optimization algorithm with simulated annealing for feature selection on high dimensional multi-class datasets. *Scientific Reports*, 12(1), 14945.
- [16] Aldosari, F., Abualigah, L., & Almotairi, K. H. (2022). A normal distributed dwarf mongoose optimization algorithm for global optimization and data clustering applications. *Symmetry*, 14(5), 1021.
- [17] Agushaka, J. O., Ezugwu, A. E., Olaide, O. N., Akinola, O., Zitar, R. A., & Abualigah, L. (2023). Improved dwarf mongoose optimization for constrained engineering design problems. *Journal of Bionic Engineering*, 20(3), 1263-1295.
- [18] Raj, M. G., & Pani, S. K. (2023). Intrusion detection system using combination of deep residual fuzzy network and white shark-dwarf mongoose optimization. *Soft Computing*, 1-17.
- [19] Dora, B. K., Bhat, S., Halder, S., & Sahoo, M. (2023). Solution of Reactive Power Dispatch problems using Enhanced Dwarf Mongoose Optimization Algorithm. In 2023 International Conference for Advancement in Technology (ICONAT) (pp. 1-6). IEEE.
- [20] Çelik, E. (2023). IEGQO-AOA: information-exchanged Gaussian arithmetic optimization algorithm with quasi-opposition learning. *Knowledge-Based Systems*, 260, 110169.
- [21] Çelik, E., Öztürk, N., & Arya, Y. (2021). Advancement of the search process of salp swarm algorithm for global optimization problems. *Expert Systems with Applications*, 182, 115292.