



Geliştirilmiş Kızıl Tilki Optimizasyon Algoritması ile Da-Da Alçaltıcı Tip Dönüştürücü PI Katsayılarının Optimizasyonu

Optimization of PI Coefficients Buck Converter with Improved Red Fox Optimization Algorithm

Ersagun Kürşat Yaylacı , Hatice Nur Özdeş* , Ahmet Erdem Yılmaz

Karabük Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Karabük, Türkiye

Öz

Bu çalışmada, endüstride yaygın olarak kullanılan PI (Oransal-İntegral) denetleyici ile alçaltıcı tip da-da dönüştürücünün kapalı çevrim çıkış gerilim denetimi sağlanmıştır. Denetleyici katsayılarının belirlenmesinde matematiksel yöntemlerin yanı sıra son yıllarda meta-sezgisel yöntemler oldukça sık tercih edilmeye başlanmıştır. Kızıl Tilki Optimizasyon (KTO) yöntemi yakın zamanda meta-sezgisel yöntemlere eklenen yeni bir optimizasyon algoritmasıdır. Doğada sürü halinde yaşayan kızıl tilkilerin yaşayış biçimlerinden esinlenilerek geliştirilmiştir. Bu çalışmada KTO algoritması, sistemde daha az kullanıcı bilgisine ihtiyaç duyulması ve sistemin tasarım ölçütlerini aşmadan güvenilir bir şekilde çalışması amacıyla geliştirilmiştir. Geliştirilen KTO algoritması kullanılarak PI denetleyici ile sistemin denetim performans kriterlerinden sürekli hal hatası ve maksimum aşım iyileştirilmeye çalışılmıştır. Amaç fonksiyonu olarak; hata mutlak değerlerin toplamı, zamanla ağırlıklandırılmış hata karelerinin toplamı ve hata karelerinin toplamı değerlerinin ortalaması kullanılmıştır. Bu çalışma Matlab/Simulink ortamında gerçekleştirilmiş ve maksimum aşım kriteri %5-40 aralığında belirlenmiştir. Yapılan geliştirme işlemi Gri Kurt Optimizasyon (GKO), Ateş Böceği Optimizasyon (ABO) ve Parçacık Sürü Optimizasyon (PSO) yöntemlerine de uygulanmış ve dört optimizasyon yöntemi karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma işleminde çalışma süresi bakımından geliştirilmiş GKO algoritmasının daha kısa sürede sonuca ulaştığı, denetleyici performanslarının ise birbirine oldukça yakın performans gösterdikleri gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Geliştirilmiş kızıl tilki optimizasyon algoritması, PI denetleyici, Alçaltıcı tip da-da dönüştürücü

Abstract

In this study, closed-loop output voltage control of the Buck converter is provided with Proportional-Integral controller, which is widely used in the industry. In addition to mathematical methods in determining the controller coefficients, meta-heuristic methods have been started to be preferred quite frequently in recent years. The Red Fox Optimization method is a new optimization algorithm recently added to meta-heuristic methods. It was developed by being inspired by the lifestyles of the red foxes living in herds in nature. In this study, the Red Fox Optimization algorithm was developed in order to require less user information in the system and to operate the system reliably without exceeding the design criteria. By using the developed Red Fox Optimization algorithm, steady-state error and maximum overshoot, which are among the control performance criteria of the system, are tried to be improved with the Proportional-Integral controller. The objective function is calculated by taking the average of the sum of the absolute values of the error, the sum of the squares of the error, and the sum of the time-weighted squares of the error. This study is carried out in the Matlab/Simulink environment and the maximum overshoot criterion is specific as in the range of 5-40%. The development process is also applied to Grey Wolf Optimization (GWO), Firefly Optimization (FA) and Particle Swarm Optimization (PSO) methods and the four optimization methods are compared. In the comparison process, it was observed that the improved GKO algorithm reached the result in a shorter time in terms of the working time, and the controller performances were quite close to each other.

Keywords: Improved red fox optimization algorithm, PI controller, Buck converter

*Sorumlu yazarın e-posta adresi: haticenur9878@gmail.com

Ersagun Kürşat Yaylacı orcid.org/0000-0003-0358-5617

Hatice Nur Özdeş orcid.org/0000-0002-3198-3412

Ahmet Erdem Yılmaz orcid.org/0000-0002-8408-5536



1. Giriş

Son yıllarda meta-sezgisel yöntemler optimizasyon problemlerinin çözümünde sıklıkla tercih edilmektedir. Meta-sezgisel yöntemlerin birçoğu optimizasyon problemlerinde kullanılan diğer matematiksel yöntemlerden farklı olarak doğada sürü halinde yaşayan canlıların barınma ve avlanma gibi yaşamlarını devam ettirmek için sergiledikleri sezgisel hareketlerden esinlenilerek geliştirilmiştir. Buna ek olarak canlıların sürü içerisindeki birbirleri ile olan sosyal ağlarından esinlenilerek bu yöntemlere hafızalı bir yapı kazandırılmıştır. Bu yöntemlerden bazıları gri kurt optimizasyon (GKO), parçacık sürü optimizasyon (PSO), kızıl tilki optimizasyon (KTO) ve ateş böceği optimizasyon (ABO) algoritmalarıdır. (Mirjalili 2014, Özsağlam ve Çunkaş 2008, Połap ve Woźniak 2021b, Yang 2014).

GKO 2014 yılında geliştirilmiş, gri kurtların doğadaki avlanma şeklini ve sürü içi sosyal hiyerarşik yapısını konu alan meta-sezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır (Mirjalili 2014). Bir diğer meta-sezgisel optimizasyon yöntemi olan PSO algoritması, sürü halinde hareket eden canlıların yaşayış biçimlerini modelleyen ve sıkça tercih edilen bir optimizasyon yöntemidir (Özsağlam ve Çunkaş 2008). Ateş böceklerinin flaş hareketlerinden esinlenilerek geliştirilmiş bir diğer meta-sezgisel algoritma olan ABO, 2008 yılında Xin-She Yang tarafından literatüre kazandırılmıştır (Yang 2014). KTO algoritması ise kızıl tilkilerin doğadaki yaşayış biçimlerinden (avlanma, beslenme, ...) esinlenilerek geliştirilmiş meta-sezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır (Połap ve Woźniak 2021b). Kızıl tilki optimizasyon algoritması ve literatürdeki diğer farklı algoritmalar ile yapılan çalışmalar Çizelge 1 ile ifade edilmiştir.

Doğru akım uygulamalarında sıklıkla kullanılan bir dönüştürücü tipi olan da-da dönüştürücü (Buck Converter, BC), girişine uygulanan gerilimi anahtarlama elemanları sayesinde çıkışına düşürerek veren bir alçaltıcı dönüştürücü tipidir. BC devresi üzerinde anahtarlama elemanı olarak genellikle MOSFET veya IGBT kullanılmaktadır. BC devresinin çıkış geriliminin kontrolü, devrenin kullanılabilirliği açısından büyük önem arz etmektedir. Endüstride doğru akım dönüştürücülerinin genelinde çıkış gerilim kontrolünü sağlamak için PI, PID (Oransal İntegral Türevsel) ve PD (Oransal Türevsel) denetleyiciler kullanılmaktadır (MadhuKiran vd. 2012, Shagor vd. 2021, Hekimoğlu vd. 2018, Penbegüllü 2019, Murdianto vd. 2018). Bahsedilen çalışmaların bir tanesinde Ericsson BMR450'nin BC sisteminin geri besleme döngüsünde Polinom, PID ve PD denetleyicileri ayrı ayrı uygulanmış ve elde edilen sonuçlar karşılaştırılmış-

tır (MadhuKiran vd. 2012). İ. Penbegüllü ise çalışmasında BC devresine, katsayıları optimize edilmiş PID denetleyici uygulamıştır (Penbegüllü 2019). Farid Dwi Murdianto ve çalışma arkadaşları sistemde kullanılan BC devresine PI denetleyici uygulamışlardır (Murdianto vd. 2018).

Bu çalışmada BC devresinin çıkış gerilim kontrolü için kullanılan PI denetleyicinin katsayıları KTO algoritması tabanlı bir geliştirilmiş kızıl tilki optimizasyon algoritması (GKTO) kullanılarak optimum değerlerde seçilmiştir. Literatürde henüz KTO yönteminin bu amaçla kullanıldığı bir çalışmaya rastlanmamıştır. Dahası, GKTO algoritmasında yapılan geliştirme işlemi ile arama uzayının sınırlarının belirlenmesinde kullanıcı bilgisine ihtiyaç duymaksızın algoritma tarafından optimum sınırlar bulunmaktadır. Bununla birlikte GKTO algoritmasında performans kriterlerinden birisi olan maksimum aşım değeri de hesaba katılmış ve sistemin çalışma süresince %5-40 aralığında tutulmuştur. Bu sayede sistemin daha güvenli çalışması amaçlanmıştır. Yapılmak istenen işlem için sürekli hal hatası referans alınarak amaç fonksiyonu değerinin minimizasyonu gerçekleştirilmeye çalışılmış ve elde edilen sonuçlar seçilen diğer 3 algoritma ile karşılaştırılmıştır. Karşılaştırma işlemi için GKO, ABO ve PSO yöntemleri seçilmiştir. Karşılaştırma sırasında tüm algoritmaların eşit koşullarda kıyaslanabilmesi amacı ile bahsedilen geliştirme işlemi seçilen tüm algoritmalara uygulanmıştır. GKTO algoritmasından elde edilen sonuçlar; geliştirilmiş gri kurt optimizasyon (GGKO), geliştirilmiş ateş böceği (GABO) ve geliştirilmiş parçacık sürü optimizasyon (GPSO) algoritmaları ile iterasyon sayısı, program çalışma süresi ve uygunluk değeri bakımından karşılaştırılmıştır. Yapılan karşılaştırma işlemlerinde GPSO yöntemi daha az iterasyon sayısı ile optimum değere ulaşırken, çalışma süresi göz önünde bulundurulduğunda ise GGKO yönteminin daha kısa sürede optimum değere ulaştığı gözlemlenmiştir. Çalışmanın devamında 2. bölüm alçaltıcı tip da-da dönüştürücüye ayrılmıştır. 3.bölümde kullanılan yöntemlerinden bahsedilmiştir. 4. ve 5. bölümde sırasıyla benzetim çalışmaları, bulgular ve tartışma verilmiştir. 6. bölümde ise sonuçlara yer verilmiştir.

2. Alçaltıcı Tip Da-Da Dönüştürücü

Endüstride sık kullanıma sahip BC devresi; girişine uygulanan gerilimi çıkışına düşürerek ileten bir dönüştürücü devresidir. BC devresi çalışma süresi boyunca anahtarın iletimde ve kesimde olma durumuna göre iki farklı şekilde çalışmaktadır. Ayrıca BC devresi sürekli ve süreksiz akım olmak üzere iki farklı çalışma dinamiğine sahiptir (Yaylacı

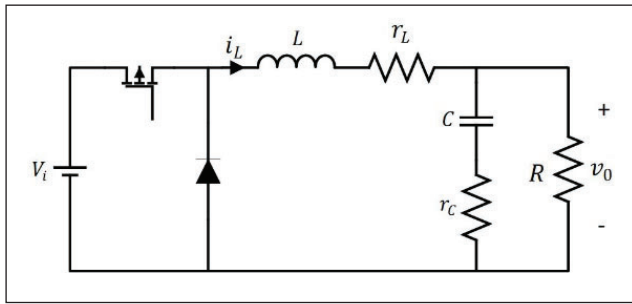
Çizelge 1. Optimizasyon yöntemleri ile ilgili literatür çalışmaları detaylı incelenmesi

(Izci vd. 2022)	Alçaltıcı tip dönüştürücü devresinin çıkış voltaj regülasyonu için optimal bir PID denetleyici tasarlamak amacıyla yapay ekosistem tabanlı optimizasyon (YEO) yöntemi ile Nelder Mead (NM) yönteminden oluşturulmuş hibrit bir algoritma (YEONM) kullanılmıştır.
(Izci ve Ekinci 2022)	Alçaltıcı tip dönüştürücü sisteminin optimum performansını elde etmek için, bir kesirli dereceli orantılı integral-türev (FOPID) denetleyicisi kullanılmış ve açıklık oyunları arama (AOA) algoritması geliştirilerek kullanılmıştır.
(Ravikumar vd. 2020).	Toplam harmonik bozulmanın azaltılması hedeflenen çalışmada hibrit bir güç sistemi önerilmiş ve sisteme da-da dönüştürücü devreleri uygulanarak analiz edilmiştir. Yapılan analizde harmonik bozulmasının azaltılması için kullanılan PI denetleyicinin katsayıları Fitness Odaklı Sürücü Optimizasyon algoritması ile optimize edilmiştir.
(Alremali vd. 2022)	Şebekeye bağlı güç üretim sisteminin güç kalitesini iyileştirmek için PI denetleyici kullanılan çalışmada GKO ile yapay sinir ağının bir kombinasyonu kullanılmıştır.
(Bayancık 2020)	Geçici hal kararlılık kısıtlı çok amaçlı optimal güç akışı probleminin çözümünde GKO yöntemi kullanılmıştır.
(Koç vd. 2018)	Çok seviyeli imge eşik seçiminde GKO algoritması kullanılmıştır.
(Azizuddin vd. 2019)	Paralel da-da dönüştürücü için optimum denetleyici tasarlamak amacıyla GKO algoritması kullanılmıştır.
(Doğan 2018)	Robot yol planlaması için GKO algoritması kullanılmıştır.
(Doğan 2019)	GKO ve Balina optimizasyon algoritmaları kullanılarak hibrit bir optimizasyon algoritması geliştirilmiştir.
(Hekimoğlu vd. 2018)	BC devresinin çıkış gerilim kontrolü amacı ile kullanılan PID denetleyicinin katsayılarının belirlenmesi için balina optimizasyon algoritması kullanılmış ve denetleyici sisteme uygulanmıştır.
(Boz ve Çimen 2017)	ABO algoritmasında geliştirme yapılarak birinci dereceden ve ikinci dereceden ölü zamanlı sistemler için PID denetleyici tasarımı yapılmıştır.
(Shagor vd. 2021)	ABO algoritması kullanılarak optimize edilmiş PID denetleyicisi tek uçlu birincil indüktör dönüştürücü (Single- Ended Primary Inductor Converter, SEPIC) devresinin geri besleme döngüsüne uygulanmıştır.
(Pamuk 2016)	Güç santralleri etkisindeki ekonomik yük dağıtım problemlerinin çözümünde kaotik ABO algoritması tercih edilmiştir.
(Berber vd. 2016)	Mobil robotlarda global yol planlaması için PSO yöntemi tercih edilmiştir.
(Dagal vd. 2022)	Kısmi gölgeleme koşulları altında otonom akü şarj sistemlerinin maksimum güç noktasını izlemek için yeni bir hibrit seri salp parçacık sürü optimizasyon algoritması kullanılmıştır.
(Albak vd. 2022)	Dairesel çok hücreli çarpışma kutusunun optimizasyonu için PSO yöntemi kullanılmıştır.
(Tamer vd. 2021)	PI katsayılarında optimizasyon yöntemlerine başvuru yapılan çalışmada şönt aktif güç filtresinin DA bara voltaj kontrolü için PI denetleyici katsayılarının belirlenmesinde PSO yöntemine başvurulmuştur.
(Huo vd. 2022)	Hibrit bir sistemde verimliliği arttırmak amacı ile KTO tabanlı Kaos Kızıl Tilki Optimizasyon algoritması kullanılmıştır.

Çizelge 1. Devam

(Yousri vd. 2022)	PV hücrelerinde kullanılması planlanan tek ve çift diyot model parametrelerinin güvenilirliğinin artırılması amacı ile Runge Kutta yöntemi ile KTO algoritması ve beraberinde dört algoritmanın karşılaştırması yapılmıştır.
(Fu vd. 2022)	Deri kanserinin teşhisinde KTO algoritması geliştirilerek kullanılmıştır.
(Zhu vd. 2021)	Optimum model için Gri Çok Düzeyli Tam Değerlendirme yaklaşımının entegrasyonu ve çok kriterli optimizasyon için KTO yöntemini kullanmışlardır.
(Zhang vd. 2021)	KTO algoritması tabanlı geliştirilmiş algoritma ile olağanüstü öğrenme makineleri yöntemi hibrit bir şekilde kullanılmıştır.
(Połap ve Woźniak 2021a)	Yapay zeka çalışmalarında kullanılan birleşik öğrenme yönteminin doğruluğunu optimum düzeye çıkarmak için KTO algoritmasına başvurulmuştur.

vd. 2022). Bu çalışmada BC devresi sürekli akım modunda kullanılmış olup anahtarlama elemanı olarak MOSFET tercih edilmiştir. BC eşdeğer devresi Şekil 1'de verilmiştir.



Şekil 1. Alçaltıcı tip da-da dönüştürücü eşdeğer devresi.

Anahtarlama elemanının kapalı veya açık olma durumuna göre çıkış gerilim ve akım değeri farklı iki şekilde hesaplanmaktadır. Anahtar açık konumda iken akım ve çıkış gerilim değerleri Denklem (1) ve (2) ile ifade edildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\frac{di_L}{dt} = -\frac{v_o}{L} \quad (1)$$

$$\frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C} \left(i_L - \frac{v_o}{R} \right) \quad (2)$$

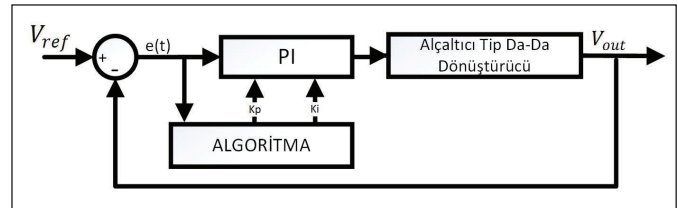
Anahtar kapalı konumda iken çıkış akım ve çıkış gerilim değerleri Denklem (3) ve (4) ile ifade edildiği gibi hesaplanmaktadır.

$$\frac{di_L}{dt} = \frac{1}{L} (V_i - v_o) \quad (3)$$

$$\frac{dv_o}{dt} = \frac{1}{C} \left(i_L - \frac{v_o}{R} \right) \quad (4)$$

3. Çalışma İçin Kullanılan Yöntemler

Çalışmada kullanılan sistemin blok şeması Şekil 2 ile gösterilmiştir. Kontrol edilmek istenen değişken da-da dönüştürücünün çıkış gerilimidir. Ölçülen çıkış gerilimi, referans değer ile karşılaştırılıp hata sinyali elde edilir ve hata sinyali optimizasyon için algoritmaya gönderilir. Algoritma hata değerine göre denetleyici katsayılarını optimize eder.



Şekil 2. Sistem blok şeması.

Çalışma kapsamında beş farklı meta-sezgisel yöntem kullanılmıştır. Bu yöntemlerden Ateş böceği optimizasyon (ABO), Gri kurt optimizasyon (GKO) ve Parçacık sürü optimizasyon (PSO) algoritmaları için özet bilgiler sunulmuştur. Çalışmanın odak noktası olan Kıvılcık tilki optimizasyon (KTO) ve Geliştirilmiş kıvılcık tilki optimizasyon (GKTO) algoritmaları için detaylı bilgi sunulmuştur. Kullanılan yöntemler aşağıda alt başlıklar ile sunulmuştur.

3.1. Ateş Böceği Optimizasyon Yöntemi

Ateş böceklerinin davranışlarını ve yanıp sönmeye (flaş) modellerini rehber alan ateş böceği algoritması ilk kez 2008 yılında Xin-She Yang tarafından geliştirilmiştir. Ateş böcekleri, karşı cinsin ilgisini çekmek veya avı kendine yaklaştırmak gibi amaçlarla flaş hareketlerini gerçekleştirmektedir. Ateş Böceği algoritmasına ilişkin daha detaylı bilgi için benzer çalışmalara bakılabilir (Yang 2014, Boz ve Çimen 2017).

3.2. Gri Kurt Optimizasyon Yöntemi

Gri kurt optimizasyon (GKO) algoritması besin zincirinin en üst tabakasında yer alan gri kurtların avlanma düzenini ve sosyal hiyerarşik yapısını konu almaktadır. Gri kurtlar kendi içerisinde sosyal hiyerarşi olarak alfa, beta, delta ve omega olarak sınıflandırılırlar. Gri Kurt algoritmasına ilişkin daha detaylı bilgi için benzer çalışmalara bakılabilir (Mirjalili 2014, Koç vd. 2018, Doğan 2019, Alremali vd. 2022).

3.3. Parçacık Sürü Optimizasyon Yöntemi

1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından geliştirilen parçacık sürü optimizasyon algoritması, kuş ve böcek gibi sürü halinde hareket eden hayvanların yaşamsal döngü süresince birbirleri arasında gerçekleştirdikleri sosyal etkileşimden esinlenen bir optimizasyon algoritmasıdır (Gözde vd. 2010). Sürü zekasını, sürüdeki bireylerin yaşamsal faaliyetlerini sürdürmek için sergiledikleri rastgele davranışların etkilerini ve sürü içindeki sosyal dayanışmayı konu alır (Koç vd. 2018). PSO algoritmasına ilişkin daha detaylı bilgi için yazarlara ait diğer çalışmaya bakılabilir (Yaylacı vd. 2022).

3.4. Kızıl Tilki Optimizasyon Yöntemi

Kızıl tilki optimizasyon (KTO) algoritması 2021 yılında geliştirilmiş bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. Kızıl tilkilerin avlanma ve yaşam biçimleri örnek alınarak geliştirilmiştir. Her sürü bir alfa çifti önderliğinde ayrı bölgelerde yer almaktadırlar. Kızıl tilkiler yaşadıkları bölgede yemek araması yapmaktadırlar. Bu arama esnasında tilkinin avlayabileceği bir av bulması halinde tilki etkili bir saldırı gerçekleştirebilmek için avına olabildiğince yaklaşmaktadır. Bahsedilen avlanma iki aşamada gerçekleşmektedir; ilk aşamada kızıl tilkiler buldukları bölge üzerinde av araması gerçekleştirirler. Bu arama aşamasına global arama ismi verilmektedir. Bölgede bir avın fark edilmesi ile sonlanmakta ve lokal arama olarak adlandırılan ikinci aşamaya geçilmektedir. İkinci avlanma aşamasında tilki avlamak üzere olduğu ava kendisini fark ettirmeden olabildiğince yaklaşmaktadır (Połap ve Woźniak 2021b).

Algoritmanın çalışma süresi boyunca başlangıçta belirlenen tilki sayısı değişmemektedir. n koordinatlarında bulunan her bir tilki $x = (x_0, x_1, \dots, x_{n-1})$ şeklinde ifade edilmekte ve $(\bar{x}^i)^t$ şeklinde gösterilmektedir. Burada i tilki sayısını, j boyut indisini, t iterasyon sayısını ifade etmektedir. Algoritmanın çalışma süresi boyunca amaç fonksiyonundan optimum değerleri bulmak için tilkilerin arama uzayı sınırları içerisinde av araması ve avlanma eylemlerini gerçekleştirdikleri varsayılmaktadır (Połap ve Woźniak 2021b).

3.4.1. Yemek Arama (Global Arama)

Sürünün hayatta kalabilmesi ve avlanabilmesi için tüm tilkiler önemli bir rol oynar. Bu sebeple tilkiler mevcut habitatlarında yemek bulamadıklarında uzak noktalara giderek av arayışı içine girmektedirler. Bu arayış sırasında edindikleri bilgi ve tecrübeleri sürüdeki diğer bireyler ile paylaşarak sürünün gelişmesi ve hayatta kalmasına fayda sağlamaktadırlar. Bölge, sürüdeki tüm tilkilerin uygunluk değerine göre modellenir ve sürüdeki en uygun değere sahip tilkinin arazi-deki en iyi noktada olduğu varsayılır. Daha sonra en iyi tilki bu noktayı sürüdeki diğer tilkiler ile paylaşır. Bölgenin keşfi ve avlanma işlemindeki bu ilerleyiş sebebiyle algoritmada belirlenen tilkiler, amaç fonksiyonuna göre sıralanır ve sürü içerisindeki en iyi tilki $(\bar{x}^{en\ iyi})^t$ ataması yapılır. Sonrasında sürüdeki her bir tilkinin $(\bar{x}^{en\ iyi})^t$ ile arasındaki öklid uzaklığı Denklem (17) ile ifade edildiği gibi hesaplanır. Yapılan hesaplama işlemi sonucunda sürüdeki tüm tilkiler Denklem (18) ile ifade edildiği gibi arama uzayı içerisinde yeniden konumlandırılır (Połap ve Woźniak 2021b).

$$d((\bar{x}^i)^t, (\bar{x}^{en\ iyi})^t) = \sqrt{\|(\bar{x}^i)^t - (\bar{x}^{en\ iyi})^t\|^2} \quad (17)$$

$$(\bar{x}^i)^t = (\bar{x}^i)^t + \alpha \cdot sign((\bar{x}^{en\ iyi})^t - (\bar{x}^i)^t) \quad (18)$$

Denklem (18) ile ifade edilen α değeri $(0, d((\bar{x}^i)^t, (\bar{x}^{en\ iyi})^t))$ aralığında tüm tilkiler için rastgele atanmaktadır. Yapılan yeniden konumlandırma işlemi sonrası tilkilerin her biri için bir önceki konum değerleri ile uygunluk değeri kıyaslaması yapılır. Yeni konum değerinin uygunluk değeri, bir öncekinden daha iyi ise konum değeri güncellenir. Aksi takdirde eski konum değeri korunur (Połap ve Woźniak 2021b).

3.4.2. Mevcut Habitattan Geçiş (Lokal Arama)

Kızıl tilki arama yaptığı arazi üzerinde av tayin ettiğinde, avını dairesel bir şekilde çevrelemeye başlar ve yaklaşabildiği kadar yakınına yaklaşır. Bu dairesel çevreleme sonucunda avına yeterince yaklaştığında ava saldırır. Bu yaklaşımın matematiksel modellemesinde μ parametresi kullanılır. Bu parametre her iterasyonda 0 ile 1 aralığında rastgele atanmakta ve güncellenmektedir (Połap ve Woźniak 2021b).

$$\begin{cases} \text{Ava yaklaş} & \mu > 0.75 \\ \text{Konumunu koru ve saklan} & \mu \leq 0.75 \end{cases} \quad (19)$$

Yukarıdaki denklem ile belirtildiği gibi μ parametresinin 0.75'ten büyük gelmesi halinde tilki ava yaklaşmaya devam etmektedir. Aksi halde tilki konumunu korumaktadır. Tilkinin harekete geçmesi halinde hareketin matematiksel modellenmesi amacıyla gözlem yarı çapı a ve ϕ_o paramet-

releri ile temsil edilmektedir. Burada a , 0 ile 0.2 aralığında her iterasyonda tüm tilkiler için güncellenen, ölçeklendirme amacı ile kullanılan bir parametredir. ϕ_o ise 0 ile 360 derece aralığında tilkilerin gözlem açısını temsil eden, başlangıçta tüm tilkiler için rastgele atanan bir parametredir. Tilkinin ava yaklaşmasında sergilediği çevreleme hareketinin modellenmesinde değiştirilmiş Cochleoid denklemi kullanılmaktadır. Tilkinin gözlem yarıçapı Denklem (20) ile ifade edildiği gibi tanımlanmaktadır (Połap ve Woźniak 2021b).

$$r = \begin{cases} a \frac{\sin(\phi_o)}{\phi_o} & \text{eğer } \phi_o \neq 0 \\ \theta & \text{eğer } \phi_o = 0 \end{cases} \quad (20)$$

Denklem (20)'de ifade edilen θ parametresi, tilkinin avlandığı ortamda avlanma kabiliyetini etkileyebilecek hava koşullarını (sis, yağmur, kar gibi) temsil etmekte ve 0 ile 1 aralığında başlangıçta rastgele atanmaktadır. Tilkilerin avı çevreleme hareketleri Denklem (21) ile gösterildiği gibi ifade edilmektedir (Połap ve Woźniak 2021b).

$$\begin{cases} x_0^{yeni} = ar \cdot \cos(\phi_1) + x_0^{gercek} \\ x_1^{yeni} = ar \cdot \sin(\phi_1) + ar \cdot \cos(\phi_2) + x_1^{gercek} \\ x_2^{yeni} = ar \cdot \sin(\phi_1) + ar \cdot \sin(\phi_2) + ar \cdot \cos(\phi_3) + x_2^{gercek} \\ \dots \\ x_{n-2}^{yeni} = ar \cdot \sum_{k=1}^{n-2} \sin(\phi_k) + ar \cdot \cos(\phi_{n-1}) + x_{n-2}^{gercek} \\ x_{n-1}^{yeni} = ar \cdot \sin(\phi_1) + ar \cdot \sin(\phi_2) + \dots + ar \cdot \sin(\phi_{n-1}) + x_{n-1}^{gercek} \end{cases} \quad (21)$$

Denklem (21) ile ifade edilen $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_{n-1}$ değerleri 0 ile 2π aralığında her tilki için rastgele atanmaktadır. Tilkinin avına yaklaşımı sırasında, avın kendisinin fark etmesi halinde tilki kendisine başka bir av seçerek aynı yaklaşım ile ona yaklaşır. Bahsedilen yaklaşım lokal arama aşaması için ifade edilmiştir (Połap ve Woźniak 2021b).

3.4.3. Sürüden Ayrılma ve Sürüye Katılma

Kızıl tilkiler yaşamları boyunca yaşam alanlarında yemek bulamama ve insanlar tarafından avlanma gibi tehlikeler ile karşı karşıya kalmaktadırlar. Bu tehlikeler sonucunda tilkiler buldukları alanları terk etmek zorunda kalmakta ve sayıları azalmaktadır. Fakat sürü içerisindeki zeki tilkiler bu olumsuz şartlardan etkilenmeyerek kendilerine yiyecek bulmakta ve avcılardan kaçarak yeni yaşam alanı kurmak için zemin hazırlayabilmektedirler. Bu olumsuz koşullar sebebiyle sürüdeki tilki sayısında gerçekleşen değişimi algoritmada belirtmek amacıyla her iterasyon sonucunda amaç fonksiyonu uygunluk değerine bakılarak sürüdeki en kötü tilkilerin %5'i belirlenmektedir. Belirlenen bu tilkile-

rin olumsuz koşullar sebebiyle sürüden ayrıldığı varsayılır. Bu durum sürüdeki sayının azalmasına sebep olmaktadır. Bu olumsuz etkiyi gidermek ve sürüdeki tilki sayısını sabit tutmak amacı ile yaşam alanına yeni tilkiler eklenmektedir. Belirtilen işlemin gerçekleştirilmesi için her iterasyonda $(\bar{x}^{(1)})^t$ ve $(\bar{x}^{(2)})^t$ şeklinde belirtilen sürünün en iyi iki tilkisi belirlenir ve alfa çifti olarak kabul edilir. Belirlenen alfa çifti yardımı ile Denklem (22) ile ifade edildiği gibi habitatın merkezi hesaplanmaktadır (Połap ve Woźniak 2021b).

$$(habitat^{(merkez)})^t = \frac{(\bar{x}^{(1)})^t + (\bar{x}^{(2)})^t}{2} \quad (22)$$

Sonrasında alfa çiftinin kendi aralarındaki Öklid uzaklığı hesaplanarak habitatın çapı Denklem (23) ile ifade edildiği gibi hesaplanmaktadır (Połap ve Woźniak 2021b).

$$(habitat^{(cap)})^t = \sqrt{\|(\bar{x}^{(1)})^t - (\bar{x}^{(2)})^t\|} \quad (23)$$

Her iterasyonda $\langle 0,1 \rangle$ aralığında bir κ parametresi belirlenir ve sürüye yeni katılacak olan tilkilerin katılım şekilleri belirlenmektedir. Belirtilen yöntem Denklem (24) ile ifade edildiği gibi gerçekleştirilmektedir (Połap ve Woźniak 2021b).

$$\begin{cases} \text{Yeni göçebe tilkiler} & \text{eğer } \kappa \geq 0.45 \\ \text{Alfa çiftinin üremesi} & \text{eğer } \kappa < 0.45 \end{cases} \quad (24)$$

κ parametresinin 0.45'e eşit veya büyük olması durumunda sürüye yeni eklenecek olan tilkiler sürünün dışı ile arama uzayının sınırları arasından rastgele sürüye dahil edilmektedir. κ parametresinin 0.45'ten küçük gelmesi halinde yeni tilkiler alfa çiftinden meydana gelmektedir ve konumları Denklem (25) ile ifade edildiği gibi belirlenmektedir (Połap ve Woźniak 2021b).

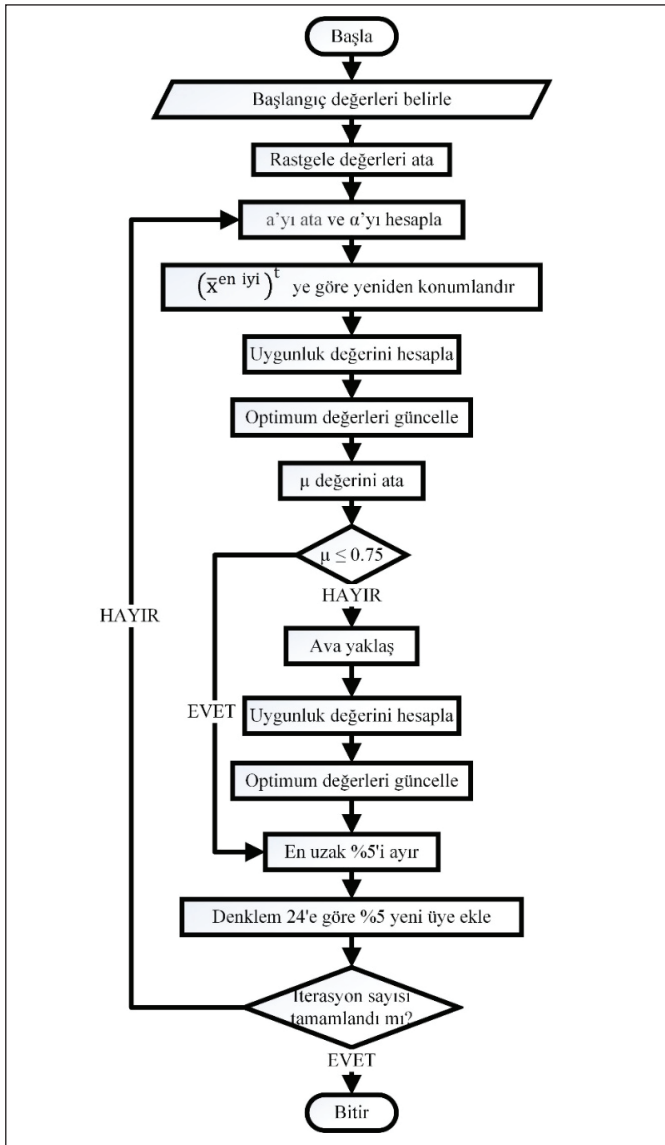
$$(\bar{x}^{(alfa\ çiftinden\ üreyen)})^t = \kappa \frac{(\bar{x}^{(1)})^t + (\bar{x}^{(2)})^t}{2} \quad (25)$$

KTO yönteminin akış şeması Şekil 3 ile sunulmuştur.

3.5. Geliştirilmiş Kızıl Tilki Optimizasyon Yöntemi

Literatürde incelenen optimizasyon çalışmalarının çoğunluğunda, algoritmanın başlangıcında belirlenmesi gereken iterasyon sayısının ve arama uzayı sınır değerlerinin, genellikle kullanıcının tecrübe ve bilgisine dayanılarak belirlendiği görülmektedir (Özsağlam ve Çunkaş 2008, Połap ve Woźniak 2021b, Uzlu 2009). Kızıl tilki algoritmasında da iterasyon sayısı ve arama uzayı sınırları, algoritmanın başlangıcında kullanıcı tarafından bir defaya mahsus belirlenmekte ve program sonuna kadar bu değerler değişmemektedir (Połap ve Woźniak 2021b).

Geliştirilen kızıl tilki algoritmasında başlangıçta iterasyon sayısı ve arama uzayının sınır değerleri minimum değerlerde seçilmektedir. Bununla birlikte amaç fonksiyonundan alınmak istenen uygunluk değeri için bir üst sınır değeri belirlenmektedir. Algoritmanın çalışması esnasında elde edilen konum değerinin arama uzayının sınırlarını aşması durumunda, sistemde oluşturdukları amaç fonksiyonu uygunluk değeri incelenmektedir. İncelenen bu değer $(\bar{x}^{en\ iyi})^t$ değerinden daha uygun bir değer gelmesi halinde arama uzayının sınırları bu değer ile güncellenmektedir. Aksi halde ise sınır aşan konum değeri için arama uzayı sınırları içerisinde rastgele değer ataması yapılmaktadır. Bu kontrol tüm iterasyonlar boyunca her konum güncellemesi olduğunda tekrarlanmaktadır.



Şekil 3. Kızıl tilki optimizasyon algoritması akış şeması.

Sınır güncelleme işleminin istenen iterasyon sayısının son evrelerinde gerçekleşmesi durumunda, yeni sınır aralıklarında detaylı arama yapılabilmesi için iterasyon sayısı arttırılmakta ve iterasyona en baştan başlanmaktadır. Buna ek olarak uygunluk değeri başlangıçta belirlenen üst sınır değerinin altına gelene kadar arama uzayının sınırları ötelenmekte ve iterasyon sayısı arttırılarak aramaya devam edilmektedir. Bu öteleme işlemi sırasında, yapılan aramanın detaylandırılabilmesi için arama uzayının alt ve üst sınırları arasındaki farkın, birey sayısını geçmemesi göz önünde bulundurulmaktadır. İterasyon sayısı sınır değişim işlemlerinin her birinde güncellenerek dinamik bir hale getirilmiştir. Dinamikleşen bu iterasyon sayısı kullanıcı bilgisine başvurmak yerine, optimum katsayı değerlerinin bulunabilmesi için gerekli olan iterasyon sayısının algoritma tarafından bulunmasını sağlamaktadır. Bunun yanında sistemde kullanılan malzemelerin zarar görmesini engellemek ve tasarım ölçütlerinin aşılmaması amacı ile maksimum aşım değeri dikkate alınarak algoritma geliştirilmiştir.

4. Benzetim Çalışmaları

Bu çalışma kapsamında kullanılan BC devresinin parametre değerleri Çizelge 2'de ifade edildiği gibidir.

Çizelge 2. Parametre değerleri.

Tanım	Sembol	Parametre
Giriş Gerilimi	V_s	9 V
Çıkış Gerilimi	v_0	5 V
İndüktör	L	200 μ H
Kapazitör	C	370 μ F
Yük Direnci	R	10 Ω
İndüktör parazitik direnci	r_L	0.2 Ω
Kondansatör eşdeğer direnci	r_c	50 m Ω
Anahtarlama Frekansı	f_s	20 kHz

KTO algoritmasında yapılan geliştirme işlemi GKO, PSO ve ABO algoritmalarında da gerçekleştirilmiş ve 4 yöntemin sonuçları karşılaştırılmıştır. Karşılaştırmalar sırasında maksimum aşım değeri, yerleşme zamanı, iterasyon sayısı ve sistemlerin çalışma süreleri göz önünde bulundurulmuştur. Kullanılan optimizasyon yöntemlerinde amaç fonksiyonu olarak Denklem (26) ile ifade edilen hataların mutlak değerleri toplamı (HMT), Denklem (27) ile ifade edilen hataların kareleri toplamı (HKT) ve Denklem (28) ile ifade edilen zamanla ağırlıklandırılmış hataların kareleri toplamı

(ZHKT) ifadelerinin Denklem (29) ile belirtildiği gibi ortalaması alınarak kullanılmıştır. Tüm çalışmalar neticesinde elde edilen optimum denetleyici katsayıları Çizelge 3 ile sunulmuştur.

$$HMT = \sum_{k=1}^q |e(k)| \quad (26)$$

$$HKT = \sum_{k=1}^q e^2(k) \quad (27)$$

$$ZHKT = \sum_{k=1}^q t.e^2(k) \quad (28)$$

$$\text{Amaç fonksiyonu} = \frac{HMT + HKT + ZHKT}{3} \quad (29)$$

Çizelge 3. Optimum K_p ve K_i değerleri.

Yöntemler	K_p	K_i
GKTO	0.063	334.884
GGKO	0.736	341.820
GPSO	0.598	341.701
GABO	0.719	342.010

5. Bulgular ve Tartışma

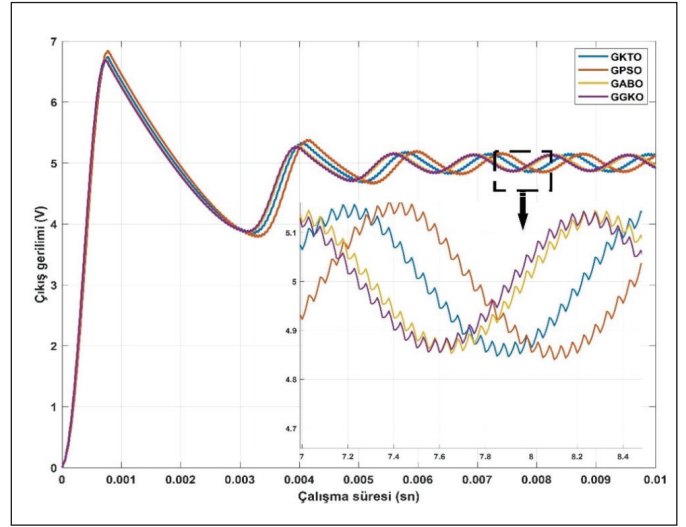
Bahsedilen algoritmaların çalışma süreleri ve iterasyon sayıları Çizelge 4 ile belirtildiği gibidir.

Çizelge 4. İterasyon sayısı ve çalışma süreleri.

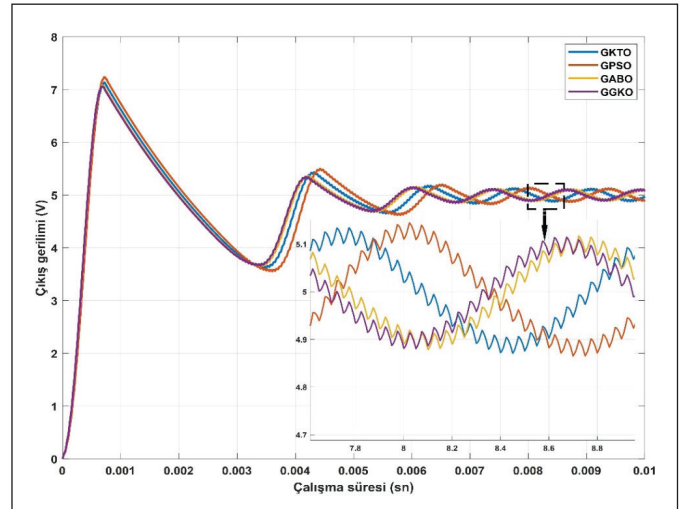
	İterasyon Sayısı	Çalışma Süresi
GKTO	300	37453 sn
GPSO	164	31041 sn
GABO	300	254866 sn
GGKO	234	22053 sn

İterasyon sayısı bakımından GPSO en az iterasyon ile optimum katsayıları elde etmesine rağmen GGKO algoritması en kısa sürede optimum değerleri elde etmiştir. Yapılan karşılaştırma işlemleri sırasında yerleşme zamanı için %5 kriteri göz önünde bulundurulmuştur. Sistemin normal koşullarda çalışması sonucunda elde edilen değerler Şekil 4 ile verilmiştir.

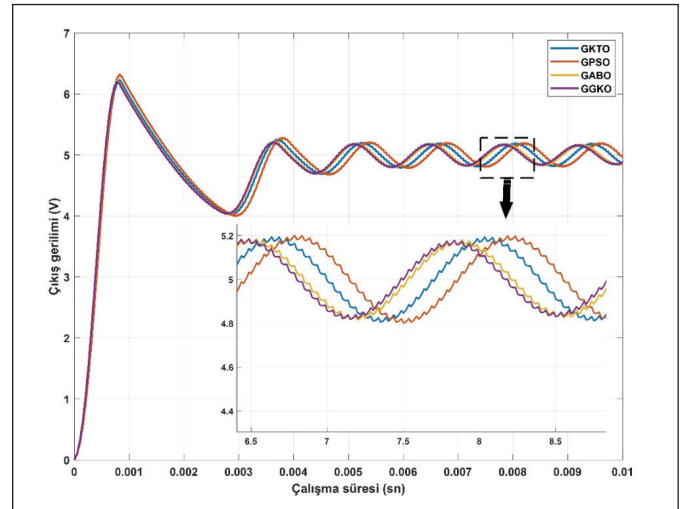
Bulunan optimum değerlerin farklı koşullar altında sistemde oluşturdukları değerlerin incelenmesi için yük direnci, çıkış gerilimi ve giriş gerilim değerleri $\pm\%20$ değiştirilerek sistem üzerinde test edilmiştir. Giriş geriliminin $\pm\%20$ değişimi sonucunda sistemin çıkış gerilim grafiği Şekil 5 ve 6 ile verilmiş, elde edilen değerlerin detaylı incelenmesi için tablolastırılarak Çizelge 5 ile ifade edilmiştir. Burada M_p maksimum aşımı, t_s ise yerleşme zamanını ifade etmektedir.



Şekil 4. Normal koşullar altında denetleyici performansları.



Şekil 5. Giriş gerilimi 10.8 V iken denetleyici performansları.



Şekil 6. Giriş gerilimi 7.2 V iken denetleyici performansları.

Bir diğer karşılaştırma işleminde ise giriş gerilimi 9V'ta sabit tutularak çıkış gerilim referansında $\pm\%20$ değişim uygulanmıştır. Çıkış referans değeri 6 ve 4V iken sistemin çıkış gerilim grafiği Şekil 7 ve 8 ile belirtilmiştir.

Elde edilen sonuçlar bir önceki karşılaştırma işleminde olduğu gibi detaylı inceleme sunulabilmesi için tablolaştırılmış ve Çizelge 6 ile ifade edilmiştir.

Son çalışmada ise giriş gerilimi 9V'ta sabit tutularak yük direncinde $\pm\%20$ değişim yapılarak sistemin çıkış gerilim grafiği incelenmiş, Şekil 9 ve 10 ile belirtilmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 7 ile ifade edildiği gibidir. Yapılan test çalışmalarının sonuçları incelendiğinde, elde edilen sonuçların birbirlerine oldukça yakın olduğu gözlenmiştir.

Çizelge 5. $\pm\%20$ giriş gerilimi değişimi.

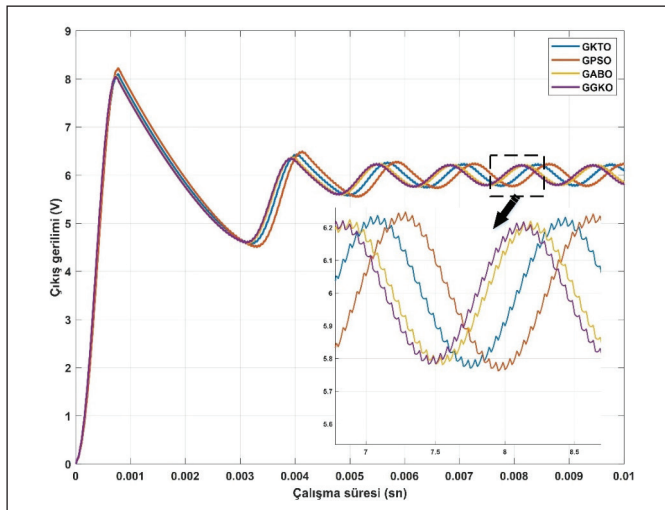
Giriş gerilimi	GKTO		GPSO		GABO		GGKO	
	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)
9 V	34.84	5.257	36.80	5.423	34.10	5.065	35.80	5.018
10.8 V	42.74	5.799	44.78	6.014	41.60	5.521	41.28	5.469
7.2 V	24.60	4.677	26.38	4.821	24.18	4.573	23.94	4.531

Çizelge 6. $\pm\%20$ çıkış gerilim referans değişimi.

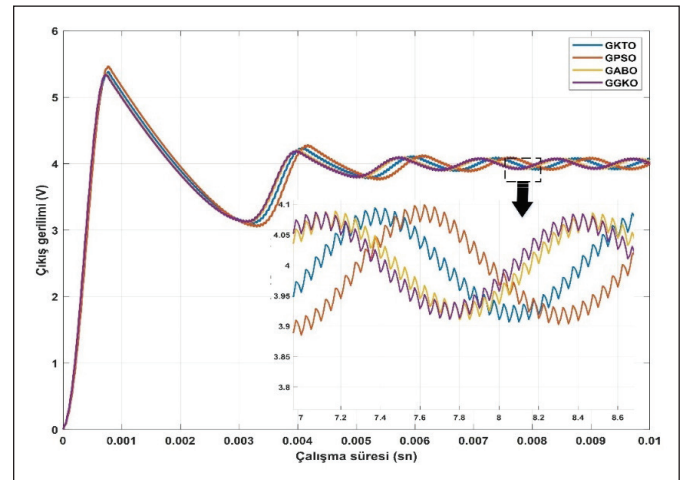
Çıkış Gerilimi	GKTO		GPSO		GABO		GGKO	
	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)
5 V	34.84	5.257	36.80	5.423	34.10	5.065	35.80	5.018
6 V	35.03	5.174	37.00	5.357	34.38	5.021	34.08	4.971
4 V	34.65	5.288	36.60	5.544	33.85	4.959	33.52	5.059

Çizelge 7. Yük direnci değeri $\pm\%20$.

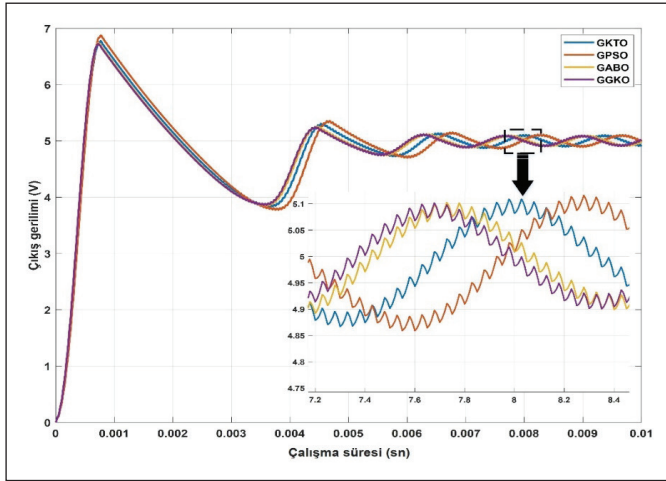
R (Ω)	GKTO		GPSO		GABO		GGKO	
	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)	M_p (%)	t_s (ms)
10	34.8	5.257	36.80	5.423	34.10	5.065	35.80	5.018
12	35.5	5.871	37.52	6.133	34.82	5.617	34.52	5.513
8	33.8	4.620	35.74	5.963	33.06	4.472	32.78	4.452



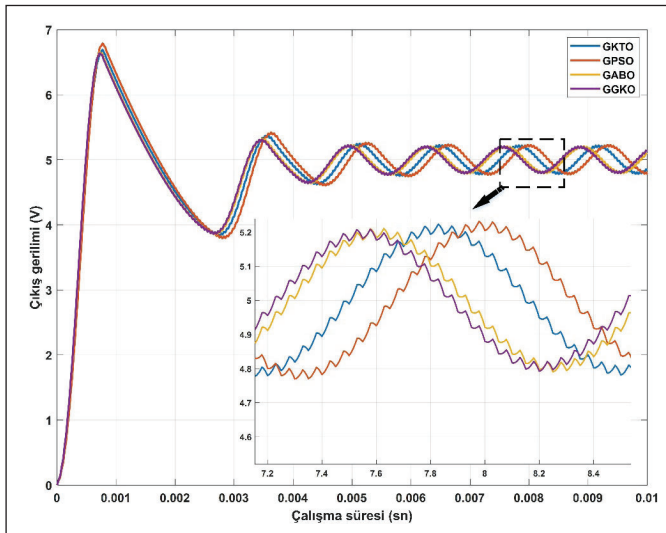
Şekil 7. Çıkış gerilimi 6 V iken denetleyici performansları.



Şekil 8. Çıkış gerilimi 4 V iken denetleyici performansları.



Şekil 9. Yük direnci 12 Ω iken denetleyici performansları.



Şekil 10. Yük direnci 8 Ω iken denetleyici performansları.

6. Sonuçlar

Bu çalışmada BC devresinin çıkış gerilim kontrolü için uygulanan PI denetleyicinin optimum katsayılarının elde edilmesi amacıyla KTO algoritması geliştirilerek sisteme uygulanmıştır. Bununla birlikte yaygın kullanıma sahip diğer meta-sezgisel algoritmalar olan GKO, ABO ve PSO algoritmalarına da aynı geliştirme işlemi yapılmış ve sonuçlar karşılaştırılmıştır. Buna ek olarak kullanılan yöntemlerin kontrol performansını kıyaslamak amacı ile giriş gerilimi, çıkış gerilimi referans değeri ve yük direnci üzerinde ± 20 değişiklik uygulanarak sonuçlar gözlemlenmiştir. Yapılan karşılaştırma işlemi sonucunda denetleyici performanslarının birbirlerine oldukça yakın performans gösterdikleri gözlemlenmiştir. Algoritmaların çalışma süreleri kıyaslandı-

ğında ise GGKO algoritmasının optimum sonuçlara daha hızlı ulaştığı gözlemlenmiştir. Ayrıca algoritmalarda yapılan geliştirme işleminin optimum değerlerin bulunması amacı ile tekrarlanması gereken iterasyon sayısının belirlenmesinde kullanıcıya kolaylık sağladığı görülmektedir.

7. Kaynaklar

Albak, E.İ., Solmaz, E. & Öztürk, F. 2022. Çoklu arama stratejileri kullanan çok amaçlı parçacık sürü optimizasyon yöntemi ile dairesel çok hücreli çarpışma kutusunun optimizasyonu. *Uludağ University Journal of The Faculty of Engineering*, 27(1), 119–134.

Alremali, F., Yaylacı, E. & Uluer, İ. 2022. Optimization of proportional-integral controllers of grid-connected wind energy conversion system using grey wolf optimizer based on artificial neural network for power quality improvement. *Advances in Science and Technology Research Journal*, 16(3), 295–305.

Azizuddin, M., Khalil, A., Yunus, S., Petra, R. Jaafar, S., Peng, A.S. & Khan, S. 2019. Optimum controller design of parallel Dc/Dc converters using grey wolf optimization algorithm. *6th IEEE International Conference on Engineering Technologies and Applied Sciences*, December, 1–6.

Bayancı, R. 2020. Gri Kurt Algoritması Kullanılarak Geçici Hal Kararlılık Kısıtlı Çok Amaçlı Optimal Güç Akışı Çözümü. Yüksek Lisans Tezi, Ege Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İzmir.

Berber, Ö., Ateş, M., Alruim Alhasan, H. & Güneş, M. 2016. Parçacık Sürü Optimizasyonu ve PID ile Mobil Robotun Optimum Yörünge Kontrolü. *KSU. Journal of Engineering Sciences*, 19(3), 165–169.

Boz, A.F. & Çimen, M.E. 2017. Geliştirilmiş Ateşböceği Algoritması ile PID Denetleyici Tasarımı. *8th International Advanced Technologies Symposium*, December, 3358–3365.

Dagal, I., Akin, B. & Akboy, E. 2022. A novel hybrid series salp particle Swarm optimization (SSPSO) for standalone battery charging applications. *Ain Shams Engineers Journal*, 13(5), 101747.

Doğan, C. 2019. Balina Optimizasyon Algoritması ve Gri Kurt Optimizasyonu Algoritmaları Kullanılarak Yeni Hibrit Optimizasyon Algoritmalarının Geliştirilmesi. Yüksek Lisans Tezi, Erciyes Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kayseri.

Doğan, L. 2018. Robot Yol Planlaması İçin Gri Kurt Optimizasyon Algoritması. Yüksek Lisans Tezi, Bilecik Şeyh Edebali Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilecik.

Fu, Z., An, J., Yang, Q., Yuan, H., Sun, Y. & Ebrahimian, H. 2022. Skin cancer detection using Kernel Fuzzy C-means and Developed Red Fox Optimization algorithm. *Biomedical Signal Processing and Control*, 71.

- Gözde, H., Taplamacıoğlu, M.C., Kocaarslan, İ. & Şenol, M.A. 2010.** İki bölgeci ara-ısıtmalı termal güç sisteminin yüksek frekans kontrolü için parçacık sürüsü optimizasyonu tabanlı PI-kontrolör. *Isı Bilimi ve Tekniği Dergisi*, 30(1), 13–21.
- Hekimoğlu, B., Ekinci, S. & Kaya, S. 2018.** Optimal PID Controller Design of DC-DC Buck Converter using Whale Optimization Algorithm, *2018 International Conference on Artificial Intelligence and Data Processing (IDAP)*, pp. 1–6.
- Huo, Z., Liu, S.J. & Ebrahimian, H. 2022.** Aircraft energy management system using chaos red fox optimization algorithm. *Journal of Electrical Engineering and Technology*, 17(1), 179–195.
- Izci, D., Ekinci, S. 2022.** A novel improved version of hunger games search algorithm for function optimization and efficient controller design of buck converter system. *e-Prime – Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy 2*.
- Izci, D., Hekimoğlu, B., Ekinci, S. 2022.** A new artificial ecosystem-based optimization integrated with Nelder-Mead method for PID controller design of buck converter. *Alexandria Engineering Journal*, 61(3), 2030–2044.
- Koc, I., Baykan, O.K. & Babaoglu, I. 2018.** Gri kurt optimizasyon algoritmasına dayanan çok seviyeli imge eşik seçimi. *Journal of Polytechnic*, 21(4), 841–847.
- Madhu Kiran, E.R.C.S., Thota, P.S., Sridhar, B. & Dileesh, K. 2012.** Control of Buck Converter by Polynomial, PID and PD Controllers. *2012 Asia Pacific Conference on Postgraduate Research in Microelectronics and Electronics*, 5–7 Aralık, 94–99.
- Mirjalili, S. 2014.** Grey Wolf Optimizer. *Advances in Engineering Software*, 69, 46–61.
- Murdianto, F.D., Nansur, A.R., Hermawan, A.S.L., Purwanto, E., Jaya, A. & Rifadil, M.M. 2018.** Modeling and Simulation of MPPT SEPIC - BUCK Converter Series Using Flower Pollination Algorithm (FPA) - PI Controller in DC Microgrid Isolated System, *2018 International Electrical Engineering Congress (iEECON)*, pp.1–4.
- Özsağlam, M.Y. & Çunkaş, M. 2008.** Optimizasyon problemlerinin çözümü için parçacık sürü optimizasyonu algoritması. *Journal of Polytechnic*, 11(4), 299–305.
- Pamuk, N. 2016.** Kaotik ateşböceği optimizasyon algoritması kullanarak termik güç santralleri etkisindeki ekonomik yük dağıtım problemlerinin çözümü. *Kırklareli University Journal of Engineering and Science*, 2, 38–59.
- Penbegüllü, İ. 2019.** Düşürücü Tip Dc-Dc Dönüştürücünün Optimize Edilmiş PID Kontrolü. Yüksek Lisans Tezi, Düzce Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Düzce.
- Poław, D. & Woźniak, M. 2021a.** Meta-Heuristic as manager in federated learning approaches for image processing purposes. *Applied Soft Computing*, 113.
- Poław, D. & Woźniak, M. 2021b.** Red fox optimization algorithm. *Expert Systems with Applications*, 166.
- Ravikumar, S., Vennila, H. & Deepak R. 2020.** Hybrid power generation system with Total Harmonic Distortion minimization using improved Rider Optimization Algorithm: Analysis on converters. *Journal of Power Sources*, 459, 228025.
- Shagor, M.R.K., Mahmud, A.J., Nishat, M.M., Faisal, F., Mithun, M.H. & Khan, M.A. 2021.** Firefly Algorithm Based Optimized PID Controller for Stability Analysis of DC-DC SEPIC Converter. *2021 IEEE 12th Annual Ubiquitous Computing, Electronics and Mobile Communication Conference*, 1–4 December, pp. 957–963.
- Tamer, A., Zellouma, L., Bouchouia, M.T. & Krama, A. 2021.** Adaptive linear neuron control of three-phase shunt active power filter with anti-windup PI controller optimized by particle swarm optimization. *Computers and Electrical Engineering*, 96, 107471.
- Uzlu, E. 2019.** Türkiye için gri kurt optimizasyon algoritması ile yapay sinir ağlarını kullanarak enerji tüketiminin tahmini. *Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, 7(2), 245–262.
- Yang, X.S. 2014.** Nature-inspired optimization algorithms. *Elsevier*, London, pp.111–124.
- Yaylacı, E.K., Yılmaz, A.E. & Özdeş, H.N. 2022.** Geliştirilmiş Parçacık Sürü Optimizasyon Algoritması ile Da-Da Alçaltıcı Tip Dönüştürücünün PI Katsayılarının Optimizasyonu. *2nd International Conference on Applied Engineering and Natural Sciences*, 10–13 Mart, ss. 257–261.
- Yousri, D., Mudhsh, M., Shaker Y.O., Abualigah, L., Tag-Eldin, E., Elaziz, M.A. & Allam, D. 2022.** Modified Interactive Algorithm Based on Runge Kutta Optimizer for Photovoltaic Modeling: Justification Under Partial Shading and Varied Temperature Conditions, *IEEE Access*, 10, 20793–20815.
- Zhang, M., Xu, Z., Lu, X., Liu, Y., Xiao, Q. & Taheri, B. 2021.** an optimal model identification for solid oxide fuel cell based on extreme learning machines optimized by improved red fox optimization algorithm. *International Journal of Hydrogen Energy*, 46(55), 28270–28281.
- Zhu, N., Liu, X., Dong, Q. & Rodriguez, D. 2021.** Optimization of zero-energy building by multi-criteria optimization method: A case study. *Journal of Building Engineering*, 44, 1–13.