Pamukkale Univ Muh Bilim Derg, 27(2), 199-209, 2021

Pamukkale Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi

Pamukkale University Journal of Engineering Sciences

Güç sisteminde meta-sezgisel algoritmalarla güç kaybı ve gerilim kararlılığı optimizasyonu

Power loss and voltage stability optimization with meta-heuristic algorithms in power system

Serkan İŞCAN[1*], *Orhan KAPLAN*[2], *Gürcan LOKMAN*[3]

[1]Elektrik ve Enerji Bölümü, Meslek Yüksekokulu, Sinop Üniversitesi, Sinop, Türkiye.
siscan@sinop.edu.tr

[2]Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, Teknoloji Fakültesi, Gazi Üniversitesi, Ankara, Türkiye.
okaplan@gazi.edu.tr

[3]Bilgisayar Teknolojileri Bölümü, Gerze Meslek Yüksekokulu, Sinop Üniversitesi, Sinop, Türkiye.
gurcanlokman@gmail.com

Geliş Tarihi/Received: 10.12.2019 Düzeltme Tarihi/Revision: 24.04.2020 doi: 10.5505/pajes.2020.84152
Kabul Tarihi/Accepted: 15.07.2020 Araştırma Makalesi/Research Article

Öz

Güç sistemi alanında en belirgin problemlerden biri olan güç akışı, kararlı durum gerilim genlikleri ve güç değerleri bilinen bara verileri kullanılarak her bir baranın gerilim genliklerinin, faz açılarının ve güç kayıplarının hesaplanması işlemidir. Artan talep ve merkezi olmayan yeni enerji kaynaklarının güç sistemine çeşitli noktalardan bağlanması güç akış problemini daha karmaşık hale getirmektedir. Güç akışı problemi hem elektrik üretimi hem de iletimi için büyük önem taşımaktadır. Gelecekte sisteme bağlanabilecek yeni yüklerin planlanması ve mevcut iletim hatlarının tam kapasite ile kullanılması güç akışı sorununun çözümüne dayanmaktadır. Doğrusal olmayan bir problem olan güç akışı geleneksel olarak Newton-Raphson ve Gauss Seidel gibi nümerik yöntemler kullanılarak çözülmüştür. Ancak güç sisteminin şartlarına bağlı olarak klasik çözüm algoritmalarının başarısı azalmaktadır. Son yıllarda geliştirilen meta-sezgisel optimizasyon teknikleri ve arama algoritmaları güç akışı probleminin çözümünde daha iyi sonuçların elde edilebileceğini göstermektedir. Bu çalışmada, Matlab yazılımı kullanılarak oluşturulan IEEE-14 bara test güç sisteminde güç akışı problemini optimize etmek için Yapay Arı Kolonisi (ABC), Gri Kurt (GWO), Parçacık Sürüsü Optimizasyonu (PSO) ve Newton Raphson algoritmaları uygulanmıştır. Algoritmaların performansı model güç sisteminden elde edilen gerilim genlikleri, gerilim sapması, faz açıları, güç kayıpları ve hesaplama süreleri göz önünde bulundurularak karşılaştırılmıştır.

Anahtar kelimeler: Güç akışı, Meta-sezgisel algoritmalar, Gerilim sapması.

Abstract

Power flow, which is one of the most prominent problems in the field of power system, is the calculation of the voltage amplitudes and phase angles of each bus and the power losses by using the bus data with known steady state voltage amplitudes and power values. Increasing demand and the connection of decentralized energy sources to the power system at various points make more complicated power flow problem. The power flow problem is of great importance for both electricity generation and transmission. Planning new loads that can be connected to the system in the future and using the existing transmission lines at full capacity are based on the solution of the power flow problem. Power flow, which is a nonlinear problem, has traditionally been solved using numerical methods such as Newton-Raphson and Gauss Seidel. However, the success of classical solution algorithms decreases depending on the conditions of the power system. Meta-heuristic optimization techniques and search algorithms developed in recent years show that better results can be obtained in solving the power flow problem. In this study, Artificial Bee Colony (ABC), Gray Wolf (GWO), Particle Swarm Optimization (PSO) and Newton Raphson algorithms have been applied to optimize the power flow problem in the IEEE-14 bus test power system created using Matlab software. The performance of the algorithms has been compared by considering the voltage amplitudes, voltage deviation, phase angles, power losses and calculation times obtained from the model power system.

Keywords: Power Flow, Meta-heuristic algorithms, Voltage deviation.

1 Giriş

Alternatif akım elektrik enerjisinin depolanamaması; süreklilik, verimlilik, güvenilirlik ve maliyet açısından mevcut üretim, iletim ve dağıtım koşullarının en iyi seviyede tutulmasını gerektirmektedir. Güç sistemlerinin işletilmesi ve gelecek planlamasında üretim, iletim ve dağıtım firmalarının sözleşmelerinde belirttiği koşulları sağlayabilmesi, sistemin mevcut durumunu bilmesi ve geleceğini planlaması adına çeşitli güç akış analizi yöntemlerinden faydalanılmaktadır. Bu analiz yöntemleri doğrudan arama yöntemi ve rastgele arama yöntemleri olarak ikiye ayrılmaktadır. Güç sistemlerinin analizi 1920'li yıllardan itibaren doğrudan arama yapan yöntemlerle kısıtsız yapılırken, 2000'li yılların başında yeni nesil optimizasyon tekniklerinde kısıtların da belirlenerek güç sistemlerinin yeniden planlanması ve iyileştirilmesi amaçlı doğa tabanlı arama metotlarının optimizasyonda kullanımı daha kullanışlı hale getirilmiştir [1]. Güç sistemleri üzerinde yapılan çalışmalara bakıldığında; genellikle ortak veri olarak IEEE bara test sistemleri parametrelerinin tercih edildiği ve Newton Raphson (NR) gibi doğrudan arama yöntemlerinin ise kısıtsız çalışması nedeniyle tek başına yetersiz kaldığı değerlendirilebilir [2]. Güç sistemlerinin optimizasyonunda; üretim santrallerinin konum tayini ile güç kayıplarının azaltılması [2], güç sistemleri hakkında özet literatür taramaları [1]-[3], çeşitli meta-sezgisel algoritmaların

*Yazışılan yazar/Corresponding author

performans karşılaştırmaları, gerilim profilinin iyileştirilmesi ve üretim maliyetinin iyileştirilmesi vb. çalışmaları yapılmaktadır [3]. Doğa tabanlı kullanılan rastgele arama algoritmalarına bakıldığında tabu arama, yapay arı kolonisi, gri kurt algoritması, parçacık sürü optimizasyonu, genetik algoritma, benzetimli tavlama, gelişimsel algoritma, karınca kolonisi, balina sürüsü vb. algoritmalar kullanılmaktadır [4]-[5]. Rastgele arama algoritmaları olasılık içerikli çalışmaktadır. Son yıllarda güç sistemlerinin optimizasyonlarında olasılıklı meta-sezgisel algoritmalardan yapay arı kolonisi, gri kurt algoritması ve parçacık sürü optimizasyonu sıklıkla kullanılmaktadır. Bu algoritmaların parametre seçimleri ve akış diyagramlarında güncelleme ya da melezleme yapılabilmektedir [5],[6]. Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritması 2005 yılında Karaboğa tarafından tanımlanmıştır [7]. Arı sürüsünün besin arama yapay zekasını kullanan algoritma; güç sistemlerinin gerilim kararlılık ve güç optimizasyonunda sıklıkla kullanılmaktadır [8],[9]. Buna ek olarak 2010'lu yıllarda kullanılmaya başlanan kurt sürülerinin avlanma davranışlarını örnek alan gri kurt optimizasyon (GWO) algoritması güç sistemlerinin optimizasyonunda tercih edilmektedir [5]. GWO algoritması ile güç sistemlerinin dağıtık üretimi, şönt reaktif güç üretimi, güç kayıpların azaltılması ve gerilim kararlılığı konusunda çalışmalar yapılmaktadır [10],[11]. Sürü zekâsını kullanan meta-sezgisel algoritma çalışmalarında; Kennedy ve Eberhart yeni bir sezgisel algoritma olarak ilk defa Parçacık Sürü Optimizasyonu'nu (PSO) 1995'te tanıtmışlardır [12],[13]. PSO son yıllarda birçok bilimsel araştırmada artan ilgi görmüştür. Canlıların (balık, kuş vb.) yiyecek arama davranışlarından esinlenmektedir. Bu davranışlarda esas alınan besine ulaşmada kullanılan yön tayinidir. Sürü içerisindeki bireylerin kişisel ve küresel en iyi konumunu almasını amaç edinen PSO tekniğinin [14], diğer birçok meta-sezgisel algoritmaya olan üstünlüğü bulunmaktadır [15]. PSO doğrusal olmayan optimizasyon problemlerine başarıyla uygulanabilmektedir. Doğrusal olmayan bir optimizasyon problemi olan bir güç sisteminin en iyi güç akışı çözümü, meta sezgisel algoritmalar kullanılarak gerçekleştirilebilmektedir [6],[16]. Literatürde güç kayıplarının ve gerilim sapmasının azaltılmasında ABC, PSO ve GWO'nun ayrı ayrı kullanıldığı her üç optimizasyon algoritmasında kontrol değişkenleri olarak; üretim baralarında aktif güç değerleri ve gerilim seviyesi, transformatörlerin kademe ayarları ve reaktif güç kaynakları aralıkları kullanılmaktadır. Eşitsizlik sabiteleri belirlenen alt-üst sınır kontrol ve durum değişkenleri olmakla birlikte eşitlik sabiteleri ise güç akışı eşitlikleridir. Lineer olmayan güç akışı probleminin çözümü, gerilim kararlılığı analizinde ve sisteme ait çalışma koşullarının iyileştirilmesinde oldukça önemlidir [17]. Güç sistemlerinin analizinde 3 farklı bara çeşidi kullanılmaktadır. Salınım barasında gerilimin genliği (V) ve faz açısı (δ), üretim ya da santral baralarında üretilen aktif güç (P) ve gerilimin genliği (V), yük baralarında ise tüketilen aktif güç (P) ve reaktif güç (Q) bilinen değerlerdir. Baralarda bilinen bu değişkenler ile salınım barasında üretilen aktif güç (P) ve reaktif güç (Q), üretim ya da santral baralarında üretilen reaktif güç (Q) ve gerilim faz açısı (δ), yük baralarında ise gerilimin genliği (V) ve faz açısı (δ) elde edilecek bara parametreleri değerleridir.

Bu çalışmada IEEE 14 bara test sistemi verileri kullanılarak güç sisteminde aktif güç kaybı ve gerilim sapmasını en aza indirmeyi amaçlayan bir nesnel fonksiyon ile ABC, GWO, PSO algoritmalarının uygulaması ve NR çözümü gerçekleştirilmiştir. IEEE 14 bara test sisteminde gerilim sapması aralıkları kısıtlanarak minimum aktif güç kaybının elde edilmesi ve gerilim kararlılığının optimizasyonu ile algoritmalardan elde edilen sonuçların performans karşılaştırması yapılmıştır. Çalışmanın ikinci bölümünde problemin tanımlanması ve matematiksel ifadeler, üçüncü bölümde kullanılan meta-sezgisel algoritmaların genel tanımları, dördüncü bölümde IEEE 14 bara test sistemi tanıtımı, beşinci bölümde optimizasyon algoritmalardan elde edilen sayısal sonuçlar ve karşılaştırması yapılarak altıncı bölümde ise çalışmaya ait sonuç bilgileri yer almaktadır.

2 Problem tanımı

Güç sistemleri optimizasyonunda; üretim ve işletme maliyetinin azaltılması, güvenilirlik, güç kayıpları, gerilim sapması iyileştirme çalışmaları son yıllarda birçok farklı teknikle gerçekleştirilmektedir [18],[19]. Güç sistemlerinde gerilim kararlılığını devam ettirmek için iki ana problemin sayısal olarak ifade edilmesi ve belirlenen iyileştirmenin yapılması gereklidir. Bunlardan ilki iletim hatlarında oluşan aktif güç kaybının asgariye indirilmesidir. İkinci problem ise kontrolsüz olan gerilim sapmalarının sıfırlanması ya da sıfıra çok yakın bir değere çekilmesidir. İki ana problem belirlendikten sonra bu problemlere en uygun amaç fonksiyonlarının yazılması gerekmektedir. Bir güç sisteminde oluşan aktif güç kaybı ($P_{kayıp}$) hesaplanacak olursa; temel kayıp formülü Denklem (1)'de verilmektedir.

$$P_{kayıp} = \sum_{h=1}^{n} |I_h|^2 R_h \tag{1}$$

Burada, n baralar arası toplam iletim hattı sayısını, h ise hat numarasını, I_h hat akımını, R_h ise hattın omik direncini ifade etmektedir. b ve c numaralı baralar arası $P_{kayıp}$ ifadesi Denklem (2)'de verilmektedir.

$$P_{kayıp} = \left(V_b^2 + V_c^2 - 2V_bV_c \cos\delta_{bc}\right).g_{bc} \tag{2}$$

Burada, V_b, b nolu baranın gerilim genliğini, V_c, c nolu baranın gerilim genliğini, δ_{bc}, b ve c baralarına ait gerilim açılarının farkını, g_{bc} ise bu baralar arası hattın iletkenliği ifade etmektedir.

2.1 Amaç fonksiyonları

n adet iletim hattına sahip bir güç sisteminde aktif güç kaybını en aza indirmek için kullanılacak 1. amaç fonksiyonu ifadesi Denklem (3)'te verilmektedir.

$$Asgari\ (f1) = minP_{kayıp} = \sum g_d\left(V_b^2 + V_c^2 - 2V_bV_c \cos\delta_{bc}\right), d \in n \tag{3}$$

Burada, n toplam iletim hattı sayısını, d ise o hattın numarasını, g_d, b ve c nolu baralar arası d. hattın iletkenliğini δ_{bc}, b ve c nolu baralara ait gerilimlerin açı farkını, V_b ve V_c, b ve c nolu baraların gerilim genliğini ifade etmektedir. Amaç fonksiyonu 2, gerilim kararlılığı üzerine tanımlanmaktadır. Öncelikle baraların beklenen gerilim değeri ile gerçek gerilim değeri arasındaki fark hesaplanır. Sonrasında tüm baralardaki gerilim sapma değerleri toplanır ve toplam gerilim sapması elde edilir. 2. amaç fonksiyonu Denklem (4)'te tanımlanmaktadır.

$$Asgari\ (f2) = minV_s = \sum_{b=1}^{n_b} \left|V_b - V_b^{ref}\right| \tag{4}$$

Burada, V_s baralara ait toplam gerilim sapmasını verirken, n_b, baraların toplam sayısıdır. V_b, b nolu baranın gerçek gerilimini, V_b^{ref} ise referans 1 pu gerilim büyüklüğünü ifade eder.

Algoritmada kullanılan amaç fonksiyonlarının değerlendirilmesi sonucunda belirlenen eşitlik ve eşitsizlik kısıtları çerçevesinde elde edilecek olan asgari değerlerin birleştirilmesi ile elde edilecek amaç fonksiyonu ifadesi Denklem (5)'te verilmektedir.

$$Asgari\ (f3) = minP_{kayıp} + minV_s \quad (5)$$

Güç akış analizleri gerçekleştirilirken, baralarda oluşan güç ve gerilim değerlerinin belirli aralıklar dahilinde sınırlandırılması gereklidir. Aksi halde optimizasyon başarısız olarak sonuçlanabilmektedir. Kısıtlar aşağıda belirtildiği şekilde sistem gerilimlerin 1 ± 0.05 pu arasında kalması ve üretimin kayıplar dahil tüketime denk ya da tüketimden büyük olması olarak verilebilir. Kısıtlar Denklem (6-8)'de verilmektedir.

$$0.95pu \leq |V_b| \leq 1.05pu\ b = 1,2,\dots,n \quad (6)$$

$$0 \leq \sum Py + Pk \leq P_G \quad (7)$$

$$V_b^{min} \leq V_b \leq V_b^{max}, \qquad 1 \leq b \leq n_b \quad (8)$$

V_b^{min} ve V_b^{max} b nolu barada oluşan asgari ve azami gerilim değerlerini, n_b bara sayısını, V_b, b nolu baranın gerilimini, P_G üretim baralarında üretilen toplam aktif gücü, P_y yük baraları üzerinden tüketilen toplam aktif gücü, P_k ise iletim hatlarında oluşan toplam kayıp aktif güç olarak tanımlanır. Üretimlerin aktif güç kısıtları ise Denklem (9)'da verilmektedir.

$$P_{Gb}^{min} \leq P_{Gb} \leq P_{Gb}^{max}, 1 \leq b \leq n_G \quad (9)$$

Denklem (9)'da P_{Gb}^{min} b nolu barada aktif güç üretiminin asgari, P_{Gb}^{max} ise üretimin azami güç değerini ifade ederken, n_G ise üretim birimlerinin sayısını temsil etmektedir.

Denklem (10)'da Q_{Gb}^{min} b nolu barada reaktif güç üretimin asgari, P_{Gb}^{max} ise üretimin azami güç değerini ifade ederken n_G ise üretim birimlerinin sayısını temsil etmektedir.

$$Q_{Gb}^{min} \leq Q_{Gb} \leq Q_{Gb}^{max}, 1 \leq b \leq n_G \quad (10)$$

Denklem (11)'de T_b^{min}, T_b^{max} b nolu transformatörde oluşan asgari ve azami kademe değeri, n_T ise transformatör sayısıdır.

$$T_b^{min} \leq T_b \leq T_b^{max}, 1 \leq b \leq n_T \quad (11)$$

Güç sistemlerinde bulunan iletim hatlarında oluşan gerilim düşümlerini bertaraf etmek için çeşitli kademe transformatörleri kullanılmaktadır. Bu transformatörlerde kademeler değiştirilerek gerilim genlik değeri artırılıp azaltılabilmektedir. Normal şartlarda kademe ayarı 1 değerini alırken gerilim düşümü yaşanılan hatlarda kademe (tap) değerleri 1'in üzerine çıkabilmektedir.

3 Meta-sezgisel algoritmalar

3.1 Yapay arı kolonisi

Yapay Arı Kolonisi (ABC) algoritması 2005 yılında Karaboğa tarafından tanımlanmıştır. Arı sürülerinden işçi, gözcü ve kâşif arıların davranışlarının belirli bir yönteme göre işlenmesi ile elde edilen algoritmada; arıların kovan çevresindeki besin bilgilerini birbirlerine aktarmaları sonucu oluşan sürü zekâsı esas alınmaktadır. Her üç tip arının optimizasyon sürecinde değişik görevleri söz konusudur. İşçi arılar besin kaynağını belirlerken, gözcü arılar besin bilgisini işçi arıların dans bölgelerindeki yaptıkları danstan alır ve besin toplamak için rulet tekerleği prensibine göre kaynak seçimi yapar. Kâşif arının görevi ise yeni besin kaynağı bulmaktır. Bu algoritmada üç temel basamak bulunmaktadır. Birinci basamak işçi arıların besin kaynaklarına yönelmesi ve besin miktarı hesabı, sonrasında gözcü arıların işçi arılardan aldıkları işaret bilgilerine göre kaynak seçimi yapması sonucu besin miktarı hesaplanır. Son adımda kâşif arılardan birisi yeni besin kaynakları bulmak için rastgele gönderilir [7].

Yapay arı kolonisi algoritması olasılık kurallı çalışmaktadır. Popülasyon sayısının belirlenmesi sonrası besin kaynakları sayısı belirlenir. Denklem (12)'de popülasyondaki parçacığın besin kaynağı keşfi verilmektedir.

$$P_{k,j} = Lb_j + rastgele\ (0,1)\ *\ (Ub_j - Lb_j) \quad (12)$$

Denklem (12)'de P besin kaynağını, j fonksiyon boyutunu, k sürüdeki parçacığı Lb_j ve Ub_j j. boyutta alt ve üst sınırları ifade eder. İşçi arılar rastgele yeni besin kaynaklarına yöneldiklerinde yol boyunca önceki besin kaynaklarını da kaydederek kaynakların besin kalite ve bolluğuna göre gerekirse kaynak değişikliği yapabilmektedir. Denklem (13) daha üstün bir besin kaynağının bulunmasını durumunu ifade etmektedir.

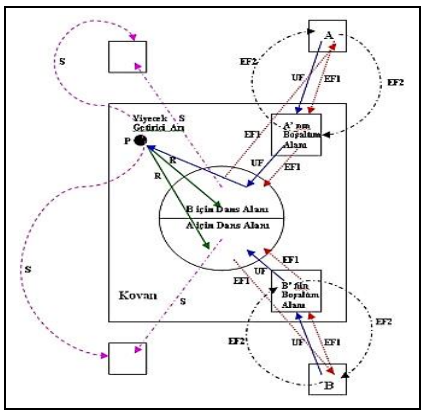
$$C_{k,j} = P_{k,j} + rastgele\ (-1,1) * (P_{k,j} - P_{r,j}) \quad (13)$$

Denklem (13)'de C, aday olan besin kaynağını, P_r ise rastgele seçilen yakın besin kaynağını ifade etmektedir. İşçi arıların kayıtlı besin kaynaklarından daha üstün besin kaynağına rast gelmesi durumunda bu arıların kovandaki dansları gözcü arıların yeni bulunan ve kayıtlı besin kaynaklarından üstün olanına yönlendirmektedir. Burada yeni besin bilgisi alınır ve miktarı hesaplanır. Denklem (14-16)'da besinin geçerliliği ve üstünlüğü test edilir.

$$Uygunluk_k = \frac{1}{f_k} \qquad f_k \geq 0 \quad (14)$$

$$1 + |f_k| \qquad f_k \geq 0 \quad (15)$$

$$Olasılık_k = \frac{Uygunluk_k}{\sum_{k=1}^{FS} Uygunluk_k} \quad (16)$$

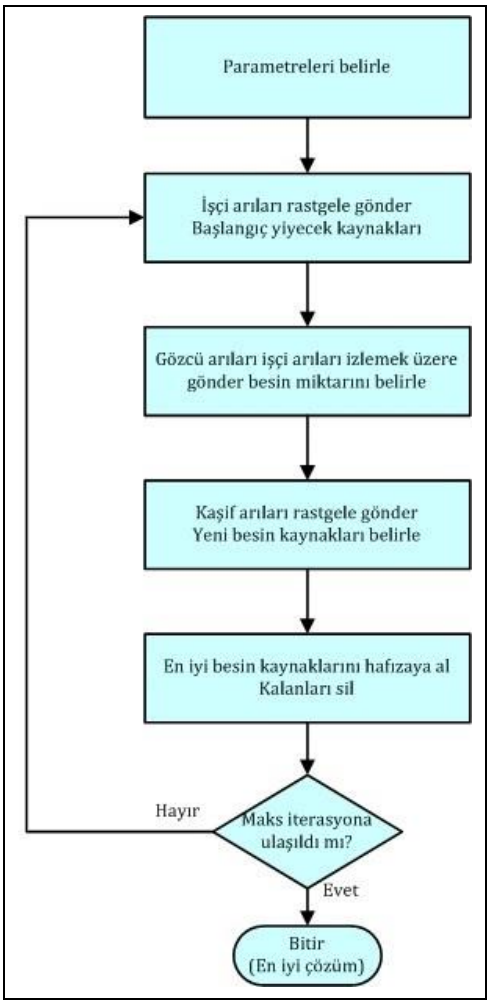


Şekil 1. Arı kolonisinin besin arama davranışı [7].

Figure 1. The foraging behaviour of bee colony [7].

Denklemler (14-16)'da f_k k. parçacığı, olasılık ise bu parçacığın tercih edilme şansını, FS ise besin kaynağını, uygunluk ise k. parçacığın uygunluğunu ifade etmektedir. Kâşif arılar ise sürekli yeni besin kaynaklarının keşfedilmesinde görevli işsiz arılardır. Şekil 1'de yapay arı kolonisi besin arama hareketi gösterilmektedir.

Şekil 2'de ise ABC'de işçi, gözcü ve kâşif arının davranış biçimleri ve Denklem (1-5)'te verilen büyüklüklerin en iyi sonuçla çözümlenmesine ait akış şeması verilmektedir.



Şekil 2. Yapay arı kolonisi algoritmasının akış diyagramı.

Figure 2. The flowchart of artificial bee colony algorithm.

3.2 Gri kurt algoritması

Gri kurt optimizasyon algoritması (GWO); gri kurtların avlanma sırasında toplu davranışlarının matematiksel olarak ifade edilmesi ile davranışlarının taklidi esasına dayanılarak oluşturulmuştur. Kurt sürüsü düzeninde, gri kurtlar alfa ($\propto$) , beta (β), delta (δ) ve omega (ω) olarak sınıflandırılır. Diğerleri onun kurallarına uyduğu için alfa kurt grubu, lider bir türdür. Alınan kararlarda alfaya yardımcı olan beta kurt lider yardımcısını ifade etmektedir. Sınıflandırmada omega ise en alt basamakta olan gri kurtları temsil etmektedir. Eğer sürüdeki bir kurt belirtilen herhangi bir türe ait değilse, delta olarak adlandırılır. Grup avlanma işlemi, kurtların toplumsal etkileşimlerinin yanı sıra gri kurtların ilginç bir sosyal davranışıdır. GWO davranışı aşamalarında avını arama, çevreleme, saldırma ve avlama aşamaları bulunmaktadır [5].

Gri kurtlar sosyal bir hiyerarşi ve sahip olunan sürü zekâsı ile avı çevreleyerek ava saldırı düzenler. Aynı zamanda alfa, beta ve delta parçacıkları pozisyonlarına göre aramalarını sürdürürler. Denklem (17-18)'de gri kurtların avını çevreleme denklemleri verilmiştir.

$$D = |C.Xp(i) - X(i)| \quad (17)$$

$$X(i+1) = |Xp(t) - A.D| \quad (18)$$

Denklemler (17-18)'de i döngü numarasını, $Xp(i)$ avın o anki pozisyonunu, A ve C ise katsayı vektörlerini, D ava olan uzaklığı, X ise parçacığın konumunu ifade etmektedir. Denklem (19-20)'de katsayıların hesabı verilmektedir.

$$A = |2a.r_1 - a| \quad (19)$$

$$C = |2a.r_2| \quad (20)$$

Denklemler (19-20)'de, a'nın değeri 2 ila 0 arası azalan katsayı iken r_1 ve r_2 rastgele seçilen [0, 1] arası vektörlerdir. Denklemler (21-27) parçacıkların avlanma eğilimini tanımlamaktadır [20].

$$D\propto = |C1.X\propto - X| \quad (21)$$

$$D\beta = |C2.X\beta - X| \quad (22)$$

$$D\delta = |C3.X\delta - X| \quad (23)$$

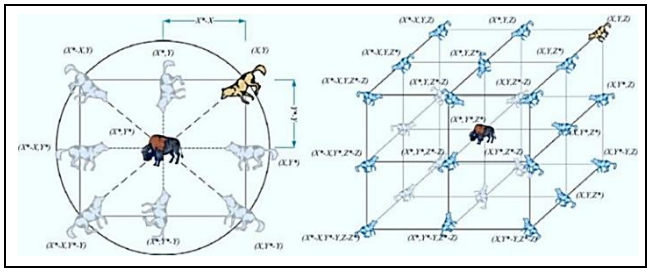
$$X1 = |X\propto - A1.D\propto| \quad (24)$$

$$X2 = |X\beta - A2.D\beta| \quad (25)$$

$$X3 = |X\delta - A3.D\delta| \quad (26)$$

$$X_{(t+1)} = \frac{X_1 + X_2 + X_3}{3} \quad (27)$$

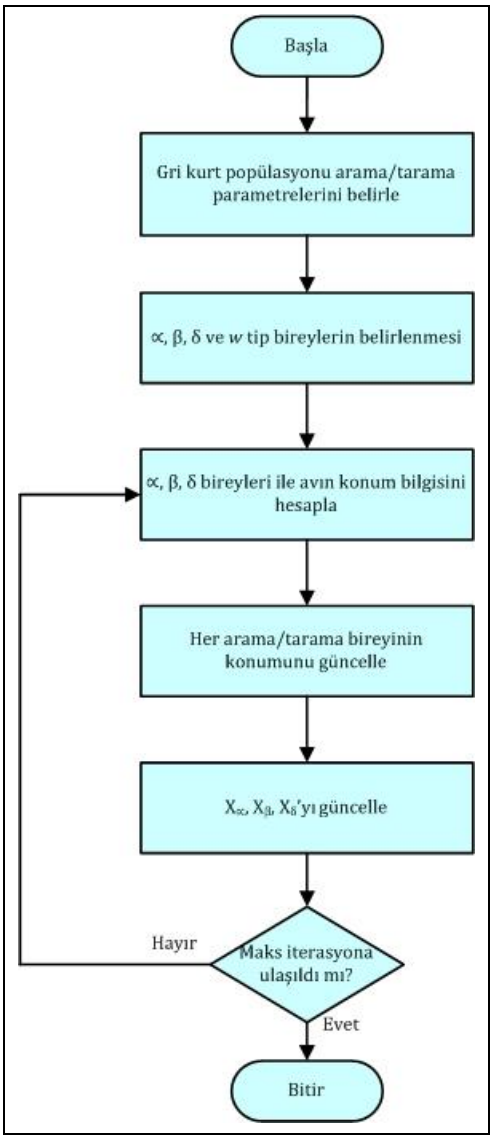
Denklemlere göre avın pozisyonu bilgilerine sahip üç parçacığın elde ettiği geçerli ve değerli üç çözüme göre diğer parçacıkların getirdiği bilgiler birleştirilerek alfa, beta ve delta parçacığının pozisyonlarını güncellemeleri gerçekleştirilir. Av arama ajanı a değerinin azalımına bağlı gitgide ava yaklaşarak bir sonraki pozisyonu önceki pozisyonundan daha iyi bir yerde, ava yakınlaşır [20]. Şekil 3'te gösterilen 2 ve 3 boyutlu uzay içerisinde kurt sürülerinin avlanma stratejisi temsil edilirken, arama uzayında parçacıklar küp–küre üzerinde hareket etmektedirler.



Şekil 3. Gri kurtların 2 ve 3 boyutlu avlanma stratejisi [5].

Figure 3. The hunting strategy of grey wolves with 2 and 3 dimensional [5].

Kurt sürüsünün görev paylaşımları sonucu sırasıyla alfa, beta ve delta parçacıklarının vektörel ortalaması ile omega parçacıklarına yön tayin etmesine ilişkin gri kurtların avlanma durumlarından yola çıkılarak elde edilen gri kurt algoritmasına ait akış diyagramı Şekil 4'te görülmektedir.



Şekil 4. Gri kurt algoritmasının akış diyagramı.

Figure 4. The flowchart of grey wolf algorithm.

3.3 Parçacık sürü optimizasyonu

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO), gelişim tabanlı bir algoritma olup canlı sürülerinin hareketlerini modelleyerek doğrusal olmayan sayısal problemler üzerinde en iyi sonuçları elde etmek için ilk olarak 1995-1996 yıllarında sosyo-psikolog James Kennedy ve elektrik mühendisi Russel Eberhart tarafından önerilen popülasyon tabanlı stokastik (olasılıklı) bir optimizasyon yöntemidir [12],[21]. Değişkenleri ve parametreleri birden fazla olan denklemlerin çözümünde en iyi yaklaşımı elde edebilmek için tercih edilir. Esneklik sağlamak için birçok parametresi değiştirilebilir ve ayarlanabilirdir [22]. Parametrelerin değiştirilmesinde lineer ya da lineer olmayan farklı teknikler uygulanabilir [23]. PSO en iyi sonucu bulmak için problemin en küçük parçacıklarını oluşturur. Her bir parçacık arama boyunca kendi pozisyonunu sürüdeki en iyi pozisyona doğru ayarlarken, bir önceki tecrübesinden de yararlanır. Birçok ülkede yaklaşık 25 yıldır mühendislik alanında tekil ve çoklu problemlerin optimizasyonunda kullanılmaktadır [24],[25]. PSO algoritması olasılıklı çözüm üretmesi nedeniyle genetik algoritmaya benzerdir.

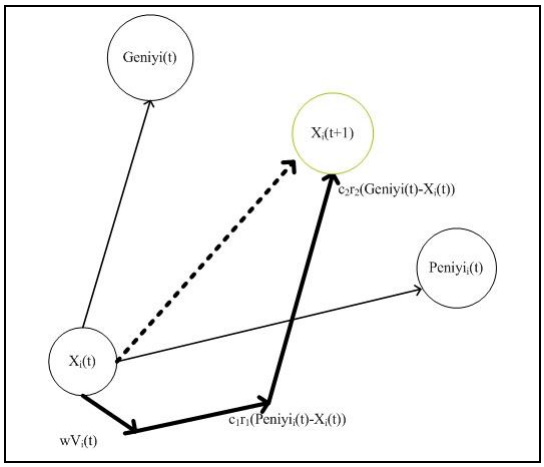
Balık, kuş vb. canlı sürülerinin 2 boyutlu uzayda yiyecek arama davranışlarını esas almaktadır ve sürü parçacıklarından oluşur [26]. Her bir parçacığa rastgele bir başlangıç konum ve hızı atanır. Sürüdeki her bir parçacık (birey) problemin aday çözümünde görev alır [27]. Kısıtlı ya da kısıtsız optimizasyon problemlerinde tekil ya da çoklu nesnel yaklaşımla problemlerin yaklaşık çözümleri elde etmek için esnek kullanım sağlar [28],[29]. PSO, türev operatörü kullanılmaması nedeniyle uygulama kolaylığı sağlamaktadır. Sürü içerisindeki her bir parçacık kendi pozisyonları içerisinde bireysel en iyi pozisyonunu (P_{eniyi}) ararken, sürü içerisindeki bütün parçacıkların o ana kadar bulduğu en iyi konum küresel en iyi konum (G_{eniyi}) olarak tanımlanmaktadır. Parçacıklardan elde edilen konum bilgisi uygunluk fonksiyonunda değerlendirilerek çözüme en yakın pozisyondaki parçacık belirlenir ve küresel en iyi konumdaki G_{eniyi} parçacık olarak güncellenir. Bu yolla sürüdeki her parçacık arama uzayında birbiriyle bağımlı hareket ederek potansiyel en iyi çözümü aramaktadır [30],[31]. Yani pozisyonunu iki faktöre göre ayarlar: $p_{i,j} = (p_{i1}, p_{i2}, .., p_{iD})$ şeklinde gösterilen kişisel en iyi pozisyonu ve $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, .., p_{dD})$ şeklinde gösterilen tüm sürüdeki en iyi pozisyon, t. döngüdeki hızı $v_i(t) = (v_i1, v_i2, .., v_iD)$ ile gösterilir ve $v_imax = (v_imax1, v_imax2, .., v_imaxD)$ ile sınırlandırılır. Parçacığın sırasıyla atalet ağırlığı w, bir sonraki hızı $v_{i,j(t+1)}$ ve pozisyonu $x_{i(t+1)}$ Denklem (28-30)'a göre hesaplanır [33]-[35]:

$$w = w_{max} - \left(\frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}}.iter\right) \quad (28)$$

$$v_{i,j(t+1)} = w\, v_{i,j(t)} + c_1 r_{1,j(t)}(Peniyi_{i,j(t)} - x_{i,j(t)}) + c_2 r_{2,j(t)}(Geniyi_{(t)} - x_{i,j(t)}) \quad (29)$$

$$x_{i(t+1)} = x_{i(t)} + v_{i(t+1)} \quad (30)$$

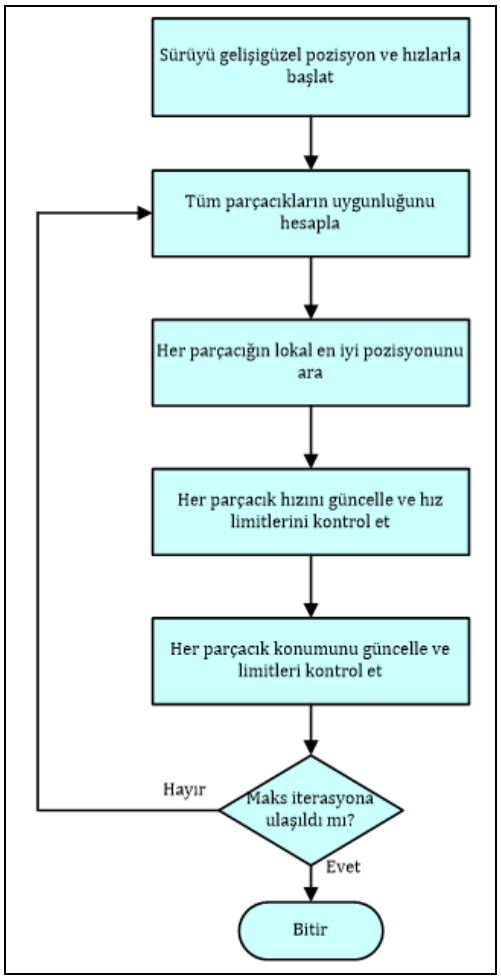
PSO algoritmasında önceden belirlenen sınırların aşılması durumunda düzeltmeye gidilir. Önceki sonuçlar içerisinde elde edilen en iyi sonuç P_{eniyi} olarak belirlenir. Şekil 5'te parçacıklardan bir tanesinin terimlere bağlı iki boyutlu hareketi görülmektedir.



Şekil 5. Bir parçacığın iki boyuttaki hareketi.

Figure 5. Two-dimensional motion of a particle.

Şekil 6'da PSO'da sürü parçacıklarının bireysel ve küresel davranış biçimleri ve Denklem (28-30)'da verilen büyüklüklerin en iyi sonuçla çözümlenmesine ait akış şeması verilmektedir.



Şekil 6. Parçacık sürü optimizasyonu akış diyagramı.

Figure 6. The flowchart of particle swarm optimization.

4 Kullanılan güç sistemine ait bilgiler

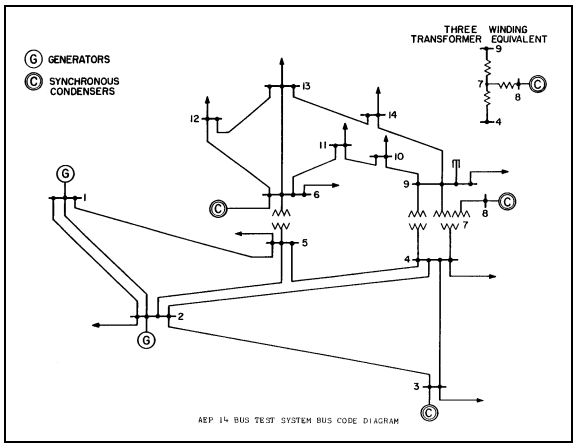
Bara sayısı n olan güç sisteminde b ve c arasındaki hatta ait aktif ve reaktif güç formülleri Denklem (31-32)'de verilmektedir.

$$P_b = |V_b| \sum_{c=1}^{n} |V_c|\,|Y_{bc}|\,cos(\theta_{bc} + \delta_c - \delta_b), \quad b = 1,2,\dots,n \tag{31}$$

$$Q_b = |V_b| \sum_{c=1}^{n} |V_c|\,|Y_{bc}|\,sin(\theta_{bc} + \delta_c - \delta_b), \quad b = 1,2,\dots,n \tag{32}$$

Yapılan çalışmanın geçerli parametreler üzerinden doğrulanması amacıyla Amerikan Elektrik İletim Dağıtım Servisinin IEEE 14 bara test sistemine ait tek hat şeması Şekil 7'de gösterilmektedir. Şemada 1 adet salınım barası (1 nolu bara), 4 adet üretim barası (2, 3, 6, 8 nolu baralar) ve 9 adet yük barası (4, 5, 7, 9, 10, 11, 12, 13, 14 nolu baralar) bulunmaktadır [32].

Tablo 1'de bara sistemi mevcut bara tipi, gerilim bilgileri, aktif ve reaktif yük bilgileri tanımlanmıştır [32]. Bara tiplerinden tip 1; salınım barasını, tip 2; üretim barasını, tip 0; ise yük barasını ifade etmektedir.



Şekil 7. IEEE 14 Bara test sistemi tek hat diyagramı [32].

Figure 7. Single line diagram of IEEE 14 Bus test system [32].

Tablo 1. IEEE 14 bara test sistemi bara bilgileri.

Table 1. The data of IEEE 14 bus test system.

Bara No	Tip	V (pu)	Açı (°)	Py (MW)	Qy (MVAr)
1	1	1.06	0	0	0
2	2	1.045	0	21.7	12.7
3	2	1.01	0	94.2	19
4	0	1	0	47.8	-3.9
5	0	1	0	7.6	1.6
6	2	1	0	11.2	7.5
7	0	1	0	0	0
8	2	1	0	0	0
9	0	1	0	29.5	16.6
10	0	1	0	9	5.8
11	0	1	0	3.5	1.8
12	0	1	0	6.1	1.6
13	0	1	0	13.5	5.8
14	0	1	0	14.9	5

Tablo 2'de baralar arası omik direnç (R), endüktans (X), süseptans (B) ve transformatör kademe değerleri tanımlanmıştır [32].

Tablo 2. IEEE 14 bara test sistemi hat parametreleri [32].

Table 2. The line parameters of IEEE 14 bus test system [32].

Bara No	Bara No	R (pu)	X (pu)	B (pu)	Kademe D. (pu)
1	2	0.01938	0.05917	0.0528	1
1	5	0.05403	0.22304	0.0492	1
2	3	0.04699	0.19797	0.0438	1
2	4	0.05811	0.01763	0.0340	1
2	5	0.05695	0.17388	0.0346	1
3	4	0.06701	0.17103	0.0128	1
4	5	0.01335	0.04211	0	1
4	7	0	0.20912	0	0.9-1
4	9	0	0.55618	0	0.9-1
5	6	0	0.25202	0	0.9-1
6	11	0.09498	0.1989	0	1
6	12	0.12291	0.25202	0	1
6	13	0.06615	0.13027	0	1
7	8	0	0.17615	0	1
7	9	0	0.11001	0	1
9	10	0.03181	0,0845	0	1
9	14	0.12711	0.27038	0	1
10	11	0.08205	0.19207	0	1
12	13	0.22092	0.19988	0	1
13	14	0.17093	0.34802	0	1

IEEE 14 bara test sisteminde toplamda; 1 nolu salınım barası dahil 5 adet üretim barası bulunmaktadır. Yapılan bu çalışmada 5 üretim barası gerilim limitleri ± %1 olarak belirlenmiştir. IEEE 14 bara test sistemine ait üretim baraları aktif ve reaktif güç üretim limitleri Tablo 3'te verilmektedir [32].

Tablo 3. IEEE 14 bara sistemi üretim bilgileri.

Table 3. Generation information of IEEE 14 bus system [32].

Bara No	Vg_{min} (pu)	Vg_{max} (pu)	Pg_{min} (MW)	Pg_{max} (MW)	Qg_{min} (MVAr)	Qg_{max} (MVAr)
1	0.99	1.01	0	332.4	0	10
2	0.99	1.01	0	140	-40	50
3	0.99	1.01	0	100	0	40
6	0.99	1.01	0	100	-6	24
8	0.99	1.01	0	100	-6	24

IEEE 14 bara test sisteminin güç kaybı ve gerilim kararlılığı optimizasyonunda kullanılan sürü esaslı meta-sezgisel ABC, GWO ve PSO algoritmalarının kullanımına ilişkin genel akış aşağıda adımlar halinde sıralanmaktadır.

Adım 1 : Kontrol parametrelerini belirle,
Adım 2 : Test sistemi (IEEE 14), algoritmaya ait parametreler, amaç fonksiyonunu belirle,
Adım 3 : Test sistemi alt ve üst parametrelerini belirle,
Adım 4 : Sürü parçacıkları için akış sürecini başlat,
Adım 5 : Amaç Fonksiyonunu hesapla, en iyi değerleri güncelle,
Adım 6 : Bitiş koşulu sağlanana kadar Adım 4'e dön, bitir,
Adım 7 : Küresel en iyi değeri ve amaç fonksiyon değerini belirle,
Adım 8 : Bitir.

Optimizasyon başlatıldığında, güç akışı ve gerilim kısıtlarının sağlanması için döngü sayısına ulaşılana kadar Adım 4'e dönülür ve tekrar sürüde bireysel ve küresel en iyi değerler hesaplanır. Döngü sayısı tüm koşullar yerine getirilene kadar devam eder. Her üç algoritmaya uygulanan güç akışı ile güç sistemi baralarına ait gerilim, açı, aktif ve reaktif güç üretim bilgileri elde edilir. Ayrıca uygunluk fonksiyonlarından elde edilen toplam güç kaybı ve gerilim sapması değerleri amaç fonksiyonu olarak elde edilir [33]-[37]. Meta-sezgisel algoritmalara ait parametreler Tablo 4'te verilmektedir.

Tablo 4. Meta-sezgisel algoritmalara ait parametreler.

Table 4. Parameters of meta-heuristic algorithms.

PSO	ABC	GWO
Pop. büyüklüğü, N: 20	N: 20	N:20
Azami döngü sayısı, i:100	i:100	i:100
Bilişsel sabite, C_1: 2	Besin kaynağı	a katsayısı: 2
Sosyal sabite, C_2: 2	sayısı, FS: 20	a_0 katsayısı:2
Atalet ağırlığı, w_2: 0.9		
Atalet ağırlığı, w_1: 0.4		
Çalıştırma sayısı, NoR: 20	NoR: 20	NoR: 20

5 Değerlendirme

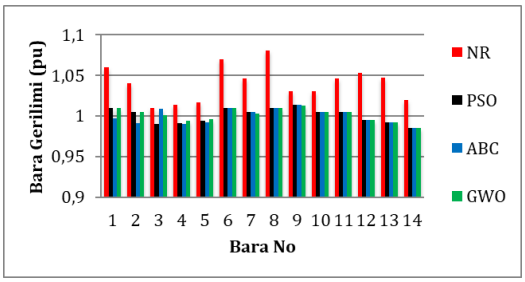
IEEE 14 Bara test sisteminde güç akışı problemi klasik Newton Raphson (NR) metodu ve PSO, ABC, GWO algoritmalarının her birisi ayrı ayrı 20 kez çalıştırılarak çözülmüştür. Gerçekleştirilen optimizasyonda bara gerilim bilgileri, gerilim sapması değeri, sistemin toplam aktif güç kaybı, bara gerilimlerine ait açı bilgileri ve algoritmaların en iyi hesaplama süreleri karşılaştırmalı olarak grafik çalışmasına aktarılmıştır. Tablo 5 ve Şekil 8'de NR, PSO, ABC ve GWO algoritmaların IEEE 14 Bara test sistemi baralarında oluşturduğu gerilim genlikleri pu cinsinden verilmektedir.

Tablo 5. Gerilim genlikleri

Table 5. Voltage amplitudes.

Bara No	NR V(pu)	PSO V(pu)	ABC V(pu)	GWO V(pu)
1	1.0600	1.0100	0.9972	1.0092
2	1.0400	1.0044	0.9911	1.0044
3	1.0100	0.9900	1.0088	1.0004
4	1.0132	0.9907	0.9903	0.9939
5	1.0166	0.9944	0.9923	0.9960
6	1.0700	1.0100	1.0100	1.0100
7	1.0457	1.0047	1.0048	1.0029
8	1.0800	1.0100	1.0100	1.0100
9	1.0305	1.0132	1.0132	1.0130
10	1.0299	1.0052	1.0052	1.0051
11	1.0461	1.0043	1.0043	1.0043
12	1.0533	0.9953	0.9953	0.9952
13	1.0466	0.9921	0.9921	0.9922
14	1.0193	0.9851	0.9851	0.9850

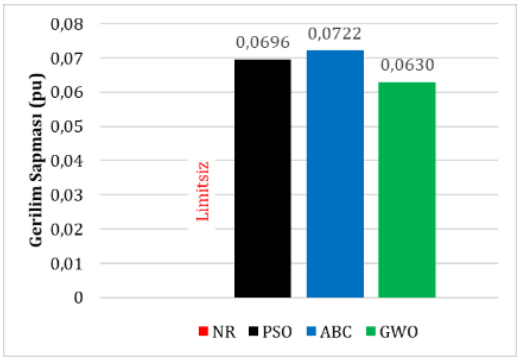
Elde edilen bara gerilim bilgilerine bakıldığında; NR yöntemiyle güç akışında gerilim limitlerinin olmadığı diğer üç algoritmanın da verilen gerilim kısıtlarına benzer şekilde uydukları belirlenmiştir. Meta sezgisel algoritmaların bara gerilimlerini % ±1 değerleri arasında tutabildiği ancak 9 ve 14 nolu baralarda limit değerinde çok küçük bir gerilim sapması değeri oluştuğu gözlemlenmiştir. Baraların hiçbirisinde reaktif güç kompanzatörü kullanılmamış olup sadece 1, 2, 3, 6 ve 8 nolu üretim baralarında aktif ve reaktif güç üretimi Tablo 3'teki verilen limitler aralığında sağlanmıştır.



Şekil 8. Gerilim genliği grafiği

Figure 8. Voltage amplitude graph.

Şekil 9'da PSO, ABC ve GWO algoritmaların IEEE 14 Bara güç sistemi üzerinde oluşturduğu gerilim sapmalarının değerleri verilmektedir. Bütün baraların toplam gerilim sapmasına algoritma bazında bakıldığında; PSO, ABC ve GWO birbirlerine yakın sonuçlar vermiştir. GWO diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında gerilim sapması konusunda en iyi değeri sağlamıştır. NR'de ise güç akışında gerilim limitleri uygulanamadığından gerilim sapması değerlendirilmemiştir.



Şekil 9. Toplam gerilim sapması.

Figure 9. Total voltage deviation.

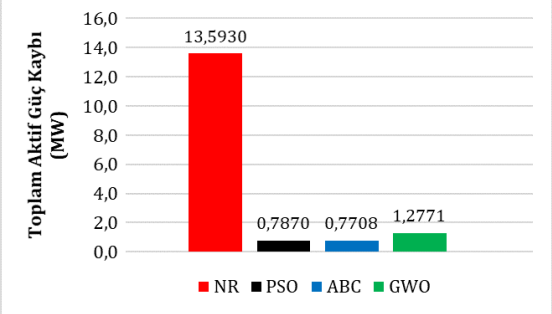
Tablo 6'da NR, PSO, ABC ve GWO algoritmaları kullanılarak IEEE 14 bara test sistemi üzerinde yapılan optimizasyon çalışması sonucunda oluşan aktif güç üretimi ve kayıpları verilmiştir.

Tablo 6. Aktif güç üretimi ve güç kayıpları.

Table 6. Active power generation and power losses.

Bara No	NR P(MW)	PSO P(MW)	ABC P(MW)	GWO P(MW)
1	14.8846	26.3887	3.8109	12.8070
2	78.3095	0.0000	35.7717	75.3510
3	68.3205	100.0000	87.3748	66.5307
6	17.6574	33.3983	33.2670	19.8156
8	81.2262	100.0000	99.5464	85.7728
Toplam	272.5930	259.7870	259.7708	260.2771
Yük	259.0000	259.0000	259.0000	259.0000
Kayıp	13.5930	0.7870	0.7708	1.2771

Şekil 10'da ise gerçekleştirilen güç akışı optimizasyon çalışması sonucu hesaplanan toplam aktif güç kayıplarının değerleri gösterilmektedir. NR yöntemi kullanılarak yapılan güç akışından edilen sonuca bakıldığında; 13.593 MW aktif güç kaybı hesaplanmış olup diğer üç algoritmaya oranla çok yüksek bir değer ortaya çıkmıştır. Meta sezgisel algoritmalardan elde edilen sonuçlar karşılaştırıldığında; PSO algoritması ile ABC birbirlerine yakın değerler üretmiş olup GWO ise karşılaştırmada 3. sırada yer almıştır.



Şekil 10. Toplam aktif güç kayıpları.

Figure 10. Total active power losses.

Tablo 7'de verilen 1, 2, 3, 6 ve 8 No.lu üretim baralarında hesaplanan reaktif güç üretimi değerlerinin, Tablo 3'te belirlenen limitler aralığında sağlandığı görülmektedir.

Tablo 7. Generatör baralarında reaktif güç

Table 7. Reactive power on generator buses.

Bara No	NR Q(MVAr)	PSO Q(MVAr)	ABC Q(MVAr)	GWO Q(MVAr)
1	4.4102	3.4029	6.4420	6.0256
2	-14.1967	22.6763	-18.8139	-5.7492
3	33.4328	6.7904	37.8511	26.0696
6	21.4213	14.8484	22.3038	18.1274
8	7.7420	11.7832	11.6200	10.4792

Tablo 8'de NR güç akışı ile PSO, ABC ve GWO algoritmaların IEEE 14 Bara test sistemi üzerinde yapılan optimizasyon çalışması sonucu elde edilen faz açı değerleri verilmektedir. Sonuçlara bakıldığında; NR bara faz açılarının diğerlerine oranla oldukça kontrolsüz ve yüksek değerlerde olduğu, PSO ve ABC algoritmasının 7-8 No.lu baralar haricinde diğer baralarda daha iyi gerilim açı sonuçları elde ettiği sonucuna ulaşılmıştır. GWO ise karşılaştırmada 3. sırada yer almıştır.

Tablo 8. Faz açıları.

Table 8. Phase angles.

Bara No	NR Açı (°)	PSO Açı (°)	ABC Açı (°)	GWO Açı (°)
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	-4.9891	-0.6573	0.0984	0.0679
3	-12.7492	-0.1258	-0.8742	-2.4755
4	-10.242	-0.4881	-0.3700	-1.6415
5	-8.7600	-0.5580	-0.3904	-1.4535
6	-14.4469	-0.4180	-0.2877	-3.0240
7	-13.2368	4.2903	4.3774	1.8145
8	-13.2368	14.2868	14.3268	10.3924
9	-14.8201	0.5937	0.6946	-1.7255
10	-15.0360	0.0984	0.2044	-2.2703
11	-14.8581	-0.2993	-0.1815	-2.7838
12	-15.2973	-1.2373	-1.1090	-3.8234
13	-15.3313	-1.2114	-1.0853	-3.7763
14	-16.0717	-1.2900	-1.1783	-3.7151

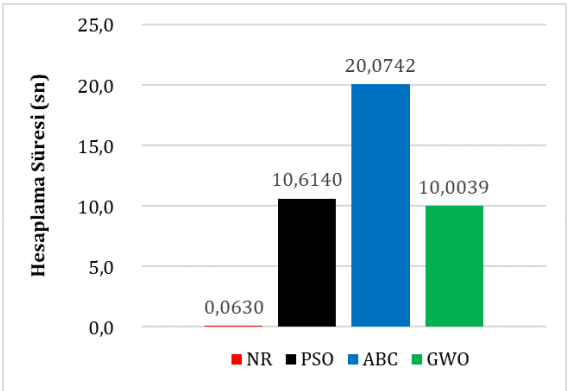
Tablo 9'da 4-7, 4-9 ve 5-6 nolu baralar arasında bulunan transformatör kademe değerlerine bakıldığında Tablo 2'de verilen sınır değerlerine uygun sonuçlar ortaya çıktığı ve kademe limitlerinin PSO, ABC ve GWO'da korunduğu belirlenmiştir.

Tablo 9 Transformatör kademe değerleri.

Table 9. Transformer tap values.

Bara'dan Baraya	NR (pu)	PSO (pu)	ABC (pu)	GWO (pu)
4-7	0.9780	0.9828	0.9821	0.9996
4-9	0.9690	0.9000	0.9000	0.9000
5-6	0.9320	0.9732	0.9893	0.9806

Intel Core i5, 5200U işlemci (CPU) ve 8 GB Ram, 64 bit işletim sistemli bir bilgisayar ile Matlab ortamında algoritmalar çalıştırılarak, Şekil 11'de NR güç akışı ve PSO, ABC, GWO algoritmalarının IEEE 14 Bara test sistemi üzerinde yapılan optimizasyon çalışması sonucunda geçen CPU süreleri saniye (sn.) cinsinden verilmektedir. Sonuçlara bakıldığında; NR güç akışı 0.0630 sn. gibi kısa bir sürede güç akışını tamamlarken, PSO 10.6140 sn. ve GWO 10.0039 sn. ABC algoritmasının ise 20.0742 sn. hesaplama süresine sahip olduğu belirlenmiş olup PSO ve GWO algoritmalarının ABC'ye göre daha hızlı oldukları sonucuna ulaşılmıştır.



Şekil 11. Algoritmaların CPU kullanım süreleri.

Figure 11. CPU usage times of algorithms.

IEEE 14 bara test sistemi üzerinde Esmin ve Torres tarafından PSO kullanılarak yapılan güç akışı çalışmasında popülasyon sayısı 15 olarak belirlendiğinde, 100 iterasyon sonrasında elden edilen toplam aktif güç kaybı 9.033 MW olarak

bildirilerek 101 sn. sürede optimizasyonun tamamlandığı belirtilmiştir [38].

Yapılan bu çalışmada; PSO'da popülasyon sayısı 20 olarak tercih edildiğinde 100 iterasyon sonrasında CPU özelliklerine bağlı olarak 10 sn. sürede güç akışı tamamlanmaktadır. Toplam aktif güç kaybı değeri ise 0.7870 MW olarak elde edilmektedir.

6 Sonuç

Bu çalışmada IEEE 14 bara test sisteminde bara gerilim sapması aralıkları, aktif ve reaktif güç üretim, gerilim limitleri, transformatör kademe ayarları sınırları dikkate alınarak NR, PSO, GWO ve ABC algoritmaları kullanılarak gerilim sapması ve aktif güç kaybı optimizasyonu gerçekleştirilmiştir. Elde edilen gerilim genlikleri, gerilim açıları, toplam güç kaybı ve hesaplama süreleri karşılaştırıldığında; NR klasik güç akışının meta-sezgisel algoritmalara göre çok hızlı olduğu ancak NR güç akışıyla hesaplanan değerlerin meta-sezgisel algoritmalara göre çok yüksek olduğu belirlenmiştir. Başlangıçta rastgele değerlerle optimizasyona başlayan sürü zekâsına dayalı PSO, ABC ve GWO algoritmalarının limitleri (kısıtları) belirlenen üretim aktif ve reaktif güçleri, bara gerilim aralıkları sınırlarına uygun şekilde davranış sergilediği görülmüştür. Yapılan optimizasyon çalışmasında algoritmaların performansı 5 başlıkta ölçülmüştür. Gerilim genliği ve gerilim sapması başlığı göz önünde bulundurulduğunda GWO, PSO ve ABC algoritmaları yakın sonuçlar üretse de GWO birinci olurken PSO ve ABC algoritmaları sırasıyla ikinci ve üçüncü olmuşlardır. Hiçbir kısıt kullanılmayan NR güç akışı, gerilim genliği ve gerilim sapması performansı bakımından diğer algoritmaların çok gerisinde kalmıştır. Faz açılarına bakıldığında, PSO ve ABC algoritmaları benzer değerlerle 1. ve 2. sırada yer alırken GWO 3. sırada, NR ise son sırada yer almıştır. Toplam aktif güç kayıpları değerlendirilmesinde, PSO ve ABC algoritmaları benzer sonuçlarla 1. ve 2. sırada, GWO 3. sırada NR ise son sırada yer almıştır. Hesaplamalar için CPU kullanım süreleri dikkate alındığında en hızlı sonuç üreten NR iken 2. sırada GWO, 3. sırada PSO ve son sıralamada ABC yer almıştır. Toplam gerilim sapması değerinde diğer meta-sezgisel iki algoritmaya göre ihmal edilebilecek küçük bir sapma haricinde bütün performans ölçütlerinde PSO algoritmasında iyi ve kararlı sonuçlar elde edildiği ve hızlı olduğu belirlenmiştir. Tüm sonuçlar değerlendirildiğinde yapılan çalışmada gerilim sapması bakımından GWO algoritmasının diğer meta sezgisel algoritmalara göre daha üstün bir performans sergilemesi diğer ölçütlerde ise PSO algoritmasının öne çıkan performansı hesaba katıldığında gelecekte bu iki algoritma birleştirilerek yeni melez bir algoritma elde edilmesi hedeflenmektedir.

7 Simgeler

I_h : Hat akımı,
R_h : Hattın omik direnci,
δ_{bc} : b ve c baralarındaki gerilim açılarının farkı,
θ_{bc} : b ve c baraları arasındaki hattın empedans açısı,
Y_{bc} : Baralar arası admitansı,
n : Toplam iletim hattı sayısı,
V_b^{ref} : Bara referans gerilimi,
P_G : Üretim baralarında üretilen toplam aktif güç,
$\sum P_y$: Yük baraları üzerinden tüketilen aktif güç,
P_k : İletim hatlarında oluşan kayıp aktif güç,
Q_G : Üretim baralarında üretilen toplam reaktif güç,
T_b : b nolu transformatörde oluşan kademe değeri,
n_T : Transformatör sayısı,
N : Popülasyon büyüklüğü sayısı,
NoR : Algoritma çalıştırma sayısı,
P : ABC besin kaynağı,
k : ABC sürüdeki parçacığı,
j : ABC fonksiyon boyutu,
Ub_j : ABC j. boyutta üst sınırı,
Lb_j : ABC j. boyutta alt sınırı,
f_k : ABC k. parçacığı,
FS : ABC besin kaynağı,
A, C : GWO katsayı vektörleri,
X : GWO avın konumu,
a : GWO 2 ila 0 arası azalan katsayı,
r_1, r_2 : Rastgele seçilen [0, 1] arası vektörler,
$\propto$: GWO alfa bireyi,
β : GWO beta bireyi,
δ : GWO delta bireyi,
ω : GWO omega bireyi,
$D \propto$: GWO $\propto$ bireyinin ava uzaklığı,
$D\beta$: GWO β bireyinin ava uzaklığı,
$D\delta$: GWO δ bireyinin ava uzaklığı,
w : PSO atalet ağırlık değeri,
c_1, c_2 : PSO bilişsel ve sosyal sabitesi,
$iter$: iterasyon (döngü) sayısı,
v_i : PSO i. parçacık hızı,
X_i : PSO i. parçacık konumu,
R : Omik direnç,
X : Endüktans,
B : Suseptans.

8 Conclusion

In this study, voltage deviation and active power loss optimization was performed using NR, PSO, GWO and ABC algorithms in IEEE 14 bus test system, considering bus voltage deviation ranges, active and reactive power generation, voltage limits, and transformer tap settings limits. When the obtained voltage amplitudes, voltage angles, total power loss and calculation times are compared; It has been determined that the NR classical power flow is very fast compared to the meta-heuristic algorithms, but the values calculated with the NR power flow are very high compared to the meta-heuristic algorithms. It has been observed that the PSO, ABC and GWO algorithms based on swarm intelligence, which started optimization with random values at the beginning, behave in accordance with the limits (constraints) of production active and reactive powers and bus voltage ranges. In the optimization study, the performance of the algorithms has been measured under five headings. GWO, PSO and ABC algorithms produced close results when considering the voltage amplitude and voltage deviation title, but GWO came first, while PSO and ABC algorithms came in second and third, respectively. NR power flow, where no constraints are used, fell far behind other algorithms in terms of voltage amplitude and voltage deviation performance. When looking at the phase angles, PSO and ABC algorithms ranked first and second with similar values, while GWO ranked third and NR ranked last. In the evaluation of total active power losses, PSO and ABC algorithms ranked 1st and 2nd with similar results, GWO ranked 3rd and NR ranked last. Considering CPU usage times for calculations, NR was the fastest producing result, while GWO ranked 2nd, PSO ranked 3rd and ABC ranked last. It has been determined that the PSO algorithm has good and stable results in all performance criteria, except for a small deviation that can be neglected in the total voltage deviation value compared to the other two meta-heuristic algorithms. When all the results are evaluated, the

performance of the GWO algorithm is superior to other meta-heuristic algorithms in terms of voltage deviation in the study and considering the prominent performance of the PSO algorithm in other criteria, it is aimed to combine these two algorithms in the future to obtain a new hybrid algorithm.

9 Yazar katkı beyanı

Gerçekleştirilen çalışmada Serkan İşcan fikrin oluşturulması, tasarımın yapılması, kaynak ve malzemelerin temini, veri toplama, analizlerin gerçekleştirilmesi, literatür taraması başlıklarında; Orhan Kaplan tasarımın yapılması, literatür taraması, sonuçların değerlendirilmesi ve sonuçların incelenmesi, yazım ve eleştirel inceleme başlıklarında; Gürcan Lokman tasarımın yapılması, malzemelerin temini, yazım ve eleştirel inceleme başlıklarında, katkı sunmuşlardır.

10 Etik kurul onayı ve çıkar çatışması beyanı

Hazırlanan makalede etik kurul izni alınmasına gerek yoktur.

Hazırlanan makalede herhangi bir kişi/kurum ile çıkar çatışması bulunmamaktadır.

11 Kaynaklar

[1] Tahir M, Nassar M, El-Shatshat R, Salama M. "A review of Volt/Var control techniques in passive and active power distribution networks". *4th IEEE International Conference on Smart Energy Grid Engineering*, Toronto, Canada, 21-24 August 2016.

[2] Prakash P, Khatod D. "An analytical approach for optimal sizing and placement of distributed generation in radial distribution systems". *1st IEEE International Conference on Power Electronics Intelligent Control and Energy Systems*, Delhi, India, 4-6 July 2016.

[3] Gutiérrez D, Lopez JM, Vill WM. "Metaheuristic techniques applied to the optimal reactive power dispatch: A review". *IEEE Latin America Transactions*, 14(5), 2253-2263, 2016.

[4] Kothari D. "Power system optimization". *National Conference on Computational Intelligence and Signal Processing*, Assam, India, 2-3 March 2012.

[5] Mirjali S, Mirjali SM, Lewis A. "Grey wolf optimizer". *Advances in Engineering Software*, 69, 46-61, 2014.

[6] Ahmed AAE, Germano LT, de Souza ACZ. "A hybrid particle swarm optimization applied to loss power minimization". *IEEE Transactions On Power Systems*, 20(2), 859-866, 2005.

[7] Akay B. Nümerik Optimizasyon Problemlerinde Yapay Arı Kolonisi (Artificial Bee Colony) Algoritmasının Performans Analizi. Doktora Tezi, Erciyes Üniversitesi, Kayseri, Türkiye, 2009.

[8] Abu-Mouti FS, El-Hawary ME. "Optimal distributed generation allocation and sizing in distribution systems via artificial bee colony". *IEEE Transactions on Power Delivery*, 26(4), 2090-2101, 2011.

[9] Mala D, Swapan KG. "Optimal reactive power procurement with voltage stability consideration in deregulated power system". *IEEE Transactions on Power Systems*, 29(5), 2078-2086, 2014.

[10] Ibrahim BMT, Ehab EE. "Optimal reactive power resources sizing for power system operations enhancement based on improved grey wolf optimiser". *IET Generation, Transmission & Distribution*, 12(14), 3421-3434, 2018.

[11] Sanjay R, Jayabarathi T, Raghunattan T, Ramesh V, Mithulananthan N. "Optimal allocation of distributed generation using hybrid grey wolf optimizer". *IEEE Access*, 5, 14807-14818, 2017.

[12] Kennedy J, Eberhart R. "Particle swarm optimization". *International Conference on Neural Networks*, WA, Australia, 27 November-1 December, 1995.

[13] Hu X, Eberhart RC, Shi Y. "Engineering optimization with particle swarm". *IEEE Swarm Intelligence Symposium*. Indianapolis, USA, 26-26 April 2003.

[14] Shi Y, Eberhart RC. "Parameter selection in particle swarm optimization". *International Conference on Evolutionary Programming*, San Diego, USA, 25-27 March 1998.

[15] AlRashidi MR, El-Hawary ME. "A survey of particle swarm optimization applications in electric power systems". *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 13(4), 913-918, 2009.

[16] Zambroni de Souza AC. "Tangent vector applied to voltage collapse and loss sensivity studies". *Electric Power Systems Research*, 47(1), 65-70, 1998.

[17] Ferreira LCA, Zambroni de Souza AC, Granville S, Lima JWM. "Interior point method applied to voltage collapse problems and losses reduction". *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, 149(2), 165-170, 2002.

[18] Yoshida H, Kawata K, Fukuyama Y, Nakanishi Y, Takayama S. "A particle swarm optimization for reactive power and voltage control considering voltage security assessment". *IEEE Transactions On Power Systems*, 15(4), 1232-1239, 2000.

[19] Rashidi E, Nezabadi H, Saryazdi S. "GSA: A gravitational search algorithm". *Information Sciences*, 179(13), 2232-2248, 2009.

[20] Jayakumar N, Subramanian S, Ganesan S, Elanchezhian EB. "Grey wolf optimization for combined heat and power dispatch with cogeneration systems". *International Journal Of Electrical Power&Energy Systems*, 74, 252-264, 2016.

[21] Hagh MT, Amiyan P, Galvani S, Valizadeh N. "Probabilistic load flow using the particle swarm optimisation clustering method". *IET Generation, Transmission & Distribution*, 12(3), 781-789, 2018.

[22] Shi Y, Eberhart RC. "A modified particle swarm optimizer". *8th International Conference on Electronic Measurement and Instruments*, Xi'an, China, 16-18 August 2007.

[23] Shi Y, Eberhart RC. "Fuzzy adaptive particle swarm optimization". *Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation*, Seoul, South Korea, 27-30 May 2001.

[24] M'zoughi F, Bouallegue S, Garrido AJ, Garrido I, Ayadi M. "Stalling-free control strategies for oscillating-water-column-based wave power generation plants". *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 33(1), 209-222, 2018.

[25] Benidris M, Elsaiah S, Mitra J. "Power system reliability evaluation using a state space classification technique and particle swarm optimisation search method". *IET Generation, Transmission & Distribution*, 9(4), 1865-1873, 2015.

[26] Sun Q, Shi Y, Eberhart RC, Bauson WA. "Utilizing particle swarm optimization to label a structured beam matrix". *IEEE Swarm Intelligence Symposium*, Indianapolis, USA, 26-26 April 2003.

[27] DJGJ. KW, Eberhart RC. "Deep swarm: Nested particle swarm optimization". *IEEE Symposium Series on Computational Intelligence*, Hı, USA, 27 November-1 December 2017.

[28] Ganguly S. "Multi-objective planning for reactive power compensation of radial distribution networks with unified power quality conditioner allocation using particle swarm optimization". *IEEE Transactions On Power Systems*, 29(4), 1801-1810, 2014.

[29] Hu X, Eberhart RC, Shi Y. "Particle swarm with extended memory for multiobjective optimization". *IEEE Swarm Intelligence Symposium*, Indianapolis, USA, 26-26 April 2003.

[30] Eberhart R, Kennedy J. "A new optimizer using particle swarm theory". Sixth *International Symposium on Micro Machine and Human Science*, Nagoya, Japan, 4-6 October 1995.

[31] Eberhart RC, Shi Y. "Particle swarm optimization: Developments, applications and resources". *Congress on Evolutionary Computation*, Seoul, South Korea, 27-30 May 2001.

[32] University of Washington. "IEEE 14 Bus Test System Data". https://labs.ece.uw.edu/pstca/pf14/pg_tca14bus.htm (09.03.2021).

[33] Hu K, Cao S, Li W, Zhu F. "An ımproved particle swarm optimization algorithm suitable for photovoltaic power tracking under partial shading conditions". *IEEE Access*, 7, 143217-143232, 2019.

[34] Parashar S, Swarnkar A, Niazi KR, Gupta N. "Multiobjective optimal sizing of battery energy storage in grid-connected microgrid". *The Journal of Engineering*, 2019(18), 5281-5283, 2018.

[35] Rosa W, Gerez C, Belati E. "Optimal distributed generation allocating using particle swarm optimization and linearized ac load flow". *IEEE Latin America transactions*, 16(10), 2665-2670, 2018.

[36] Fontenele NRM, Melo LS, LEAo RPS, Sampaio RF. "Application of multi-objective evolutionary algorithms in automatic restoration of radial power distribution systems". *IEEE Conference on Evolving and Adaptive Intelligent Systems*, Natal, Brazil, 23-25 May 2016.

[37] Prakash DB, Laksminarayana C. "Optimal siting of capacitors in radial distribution network using whale optimization algorithm". *Alexandria Engineering Journal*, 56(4), 499-509, 2017.

[38] Esmin AAA, Torres GL. "Application of particle swarm optimization to optimal power systems". International Journal of Innovative Computing, Information and Control, 8(3A), 1705-1716, 2012.