

Zıt konumlu Yerçekimsel Arama Algoritmasının Termik Üretim Birimlerinden Oluşan Emisyon Kısıtlı Ekonomik Güç Dağıtım Problemlerine Uygulanması

Opposition-based Gravitational Search Algorithm Applied to Economic Power Dispatch Problems Consisting of Thermal Units with Emission Constraints

Serdar ÖZYÖN¹, Celal YAŞAR², Burhanettin DURMUŞ³, Hasan TEMURTAŞ⁴

^{1,2,3}Mühendislik Fakültesi, Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümü
Dumlupınar Üniversitesi, KÜTAHYA

¹serdarozyon@dpu.edu.tr, ²cyasar@dpu.edu.tr, ³bdurmus@dpu.edu.tr

⁴Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü
Dumlupınar Üniversitesi, KÜTAHYA

⁴htemurtas@dpu.edu.tr

Özet

Bu çalışmada çok amaçlı çevresel ekonomik güç dağıtım problemi ağırlıklı toplam metodu (ATM) kullanılarak tek amaçlı optimizasyon problemine dönüştürülmüştür. Dönüştürülen problemin çözümü için en yeni arama algoritmalarından biri olan yerçekimsel arama algoritması (YAA) kullanılmıştır. Ayrıca, YAA'nın performansını arttırmak için zıt konumluluk özelliği algoritma yapısına eklenmiştir (ZKYAA). Elde edilen sonuçlar, önerilen algoritmanın daha iyi sonuçlar elde ettiğini ve daha hızlı bir yakınsama sağladığını göstermektedir. ZKYAA'nın uygulaması için IEEE 6 generatörlü 30 baralı test sistemi seçilmiştir. İletim hattı kayıpları B kayıp matrisi kullanılarak probleme katılmıştır. Problemin farklı ağırlıklar (w) için optimal çözümleri elde edilmiş ve sonuçlar tartışılmıştır.

Anahtar Kelimeler: Çevresel ekonomik güç dağıtımı, Yerçekimsel arama algoritması, Zıt konumlu öğrenme, Ağırlıklı toplam metodu.

Abstract

In this study, multi-objective environmental economic power dispatch problem has been transformed into single objective optimization problem by using weighted sum method (WSM). For the solution of the transformed problem gravitational search algorithm (GSA), which is one of the newest algorithms, has been used. Also in order to increase the performance of GSA opposite positioning quality has been added to the structure of the algorithm (OGSA). The obtained results show that the proposed algorithm has obtained better results and has provided a faster convergence. The 30 bus 6 generator test system has been selected for application of OGSA. The transmission line losses have been added to the problem by using B loss matrix. Optimum solutions of the problem have been obtained for different weights (w) and the results have been discussed.

Keywords: Environmental economic power dispatch Gravitational Search Algorithm, Opposition-based learning, Weighted sum method.

1. Giriş

Ekonomik güç dağıtım problemi sistem tarafından talep edilen yükün, sistemin kısıtları altında üretim birimleri tarafından minimum maliyetle karşılanabilmesi için birimlerin aktif güç çıkışlarının ayarlanması olarak tanımlanır [1].

Ekonomik güç dağıtım problemlerinde yakıt maliyetinin düşürülmesi yanında çevreye salınan zararlı gazlarında dikkate alınması gerekir. Çevre kirliliğini de dikkate alan bu tür çok amaçlı güç dağıtım problemlerine çevresel ekonomik güç dağıtım problemleri denir [1,2].

Hem yakıt maliyet fonksiyonu hem de emisyon miktarı birlikte minimize edilmek istendiğinde problem çok amaçlı optimizasyon problemine dönüşmektedir. Çevresel ekonomik güç dağıtım problemi de çok amaçlı optimizasyon problemlerinden biridir. Çok amaçlı optimizasyon problemleri literatürde iki farklı şekilde çözülmektedir. Bunlardan biri çok amaçlı optimizasyon problemlerine doğrudan çok amaçlı optimizasyon problemlerini çözen metotların uygulanması, diğeri ise çok amaçlı optimizasyon problemlerini tek amaçlı optimizasyon problemlerine dönüştürdükten sonra bu tür problemleri çözen metotların uygulanması şeklindedir. Çok amaçlı optimizasyon problemlerini tek amaçlı optimizasyon problemlerine dönüştürmek için kullanılan metotlardan biride ATM'dir [1].

Literatürde çeşitli çevresel ekonomik güç dağıtım problemlerine çok farklı algoritmalarla çözümler aranmıştır. Bunlardan bazıları genetik algoritma (GA) [1,2], kaotik karınca kolonisi optimizasyon algoritması (KKKOA) [3], hem bulanık etkili hem de etkisiz bakteri yiyecek arama optimizasyonu metodu (BEBYAOA ve BYAOA) [4], parçacık sürü optimizasyonu yaklaşımı (PSOA) [5,6], modifiye edilmiş diferansiyel gelişim algoritması (MDGA) [7], analitik metot [8], lineer programlama [9] ve yapay arı kolonisi optimizasyon algoritması (YAKOA) [10] olarak belirtilebilir.

Bu çalışmada çok amaçlı çevresel ekonomik güç dağıtım problemi ATM yardımıyla tek amaçlı optimizasyon

problemine dönüştürülmüş ve çözüm için yerçekimsel arama algoritması (YAA) kullanılmıştır. Ayrıca, YAA'nın performansını arttırmak için zıt konumluluk özelliği algoritma yapısına eklenmiştir (ZKYAA).

2. Problemin Formülasyonu

Çevresel ekonomik güç dağıtım probleminin çözümü, sistem kısıtları altında ATM'yle birleştirilmiş amaç fonksiyonunun (toplam yakıt maliyeti ve toplam NO_x emisyon miktarı) minimize edilmesi şeklinde bulunur. Sistemdeki üretim birimlerinin yakıt maliyeti her bir birim için aktif güç üretiminin 2. derece fonksiyon olarak alınmıştır [1, 2].

$$F_n(P_{G,n}) = a_n + b_n P_{G,n} + c_n P_{G,n}^2, \quad (\$/h) \quad (1)$$

Her bir termik birim tarafından üretilen NO_x emisyon miktarı birimin çıkış gücü cinsinden aşağıdaki gibi tanımlanmıştır [2].

$$E_n(P_{G,n}) = d_n + e_n P_{G,n} + f_n P_{G,n}^2 + g_n \exp(h_n P_{G,n}), \quad (\text{ton}/h) \quad (2)$$

Denklem (1)-(2)'de $P_{G,n}$ 'in birimi MW olarak alınmaktadır. Kayıplı sistemdeki güç denge kısıtı denklem (3)'deki gibi alınmıştır.

$$\sum_{n \in N_G} P_{G,n} - P_{yük} - P_{kayıp} = 0 \quad (3)$$

Termik üretim birimlerinin çalışma sınır değerleri denklem (4)'de verilmiştir.

$$P_{G,n}^{\min} \leq P_{G,n} \leq P_{G,n}^{\max}, \quad (n \in N_G) \quad (4)$$

Sistemin iletim hatlarında meydana gelen güç kayıpları B kayıp matrisi ile denklem (5) kullanılarak hesaplanmaktadır [3].

$$P_{kayıp} = \sum_{n \in N_G} \sum_{j \in N_G} P_{G,n} \cdot B_{nj} \cdot P_{G,j} + \sum_{n \in N_G} B_{0n} \cdot P_{G,n} + B_{00} \quad (5)$$

Minimize edilecek olan çevresel ekonomik güç dağıtım probleminin ağırlıklı toplamla birleştirilmiş amaç fonksiyonu (AF) aşağıdaki gibidir [1].

$$AF = w \sum_{n \in N_G} F_n(P_{G,n}) + (1-w) \gamma \sum_{n \in N_G} E_n(P_{G,n}) \quad (6)$$

Denklemde, (\$/h) olarak yakıt maliyeti $F_n(P_{G,n})$ 'le ve (ton/h) olarak NO_x emisyon miktarı fonksiyonu ise $E_n(P_{G,n})$ 'le gösterilmektedir. γ ölçekleme faktörü, w ise ($0 \leq w \leq 1$) şeklinde değişen ağırlık faktörünü ve N_G sistemdeki tüm termik üretim birimlerinin kümesini göstermektedir [3]. Burada $w=1,0$ değeri sadece yakıt maliyetinin, $w=0,0$ değeri ise sadece NO_x emisyon miktarının minimum olmasına karşılık düşmektedir. Sistemdeki toplam yakıt maliyeti $F_T(P_{G,n})$ ve toplam NO_x emisyon miktarı $E_T(P_{G,n})$ sırasıyla denklem (7) ve (8) kullanılarak hesaplanmaktadır.

$$F_T(P_{G,n}) = \sum_{n \in N_G} F_n(P_{G,n}), \quad (\$/h) \quad (7)$$

$$E_T(P_{G,n}) = \sum_{n \in N_G} E_n(P_{G,n}), \quad (\text{ton}/h) \quad (8)$$

3. Yerçekimsel Arama Algoritması

Fizikte, kütleye sahip nesnelere birbirine doğru hızlanma eğilimi gösterir. Newton yerçekimi kanununda, her bir parça diğer parçayı belli bir güçle çekmektedir ki bu da "yerçekimsel güç" tür. YAA, Newton yerçekimi ve hareket kanunlarından esinlenilmiş en yeni algoritmalarından biridir. YAA'da kütleler olarak adlandırılan bir dizi ajan Newton yerçekimi ve hareket kanunlarının simülasyonu ile optimum çözümü bulmak üzere tanımlanır [11,12].

YAA'yı tanımlamak için içinde i . kümenin konumunun aşağıdaki gibi tanımlandığı s kümeli bir sistem varsayalım:

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n), \quad i = 1, 2, \dots, s \quad (9)$$

Burada x_i^d , d . boyuttaki i . kümenin konumudur, n ise arama alanının boyutudur. Her bir ajanın kütlesi uygunluğu ile temsil edilir ve popülasyondaki diğer bireylerin uygunluğuna göre hesaplanır [11,12].

$$q_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (10)$$

$$M_i(t) = \frac{q_i(t)}{\sum_{j=1}^s q_j(t)} \quad (11)$$

Bu denklemlerde $M_i(t)$ ve $fit_i(t)$ sırasıyla kütleyi ve t anındaki i . ajanın uygunluk değerini temsil eder. Bir minimizasyon problemi için $best(t)$ ve $worst(t)$ aşağıdaki gibi tanımlanır [11,12].

$$best(t) = \min_{j \in \{1, \dots, s\}} fit_j(t) \quad (12)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, \dots, s\}} fit_j(t) \quad (13)$$

Bir ajanın ivmesi hesaplanırken, öncelikle diğer kütleler (ajanlar) tarafından onun üzerine uygulanan toplam güç yerçekimi kanununa bağlı olarak hesaplanır. Söz konusu ajana etkileyen toplam güç (14)'te tanımlanmıştır. Daha sonra hareket kanununu kullanılarak denklem (15)'ten ajanın ivmesi hesaplanır. Denklem (16)'da gösterildiği gibi, ajana ait ivme değeri mevcut hızına eklenerek yeni hız vektörü elde edilir. Son olarak, ajanın bir adım sonraki konumu (17)'ye göre belirlenir [11,12].

$$F_i^d(t) = \sum_{j \in k_{best}, j \neq i} rand_j G(t) \frac{M_j(t) M_i(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (14)$$

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_i(t)} = \sum_{j \in k_{best}, j \neq i} rand_j G(t) \frac{M_j(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (15)$$

$$v_i^d(t+1) = rand_i \times v_i^d(t) + a_i^d(t) \quad (16)$$

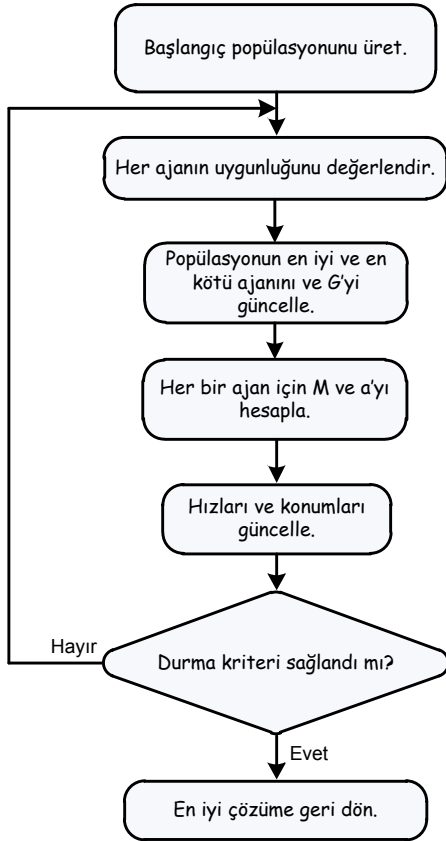
$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1) \quad (17)$$

Burada $rand_i$ ve $rand_j$ $[0,1]$ aralığında dağıtılmış rastgele iki sayıdır. ε küçük bir değerdir (tanımsızlığı ortadan kaldırmak için kullanılır), $R_{ij}(t)$ i ve j ajanları arasındaki öklid mesafesidir ve $R_{ij}(t) = \|X_i(t) - X_j(t)\|_2$ olarak tanımlanır. k_{best}

en iyi uygunluk değeri ve en büyük kütleyle sahip ilk K ajanlarının bir dizisidir, ki bu da başlangıçta K_0 'da başlatılan ve zamanla azaltılan bir zaman fonksiyonudur. Burada K_0 , s 'nin (toplam ajan sayısı) kümesidir ve doğrusal olarak 1'e düşürülür. YAA'da yerçekimsel sabit $G(t)$, bir başlangıç değeri G_0 , β sabit katsayı, t şu anki iterasyon sayısı t_{max} ise bitiş iterasyon sayısını gösterir [11,12].

$$G(t) = G_0 e^{-\beta(t/t_{max})} \quad (18)$$

YAA algoritmasının akış diyagramı Şekil 1'de gösterilmiştir [11,12].



Şekil 1. YAA akış diyagramı

4. Zıt Konumluluk

Evrimsel algoritmalar, daha iyi çözümler sunmak için hesaplamaya bir başlangıç popülasyonu ile başlarlar. Değişik gelişim metodlarını kullanarak en iyi çözümü elde etmek için popülasyondaki bireylerin gelişimini sağlarlar. Ancak, başlangıç popülasyonu oluşturulurken bireyler arama uzayında genelde rastgele oluşturulurlar. Oysa rastgele sayılar yerine uygunluk değeri daha iyi olan bireylere sahip bir başlangıç popülasyonu ile hesaplamaya başlamak, gelişim işlemini hızlandıracaktır. Bu bağlamda, zıt konumlu öğrenme kavramı ortaya atılmıştır. Bu yaklaşıma göre bir sayının zıt konumlu durumu bir çözüme rastgele sayıdan muhtemelen daha yakındır. Bundan dolayı, bir sayı zıt konumlu değeri ile karşılaştırıldığında, doğru çözüme yakınsamak için daha küçük bir arama uzayına ihtiyaç duyar [13, 14].

4.1. Zıt konumlu sayı tanımı

x sayısı $[a, b]$ aralığında tanımlı gerçek bir sayı olsun. Bu sayının zıt konum teoremine göre aşağıdaki ifadeyle tanımlanır.

$$\check{x} = a + b - x \quad (19)$$

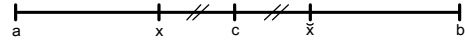
Bu ifade çok boyutlu diziler için Bölüm 4.2'deki gibi genelleştirilebilir [13, 14].

4.2. Zıt konumlu nokta tanımı

d -boyutlu uzayda $P = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ bir nokta tanımlansın. Burada $x_1, x_2, \dots, x_d \in R$ ve $x_i \in [a_i, b_i] \forall i \in \{1, 2, \dots, d\}$ olsun. Bu noktanın zıt konumu $\check{P} = (\check{x}_1, \check{x}_2, \dots, \check{x}_d)$ ise aşağıdaki bileşenler ile tanımlanır.

$$\check{x}_i = a_i + b_i - x_i \quad (20)$$

Şekil 2'de bir x noktası ve zıt konumu \check{x} , 1-boyutlu uzay için gösterilmiştir. Burada $[a, b]$ düzlem sınırlarını, c ise düzlem merkezini temsil eder [13, 14].



Şekil 2. 1-boyutlu uzay için nokta ve zıt konum gösterimi.

4.3. Zıt konumlu optimizasyon

d -boyutlu arama uzayında $P = (x_1, x_2, \dots, x_d)$ gibi tanımlanmış bir noktayı ele alalım. Bu nokta, bir optimizasyon probleminin çözümünde popülasyondaki aday çözümlere benzetilebilir [10]. Zıt konumlu nokta tanımına göre bu noktanın zıt konumu $\check{P} = (\check{x}_1, \check{x}_2, \dots, \check{x}_d)$ olur. O zaman her iki birey de amaç fonksiyonuna göre değerlendirildiğinde, uygunluk fonksiyonları sırasıyla $f(P)$ ve $f(\check{P})$ olacaktır. Eğer $f(\check{P}) > f(P)$ ise \check{P} ile P bireyi daha iyi bir çözüm için yer değiştirebilir. Bu çalışmada da, YAA algoritması için başlangıç popülasyonunda rastgele oluşturulan her bireyin zıt konumu belirlenmiş, uygunluk değeri daha yüksek olan bireyler düşük olanları ile yer değiştirilmiştir. Bu sayede, uygunluk değeri daha yüksek olan bireyler ile arama işlemine başlanarak YAA'nın yakınsama hızının artırılması amaçlanmıştır [13, 14].

5. Örnek Problem Çözümü

Hem YAA ve ZKYAA, IEEE 6 generatörlü 30 baralı test sistemine $P_{yük} = 283,4 MW$ 'lık yük talebi için iletim hattı kayıpları da dikkate alınarak uygulanmıştır. Sisteme ait bütün değerler kaynak [5]'ten alınmıştır. Yapılan çalışmada $\gamma = 1000$, YAA ve ZKYAA parametre değerleri $G_0 = 40$, $\beta = 20$, $\varepsilon = 10^{-6}$, ajan sayısı (s) 30 ve bilinmeyen sayısı (n) 6 olarak alınmıştır.

Problemin YAA ve ZKYAA ile çözümünden elde edilen sonuçlar Çizelge 1 ve 2'de, minimum yakıt maliyeti ($w=1$) ve minimum emisyon ($w=0$) değerleri literatürdeki diğer sonuçlarla birlikte Çizelge 3'te verilmiştir.

Çizelge 1. IEEE 30 baralı test sistemi için YAA ile elde edilen sonuçlar

Güç Değerleri (pu)	w değerleri										
	1,0	0,9	0,8	0,7	0,6	0,5	0,4	0,3	0,2	0,1	0,0
$P_{G,1}$	0,120969	0,138287	0,157122	0,177726	0,200407	0,225543	0,253613	0,285232	0,321206	0,362612	0,410925
$P_{G,2}$	0,286312	0,297892	0,310362	0,323857	0,338531	0,354556	0,372146	0,391541	0,413028	0,436942	0,463668
$P_{G,5}$	0,583557	0,582043	0,579907	0,577181	0,573889	0,570053	0,565695	0,560856	0,555602	0,550052	0,544419
$P_{G,8}$	0,992854	0,946813	0,899650	0,850791	0,799614	0,745398	0,687301	0,624276	0,555008	0,477791	0,390374
$P_{G,11}$	0,523970	0,531236	0,537246	0,542056	0,545706	0,548212	0,549599	0,549881	0,549081	0,547242	0,544459
$P_{G,13}$	0,351899	0,362879	0,374603	0,387194	0,400787	0,415565	0,431706	0,449450	0,469083	0,490954	0,515485
Yakıt Maliyeti (\$/h)	605,99836	606,20055	606,84123	607,99038	609,74783	612,25279	615,69721	620,34851	626,58303	634,93974	646,20700
Emisyon Miktarı (ton/h)	0,220729	0,216922	0,213308	0,209873	0,206620	0,203570	0,200764	0,198272	0,196209	0,194751	0,194179
İletim Hattı Kayıpları (pu)	0,025562	0,025150	0,024890	0,024805	0,024933	0,025327	0,026060	0,027236	0,029007	0,031594	0,035330
Süre (s)	9,4913	10,0910	9,9249	10,0176	10,1038	10,1180	10,5233	10,4186	10,5834	10,4842	10,7235

Çizelge 2. IEEE 30 baralı test sistemi için ZKYAA ile elde edilen sonuçlar

Güç Değerleri (pu)	w değerleri										
	1,0	0,9	0,8	0,7	0,6	0,5	0,4	0,3	0,2	0,1	0,0
$P_{G,1}$	0,121048	0,138219	0,157071	0,177935	0,200398	0,225578	0,253687	0,285149	0,321251	0,362662	0,410929
$P_{G,2}$	0,286208	0,297970	0,310360	0,323526	0,338440	0,354596	0,372078	0,391683	0,413077	0,436899	0,463664
$P_{G,5}$	0,583635	0,582325	0,579839	0,577122	0,573920	0,569991	0,565575	0,560776	0,555586	0,550032	0,544417
$P_{G,8}$	0,992697	0,946333	0,899608	0,850801	0,799549	0,745241	0,687341	0,624210	0,555006	0,477805	0,390394
$P_{G,11}$	0,523973	0,531611	0,537240	0,542166	0,545863	0,548349	0,549726	0,550119	0,549048	0,547261	0,544443
$P_{G,13}$	0,351995	0,362680	0,374774	0,387251	0,400759	0,415573	0,431654	0,449298	0,469041	0,490935	0,515483
Yakıt Maliyeti (\$/h)	605,99815	606,20279	606,84182	607,99058	609,74780	612,25942	615,69594	620,34883	626,58567	634,93972	646,20576
Emisyon Miktarı (ton/h)	0,220718	0,216901	0,213305	0,209872	0,206620	0,203563	0,200765	0,198272	0,196208	0,194751	0,194179
İletim Hattı Kayıpları (pu)	0,025557	0,025139	0,024892	0,024802	0,024930	0,025328	0,026062	0,027235	0,029010	0,031596	0,035330
Süre (s)	7,9785	7,9449	7,9742	8,0281	9,1005	8,191763	8,3645	8,4802	8,0675	8,1648	7,9046

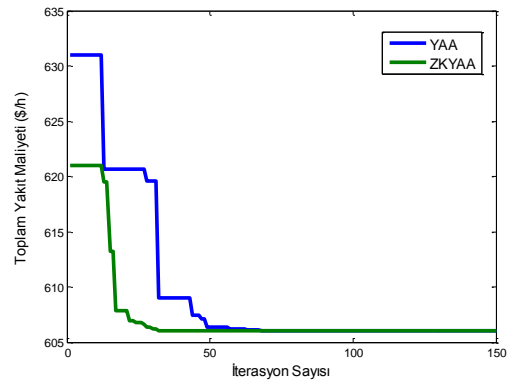
Çizelge 3. Literatürde 30 Baralı test sistemi için farklı metotlarla elde edilen sonuçlar [5]

Bara No	GA [2]	BYAOA [4]	BEBYAOA [4]	PSOA [6]	MDGA [7]	YAA	ZKYAA
Minimum Yakıt Maliyeti (w=1,0) (\$/h)	607,7800	607,5901	607,5081	607,7800	606,4160	605,9983	605,9981
Minimum Emisyon Miktarı (w=0,0) (ton/h)	0,1942	0,1944	0,1942	0,1942	0,1942	0,1941	0,1941

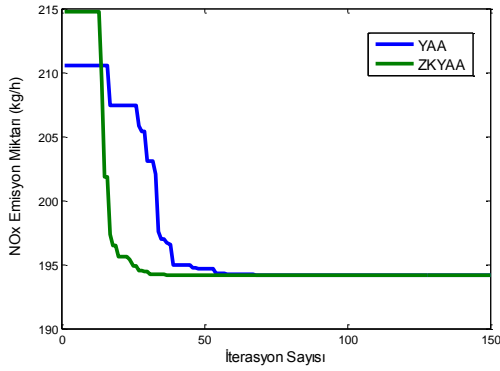
Test sisteminin çözümü için MATLAB R2010a'da geliştirilen program AMD 64 X2 2.31 GHz işlemcili ve 4 GB RAM bellekli bilgisayarda her bir ağırlık değeri için 150 iterasyon çalıştırılmış ve bu çalışmalar Çizelge 1 ve Çizelge 2'de gösterilen sürelerde tamamlanmıştır.

Çizelge 3 incelendiğinde YAA ve ZKYAA ile elde edilen sonuçların literatürdeki sonuçları yakaladığı, hatta daha iyi değerler olduğu görülmektedir.

YAA ve ZKYAA'nın test sistemine w=1,0 ve w=0,0 değeri için uygulanmasıyla elde edilen toplam yakıt maliyeti ve NOx emisyon miktarı değerlerinin iterasyonlara göre değişimini gösteren grafikler sırasıyla Şekil 3 ve 4'te gösterilmiştir.



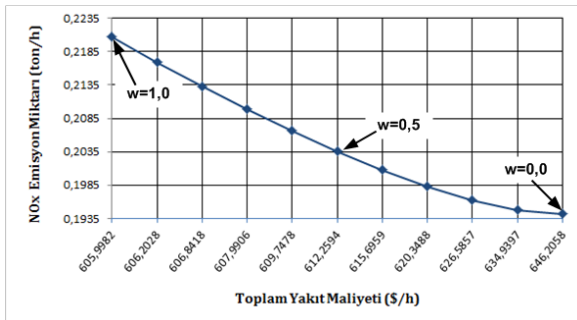
Şekil 3. Toplam yakıt maliyetinin iterasyonlara göre değişimi



Şekil 4. Toplam emisyon miktarının iterasyonlara göre değişimi

Şekil 3'te toplam yakıt maliyetinde ZKYAA'nın YAA'ya göre daha hızlı optimal değere yakınsadığı görülmektedir. Benzer durum Şekil 4'te toplam emisyon miktarındaki yakınsama için de söylenebilir. Her iki şekilde incelendiğinde ZKYAA yaklaşık 35. iterasyonda optimal değeri yakalarken YAA yaklaşık 65. iterasyonda optimal değeri yakalamıştır. Burada zıt konumluluğun YAA üzerinde pozitif etkisi ortaya çıkmıştır.

w 'nin değeri 0,0'dan başlayarak 0,1 aralıklarla 1,0'a doğru artırılırken toplam yakıt maliyetinin azalmasına karşılık toplam NO_x emisyon miktarının arttığı durum ZKYAA için Şekil 5'te görülmektedir.



Şekil 5. Toplam NO_x emisyon miktarının toplam yakıt maliyetine göre değişimi (ZKYAA)

6. Sonuçlar

Çalışmada çevresel ekonomik güç dağıtım probleminin çözümü için termik birimlerden oluşan kayıplı bir sisteme GSA ve ZGSA algoritmaları uygulanmıştır. GSA ve ZGSA, ağırlık katsayısı w 'nin her değeri için en iyi sonuca ulaşmaya çalışmışlardır. Çözüm işleminde ağırlık faktörü $w=0,0$ 'dan başlayarak 0,1'lik artımlarla $w=1,0$ 'a kadar değiştirilmiştir. Her iki algoritmayla da elde edilen sonuçlar, literatürdeki sonuçlara yakınsamıştır. Hatta ZKYAA'nın YAA'ya göre daha hızlı yakınsadığı görülmektedir.

7. Kaynaklar

[1] Yaşar, C. and Özyön, S., "Solution to scalarized environmental economic power dispatch problem by

using genetic algorithm", *Int. J. Elect. Power Energy Syst.*, Vol.38, No.1, pp.54-62, June 2012.

- [2] Abido, MA., "Multiobjective evolutionary algorithm for electric power dispatch problem", *IEEE Trans. Evolution Comp.*, Vol.10, No.3, pp.315-329, June 2006.
- [3] Cai, J. Ma, X. Li, Q. Li, L. and Peng, H., "A multi-objective chaotic ant swarm optimization for environmental/economic dispatch", *Int. J. Elect. Power Energy Syst.*, Vol.32, No.5, pp.337-344, 2010.
- [4] Panigrahi, BK. Ravikumar, PV. Sanjoy, D. and Swagatam, D., "Multiobjective fuzzy dominance based bacterial foraging algorithm to solve economic emission dispatch problem", *Energy*, Vol.35, No.12, pp.4761-4770, 2010.
- [5] Zhang, Y. Gong, D. and Ding, Z., "A bare-bones multi-objective particle swarm optimization algorithm for environmental/economic dispatch". *Information Sciences*, Vol.192, No.5, pp.213-227, 2012.
- [6] Abido, MA., "Multiobjective particle swarm optimization for environmental economic dispatch problem", *Electr. Power Syst. Res.*, Vol.79, No.7, pp.1105-1113, 2009.
- [7] Wu, LH. Wang, YN. Yuan, XF. and Zhou, SW., "Environmental/economic power dispatch problem using multi-objective differential evolution algorithm", *Electr. Power Syst. Res.*, Vol.80, No.9, pp.1171-1181, 2010.
- [8] Palanichamy, C. and Babu, NS., "Analytical solution for combined economic and emissions dispatch", *Electr. Power Syst. Res.*, Vol.78, No.7, pp.1129-1137, 2008.
- [9] Farag A, Al-baiyat S, Cheng TC. Economic load dispatch multiobjective optimization procedures using linear programming techniques. *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol.10, No.2, pp.731-738, 1995.
- [10] Özyön, S. Yaşar, C. Özcan, G. ve Temurtaş, H., "Çevresel ekonomik güç dağıtım problemlerine yapay arı koloni algoritması (ABC) yaklaşımı", *Ulusal Elektrik-Elektronik Bilgisayar Sempozyumu (FEEB)*, 2011, pp.222-228, Elazığ, TÜRKİYE.
- [11] Rashedi, E. Nezamabadi-pour, H. and Saryazdi, S., "GSA: A gravitational search algorithm", *Information Science*, Vol.179, No.13, pp.2232-2248, 2009.
- [12] Rashedi, E. Nezamabadi-pour, H. and Saryazdi, S., BGSA: Binary gravitational search algorithm'. *Natural Computing*, Vol.9, No.3, pp.727-745, 2010.
- [13] Tizhoosh, H., "Opposition-based learning: A new scheme for machine intelligence", *International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation (CIMCA)*, 2005, pp.695-701, Vienna, AUSTRIA.
- [14] Ergezer, M. and Simon, D., "Oppositional biogeography-based optimization for combinatorial problems", *IEEE Congress on Evolutionary Computation(CEC)*, 2011, pp.1496-1503, New Orleans.