

Article Arrival Date

11.03.2024

Article Type

Research Article

Article Published Date

20.06.2024

**GENETİK ALGORİTMA İLE DAĞITIK ENERJİ SİSTEMLERİNİN
MODELLENMESİ****DISTRIBUTED ENERGY SYSTEMS MODELING WITH GENETIC ALGORITHM****Yeşim OK**

Dr. Öğr. Üyesi, Atatürk Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği,

0000-0001-8349-7005

Mehmet ATAK

Prof. Dr., Gazi Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği,

0000-0002-4373-5192

Özet

Dağıtık Enerji Sistemleri (DES), küçük yerel ünitelerde elektrik enerjisi ile birlikte ısıtma ve soğutma enerjilerini de bir arada üretebilirler. Kojenerasyon (ikili üretim, ısı ve elektrik enerjisi) veya trijenerasyon (üçlü üretim, ısıtma, soğutma ve elektrik enerjisi) sistemleri ile eş zamanlı enerji üretiminden yüksek termodinamik verim ve birincil enerji tasarrufu sağlanmaktadır. Son kullanıcıların yakınında konumlandırılan enerji üretim üniteleri ile de enerji iletim kayıpları önemli ölçüde azaltılabilmektedir. Ayrıca bu sistemler, yerel yenilenebilir enerji kaynaklarından da (örneğin güneş, rüzgâr ve biokütle) yararlanma fırsatı sunarak enerji üretim sistemlerine esneklik katmaktadırlar. Matematiksel modelleme, DES'lerin optimum tasarımı için sıklıkla tercih edilen bir yaklaşımdır. Ancak NP-zor yapısındaki bu ağ tasarımı ve atama modellerinde değişken sayısı arttıkça model karmaşılaşmaktadır. Dağıtık enerji sistemlerinin altyapı ihtiyaçlarını dikkate alan sürdürülebilir kentsel planlama için genel bir çerçeve öneren matematiksel modelde, özellikle talep noktası sayısı ve kapsama mesafesi arttıkça çözüm süresinin uzadığı görülmüştür. Bu çalışmada, bölgesel ölçekli dağıtık enerji üretim noktalarının atanması ve ısıtma/soğutma ağının optimum tasarımı için geliştirilen matematiksel modele alternatif olarak sezgisel bir algoritma önerilmektedir. Enerji dağıtım kayıplarını ve taşıma maliyetlerini azaltmak amacıyla önerilen kapasiteli sabit maliyetli yer seçimi modeline, arz ve talep noktaları arasındaki olabilecek en büyük mesafenin de dikkate alındığı maksimum kapsama mesafesinin entegre edilmesiyle oluşturulan matematiksel modelin çözüm sonuçları, sezgisel algoritma ile elde edilen sonuçlarla karşılaştırılmıştır. Bu bağlamda, daha kısa çözüm süresinde optimuma yakın çözümler elde etmek amacıyla genetik algoritma temelli bir çözüm yöntemi geliştirilerek elde edilen sonuçlar değerlendirilmiştir.

Anahtar kelimeler: Dağıtık enerji, ikili üretim, üçlü üretim, genetik algoritma**Abstract**

Distributed energy systems (DER) can produce heating and cooling energy along with electrical energy in small local units. High thermodynamic efficiency and primary energy savings are achieved from simultaneous energy production with cogeneration (dual production, heat and electrical energy) or trigeneration (triple production, heating, cooling and electrical energy)

systems. Energy transmission losses can be significantly reduced with energy production units located near end users. In addition, these systems add flexibility to energy production systems by offering the opportunity to benefit from local renewable energy sources (e.g. solar, wind and biomass). Mathematical modeling is a frequently preferred approach for the optimal design of DERs. However, as the number of variables increases in these NP-hard network design and assignment models, the model becomes more complex. In the mathematical model, which proposes a general framework for sustainable urban planning that takes into account the infrastructure needs of distributed energy systems, it has been observed that the solution time increases, especially as the number of demand points and coverage distance increases. In this study, a heuristic algorithm is proposed as an alternative to the mathematical model developed for the assignment of regional-scale distributed energy production points and the optimum design of the heating/cooling network. In order to reduce energy distribution losses and transportation costs, the solution results of the mathematical model created by integrating the maximum coverage distance, which also takes into account the largest possible distance between the supply and demand points, into the proposed capacity fixed-cost location selection model, were compared with the results obtained with the heuristic algorithm. In this context, a genetic algorithm-based solution method was developed and the results were evaluated in order to obtain near-optimal solutions in a shorter solution time.

Keywords: Distributed energy, binary generation, triple generation, genetic algorithm

1. GİRİŞ

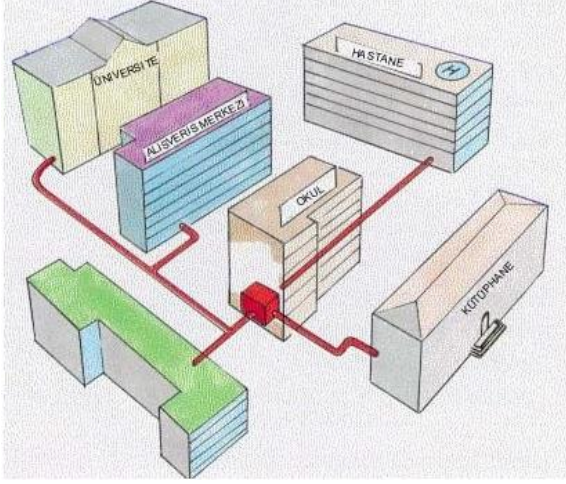
Birincil enerji kaynakları olan petrol ve kömür gibi fosil yakıtların hızla tükenmekte olduğu ve beraberinde küresel ısınma, iklim değişikliği gibi çevresel sorunlara yol açtığı bilinen gerçeklerdir. Gün geçtikçe enerjinin daha verimli ve etkin kullanımının önemi daha çok anlaşılmaktadır.

Bu amaçla, aynı miktar enerjiyle daha fazla işin yapılması veya aynı miktar işin daha az enerji ile yapılması için çoklu enerji üretim sistemlerine (tek kaynaktan birden çok enerjinin elde edildiği sistemler) geçiş süreci özellikle gelişmiş ülkelerde hız kazanmıştır. Bileşik ısı-güç üretimi, klasik yollarla elektrik enerjisi üretilmesi esnasında oluşan soğutma suyunun ve çok sıcak baca gazlarının sahip olduğu ısı enerjisini yardımcı sistemlerle değerlendirerek farklı amaçlara yönelik olarak kullanır. Bu sayede doğaya salınacak olan ısı enerjisinin geri kazanılması sağlanarak yakıt enerjisinden daha fazla yararlanır. Böylece geleneksel elektrik enerjisi üretim sistemlerinde ortalama verim %35-40 arasında değişirken; bileşik ısı-güç sistemlerinde bu verimlilik % 80-90 lara kadar çıkmaktadır.

Çoklu enerji üretimini ikili (kojenerasyon), üçlü (trijenerasyon) ve çoklu (polijenerasyon) enerji üretimi olarak sınıflandırmak mümkündür. Kojenerasyon; kullanılabilir ısı ve elektrik enerjisinin birlikte eşzamanlı olarak üretimi şeklinde tanımlanırken; Trijenerasyon ise kojenerasyon sistemlerine soğutucu sistemlerin entegrasyonu ile soğuk suyun da elde edilebildiği sistemlerdir. Üçlü üretim sistemleri, kojenerasyon sistemlere kıyasla %50'ye kadar daha verimli olabilmektedirler. Trijenerasyon tesislerinin en büyük üstünlüğü, gereksinim duyulan enerji türlerini istenildiği zaman ve miktarda üretebilmesidir. Trijenerasyon tesislerinde egzoz gazlarından faydalandığı için CO₂ emisyonları oldukça düşüktür. Bu sistemler çevresel fayda boyutunda da avantajlı durumdadır.

Ko/trijenerasyon sistemleri, Şekil 1'de de temsilen gösterildiği üzere, mümkün olduğunca ısının ve elektriğin kullanılacağı yere yakın kurulduğu için iletim/dağıtım kayıpları da minimize edilmiş olur. İhtiyaç duyulan enerji miktarına çok yakın kapasitede tasarlandıkları için

konvansiyonel sistemlere nazaran ilk kurulum maliyetleri de düşüktür. Ayrıca tamir ve bakımları konvansiyonel sistemlere kıyasla daha kolaydır.



Şekil 1. Dağıtık enerji üretim sistemi temsili gösterimi

Kojenerasyon sistemlerinin kullanımı Avrupa şehirlerinde oldukça yaygındır. Bölgesel enerji sistemleri en çok Kuzey Avrupa ülkelerinde kullanılmaktadır. AB ülkeleri, kojenerasyonun Avrupa ve Dünya çapında yaygın kullanımının önündeki engelleri kaldırmak amacıyla COGEN Europe (European Association for the Promotion of Cogeneration) adı altında bir birlik kurmuşlardır. COGEN Europe ağı tüm Avrupa Birliği'nin yanı sıra Japonya, Avustralya ve Amerika Birleşik Devletleri'ni de içine almaktadır. COGEN Europe verilerine göre Avrupa elektrik ihtiyacının %11'ini; ısı ihtiyacının ise %15'ini birleşik ısı güç sistemlerinden elde etmektedir. (<https://www.cogeneurope.eu/>)

Geleceğin enerji sistemleri olarak tanımlanan bu çoklu enerji üretim sistemlerinin dağıtık ağ yapısının tasarımı için önerilen sezgisel modeli içeren çalışmamızın 2. bölümünde kaynak taraması, 3. bölümünde metodoloji, 4. bölümde bulgular, 5. bölümde ise sonuçlar ve tartışma yer almaktadır.

2. KAYNAK TARAMASI

Enerji arz sistemlerinin tasarımında genel olarak iki yaklaşım mevcuttur. Bunlardan birincisi termodinamik analiz; ikincisi ise matematiksel modellemedir. Ko/trijenerasyon sistemleri üzerine yapılan çalışmalarda genelde alternatifler arasından optimal konfigürasyonunun veya optimal yatırım miktarının belirlenmesi üzerinde durulmuştur. Daha ayrıntılı teknik analiz içeren çalışmalarda ise dağıtık elektrik jeneratörlerinin -güç kaybı ve sistem güvenilirliği vb. teknik özellikleri dikkate alınarak- elektrik şebekesi içerisindeki en uygun lokasyonlarının belirlenmesi ya da dağıtık enerji kaynaklarından oluşan sistemlerin çevresel niteliklerinin değerlendirilmesi ön plana çıkmıştır. Bölgesel ısıtma sistemlerinin incelendiği çalışmaların ise çoğunlukla enerji dönüşüm teknolojilerinin optimizasyonu ve işletim stratejileri üzerinde yoğunlaştığı görülmektedir (Y Ok & Atak, 2018).

(Luz-Silveira, Beyene, Leal, & Santana, 2002), California, San Diego Eyalet Üniversitesi yerleşkesi için kojenerasyon sisteminin termo-ekonomik analizi sonucunda sistemin ekonomik ömrünü 10 yıl olarak bulmuşlardır. (Obara, 2007), ekipman atama ve sıcak su boru hattı tasarımı yaptığı çalışmasında; kurulum, işletim ekipman maliyetlerini en küçüklerken Genetik Algoritma kullanmıştır.

(Yang, Zhang, & Xiao, 2015) dağıtık enerji sisteminin optimal tasarım ve işletimi için önerdikleri jenerik ve esnek MILP modelinin uygulamasını aynı bölgede iki aday termal güç tesisi, 3 enerji dağıtım istasyonu ve hastane, otel, alışveriş merkezi, ofis binası ve çalışmada tek

bina olarak sayılan birkaç apartmandan oluşan bir konut kompleksi olmak üzere toplam 5 binanın bulunduğu yaklaşık 300 hektarlık bir alan için örneklendirmişlerdir. Enerji kayıplarının dikkate alınmadığı modelde, geleneksel sistemle karşılaştırıldığında yıllık maliyetlerde % 14,1'lik bir azalma görülmüştür.

(Clarke, Dorneanu, Mechleri, & Arellano-Garcia, 2021), Birleşik Krallık 'ta bulunan beş evden oluşan bir mahallenin elektrik, ısıtma, soğutma ve evsel sıcak su taleplerini karşılamak için farklı teknolojiler arasından sistem bileşenlerinin optimal seçimi ve mahalledeki farklı düğümler arasında ısı alışverişine izin verecek ısı boru hattı ağının optimal tasarımını yapan bir karma tamsayılı doğrusal programlama modeli önermişlerdir. Test sonuçları komşular arasında termal güç alışverişinin sağlanması ve ayrı sıcak ve soğuk boru hattı ağlarının kullanılması ile sistemin maliyetinin ve çevresel etkisinin azaldığı sonucuna ulaşmışlardır.

3. YÖNTEM

3.1. Genetik Algoritma

Genetik algoritma, stokastik bir arama yöntemidir. Darwin' in öne sürdüğü evrim teorisinin, "en uygun olan yaşar" ilkesine dayanmaktadır. Biyolojik sistemlerin gelişim sürecini modelleyen GA, ilk olarak (Holland, 1992) tarafından önerilmiştir. Sezgisel bir yöntem olan GA, problem için en optimum sonucu bulamayabilir, ancak bilinen metotlarla çözülemeyen veya çözüm zamanı çok büyük olan problemlerde optimuma çok yakın çözümler vermektedir. Genetik algoritmanın güçlü yanı, değişken uzayı araştıran global bir optimizasyon yöntemi olmasıdır (Egberts, Tümer, Loh, & Octaviano, 2020).

Genetik algoritmalar; doğal seleksiyon (seçim) prensibinden yola çıkılarak geliştirilmiş arama algoritmalarıdır. Algoritma, belirli bir uzunluğa sahip dizilerden oluşmuş bir veri yığına sahiptir. Yığın içindeki her bir dizi, çözüm uzayında bir noktayı temsil eder. Bu diziler aynı zamanda üreme yolu ile varlığını sürdürmeye aday olan birer bireydir. Algoritmanın temel işleyişi, çözüme uygun olmayan bireyleri elemek, çözüme daha uygun bireyleri seçmek ve seçilen bireylerden yeni bireyler üretmek doğrusundadır. Algoritmanın işleyişi aşamalı olarak düşünüldüğünde temel prensibinin eleme olduğu anlaşılmaktadır. İkinci prensip ise, elemeyi aşan bireylerden yararlanılarak olası yeni çözümler elde etmektir. Bu da bireyler arasındaki bilgi alışverişi ile sağlanır. Bireyler arası rassal bilgi alışverişi, arama işleminin, çözüm uzayının daha uygun noktalarında devam etmesini sağlar.

4. UYGULAMA

Bu çalışmada, birden fazla enerjinin tek kaynaktan üretildiği ko/trijenerasyon sistemlerinden oluşan lokal enerji üretim istasyonlarının, talep noktalarının mevcut elektrik, ısı ve soğutma taleplerini karşılayacak şekilde optimale yakın minimum kurulum ve taşıma maliyeti esasında yerleri belirlenerek bir enerji üretim ağı tasarımı yapılmaktadır.

Çalışmanın amacı; kurulacak tesisin boyut ve tipine (ikili/üçlü) göre *ilk yatırım maliyeti* ile talep ağırlıklı müşteri-tesis uzaklığından doğan *taşıma maliyetinin* en küçüklenmesi olarak belirlenmiştir. Bu amaçla (Y Ok & Atak, 2018) tarafından ko/trijen üretim noktaları ile talep noktaları arası mesafenin taşıma maliyeti üzerindeki etkisi göz önünde bulundurularak küme kaplama problemindeki azami kapsama mesafesi bir kısıt yardımıyla kapasiteli sabit maliyetli yer seçimi modeline eklenerek ve ***Maksimum Kapsama Mesafesi İvelveli Kapasite Kısıtlı Sabit Maliyetli Tesis Yer Seçimi Modeli önerilmiştir.*** Modelin çıktısı olarak son kullanıcının talep türüne göre hangi tesise atandığı bilgisi ile birlikte kurulacak dağıtım ağının yapısı, açılacak tesis sayısı, tesis tipi (kojenerasyon/Trijenerasyon) ve tesis boyutu da belirlenebilmektedir.

Önerilen matematiksel modelin sınırlarının belirlenmesi amacıyla farklı parametre aralıkları için 100 adet test problemi 7200 saniye zaman sınırı ile çalıştırılmıştır. Sonuç olarak problem boyutu ve kapsama mesafesi arttıkça; ortalama çözüm süresinin arttığı, en iyi çözüme ulaşılan

problem sayısının da azaldığı görülmüştür.

Büyük ağlar dikkate alındığında çoğu model çok uzun hesaplama süresinden muzdariptir. Bu nedenle modelin daha büyük ilçelerde uygulanabilmesi için sezgisel yöntemlere ihtiyaç duyulmaktadır (Sameti and Haghghat 2017, (Li & Svendsen, 2013). İşte bu çalışmada, çözüm süresinin kısaltılarak optimuma yakın çözümler elde etmek amacıyla Genetik Algoritma ile Tavlama Benzetiminin melezlendiği bir çözüm yöntemi önerilmektedir.

4.1. Çözüm Yönteminin İşleyişi

Öncelikle başlangıç parametreleri (popülasyon büyüklüğü, en yüksek iterasyon sayısı, başlangıç ve bitiş sıcaklıkları, soğutma oranı ve kontrollü birey yüzdesi) alternatif kombinasyonlar denenerek Tablo 1’de görüldüğü değerlerde en iyi sonuçları verdiği belirlenmiştir.

Tablo 1. Genetik Algoritma ile kullanılan başlangıç parametreleri

	Parametre 6	Parametre 16	Parametre 19	Parametre 22
Popülasyon genişliği	300	600	1000	1200
Max. iterasyon sayısı	200	125	200	300
Başlangıç sıcaklığı	7500	3000	5000	3000
Son sıcaklık	1	1	1	1
Soğutma oranı	0,01	0,01	0,02	0,05
Kontrollü birey yüzdesi	0,2	0,3	0,2	0,3

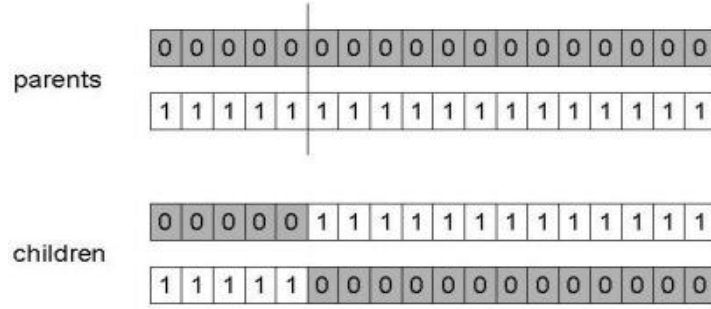
Müşterilerin aday tesis noktalarına uzaklıkları dikkate alınarak, her bir müşteri için maksimum kapsama mesafesi dâhilinde olan tesislerin tutulduğu “yakınlık” dizileri oluşturulur. Bu dizilerde en az sayıda tesise yakın olandan başlayarak kapasite kontrollü başlangıç atamaları yapılır. Yapılan atamaya göre açılacak tesisin boyut ve türüne de karar verilip, bu bilgiler ayrı bir dizide tutulur.

Ancak bu aşamada başlangıç atamasının tümünün feasible yani uygun bireylerden oluşması, çözüm alanını daraltıp çaprazlama esnasında kötü (infeasible) çözümlerden gelecek çeşitliliği engellemiş olacaktır. Bu durumun önüne geçmek amacıyla başlangıç aşamasında yapılacak kapasite kontrollü atamanın belirli bir oranda kalması ve böylelikle kapasiteyi aşan kötü çözümlere de başlangıç atamasında yer verilmesi daha uygun görülmüştür. Kontrollü birey yüzdesi, diğer başlangıç parametreleri ile birlikte algoritmaya dâhil edilmektedir.

Uygunluk değeri amaç fonksiyonu olarak belirlenmiş ve toplam maliyetin en küçüklenmesi şeklinde ele alınmıştır. Başlangıç ataması yapıldıktan sonra her bir kromozomun amaç fonksiyonu değeri, uygunluk değeri olarak hesaplanır. Elde edilen en iyi çözüm “En iyi” olarak elde tutulur, her bir kromozomun (çözümün) uygunluk değeri hesaplanır, hesaplanan uygunluk değeri o zamana kadar elde edilen “En iyi” çözümün uygunluk değerinden daha iyiyse “En iyi” güncellenir. Tüm kromozomlar için bu işlem yapılır.

Popülasyon içerisinde çaprazlanacak bireylerin seçilmesi aşamasında, seçim mekanizması olarak Rulet Çemberi kullanılmıştır. Öncelikle tüm bireylere ait amaç fonksiyon değerleri toplanır. Problem tipimiz en küçükleme olduğu için bu toplam her bir kromozom için kendi amaç fonksiyon değerine bölünüp elde edilen sonuçlar (a_1, a_2, \dots, a_n) tekrar toplanır ve bu değerler (a_1, a_2, \dots, a_n) , ikinci toplama bölünerek 0-1 arası bir olasılık değeri elde edilir. Bu arada

atanan rassal bir P değeri, olasılıkların birikmiş toplamında hangi aralığa denk gelirse; o aralıktaki ebeveyn seçilir.



Şekil 2. Uniform çaprazlama örneği

Uniform çaprazlama (Şekil 2) ile ebeveynler çaprazlanır. Çaprazlama noktası sayısı, 2 ile (talep noktası sayısı – 1) aralığında düzgün dağılımla belirlenir. Elde edilen çocukların uygunluk değerleri hesaplanır, çocuklardan birinin uygunluk değeri, “En iyi” den iyi ise “En iyi” güncellenir. Yalnız burada Genetik Algoritmadaki yaygın kullanımın dışına çıkılarak, kötü bireyin popülasyondan çıkarılması yerine; belirli bir “kabul olasılığı” ile popülasyonun en altına eklenmesi yoluna gidilmiştir.

Yukarıda da belirtildiği gibi geliştirdiğimiz bu çözüm yönteminde popülasyon genişliği sabit değildir, başlangıç parametresi olarak girilen değerın % 20’si kadar genişleyebilmektedir. Bu oranı aştığında ise en kötü çözüm popülasyondan çıkarılır.

Kabul olasılığının hesaplanması

C_1 , Çocuk 1 ve A_1 Aile (ebeveyn) 1, Z de ilgili uygunluk fonksiyonu değerleri iken;

$$\Delta = \frac{Z(C_1) - Z(A_1)}{T_i} \quad (4.1)$$

Eş.

25

ve kabul olasılığı $e^{-\left(\frac{\Delta}{T_i}\right)}$ dir.

Çözüm uzayında daha çok alanı taramak ve çaprazlama ile kötü çözümlerden de faydalanarak çeşitliliği arttırmak için Tavlama Benzetimindeki “kabul olasılığı” özelliği çözüm yöntemine ilave edilmiştir. Burada, popülasyondan çıkarılmayan kötü çözümler, yalnızca çeşitliliğe katkı sağlıyorlar, uygunlukları hesaplanırken ceza maliyeti aldıklarından “en iyi” olarak tutulamazlar.

Maksimum iterasyon sayısı kadar çaprazlamaya devam edilir.

ρ : soğutma oranı iken;

$$T_{i+1} = (1 - \rho) * T_i \quad \text{Eş. (4.2)}$$

Soğutma oranı, Eş. 4.2’deki gibi hesaplanarak mevcut sıcaklık düşürülür. Son sıcaklığa gelince algoritma sonlandırılır. Bu aşamada elde edilen çözüm, aynı zamanda problemin de çözümünü vermektedir.

Kromozom yapıları oluşturulurken permutasyon kodlama kullanılmıştır. Kromozomun uzunluğu, talep noktası sayısı kadardır. m adet talep noktası uzunluğunda kromozoma n adet aday tesis varken, (n-1)’e kadar sayı ataması yapılır. Genlerin kromozomdaki pozisyonu (lokus) ağdaki düğümleri ifade ederken genlerin değerleri ise 0 ile (n-1) aralığında rassal olarak belirlenmiştir.

1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 11 12 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22 23 24 25

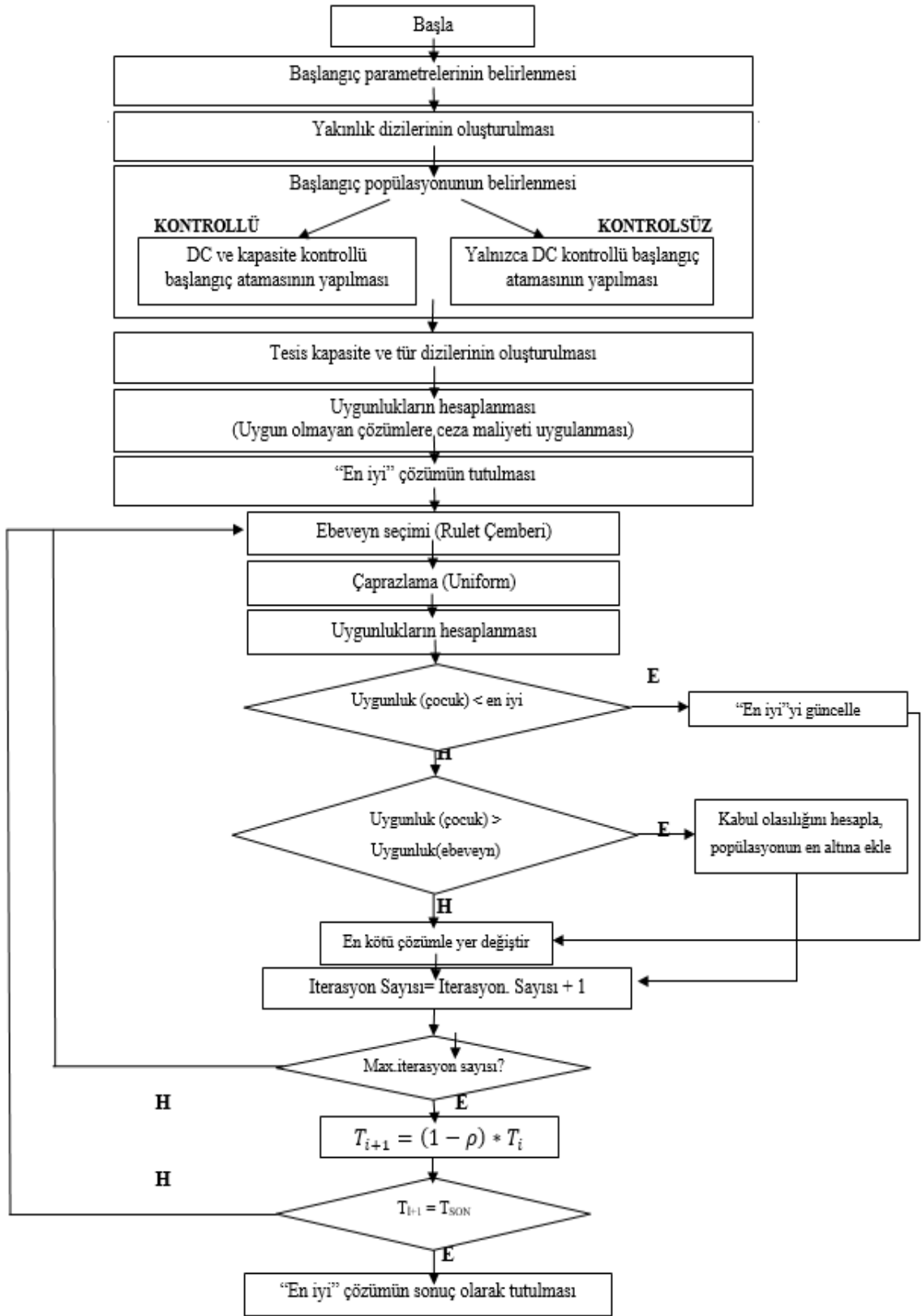
6	4	1	6	5	2	5	1	5	0	4	0	7	6	6	1	1	5	8	4	4	6	2	5	9	<i>Elektrik</i>
7	4	1	6	5	2	0	4	7	0	4	0	7	7	6	1	5	5	8	4	2	3	2	7	9	<i>Termal</i>
6	4	1	6	5	2	5	1	5	0	4	0	7	6	6	1	9	5	8	4	4	1	2	5	9	<i>Soğuk</i>

Şekil 3. Kromozom yapısı

Kromozom oluşturulurken üç ayrı enerji türü dikkate alındığından her bir enerji türü için farklı satırlar kullanılmıştır. Tesis kapasitesinin belirlenmesinde termal kapasite baskınken, tesis tipinin belirlenmesinde ise soğuk enerji atamaları belirleyicidir. Çaprazlama operatörü ise elektrik ve termal satırlarına uygulanmaktadır. Soğuk ataması ise elektrikle birlikte yapılır.

Açılacak tesislerin tipleri ve kapasiteleri algoritma boyunca her aşamada güncellenen ayrı dizilerde tutulmaktadır. Başlangıç popülasyonunun tamamı maksimum kapsama mesafesi kontrollü; belirli bir kısmı ise kapasite kontrollü olarak oluşturulmuştur. Algoritmanın başında belirlenen oran kadar başlangıç ataması, kapasite ve DC kontrollü yapılırken; bu oranın dışında kalan kısımda yalnızca DC kuralı dikkate alınır. Böylelikle, uygun olmayan çözümlerden gelecek çeşitlilikten çaprazlama ile faydalanmak mümkün olmaktadır. Çözüm uzayında daha fazla alan taranabilmektedir. Çaprazlama ile oluşan bireylerden, yine uygun olmayanlara “ceza maliyeti” uygulandığından, “En iyi” olarak tutulamazlar.

Uygulanan çözüm yönteminin akış şeması Şekil 4.'de verilmiştir.



Şekil 4. Sezgisel çözüm yönteminin akış şeması

4.2. Elde Edilen Sonuçlar

Başlangıç parametreleri kullanılarak uygulanan çözüm yöntemi ile elde edilen sonuçlar ile GAMS ile elde edilen sonuçların karşılaştırması Tablo 2'deki gibidir. Bu karşılaştırma, başlangıç parametreleri açısından değerlendirildiğinde, çözüm sonuçları üzerinde en etkin parametrenin popülasyon genişliği olduğu görülmüştür. Popülasyon genişliği değerinin küçük alınması, küçük boyutlu problemlerde daha iyi sonuç verirken, büyük boyutlu problemler için de bu durumun tersi olduğu yani popülasyon değerinin yüksek değerlerde alınmasının daha iyi sonuçlar verdiği görülmektedir. En yüksek iterasyon sayısı ile kontrollü birey yüzdesi de etkinlik olarak popülasyon genişliğinden sonra gelmektedir. Başlangıç ve son sıcaklıkların ise daha çok çözüm süresi üzerinde etkili oldukları görülmüştür.

Farklı parametreler kullanılarak elde edilen çözümlerde ortalama çözüm süresi en büyük boyutlu problemler için 7200 saniyeden 20 saniye gibi çok kısa bir süreye düşmüşse de amaç fonksiyonu değerleri kıyaslandığında çok etkin sonuçlara ulaşamadığı görülmüştür. GAMS ile elde edilen üst sınırlar ile yapılan karşılaştırmada yüzde fark olarak en düşük elde edilen sonuç; 30 adet talep noktası ve 12 adet aday tesis noktasının bulunduğu 2 no'lu problem için % 11.86'dır. Yüzde fark için ortalama değerler dikkate alındığında ise bu oran, 20 ila 30 talep noktalı problemlerde % 22-24'lerde iken; 35 ila 50 talep noktalı problemlerde %30-33'lere ve 100 adet talep noktası, 40 adet aday tesis noktası içeren en büyük boyutlu problemlerde ise %42'ye kadar yükseldiği görülmektedir.

Tablo 2. GA sonuçlarının GAMS sonuçları ile karşılaştırması

Prob. Boyutu	Prob. Sayısı	Ort. Dc	Üst Sınır Çözümleri için Ort.	Genetik Alg. Sonuçlar Ort.	Üst sınır ile G.A. Arasındaki (%) Farkın Ort,	GAMS ile Ort, Çözüm Süresi(sn)	G.A. İle Ort, Çözüm Süresi(sn)	G.A. ile optimali bulan çözüm sayısı (%5)
5-2	10	7	9,1544	9,1952	0,3641	0,03	0,08	10
10-4	10	6	17,6889	18,2318	3,0154	1,10	0,13	6
15-6	10	9	31,0463	34,5786	11,4389	447,11	0,17	2
20 - 8	7	6	33,7690	39,1051	14,6199	991,11	0,25	1
20 - 8*	3	9	35,5186	43,3600	22,1069	7200	10,2	0
25 - 10	5	5	33,7158	39,0927	13,6557	623,03	0,49	3
25 -10*	5	10	50,6272	62,7944	24,6159	7200	9,71	0
30 - 12	2	4	45,8398	53,5567	17,0512	67,57	0,58	0
30 - 12*	8	9	59,9696	73,5776	23,9545	7200	9,62	0
35 - 14	1	3	46,8610	55,4871	18,4078	1672	0,73	0
35 - 14*	9	8	62,5827	81,2724	30,0557	7200	10,19	0
40 - 16	1	3	74,0438	87,4167	18,0608	0,41	0,58	0
40 - 16*	9	6	67,6809	88,8781	31,3485	7200	10,34	0

50 - 20*	9	7	97,2610	129,0980	33,1938	7200	10,5	0
100-40*	8	7	183,7449	260,5308	41,9922	7200	19,3	0

Tablo 2’de görüldüğü gibi GAMS-CPLEX ile kabul edilebilir bir süre dahilinde optimum çözüm elde edilebilen problem setleri ile 7200 saniye içinde optimum çözüme ulaşamayan problem setleri “ * “ ile işaretlenmiştir.

Problem yapısından kaynaklı olarak milyon Euro biriminin kullanılması nedeniyle virgülden sonra dikkate alınan rakam sayısı fazla olduğundan Tablo 2’de en soldaki sütundaki değerler incelendiğinde; çözüm yöntemi ile elde edilen sonuçlar ile matematiksel modelin sonuçları arasındaki fark, virgülden sonrası için 0,05’den küçük olanlarda da 0 olarak kabul edilmiştir.

Tüm problem setlerine genetik algoritma ve tavlama benzetimi ile geliştirdiğimiz karma bir çözüm yöntemi uygulanmıştır. Elde ettiğimiz çözümler değerlendirildiğinde, 0.05 kabul payı ile farklı boyutlarda 22 adet problem tipinde optimuma ulaşabildiği ancak geri kalan 75 problem setinde problem boyutuna bağlı olarak artan bir hata oranıyla karşılaşıldığı görülmektedir. Tablo 3’de ise küçük boyutlu problemlerde elde edilen sonuçların her problem için ayrı ayrı sonuçları gösterilmiştir.

Tablo 3. Küçük boyutlu problem setleri için GA sonuçları

Problem Boyutu	Kapsama Mesafesi	A.F.değeri (Optimal)	CPU (GAMS)	G.A.değeri (Parametre 16)	(%) Hata Payı	CPU (G.A.)
5-2-1	4	10,0540	0,02	10,0540	0,000	0,18
5-2-2	5	4,7708	0,02	4,7708	0,000	0,12
5-2-3	10	8,4623	0,04	8,4799	0,208	0,08
5-2-4	2	1,9050	0,02	1,9050	0,002	0,09
5-2-5	4	7,8970	0,01	7,8970	0,000	0,02
5-2-6	8	12,3140	0,02	12,3140	0,000	0,02
5-2-7	11	13,3032	0,03	13,3032	0,000	0,08
5-2-8	10	8,7418	0,02	8,7418	0,000	0,09
5-2-9	11	12,7198	0,03	12,7206	0,006	0,06
5-2-10	8	11,3759	0,09	11,7656	3,426	0,08
ORT	7	9,1544	0,03	9,1952	0,364	0,08
10-4-1	2	6,4193	0,02	6,4193	0,000	0,18
10-4-2	10	24,2602	6,04	24,6970	1,800	0,15
10-4-3	8	23,2698	0,19	23,6735	1,735	0,05
10-4-4	7	24,1741	0,10	24,7675	2,455	0,10

10-4-5	5	16,9133	0,06	17,2313	1,880	0,13
10-4-6	2	5,3059	0,03	5,4057	1,881	0,19
10-4-7	7	18,4555	0,07	19,5922	6,156	0,17
10-4-8	7	15,1809	0,03	16,4807	8,562	0,15
10-4-9	9	20,0355	4,44	21,1563	5,594	0,05
10-4-10	6	22,8744	0,03	22,8944	0,087	0,17
ORT	6	17,6889	1,10	18,2318	3,015	0,13

5. TARTIŞMA

DESlerden maksimum faydanın sağlanabilmesi adına enerji üretim ünitelerinin optimal yerleşimi en az enerji üretim teknolojilerinin optimal kombinasyonu kadar önemlidir. Bu bağlamda üretim istasyonu lokasyon tespiti ağı tasarımı önemli rol oynamaktadır. Aynı zamanda sadece üretim birimi değil enerji dağıtım ağının tasarımının da optimizasyonu önemlidir. Özellikle tüm DES sistem maliyetinin neredeyse yarısı boru hattı ile ilgili maliyetlerden oluştuğundan, önerilen modelde de üretim birimi ve talep noktası arası mesafenin sınırlandırıldığı bir yaklaşım benimsenmiştir.

Bu çalışmada (Yeşim Ok, 2016) tarafından önerilen Azami Kapsama Mesafesi Eklemeli Kapasiteli Sabit Maliyetli Tesis Yer Seçimi Modeline alternatif olarak; Genetik Algoritma ile Tavlama Benzetiminin bir arada kullanıldığı bir çözüm yöntemi önerilmiştir. Bu önerinin temelinde optimizasyon temelli çözüm yöntemleri ile çözüm sürelerinin uzunluğundan kaynaklı sıkıntılarının giderilmesi ve çok daha kısa çözüm süresinde optimuma yakın çözümler elde edilmesi amaçlanmıştır.

Ancak elde edilen sonuçlar incelendiğinde; geliştirilen sezgisel yönteminin, çözüm süresini 7200 saniyeden ortalama 20 saniyeye düşürdüğü görülmüşse de elde edilen sonuçların GAMS ile elde edilen sonuçlara kıyasla etkin olmadığı toplamda 97 problem seti arasından ancak 22 adetinde 0,05'lik kabul payıyla optimal sonucun elde edilebildiği görülmüştür.

Sonuç olarak; matematiksel modelin uygulama alanına farklı bir yaklaşım getirdiği ve problemin stratejik karar içeren bir yapıda olduğu düşünülerek GAMS ile büyük boyutlu problemlerin 7200 saniyeden daha uzun bir süre çalıştırıldığında geleneksel model ile daha etkin çözümlere ulaşılabileceği sonucuna ulaşılmıştır.

YAZAR KATKILARI

Bu çalışma, Prof. Dr. Mehmet Atak'ın danışmanlığında Yeşim OK tarafından 2016 yılında Gazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Endüstri Mühendisliği ABD de yapılan Doktora tezi (Yeşim Ok, 2016) çalışmasının bir kısmını içermektedir.

KAYNAKLAR

1. Clarke, F., Dorneanu, B., Mechleri, E., & Arellano-Garcia, H. (2021). Optimal design of heating and cooling pipeline networks for residential distributed energy resource systems. *Energy*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544221016789>
2. Egberts, P., Tümer, C., Loh, K., & Octaviano, R. (2020). Challenges in heat network design optimization. *Energy*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360544220307957>

3. Holland, J. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence*. Retrieved from [https://books.google.com/books?hl=tr&lr=&id=5EgGaBkwvWcC&oi=fnd&pg=PR7&dq=Holland,+J.H.+\(1975\).+Adaptation+in+natural+and+artificial+systems:+an+introductory+analysis+with+applications+to+biology,+control,+and+artificial+intelligence+&ots=mKgj-ZMjpi&sig=_](https://books.google.com/books?hl=tr&lr=&id=5EgGaBkwvWcC&oi=fnd&pg=PR7&dq=Holland,+J.H.+(1975).+Adaptation+in+natural+and+artificial+systems:+an+introductory+analysis+with+applications+to+biology,+control,+and+artificial+intelligence+&ots=mKgj-ZMjpi&sig=_)
4. Li, H., & Svendsen, S. (2013). District heating network design and configuration optimization with genetic algorithm. *Journal of Sustainable Development of Energy*, 1(4), 291–303. doi:10.13044/j.sdewes.2013.01.0022
5. Luz-Silveira, J., Beyene, A., Leal, E., & Santana, J. (2002). Thermo-economic analysis of a cogeneration system of a university campus. *Applied Thermal Engineering*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1359431102000649>
6. Obara, S. (2007). Equipment arrangement planning of a fuel cell energy network optimized for cost minimization. *Renewable Energy*, 32(3), 382–406. doi:10.1016/J.RENENE.2006.02.012
7. Ok, Y., & Atak, M. (2018). Allocation of distributed energy systems at district-scale over wide areas for sustainable urban planning with a MILP model. *Mathematical Problems in Engineering*. Retrieved from <https://www.hindawi.com/journals/mpe/2018/4208415/abs/>
8. Ok, Yeşim. (2016). *The Network Design For District-Scale Distributed Energy Generation Systems Based On Coverage Distance (Bölge-ölçekli dağıtık enerji üretim sistemleri için kapsama mesafesi temelli ağ tasarımı)*. Gazi University. Retrieved from <https://acikbilim.yok.gov.tr/handle/20.500.12812/298153>
9. Sameti, M., & Haghghat, F. (2017). Optimization approaches in district heating and cooling thermal network. *Energy and Buildings*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0378778816312245>
10. Yang, Y., Zhang, S., & Xiao, Y. (2015). An MILP (mixed integer linear programming) model for optimal design of district-scale distributed energy resource systems. *Energy*. Retrieved from <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S036054421500907X>