



T.C.
SELÇUK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**METASEZGİSEL ALGORİTMALAR
KULLANILARAK ELEKTRİK GÜÇ
SİSTEMLERİNİN OPTİMİZASYONU**

Mehmet Fatih TEFEK

DOKTORA TEZİ

Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı

Mart-2019
KONYA
Her Hakkı Saklıdır

TEZ KABUL VE ONAYI

Mehmet Fatih TEFEK tarafından hazırlanan "Metasezgisel Algoritmalar Kullanılarak Elektrik Güç Sistemlerinin Optimizasyonu" adlı tez çalışması 01/03/2019 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından oy birliği ile Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı'nda DOKTORA TEZİ olarak kabul edilmiştir.

Jüri Üyeleri

Başkan
Prof. Dr. Mehmet ÇUNKAŞ


Danışman
Prof. Dr. Harun UĞUZ

Üye
Doç. Dr. Halife KODAZ

Üye
Dr. Öğr. Üyesi Ömer Kaan BAYKAN

Üye
Dr. Öğr. Üyesi Tahir SAĞ

İmza











Yukarıdaki sonucu onaylarım.


Prof. Dr. Mustafa YILMAZ
FBE Müdürü

TEZ BİLDİRİMİ

Bu tezdeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edildiğini ve tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atf yapıldığını bildiririm.

DECLARATION PAGE

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.



Mehmet Fatih TEFEK

Tarih: 01/03/2019

ÖZET

DOKTORA TEZİ

METASEZGİSEL ALGORİTMALAR KULLANILARAK ELEKTRİK GÜÇ SİSTEMLERİNİN OPTİMİZASYONU

Mehmet Fatih TEFEK

**Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı**

Danışman: Prof. Dr. Harun UĞUZ

2019, 103 Sayfa

Jüri

Prof. Dr. Harun UĞUZ

Prof. Dr. Mehmet ÇUNKAŞ

Doç. Dr. Halife KODAZ

Dr. Öğr. Üyesi Ömer Kaan BAYKAN

Dr. Öğr. Üyesi Tahir SAĞ

Bu çalışmada güç sistemleri optimizasyonu için metasezgisel algoritmalar temelli Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA) ile Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon (ÖÖTO) algoritmasının birleştirilmesi ile yeni bir Hibrit Yerçekimi arama-Öğretme-öğrenme temelli HYÖ yöntemi tasarlanmıştır. Tasarlanan HYÖ yönteminde global arama ve lokal arama olmak üzere arama uzayı iki kısma ayırmaktadır. Birinci kısımda ilk arama uzayında etkili global arama yapan YÇAA ile arama yapılmakta ve ikinci arama uzayı oluşturulmaktadır. İkinci kısımda ise, ikinci arama uzayında daha az parametre içeren ve etkili hesaplama yapan ÖÖTO ile lokal arama bölgesinde optimum sonuç aranmaktadır. Kısıtlı optimizasyon problemlerinin çözümü amacıyla tasarlanan HYÖ yöntemi modifiye edilerek MHYÖ yöntemi geliştirilmiştir. Tez kapsamında standart test fonksiyonları, enerji talep tahmini (ETT) ve bara test güç sistemleri ekonomik dağıtım problemleri çözümü olmak üzere 3 konu üzerine odaklanılmıştır. Tasarlanan yöntem deneysel çalışma amaçlı ilk olarak standart test fonksiyonları ile test edilmiştir. İkinci olarak ülkelerin güç sistemi planlamasında önemli rolü olan ETT için modeller geliştirilmiş ve Türkiye'nin 2030 yılına kadarki ETT yapılmıştır. ETT için literatürdeki çalışmalar ile karşılaştırmalar yapılmıştır. Üçüncü olarak gerçek dünya problemi olan elektrik güç sistemleri optimizasyonu için çeşitli test güç sistemleri olan IEEE-30, IEEE-57, Türkiye 22 baralı test güç sistemi ve Türkiye Rüzgâr-Termik 19 bara test güç sistemi ile minimum maliyet analizi yapılmıştır ve sonuçlar literatürdeki çalışmalarla kıyaslanmıştır. Deneysel çalışmalarda tasarlanan HYÖ yönteminin standart test fonksiyon sonuçlarının başarılı olduğu ve tasarlanan yöntemin geçerli olduğu anlamlılık ve performans analizi ile karşılaştırmalı olarak gösterilmiştir. ETT için tasarlanan hibrit yöntemin standart YÇAA ve ÖÖTO yöntemlerinden daha tutarlı ve güvenilir tahminler yaptığı istatistiksel ve literatürle kıyaslamalı olarak verilmiştir. Aynı şekilde güç sistemleri ile yapılan çalışmalarda tasarlanan HYÖ ve geliştirilen MHYÖ yönteminin tutarlı, hızlı ve etkili çözümler ürettiği gösterilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Enerji talep tahmini, güç sistemleri optimizasyonu, hibrit optimizasyon yöntemleri, öğretim-öğrenme temelli optimizasyon algoritması, yerçekimi arama algoritması.

ABSTRACT

Ph.D THESIS

OPTIMIZATION OF ELECTRIC POWER SYSTEMS BY USING METAHEURISTIC ALGORITHMS

Mehmet Fatih TEFEK

**THE GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCE OF
SELÇUK UNIVERSITY
THE DEGREE OF DOCTOR OF PHILOSOPHY
IN COMPUTER ENGINEERING**

Advisor: Prof. Dr. Harun UĞUZ

2019, 103 Pages

Jury

Prof. Dr. Harun UĞUZ

Prof. Dr. Mehmet ÇUNKAŞ

Assoc. Prof. Dr. Halife KODAZ

Asst. Prof. Dr. Ömer Kaan BAYKAN

Asst. Prof. Dr. Tahir SAĞ

In this study, a new Hybrid Gravity Search-Teaching-Learning-Based (HGT) method was designed by combining metaheuristic algorithms based Gravitational Search Algorithm (GSA) and Teaching-Learning-based Optimization (TLBO) algorithms for power system optimization. In the proposed (HGT) method, the search space is divided into two parts: global search and local search. In the first part, a search is performed with the GSA, which performs an effective global search in the first search space, and the second search space is formed. In the second part, TLBO provides an optimum result in the local search area, which contains less parameters in the second search space and makes an effective calculation. The HGT method, which was designed to solve the constrained optimization problems, was modified and the MHGT method was developed. Within the scope of the thesis, three main topics focused on are: benchmark test functions, energy demand estimation (EDE), and power test systems economic dispatch problems solution. The designed method was first tested using benchmark test functions for experimental purposes. Secondly, models were developed for EDE which has an important role in the planning of power systems of countries. Then Turkey's EDE until 2030 was revealed. Comparisons were made with literature studies for EDE. Thirdly, minimum cost analysis was performed with IEEE-30, IEEE-57, Turkey 22 bus power test system, and Turkey Wind-Thermal 19 busbar testing power system, which are various testing power systems for the optimization of electrical power systems which are the real world problem and the results were compared with the studies in the literature. It was shown that the benchmark test function results of the HGT method designed in experimental studies were successful and the fact that this method is valid was proved through significance and performance analysis comparatively. The fact that Hybrid method designed for EDE performs more consistent and reliable estimations than the standard GSA and TLBO methods was shown statistically and comparatively with the literature. In addition, it was revealed that the designed HGT and developed MHGT method in the studies with power systems produce consistent, fast and effective solutions.

Keywords: Energy demand estimation, gravitational search algorithm, hybrid optimization methods, power systems optimization, teaching-learning based optimization algorithm.

ÖNSÖZ

Bu çalışmanın yürütülmesi sırasında yardım ve desteğini esirgemeyen değerli hocam ve danışmanım Prof. Dr. Harun UĞUZ'a, tez izleme komitemde yer alan ve değerli katkılarıyla çalışmalarına destek veren hocalarım Prof. Dr. Mehmet ÇUNKAŞ'a ve Dr. Öğr. Üyesi Ömer Kaan BAYKAN'a, ayrıca doktora tez savunmamda yer alan Sayın Doç. Dr. Halife KODAZ ve Dr. Öğr. Üyesi Tahir SAĞ hocalarıma eleştirileri, incelemeleri ve düzeltmeleri için teşekkürlerimi sunarım.

Yoğun çalışmalarım esnasında gösterdikleri sabır, anlayış ve maddi-manevi desteklerinden dolayı aileme, eşim Fatma AK TEFEK'e ve oğullarım Yusuf Berat TEFEK'e ve Mehmet Berk TEFEK'e sonsuz teşekkür ederim.

Mehmet Fatih TEFEK
KONYA-2019

İÇİNDEKİLER

ÖZET	iv
ABSTRACT	v
ÖNSÖZ	vi
İÇİNDEKİLER	vii
SİMGELER VE KISALTMALAR	ix
1. GİRİŞ	1
1.1. Optimizasyon	2
1.2. Metasezgisel Algoritmalar	4
1.3. Tezin Amaç ve Önemi	5
1.4. Tezin Organizasyonu	6
2. KAYNAK ARAŞTIRMASI	8
2.1. Klasik Optimizasyon Yöntemleri ile Yapılan Elektrik Güç Sistemleri Optimizasyonu	9
2.2. Metasezgisel Algoritmalar ile Yapılan Elektrik Güç Sistemleri Optimizasyonu	10
2.3. Türkiye Enerji Talep Tahmini için Yapılan Çalışmalar	15
3. MATERYAL VE YÖNTEM	19
3.1. Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA).....	19
3.2. Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon Algoritması (ÖÖTO).....	23
3.3. Standart Test Fonksiyonları	28
3.4. Türkiye Enerji Talep Tahmini (ETT)	29
3.5. Elektrik Güç Sistemleri Optimizasyonu	32
3.5.1. Optimum güç akış problemi	33
3.5.2. Ekonomik dağıtım problemi (EDP).....	35
3.5.3. IEEE bara test güç sistemleri	37
3.5.4. Türkiye 22 baralı test sistemi.....	40
3.6. Rüzgâr-Termik Hibrit Güç Sistemleri Optimizasyonu	41
3.6.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi ve rüzgâr bara sistemi.....	42
3.6.2. Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi.....	44
4. TASARLANAN HİBRİT YERÇEKİMİ ARAMA-ÖĞRETME-ÖĞRENME TEMELLİ YÖNTEM	45
4.1. Tasarlanan Hibrit Yerçekimi Arama-Öğretme-Öğrenme Temelli Yöntemin Sözde Kodu.....	49
4.2. Tasarlanan Hibrit Yerçekimi Arama-Öğretme-Öğrenme Temelli Yöntemin Akış Diyagramı.....	52

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA.....	53
5.1 Standart Test Fonksiyonları Deneysel Çalışmaları.....	53
5.2. Türkiye Enerji Talep Tahmini (ETT) Sonuçları	62
5.2.1. ETT için senaryoların oluşturulması.....	65
5.2.2. 2015 ile 2030 yılları arası ETT sonuçları ve karşılaştırması	67
5.3. Elektrik Güç Sistemleri Deneysel Çalışmaları	72
5.3.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi EDP çözümü.....	73
5.3.2. IEEE-57 baralı test güç sistemi EDP çözümü.....	74
5.3.3. Türkiye 22 baralı test güç sistemi EDP çözümü	76
5.4. Rüzgâr-Termik Hibrit Güç Sistemleri Deneysel Çalışmaları	78
5.4.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi ve rüzgâr bara sistemi EDP çözümü	78
5.4.2. Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi EDP çözümü	81
6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER	88
6.1. Sonuçlar	88
6.2. Öneriler	90
KAYNAKLAR	92
EKLER	99
ÖZGEÇMİŞ	101

SİMGELER VE KISALTMALAR

Simgeler

$\$/sa$: 1 saatlik sürede 1 dolarlık (\$) yakıt maliyeti
MW	: Mega Watt
GW	: Giga Watt
TW _{sa}	: Tera Watt Saat
F_{cost}	: Yakıt Maliyet Fonksiyonu
R^2	: Kolerasyon Katsayısı

Kısaltmalar

AEES	: Amerikan Elektrik Enerjisi Sistemi
ABA	: Ateş Böceği Algoritması
BT	: Benzetilmiş Tavlama Optimizasyon Tekniği (Simulated Annealing (SA))
DGA	: Diferansiyel Gelişim Algoritması
EDP	: Ekonomik Dağıtım Problem
EP	: Evrimsel Programlama
ETKB	: Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı
ETT	: Enerji Talep Tahmini
FFA-ACO	: Hibrit Ateş Böceği Arama-Karınca Koloni Arama Algoritması
GA	: Genetik Algoritma
GSYH	: Gayri Safi Yurtiçi Hasıla
HYAA	: Hibrit Yapay Alg Algoritması
IEEE	: Elektrik ve Elektronik Mühendisleri Enstitüsü (The Institute of Electrical and Electronics Engineers)
KKA	: Karınca Koloni Algoritması
MAPE	: Ortalama Mutlak Yüzde Hata
MTEP	: Milyon Ton Eşdeğer Petrol
N/A	: Uygulanabilir Değil, Hesaplanamaz (Not Applicable)
ÖÖTO	: Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon Algoritması (Teaching-Learning Based Optimization (TLBO))
RMSE	: Kök Ortalama Kare Hata Toplamı
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması
SFLA	: Shuffle Frog Leaping Algorithm (Kurbağa Sıçrayan Algoritması (KSA))
TAA	: Tabu Araştırma Algoritması
TCKB	: Türkiye Cumhuriyeti Kalkınma Bakanlığı
TEİAŞ	: Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi
TÜİK	: Türkiye İstatistik Kurumu
YAA	: Yapay Alg Algoritması (Artificial Alg Algorithm (AAA))
YAK	: Yapay Arı Koloni Algoritması (Artificial Bee Colony (ABC))
YÇAA	: Yerçekimi Arama Algoritması

1. GİRİŞ

Enerji, ülkelerin kalkınmasında en önemli araç ve insan hayatında önemli rolü olan bir gereksinimdir. Enerji kaynakları içerisinde elektrik enerjisi insanoğlunun vazgeçilmez enerji türüdür. Nüfus arttıkça, ekonomiler geliştikçe ve mekanik cihazlardan elektronik cihazlara geçişle birlikte elektrik enerjisine olan bağımlılık ve buna bağlı olarak elektrik enerjisi tüketimi günden güne artmaktadır. Elektrik enerjisi tüketimini karşılayabilmek için üretim birimleri olan elektrik güç sistemleri belirli bir düzen ve plan dahilinde üretim yapması gerekmektedir. Aynı zamanda doğru, etkili ve güvenli enerji talep tahmini yapmak da ülkelerin enerji ve ekonomik kaynaklarının yönetimi için gereklidir.

Elektrik enerjisi, elektrik üretim birimlerinden iletim sistemleri ve dağıtım sistemleri vasıtasıyla kullanıcıya ulaştırılmaktadır. Elektrik güç sistemleri, enerji iletiminde sürekliliği, kararlılığı ve güvenilirliği sağlayabilmek amacıyla tasarlanmaktadır (Willis ve Scott, 2000). Bu nedenle elektrik güç sistemlerinde optimal güç akışı ve ekonomik dağıtımın hızlı, etkili, kararlı ve güvenilir olması önem kazanmaktadır.

Elektrik güç sistemleri güç akış analizi ve ekonomik dağıtım problemi çözümünde klasik optimizasyon yöntemleri olan Newton-Rapshon, Gauss-Sheild, Quadratik programlama teknikleri kullanılmaktadır (Treece, 1969; Alsac ve Stott, 1974; Chowdhury ve Rahman, 1990). Fakat güç sistemleri optimizasyonunda, büyük ölçekli güç sistemleri için klasik Newton-Rapshon, Gauss-Sheild, Quadratik programlama teknikleri hem uzun çalışma zamanında hem de optimum sonuçtan daha uzak bir değerde hesaplamalar yapmaktadır (Abido, 2002b; Mahor ve ark., 2009). Güç sistemleri karmaşıktıkça yerel minimum değerler artmakta ve klasik optimizasyon yöntemleri çözüm bulmada zorlanmaktadır (Gonsalves, 2015). Elektrik güç sistemleri optimizasyonu, gerçek bir dünya problemi olup yüksek oranda doğrusal olmama, yüksek boyutsalı ve özellikle ayrıştırılamayan ve çok fazla yerel ekstremum çözüm nedeniyle çözümü zor olan büyük ölçekli global optimizasyon problemleri olarak tanımlanmaktadır (Abido, 2002b; Victoire ve Jeyakumar, 2004). Bundan dolayı güç sistemleri optimizasyonu amacıyla optimal güç akışı ve ekonomik dağıtım probleminin çözümü için modern optimizasyon teknikleri işe koşulmaktadır. Modern optimizasyon tekniklerinden olan metasezgisel algoritmalar elektrik güç sistemleri problemlerinin etkili, verimli, doğru ve güvenilir çözümleri için kullanılmaktadır. Bu bağlamda optimizasyon ve metasezgisel algoritmalar tanımları aşağıdaki gibi verilmiştir.

1.1. Optimizasyon

Kelime manası “mümkün olan en iyi duruma getirme” (TDK, 2019) olarak tanımlanan optimizasyonun amacı, belirli bir maliyet fonksiyonu için en uygun değeri bulmaktır. Maliyet fonksiyonu ve sınırlamalar Denklem 1.1’deki gibi matematiksel formda verilmiştir (Karaboğa, 2011).

$$f(x) = f(x_0, x_1, \dots, x_i, \dots, x_n) \quad (1.1)$$

Denklem 1.1’de n değişkenli bir maliyet fonksiyonu olan $f(x)$ tanımlanmış ve burada x_i , i . parametrenin değerini göstermektedir. p tane eşitlik kısıtlamaları Denklem 1.2’de, m tane eşitsizlik kısıtlamaları ise Denklem 1.3’te verilmiştir.

$$h_j(x) = h_j(x_0, x_1, \dots, x_n) = 0, \quad 1 \leq j \leq p \quad (1.2)$$

$$g_j(x) = g_j(x_0, x_1, \dots, x_n) \leq 0, \quad 1 \leq i \leq m \quad (1.3)$$

Denklem 1.1’deki maliyet fonksiyonu, Denklem 1.2 ve Denklem 1.3’teki sınırlamalar altında mümkün tüm çözümlerin oluşturduğu bölge, araştırma yapılacak en uygun (feasible) çözüm bölgesi olarak tanımlanmaktadır (Karaboğa, 2011). Eğer optimizasyon probleminin amaç fonksiyonu Denklem 1.2 ve Denklem 1.3’teki kısıtlar altında en küçük yapılacak ise minimizasyon veya en büyük yapılacak maksimizasyon problemi olarak tanımlanmaktadır. Örneğin amaç fonksiyonu bir birim zarar için minimizasyon, bir birim kar içinse maksimizasyon problemi olarak belirlenir. Maliyet fonksiyonları, kullanıldığı uygulamaya bağlı olarak oldukça karmaşık olabilir, sürekli olarak yeni bir optimum değer elde etmek gerekebilir ve bunlar farklı sayıda parametre (veya karar değişkenleri) sunabilir. Eğer maliyet fonksiyonlarının yerel minimumları varsa, optimum değer arayışı daha karmaşık hale gelir.

$f(x)$ maliyet fonksiyonu, Denklem 1.4’teki gibi çok küçük bir pozitif ve negatif h değerleri için sağlanıyorsa bu fonksiyon x_i ’de yerel (lokal) minimuma sahiptir. Aynı durum Denklem 1.5 için sağlanıyorsa $f(x_i)$, x_i noktasında yerel maksimuma sahiptir.

$$f(x_i) \leq f(x_i + h) \quad (1.4)$$

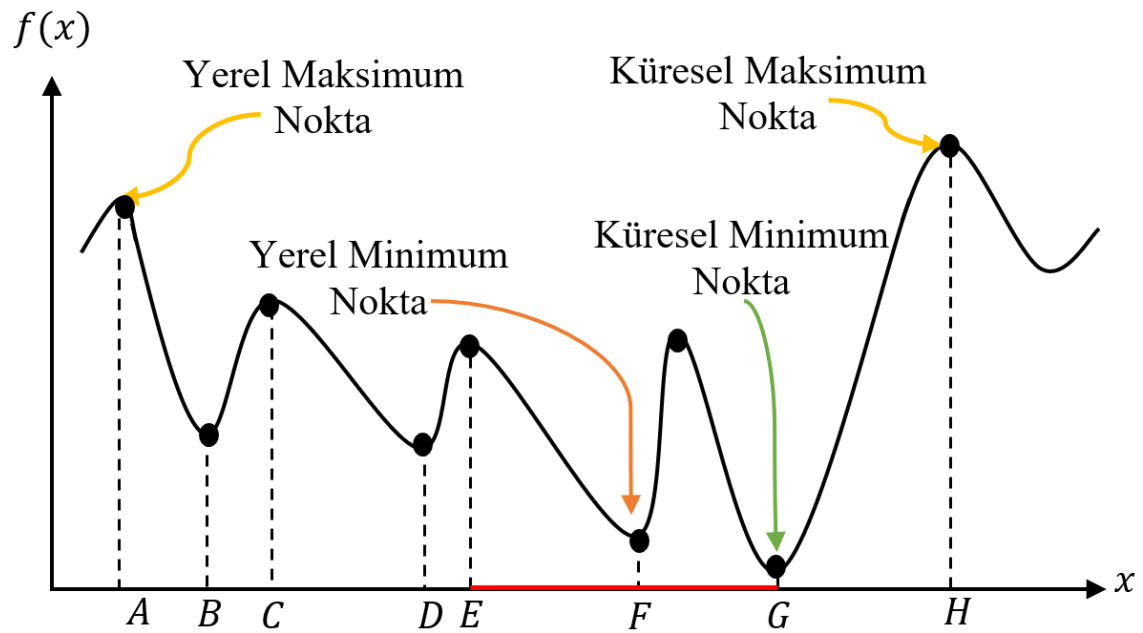
$$f(x_i) \geq f(x_i + h) \quad (1.5)$$

$f(x)$ maliyet fonksiyonu, tanımlı olduğu bölgede bütün x değerleri için Denklem 1.6 sağlanıyorsa $f(x)$ fonksiyonu x_i 'de küresel (global) minimum değere sahiptir. Aynı şekilde Denklem 1.7 sağlanıyorsa bu noktada küresel maksimum değere sahiptir.

$$f(x_i) \leq f(x) \quad (1.6)$$

$$f(x_i) \geq f(x) \quad (1.7)$$

Şekil 1.1'de $f(x)$ maliyet fonksiyonu için yerel (lokal) minimum ve küresel (global) minimum noktalar ile yerel maksimum ve global maksimum noktalar gösterilmiştir.



Şekil 1.1. $f(x)$ fonksiyonu yerel (lokal) ve küresel (global) optimum noktaları

Şekil 1.1'de A noktasında yerel maksimum değeri, F noktasında yerel minimum değeri, G noktasında küresel minimum değeri, H noktasında ise küresel maksimum değeri gösterilmiştir. E ve G noktaları (E, G) arasındaki kırmızı çizgi ise çözüme ait komşu değerler olarak gösterilmiştir.

Optimizasyon problemleri çözümü klasik ve modern yöntemler olmak üzere iki ana başlıkta incelenmektedir. Klasik yöntemler, belli bir matematik hesaplama yöntemine dayalı, kesin sonuca ulaşan (tahmini veya olasılığa dayalı olmayan, belirsizlik içermeyen) deterministik yöntemlerdir. Bir fonksiyonun en uygun değerini elde etmek için deterministik yöntemler uygulandığında, ele alınan problemin analitik özellikleri göz önünde bulundurularak, global optimum değere eğilimli bir nokta dizisi oluşturulur.

Başka bir deyişle, optimum arayışı, genellikle fonksiyonun derecesine bağlı olarak doğrusal cebir problemi olarak ele alınır. Deterministik yöntemler uygulandığında, elde edilen sonuçlar kesin ve tekrarlanabilir niteliktedir. Problem boyutunun artması, problemlerin karmaşıklaşması ve yerel ekstremum noktaların artması nedeniyle klasik yöntemler optimizasyon problemlerinin çözümünde yeterli başarıyı sağlayamamaktadır. Bu olumsuzluklardan dolayı modern optimizasyon yöntemleri işe koşulmaktadır. Modern optimizasyon yöntemleri rastgeleliğe sahip olan, optimum çözümü garanti etmese bile optimum çözüme yakın değerler ile kaliteli çözümler bulan sezgisel optimizasyon algoritmalarıdır.

1.2. Metasezgisel Algoritmalar

İnsanoğlu var olduğundan beri problemleri çözebilmek amacıyla deneme-yanılma, öğrenme-öğretme faaliyetleri, deneyimleri ve sezgilerini de kullanmaktadır. Doğada var olan sistemleri ve olayları esas alarak oluşturulan optimizasyon yöntemlerine sezgisel yöntem veya yapay zeka yöntemi gibi çeşitli isimler verilmektedir (Karaboğa, 2011). Sezgisel optimizasyon algoritmalarını geliştirmek için bir dizi kural veya üst strateji sağlayan, problem seviyesinden bağımsız, çözüm uzayında daha etkili arama yapabilen ve bu amaçla sezgisel yöntemleri sentezleyebilen metasezgisel algoritmalar kavramını ilk olarak Glover (1986) çalışmasında tanımlamıştır (Glover ve Laguna, 1997).

Metasezgisel algoritmalar zorlu optimizasyon problemlerine yönelik kaliteli çözümleri makul bir sürede bulabilir, ancak optimum çözümlere ulaşılacağına garanti yoktur. Metasezgisel algoritmalarda optimum ya da optimum sonuca yakın çözümleri bulmak için arama uzayını etkili, verimli ve hızlı arama temel amaçtır. Bunun için var olan en iyi çözüm bilgisini kullanarak yerel (lokal) arama bölgesinde yoğunlaştırmaya (intensification) veya sömürmeye (exploitation), küresel (global) arama bölgesinde ise çözümler üreterek çeşitlendirmeye (diversification) veya bu çeşitli çözümler içinde keşfetmeye (exploration) çalışmak metasezgisel algoritmalar için iki temel bileşendir (Blum ve Roli, 2003). Metasezgisel algoritmalarda yakınsama oranını iyileştirmek için en iyi çözümlerin seçiminde yoğunlaşma ve çeşitlendirme arasında iyi bir denge bulunmalıdır. En iyinin seçimi, çözümlerin optimum değerlere yaklaşmasını sağlarken, rastgeleleştirme yoluyla çeşitlendirmenin arama bölgesinde yerel optimumdan uzaklaşmasına izin verir ve aynı zamanda çözüm çeşitliliğini artırır. Bu durumun faydası küresel optimum sonuca yaklaşmayı veya ulaşmayı sağlamasıdır (Yang, 2010).

Metasezgisel algoritmalar optimum çözümü sağlamak için yerel komşuluk tabanlı ve popülasyon tabanlı olmak üzere iki temel başlık altında sınıflandırılırlar (Thierens, 2004). Yerel komşuluk tabanlı metasezgisel algoritmalar rastgele oluşturulan başlangıç çözümlerinin komşuluk değerlerini değerlendirerek var olan çözümleri geliştirmeyi amaç edinirler. Bu şekilde tek bir çözümün komşuluk değerlerini keşfederek daha iyi çözümler bulmaya çalışırlar. Tabu Arama Algoritması (TAA) ve Benzetilmiş Tavlama (BT) algoritması yerel komşuluk tabanlı metasezgisel algoritmalarla örnek olarak verilebilir. Popülasyon tabanlı metasezgisel algoritmalar ise tek bir çözümün yerine aynı anda birden fazla çözüm kümesi içinden problemin amaç fonksiyonuna (minimizasyon-maksimizasyon) uygun olarak en iyi olanı seçerek çözümleri geliştirmeye çalışırlar. Bu şekilde, her bir iterasyonda çözüm uzayında en iyi olan çözümün seçilmesi sağlanır. Popülasyon tabanlı metasezgisel algoritmalarla, Genetik Algoritma (GA), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO), Arı Koloni Algoritması (YAK), Diferansiyel Gelişim Algoritması (DGA), Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA), Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon (ÖÖTO) vb. algoritmaları örnek olarak verilebilir.

1.3. Tezin Amaç ve Önemi

Elektrik enerjisinin üretimi, iletimi ve dağıtımı oldukça kapsamlıdır. Bununla birlikte her aşaması verimlilik ve maliyet açısından kontrol edilmektedir. Elektrik enerjisinin üretim, iletim ve dağıtım aşamaları tüketilen enerji miktarına göre üretilmesi gereken elektrik enerjisi miktarı ve üretim kapasitelerine göre anlık üretilmesi gereken değerleri bunun yanı sıra tüm sistem içerisinde her bir santralin en uygun (optimum) değerlerinin tespit edilmesi gibi çok sayıda işlem elektrik güç sistemleri yazılımları tarafından yapılmaktadır. Elektrik güç sistemleri yazılımlarında ise literatürde klasik optimizasyon teknikleri (Happ ve Wirgau, 1981; Momoh ve ark., 1999) ile çözüm yerini metasezgisel optimizasyon algoritmaları ile çözüme bırakmıştır (Abido, 2002b).

Bu çalışmada, metasezgisel optimizasyon algoritmalarından olan Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA) ile Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon (ÖÖTO) algoritması birleştirilerek güçlü arama ile lokal minimumdan kaçınan ve global minimumu bulmaya çalışan yeni bir hibrit Yerçekimi Arama- Öğretme-Öğrenme Temelli (HYÖ) yöntem tasarlanması amaçlanmıştır. YÇAA ile global arama bölgesinde çözüm çeşitliliği içerisinde en uygun çözümlerin keşfedilmesi, ÖÖTO ile yerel (lokal) arama bölgesinde yoğunlaşmak için bu algoritmalar seçilmiştir. YÇAA global arama başarısına

rağmen çözüm hassasiyetinde geliştirmeler yapılması gerekliliği, ÖÖTO'nun ise erken yakınsayabilmesi, nispeten düşük yerel arama yeteneği gibi güçsüz yanları olmasının yanı sıra büyük ölçekli problemlerin çözümünde başarı sağlaması gibi güçlü yanlarının olması (Cui ve ark., 2017) bu tez çalışmasında YCAA ve ÖÖTO'nun tercih edilmesinin diğer bir nedenidir.

Gerçek dünya problemlerinden olan Türkiye enerji talep tahmini ve elektrik güç sistemleri optimizasyonu için tasarlanan yöntem ile probleme odaklı çözümler geliştirilmesi diğer bir amaçtır. Literatürde YCAA ve ÖÖTO ile ayrı ayrı yapılan hibrit yöntemler mevcuttur, fakat özgün bir hibrit yöntemin oluşturulması ve bu iki algoritmanın hibritleştirilmesi ilk defa bu çalışmada yapılmıştır. Aynı zamanda hibrit yöntemin mantığı sözde kodlar ve akış diyagramlarıyla teorik olarak anlatılmıştır. Standart test fonksiyonları, gerçek dünya problemleri olan Türkiye enerji talep tahmini ve çeşitli elektrik güç sistemleri optimizasyonu için uygulamalar yapılmıştır.

1.4. Tezin Organizasyonu

Bu tez çalışmasının ana hatları aşağıdaki gibidir:

Birinci bölümde, elektrik güç sistemleri optimizasyonu için metasezgisel algoritmaların gerekliliği, optimizasyon ve metasezgisel algoritma kavramları ile tezin amaç ve özgün yönü kısaca verilerek teze giriş yapılmıştır.

İkinci bölümde, elektrik güç sistemleri optimizasyonu tarihsel gelişim süreci, metasezgisel algoritmalarla yapılan çalışmalar ve gerçek dünya problemlerinden biri olan Türkiye enerji talep tahmininin yapılması kronolojik bir sırada verilerek kaynak taraması yapılmıştır.

Üçüncü bölümde, bu tez çalışması temelinde metasezgisel YCAA ve ÖÖTO algoritmaları ele alınmıştır. Güç sistemleri planlamasında önemli bir yere sahip olan enerji talep tahmini için geliştirilen modeller verilmiştir. Elektrik güç sistemleri optimizasyonu için optimum güç akışı ve ekonomik dağıtım problemlerinin matematiksel denklemleri ele alınmıştır. Son zamanlarda güç sistemlerine eklenen rüzgâr enerjisi için rüzgâr-termik hibrit güç sistemlerinin optimizasyon denklemleri verilmiştir.

Dördüncü bölümde, tasarlanan yeni bir hibrit Yerçekimi Arama-Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon (HYÖ) yöntemin tasarlanması ve modifiye (MHYÖ) edilerek geliştirilmesi ele alınmıştır. Bu bağlamda, tasarlanan yeni hibrit yöntemin sözde kodları ve akış diyagramı verilmiştir.

Beşinci bölümde, tasarlanan HYÖ ve geliştirilen MHYÖ yönteminin ve diğer standart YCAA, ÖÖTO yöntemlerinin performans testleri ve anlamlılık analizi yapılmıştır. Türkiye enerji talep tahmini ve çeşitli elektrik güç sistemleri (IEEE-30, IEEE-57, Türkiye 22 baralı, rüzgâr-termik hibrit güç sistemleri) problemlerinin deneysel çalışma sonuçları literatürle karşılaştırmalı olarak verilmiştir.

Altıncı bölümde, standart test fonksiyonları, Türkiye ETT ve elektrik güç sistemleri ile elde edilen deneysel sonuçlar değerlendirilmiş ve yorumlanmıştır.



2. KAYNAK ARAŞTIRMASI

Bu bölümde klasik optimizasyon yöntemleri, metasezgisel algoritmalar ve hibrit optimizasyon algoritmaları ile elektrik güç sistemlerinin ekonomik dağıtım problemi (EDP) çözümüne odaklanılarak literatürdeki çalışmalar irdelenmiştir. Bu amaçla öncelikle elektrik güç sistemleri optimizasyonunun tarihsel süreci göz önüne alınmış, daha sonra klasik optimizasyon yöntemleri, metasezgisel algoritmalar ve hibrit optimizasyon yöntemleri ile yapılan çalışmalar incelenmiştir. Son olarak da optimizasyon için gerçek dünya problemlerinden biri olan Türkiye enerji talep tahmini (ETT) çalışmaları irdelenmiştir.

Elektrik üretiminin tahsisi, üretici birimler arasında ekonomik olarak paylaştırılması olarak bilinen ekonomik dağıtım 1920'lerin başlarında mühendisler tarafından çözülmeye çalışılmıştır. 1920 ile 1930'lu yıllarda bu problemi güç sistemi mühendisleri "ekonomik dağıtım problemi" olarak tanımlamışlardır. 1930'lardan önce, en verimli ünitenin maksimum kapasitesine yüklendiği 1) "temel yük yöntemi", daha sonra en verimli ikinci ünitenin yüklendiği, 2) "en iyi nokta yükleme" gibi çeşitli yöntemler kullanmışlardır. 1930'ların başlarından sonra "eşit artışlı yöntem" olarak bilinen artımlı yöntemin en ekonomik sonuçları sağladığı kabul edilmiştir. 1943 yılında bu yöntem "Enerji Santralleri ve Elektrik Sisteminin Ekonomik Yüklenmesi" olarak adlandırılmıştır. Güç santrallerinin karmaşıklaşması sonucunda 1955'li yıllarda "Ekonomik Planlama" olarak adlandırılan güç santrallerinde çevrimdışı ve çevrimiçi sürece gidilmiştir. Çoklu alan dağıtım (güç sistemleri arası uç noktalar) sonrası 1960'lı yıllarda kayıp güçlerinde sisteme eklenmesi ve hesaplanması gerekliliği ortaya çıkmıştır (Happ, 1977). Ekonomik dağıtım için güç kısıtlamalarında olduğu ilk matematiksel formüller Carpentier (1962) tarafından geliştirilmiştir.

Elektrik güç sistemleri matematiksel olarak formüle edilmesi ile optimizasyon problemi olarak tanımlanmıştır. Elektrik güç sistemleri optimizasyonu ile ilgili çalışmalar elektrik kullanımının yaygınlaştığı, buna bağlı üretim ve tüketimin arttığı, dağıtım probleminin karmaşıklaştığı 1960 yıllarda yoğunlaşmıştır. Bu yıllarda güç sistem mühendisleri daha çok klasik optimizasyon teknikleri olan Newton'nun metodu, Gauss-Seidel metot, doğrusal (linear) programlama ve karesel (kuadratik) programlama tekniklerine yoğunlaşarak güç sistemleri optimizasyonu yapmışlardır.

2.1. Klasik Optimizasyon Yöntemleri ile Yapılan Elektrik Güç Sistemleri Optimizasyonu

Güç sistemleri problemleri olan optimum yük akışı, ekonomik dağıtım problemi için optimizasyon teknikleri çalışmaları 1960 yılların son bölümlerine denk gelmektedir. Sasson ve Merrill (1974) çalışmalarında, güç sistemi planlama ve işletme problemleri matematiksel optimizasyon problemleri olarak formüle etmişlerdir. Bunun için 1958 yılı ile 1974 yılları arasında geliştirilen yük akışı, optimum yük akışı, ekonomik dağıtım, kirlilik (emisyon) dağıtım, güç sistemi planlaması gibi alanlarda matematiksel fonksiyonların tanımlarını vermişlerdir (Sasson ve Merrill, 1974).

1967 yılında Tinney ve Hart (1967) güç akışı problemini Newton'un metodu ile çözmüşlerdir. Bu yöntemin, herhangi bir boyut ya da sorun türü için bilinen herhangi bir yöntemden daha hızlı, daha doğru ve daha güvenilir olduğunu tespit etmişlerdir. Yöntemin çözümünün oldukça iyi olmasına rağmen, daha fazla iyileştirmenin mümkün olduğu belirtmişlerdir. Bu çalışmanın önemli katkısı, Newton'un metodunun büyük problemler için verimli olduğuna dair bir kanıt olduğunun ortaya konulmasıdır (Tinney ve Hart, 1967).

Dommel ve Tinney (1968), anlık maliyetleri veya kayıpları en aza indirmek için otomatik olarak ayarlanan gerçek ve reaktif güç ve transformatör oranları gibi kontrol değişkenleriyle güç akışı problemini çözmek için pratik bir yöntem vermişlerdir. Güç akışı problemini "optimum güç akışı" olarak ilk defa tanımlamışlardır (Dommel ve Tinney, 1968). Optimum güç akışı probleminin çözümü için Newton'un metodunu kullanmışlardır. Optimum güç akışı çözümünde, kontrol değişkenleri üzerindeki kısıtlamalara ve yük gerilimleri, reaktif kaynaklar ve bağlantı hattı güç açıları gibi bağımlı değişkenlere göre uygulanabilirliğini göstermişlerdir.

Treece (1969), yük akışı analizi için Gauss-Seidel yinelemeli (iteratif) metodunu kullanmıştır. Gauss-Seidel yönteminde değişiklik yaparak arttırılmış Gauss-Seidel yinelemeli tekniği olarak adlandırmıştır. Geliştirdiği arttırılmış Gauss-Seidel tekniğinin standart Gauss-Seidel yönteminden çözüme daha hızlı yakınsadığını belirtmiştir. Geliştirdiği tekniği standart IEEE bara test güç sistemlerine uygulamıştır. Test sonuçlarında arttırılmış Gauss-Seidel tekniğinin çözüm başarısının standart yöntemden daha iyi olduğunu belirtmiştir (Treece, 1969).

Momoh ve ark. (1999), doğrusal olmayan (non-linear) ve kuadratik programlama ile ilgili yapılan çalışmaları derleyerek sunmuştur. Bu programlama yöntemleri ile

Newton'un metodu, Gauss-Seidel metodu vb. klasik yöntemler ile yapılan çalışmaları kronolojik olarak 1993 yılına kadar sınıflandırmıştır (Momoh ve ark., 1999).

1993 yılına kadar olan çalışmalar klasik optimizasyon teknikleri ile yapılan ve daha çok optimum güç akışı, ekonomik dağıtım gibi problemlerin çözümüne odaklanan çalışmalardır. Bilgisayar bilimlerindeki gelişmelere bağlı olarak modern optimizasyon tekniklerinin ortaya çıkışıyla beraber klasik optimizasyon yöntemlerinden metasezgisel yöntemlere geçiş dönemi 1993 yılının başlarına denk gelmektedir. Buradan sonra metasezgisel algoritmalar ile yapılan güç sistemleri optimizasyonu çalışmalarından bahsedilecektir.

2.2. Metasezgisel Algoritmalar ile Yapılan Elektrik Güç Sistemleri Optimizasyonu

Walters ve Sheble (1993), Genetik Algoritma (GA) kullanarak valf nokta etkili ekonomik dağıtım problemini çözmeye çalışmışlardır. GA ve klasik LaGrangian optimizasyon yöntemlerini değerlendirmek için aday çözümlerin bilgileri kullanılmıştır. Böylece klasik optimizasyon yöntemi olan LaGrangian tekniklerinin birim eğriler üzerindeki kısıtlamaları aşılmıştır. Ekonomik dağıtım için genetik algoritmalar kullanılarak bilgisayarda programlanarak formülasyonları sunulmuş ve programın performansı iki farklı kodlama tekniği kullanılarak karşılaştırılmıştır. Çözümler, dinamik bir programlama tekniği kullanılarak bir örnek problem için doğrulanmıştır. Sonuçta, genetik algoritmanın, ekonomik dağıtım problemini çözmek için kullanılabilir güçlü bir optimizasyon aracı olduğunu göstermişlerdir (Walters ve Sheble, 1993). GA kullanılarak, evrimsel yöntemlerle güç sistemleri optimizasyonu amacıyla Walters ve Sheble (1993) çalışması diğer araştırmacılara örnek teşkil etmiştir.

Wong ve Wong (1994), GA'nın performansını iyileştirmek için, artımlı genetik algoritma yaklaşımı ve benzetilmiş tavlama tekniğinin kombinasyonuna dayanan bir algoritma geliştirmişlerdir. Wong ve Wong (1994), jeneratör yüklerini kodlamada ayırıklaştırma sorununun üstesinden gelmek için yöntem önermişlerdir. Bu amaçla, çözümün uygulanabilir ve geçerli olmasını sağlamak için algoritmalar güç dağıtım problemi çözümüne dahil edilmiştir. Geliştirilen algoritma, 13 jeneratör baralı güç sisteminin ekonomik dağıtım probleminin çözümü için uygulanmıştır. Uygulama aşamasında, jeneratörlerin vana noktası yükleme ve ramp özelliklerinin etkileri dikkate alınmıştır. Geliştirilen algoritmanın önceki benzetilmiş tavlama-bazlı yöntemden hesaplamalı olarak daha hızlı olduğunu göstermişlerdir.

Abido (2002a) Tabu Araştırma Algoritması (TAA) temelli optimum güç akış analizi çalışması yapmıştır. Bu IEEE-30 baralı test sisteminin ekonomik analiz sonuçlarını klasik optimizasyon teknikleri ve evrimsel algoritma teknikleri ile kıyaslayarak vermiştir (Abido, 2002a). TAA yönteminin klasik optimizasyon tekniklerinden daha iyi sonuçlar verdiğini açıkça belirtmiştir. Evrimsel tekniklerin lokal aramada eksik yanlarının olduğu ve lokal minimumdan kurtulamadığı, TAA'nın optimum güç akışında etkili çözümler ürettiğini belirtmiştir.

Abido (2002b), Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) kullanarak optimum güç akış analizini yapmıştır. PSO'nun ilk kez kullanıldığı bu çalışmada IEEE-30 baralı test güç sisteminde 4 farklı durum için amaç fonksiyonu minimize edilmeye çalışılmıştır. Bu 4 farklı durum çalışması; 1) minimum yakıt maliyeti, 2) gerilim profili iyileştirme, 3) voltaj kararlılığı artırma, 4) parçalı kuadratik maliyet eğrisidir. Abido (2002b), PSO ile optimum güç akışı çözüm yaklaşımı literatürde önceki klasik ve evrimsel yöntemlerle karşılaştırmıştır. Sonuçlar, PSO yönteminin potansiyelini onayladığını ve bunun klasik gradient temelli optimizasyon tekniği ve genetik algoritmalar üzerindeki etkinliğini ve üstünlüğünü gösterdiğini belirtmiştir (Abido, 2002b).

Abido (2002b)'nin yaptığı çalışma da verilen teorik bilgiler ve PSO'nun kaliteli çözümlerinin verilmesi üzerine sürü optimizasyon teknikleri araştırmacıları tarafından güç sistemleri optimizasyonuna uygulanabilirliğinin kanıtlanması açısından önemlidir. Bu sayede, yeni veya geliştirilen birçok optimizasyon tekniği, gerçek dünya problemi olan güç sistemleri optimizasyonuna daha iyi sonuçlar elde etmek için uygulanmaktadır. Bu kısımdan sonra bu tez çalışmasında üzerinde durulan hibrit optimizasyon algoritmaları yöntemleriyle yapılan güç sistemleri optimizasyonundan bahsedilmesi uygun görülmüştür.

Victoire ve Jeyakumar (2004), PSO ile Sıralı İkinci Dereceden Programlama (Sequential Quadratic Programing-SQP) tekniğini birleştirerek hibrit PSO-SQP yöntemini geliştirmişler ve bu yöntemle valf nokta etkili ekonomik dağıtım probleminin çözümünü yapmışlardır. Tasarladıkları hibrit PSO-SQP yöntemi ile deneysel amaçlı üç farklı durum çalışması yapmışlardır. Durum 1'de 3 jeneratör baralı, Durum 2'de 13 jeneratör baralı ve Durum 3'te 40 jeneratör baralı test sisteminde deneysel çalışmışlardır. Tasarladıkları hibrit yöntemi GA ve Evrimsel Programlama (EP) yöntemleriyle kıyaslamışlardır. Aynı zamanda PSO ile hibrit PSO-SQP yönteminin etkinliğini ve çalışma zamanı açısından avantajlarını da belirtmişlerdir (Victoire ve Jeyakumar, 2004).

AlRashidi ve El-Hawary (2007), tasarladıkları hibrit PSO yönteminde, üstün global arama yeteneği olan PSO ile klasik optimizasyon tekniği olan Newton'un metodunun güç akış denklemlerinin uyumsuzluğunu asgari seviyeye indirirken optimum kontrol ayarlarını sağlamaya çalışmışlardır. Deneysel çalışmalarında 6 baralı test sistemi ve IEEE-30 baralı test güç sistemini kullanmışlardır. Klasik optimizasyon teknikleri ile yapılan güç akış analizinde parametre kontrolü ile çözümlerin tutarlılığının sağlanacağını belirtmişlerdir (AlRashidi ve El-Hawary, 2007).

Sayah ve Zehar (2008), çalışmalarında, doğrusal ve konveks olmayan jeneratör yakıt maliyeti eğrileri ile optimum güç akışını çözmek için etkili bir modifiye diferansiyel gelişim algoritmasını (MDGA) sunmuşlardır. Standart DE algoritmasındaki mutasyon kuralındaki değişiklikler, yakınsama hızını daha iyi bir çözüm kalitesi ile artıran MDE algoritmasına modifiye edilmiştir. 6 baralı ve IEEE-30 baralı test güç sistemleri, test ve doğrulama amaçlı kullanmışlardır. Simülasyon sonuçları, MDE algoritmasının literatürde daha kısa zamanda etkili sonuçlar verdiğini göstermektedir (Sayah ve Zehar, 2008).

Niknam ve ark. (2011), optimum güç akışında emisyon sorununu da ele almışlardır. Geleneksel optimum güç akışı, yalnızca üretim maliyetini en aza indirmeyi düşündüğü için çevre koruma gereksinimlerini karşılayamaz. Bu nedenle hem ekonomik hem de çevresel kazanç amacıyla, emisyon amaç fonksiyonunu optimal güç akışı problemine eklendiğinde, bu problem öncekinden daha karmaşık hale gelir ve doğru bir algoritmayla çözülmesi gerektiğini bildirmişlerdir. Bunun için Hibrit Kurbağa Sıçrama Algoritmasını (HSFLA) temel alan bir algoritma önermişlerdir. IEEE-30 baralı test sisteminde deneysel çalışmalar yapmışlardır. Hibrit yöntemin deneysel sonuçlarının küresel optimuma hızlı yaklaşma konusunda orijinalinden üstün olduğunu göstermişlerdir (Niknam ve ark., 2011).

Niknam ve ark. (2012), Kurbağa Sıçrayan Algoritması (SFLA) ile Benzetilmiş Tavlama (SA) yöntemini birleştirerek yasak bölge sınırlamalı konveks olmayan valf nokta etkili güç sistemlerinin yakıt maliyetini hesaplamışlardır. Hibrit SFLA-SA algoritması tasarlanırken standart SFLA genellikle yerel optimuma yakınsar. Bu eksiklikten kaçınmak için, küresel optimum yakınında yerel aramayı geliştirmek için SA algoritmasından faydalanan yeni bir yöntem önermişlerdir. Önerilen yöntem kullanılarak küresel optimuma yaklaşma olasılığı artırılmıştır. Algoritma çalışmasını daha iyi açıklayabilmek için IEEE-30 baralı test güç sisteminde deneysel çalışmalar yapmışlardır.

Hibrit SFLA-SA yönteminin standart SFLA ve SA'dan daha optimum çözümler verdiğini simülasyonlar sonucu bildirmişlerdir (Niknam ve ark., 2012).

Duman ve ark. (2012), Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA) ile optimum güç akış analizini yapmışlardır. Optimum güç akış probleminin kontrol değişkenlerinin en optimum şekilde ayarlayabilmek amacıyla YÇAA'yı IEEE-30 ve IEEE-57 test bara güç sistemlerine uygulamışlardır. Her bir bara test sistemini farklı amaç fonksiyonları olan 1) minimum yakıt maliyeti, 2) gerilim profili iyileştirme, 3) voltaj kararlılığı artırma, 4) parçalı kuadratik maliyetini minimize etmek için deneysel olarak literatürle kıyaslamışlardır. Çözüm kalitesi olarak YÇAA'nın başarısını ve güç sistemlerine uygulanabileceğini göstermişlerdir (Duman ve ark., 2012).

Le Dinh ve ark. (2013), Yapay Arı Koloni (YAK) algoritması ile optimum güç akışını çözmüşlerdir. YAK yöntemi, IEEE-30 bara, IEEE-57 bara ve 118 bara test güç sistemlerinde test edilmiştir. Deneysel sonuçlar, YAK yönteminin, literatürdeki diğer yöntemlerle yapılan sonuç karşılaştırmaları yüksek kalitede bir çözüm bulabildiğini göstermişlerdir. Bu nedenle, önerilen YÇAA algoritması optimum güç akışı problemini çözmek için uygun bir yöntem olduğunu bildirmişlerdir (Le Dinh ve ark., 2013).

Younes (2013), Ateş Böceği Algoritması (ABA) ile Karınca Koloni Algoritmasını (KKA) birleştirerek Hibrit ABA-KKA yöntemini tasarlamışlardır. Hibrit yöntemde global arama uzayında KKA, lokal arama uzayında ABA yöntemleri işe koşulmuştur. Bu şekilde hibrit yöntemin sonuca daha erken yakınsaması sağlanmıştır. IEEE-30 baralı test güç sisteminin yakıt maliyetini minimum yapmak amacıyla deneysel çalışmalar yapmıştır. Hibrit ABA-KKA yöntemi standart ABA ve KKA yöntemlerinden hem minimum yakıt maliyeti hem de güç kaybı ile daha iyi çözümler sunduğunu bildirmiştir (Younes, 2013).

Boucekara ve ark. (2014), Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon (ÖÖTO) algoritmasını IEEE-30 ve IEEE-118 baralı test güç sistemlerinin optimum güç akışına uygulamışlardır. Her bir güç sistemi için; 1) minimum yakıt maliyeti, 2) gerilim profili iyileştirme, 3) voltaj kararlılığı artırma, 4) parçalı kuadratik maliyetini, olmak üzere 4 farklı amaç fonksiyonuna ÖÖTO'yu uygulamışlardır. ÖÖTO'nun çözüm kalitesi ve maliyetinin deneysel olarak literatürdeki PSO, DE, SA gibi algoritmalar ile yapılan çalışmalardan daha iyi olduğunu göstermişlerdir.

Bansal ve ark. (2014), yaptıkları çalışmada optimum güç akışı çözümü için, kontrol değişkenlerinin optimum ayarlarını belirlemek için global ve yerel komşuluklarda (ABCGLN) olarak adlandırılan değiştirilmiş bir yapay arı kolonisi (ABC) algoritmasının

kullanılmasını açıklar. ABCGLN yaklaşımı, standart IEEE 30-bus test sisteminde, ikinci dereceden yakıt maliyeti fonksiyonunu, parçalı ikinci dereceden maliyet fonksiyonunu ve vana noktası efektleri ile ikinci dereceden maliyet fonksiyonunu en aza indirmek için üç farklı amaç fonksiyonuna sahiptir. Simülasyon sonuçları, ABCGLN'nin OPF problemini, literatürde mevcut olanlarla karşılaştırıldığında, dikkate alınan sistem için çeşitli objektif fonksiyonlarla çözmek için etkili ve sağlam kaliteli çözümler bulma potansiyelini ortaya koymaktadır (Bansal ve ark., 2014).

Ghasemi ve ark. (2014b), Emperyalist Yarışmacı Algoritma (ICA) ile Öğretme-Öğrenme Temelli algoritmayı optimum güç akış problemi çözümü için birleştirmişlerdir. Ghasemi ve ark. (2014b) standart ICA yöntemi genellikle yerel optimuma takılmasının kolay olduğunu belirtmişler ve bu durumdan kaçınmak için global en iyiye yakın yerel aramayı geliştirmek amacıyla öğrenme algoritmasını (TLA) yararlanan yeni bir yöntem önermişler ve ICA'nın asimilasyon politikası kuralına bir dizi değişiklik (modifiye) yapmışlardır. Tasarlanan MICA-TLA hibrit yöntemini IEEE-30 ve IEEE-57 baralı test güç sistemlerinin, optimum çözümüne uygulamışlardır. Simülasyon sonuçlarına göre hibrit MICA-TLA, standart ICA, TLA, MICA ve literatürde bildirilen diğer yöntemler ile karşılaştırıldığında daha iyi sonuçlar sağladığını belirtmişlerdir (Ghasemi ve ark., 2014b).

Jiang ve ark. (2014), PSO ile YÇAA yöntemlerini birleştirerek HPSO-GSA hibrit yöntemini tasarlamışlardır. Çeşitli operatör kısıtlamaları altında ekonomik emisyon hesaplamalarına hibrit yöntemi uygulamışlardır. PSO ile YÇAA algoritmasının parametrelerinden olan hız ve ivme, YÇAA ile PSO'nun konum parametresi belirlenerek hibrit yöntem oluşturulmuştur. Bunu parametreler ile birbirini dengeleme işlemi olarak ifade etmişlerdir. Yöntemi ilk olarak 5 adet standart test fonksiyonuna uygulamışlar ve başarılı sonuçlardan sonra 5 farklı güç sisteminin yakıt maliyeti ve emisyon değerlerini hesaplamışlardır.

Güçyetmez ve Çam (2016), rüzgâr güç sistemlerinin termik güç sistemlerine bağlanarak oluşturulan hibrit rüzgâr-termik güç sisteminin ekonomik dağıtım problemini hibrit GA-ÖÖTO algoritması ile çözmüşlerdir. Hetzer ve Yu (2008), yapmış oldukları çalışmada klasik veya geleneksel bir güç sistemine rüzgâr gücünün eklenmesi sonucu tüm sistemin matematiksel ifadelerini tanımlamışlardır. Hetzer ve Yu (2008)'in çalışmasında rüzgâr sisteminin bağlı olduğu etkenler göz önünde bulundurulmuştur. Aynı zamanda işletme maliyetinin de sisteme eklenebileceğini belirtmişlerdir. Güçyetmez ve Çam (2016) Türkiye 19 baralı hibrit test sisteminin Hetzer ve Yu (2008)'in prensiplerine bağlı

olarak geliřtirmişlerdir. Hibrit GA-ÖÖTO'nun Türkiye 19 baralı güç sistemi yakıt maliyeti çözümünün standart GA ve ÖÖTO'dan daha iyi olduğunu hesaplamışlardır.

Kumar ve Dhillon (2018) çalışmasında, ekonomik yük dağıtım problemini çözmek için yapay alg algoritmasını (YAA) ve simpleks arama yöntemini (SSM) birleřtiren hibrit yapay alg algoritmasını (HYAA) önermişlerdir. Önerilen algoritmada, YAA küresel optimize edici görevi görürken, SSM yerel arama sağlar. SSM, yerel bir arama yaparak sömürü yeteneğini artırır. Parametrelerin dinamik olarak ayarlanması, önerilen yöntemin keşif yeteneğini artırır. HYAA'nın performansı, CEC'05 standart test fonksiyonları ve küçük, orta ve büyük ölçekli ekonomik yük gönderim problemleriyle değerlendirilmiştir. Simülasyon sonuçları, önerilen algoritmanın, yerleşik ve popüler algoritmalarından daha iyi veya karşılaştırılabilir sonuçlar ürettiğini savunmaktadır. Son olarak, Wilcoxon işaret sıra testi sonuçları doğrulamak için uygulanmıştır (Kumar ve Dhillon, 2018).

2.3. Türkiye Enerji Talep Tahmini için Yapılan Çalışmalar

Ülkelerin enerji ve ekonomik kaynaklarının yönetimi ve planlanması için doğru, etkili ve güvenli enerji talep tahmini (ETT) yapmak gerekmektedir. Türkiye enerji kaynakları bakımından dışa bağımlı bir ülke olduğundan ETT önem arz etmektedir. Türkiye'de ETT çalışmaları 1960'lı yıllarda Devlet Planlama Teşkilatı tarafından basit regresyon teknikleri ile yapılmaya başlanmıştır (Ünler, 2008). ETT, 1984 ve sonraki yıllarda Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) tarafından yapılmaktadır. 6446 sayılı Enerji Piyasası Kanununun 20.maddesine göre ETKB'ye iki yılda bir enerji talep projeksiyonu yapması görevi verilmiştir. ETKB enerji talep tahmini için ekonometrik, Arima, karşılaştırma, regresyon ve esneklik modelleri ile oluşturulan LEAP (Long-range Energy Alternatives Planning) yazılımını kullanmaktadır (ETKB, 2019). Türkiye ETT için metasezgisel ve hibrit optimizasyon yöntemleri ile yapılan çalışmalar aşağıdaki gibi verilmiştir.

Ceylan ve Öztürk (2004), Türkiye'nin ekonomik göstergelere dayalı enerji talebini GA ile tahmin etmişlerdir. Tahmin için 1970 ile 2001 yılları arası Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYH), nüfus, ithalat ve ihracat göstergeleri ve verileri kullanılmıştır. ETT amaçlı doğrusal (linear GAEDM) ve üstel (exponential GAEDM) modelleri oluşturmuşlardır. ETT'de kullandıkları GSYH ve nüfus göstergelerinin tahmin için güçlü korelasyon ilişkisi olduğunu vurgulamışlardır. 1994, 2000 ve 2001 yıllarındaki enerji

taleplerindeki aşırı düşüşün ilgili yıllarda yaşanan ekonomik krizlere bağlı olduğunu ve bu durumun GSYH ile doğrudan ilişkili olduğunu belirtmişlerdir. ETT çalışmalarını üç farklı senaryo oluşturarak 2002 ile 2025 yılları arasında uygulamışlardır. ETT için oluşturdukları üç farklı senaryoları grafiksel olarak vermişlerdir. Geliştirdikleri GAEDM modelinin ETBK tahminlerine alternatif bir çözüm olacağını belirtmişlerdir.

Öztürk ve ark. (2005), Türkiye ETT için GA temelli modeller geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri modeller, doğrusal olmayan (non-linear) karesel (quadratic) ve üstel (exponential)'dir. Bu modellere bağlı endüstriyel (sanayi) ETT'de yapmışlardır. ETT için 1970 ile 2000 yılları arasındaki GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat göstergelerini kullanmışlar ve bu göstergeleri sosyo-ekonomik göstergeler olarak adlandırmışlardır. Geliştirdikleri modelleri 1996 ile 2001 yılları arasındaki gerçekleşen enerji talep değerleri ile ortalama hata analizi yapmışlardır. ETT çalışmalarını 2020 yılına kadar yapmışlardır. ETT ve endüstriyel ETT için gelecek tahmin projeksiyonlarını iki ayrı grafikte ve ETBK tahmin değerleri ile kıyaslamışlardır. Karesel modelin sonuçlarının üstel modele göre daha iyi olduğunu belirtmişlerdir. Ayrıca ETT'nin bulanık mantık, yapay sinir ağları ve diğer yöntemlerle yapılabileceğini ve GA ile yapılan bu çalışmanın sonuçları ile karşılaştırılabileceğini belirtmişlerdir.

Toksarı (2007), Karınca Koloni Algoritması (KKA) ile 1979-2005 yılları arasındaki GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat göstergelerini kullanarak doğrusal ve karesel modeller oluşturmuştur. Üç farklı senaryo ile 2006-2025 yılları arası Türkiye'nin ETT yapmıştır. Geliştirdiği KKA temelli modellerin ETT'deki başarısını ETKB ile karşılaştırarak göstermiştir. ETT, sinir ağları veya tabu arama, genetik algoritma, benzetilmiş tavlama vb. diğer metasezgisel algoritmalarla incelenebileceğini öne sürmüştür. Farklı yöntemlerin sonuçları ile KKA yöntemiyle karşılaştırılabileceğini belirtmiştir.

Ünler (2008), Türkiye ETT için PSO ilk defa bu çalışmada kullanılmıştır. Türkiye'nin enerji talebini daha verimli bir şekilde tahmin etmek için PSO tabanlı doğrusal (PSOLR) ve karesel (PSOQR) modeller önermiştir. Gerçekçi göstergelere dayanan enerji talebinin orta ve uzun vadeli tahmin edilmesi, sanayileşmiş bir ülke olmak ve yüksek yaşam standartlarına sahip olmak için bir önkoşul olduğunu vurgulamıştır. 1979 ile 2005 yılları arasında GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat göstergelerini kullanarak 2025 yılına kadar Türkiye ETT yapmıştır. ETKB'nin tahminlerinin aşırı sapması Türkiye gibi enerji kaynaklarında dışa bağımlı ülkeler için doğru, güvenilir ve kararlı tahminler yapılması gerekliliğini vurgulamış ve bu amaçla metasezgisel PSO algoritması tabanlı

çözümlerin önemini belirtmiştir. 1996 ile 2005 yılları arasındaki gerçekleşen değerlerle PSOLR, PSOQR modellerin toplam hata ve göreceli hata miktarlarına göre test işlemini gerçekleştirmiştir. Toksarı (2007)'nin çalışmasındaki KKA ile tahmin sonuçlarını senaryolara göre hem tablolar hem de grafiksel olarak göstermiştir. PSOLR ve PSOQR modellerinin ve oluşturulan senaryoların Türkiye ETT için kullanılabilir olduğunu belirtmiştir.

Kankal ve ark. (2011), YSA ve regresyon analizleri kullanarak 1980-2007 yılları arası sosyoekonomik ve demografik değişkenlere (GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat, istihdam) bağlı ETT için Türkiye'deki enerji tüketiminin modellenmesini ele almışlardır. Bu amaçla analizlerde farklı göstergeler içeren dört farklı model kullanılmıştır. Analizler sonucunda bu araştırma, Model 2'yi Türkiye için enerji tüketimini etkin bir şekilde tahmin etmek için uygun bir YSA modeli (GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat olarak dört bağımsız değişkene sahip) olarak önermektedir. Önerilen Model 2'nin, enerji tüketimini regresyon modellerinden ve diğer üç YSA modelinden daha iyi tahmin ettiğini belirtmişlerdir. Böylece, Türkiye'nin gelecekteki enerji tüketimi, bu model vasıtasıyla farklı senaryolar altında hesaplamışlardır. Son olarak, analiz edilen tüm senaryoların enerji tüketimine ilişkin tahminlerin ETKB projeksiyonlarına göre daha düşük olduğu ve bu senaryolarda Türkiye'nin gelecekteki enerji tüketiminin 2014 yılında 117.0 ile 175.4 MTEP arasında değişeceği sonucuna varmışlardır.

Kıran ve ark. (2012), Türkiye ETT için PSO ve KKA tabanlı yeni bir hibrit algoritma geliştirmişlerdir. Sürekli optimizasyon problemlerini çözmek için geliştirilen PSO ve genellikle ayrık optimizasyon problemlerini çözmek için geliştirilen KKA'nun hibritleştirildiği ilk çalışma olduğunu belirtmişlerdir. ETT için 1979 ile 2005 yılları arasındaki GSYH, popülasyon, ithalat ve ihracat göstergeleri tahmin için kullanılmıştır. Doğrusal (HAPEL) ve karesel (HAPEQ) tahmin modellerini geliştirmişlerdir. 1996 ile 2005 yılları arası 10 yıllık verilerle tahmin testleri yapılmıştır. Test sonuçlarında HAPEQ modelinin daha etkin, tutarlı ve doğru tahmin yaptığını belirlemişlerdir. 2006 ile 2025 yılları arası ETT yapabilmek amacıyla üç farklı senaryo uygulamışlardır.

Es ve ark. (2014), Türkiye ETT için YSA kullanmışlardır. 1970 ile 2010 yılları arasındaki GSYH, nüfus, ithalat, ihracat, bina yüzölçümü ve taşıt sayısı göstergeleri YSA modelinin girdileri olarak belirlemişlerdir. YSA modelinin doğruluğunu çoklu regresyon tekniği ile sınımlamışlardır. 2011 ile 2025 yılları arası düşük, beklenen ve yüksek senaryolara göre Türkiye ETT yapmışlardır. Türkiye ETT için oluşturdukları YSA modelinin kullanılabilirliğini göstermişlerdir.

Uzlu ve ark. (2014), Türkiye enerji tüketiminin tahmini için ÖÖTO algoritması ile YSA temelli tahmin modeli (ANN-TLBO) önermişlerdir. ETT için 1980 ile 2012 yılları arası GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat göstergelerini kullanarak tahmin çalışması yapmışlardır. YSA temelli ÖÖTO'nun performansı için klasik geri yayımlı YSA modeli (ANN-BP) ile kıyaslamalar yapmışlardır. Tahmin çalışmalarında 1980-2005 yıllarını deneme (eğitme) seti, 2006-2012 yıllarını ise test seti amaçlı kullanmışlardır. Deneme ve test setlerini göreceli, RMSE ve MAPE hatı değerleri ile karşılaştırmalı vermişlerdir. Üç farklı senaryo ile ETT 2013 ile 2020 yılları arası tahmin çalışmaları yapmışlardır. ANN-TLBO'nun tahmin sonuçlarının tatmin edici olduğunu ve enerji planlayıcıların çalışmalarında kullanabileceklerini belirtmişlerdir.

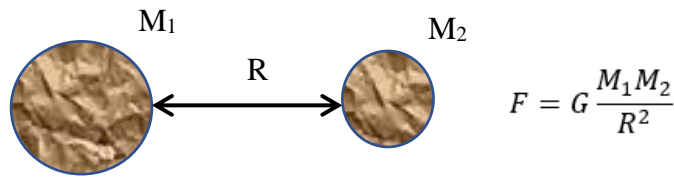
Literatür taramasında YCAA ve ÖÖTO ile yapılan hibrit çalışmalar bulunmaktadır. Fakat YCAA ile ÖÖTO'nun birlikte hibritleştirildiği çalışma bulunmamaktadır. Literatürdeki yapılan hibrit çalışmalardan farklı olarak YCAA ile global arama yapmak ve yeni arama bölgesini oluşturmak, ÖÖTO ile oluşturulan arama bölgesinde tekrar arama yapılarak optimum sonuca gitmek hedeflenmiştir. Bu bağlamda tasarlanan hibrit Yerçekimi Arama-Öğrene-Öğrenme (HYÖ) yöntemi bu tez çalışmasının odak noktası olarak sunulmuştur.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölüm de ilk olarak metasezgisel algoritmalarından olan Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA) ve Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon Algoritması (ÖÖTO) yöntemleri irdelenmiştir. Daha sonra literatürde sıklıkla kullanılan standart test fonksiyonları ile Türkiye enerji talep tahmini (ETT) ve elektrik güç sistemleri optimizasyon problemleri tanımlamaları verilmiştir.

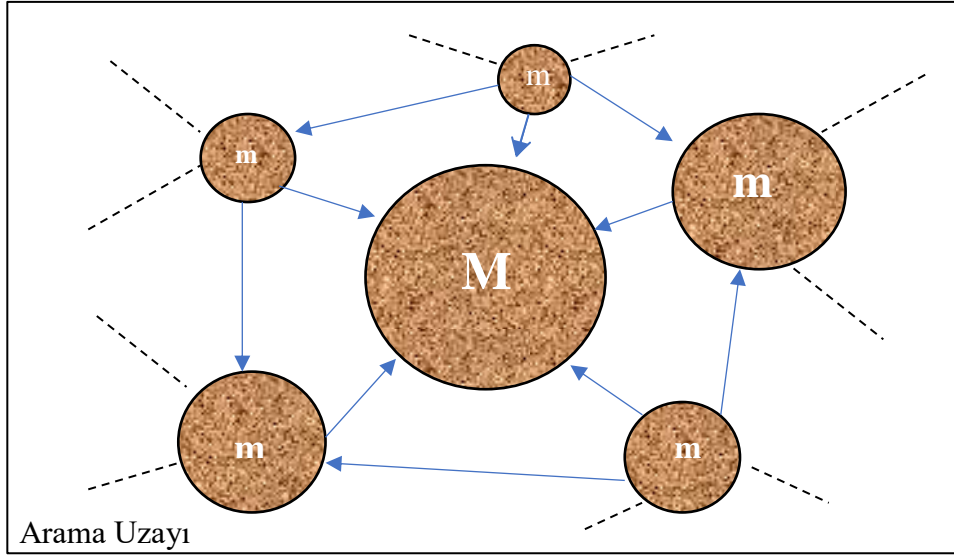
3.1. Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA)

Newton'un yasalarına bağlı olarak Rashedi ve ark. (2009) tarafından tasarlanmış fizik temelli metasezgisel optimizasyon algoritması Yerçekimi Arama Algoritması (YÇAA) olarak adlandırılmıştır (Rashedi ve ark., 2009). Bu algortmada arama uzayında her bir parçacık kütle olarak kabul edilmiştir. Newton'un yer çekimi yasasına göre büyük kütleler etrafındaki küçük kütlelere bir kuvvet uygulamakta ve bu kuvvetin etkisiyle küçük kütleleri kendilerine çekmektedir. Kütleler arama uzayında büyük olan kütlelerin neden olduğu kuvvete doğru çekilmektedirler. Bu kütleler arasındaki çekim kuvveti arama uzayındaki en iyi sonucu belirlemektedir. Bu şekilde kütleler küresel minimuma veya maksimuma doğru çekilmektedir ve en uygun çözüme ulaşılmaktadır. Newton'un yer çekimi kuvvet kanunu Şekil 3.1' de gösterilmiştir.



Şekil 3.1. Kütleler arası yerçekimi kuvveti

Şekil 3.1' de G yerçekimi sabitini M_1 ve M_2 cisimlerin kütlelerini, R aralarındaki mesafeyi ifade etmektedir. Kütleler arası yerçekimi kuvveti etkisinde kalan kütleler arama uzayı içerisinde hareket ederek en uygun çözüme ulaşmaya çalışırlar. Bu durum Şekil 3.2' de gösterilmiştir.



Şekil 1.2. Kütlelerin birbirleri ile etkileşimi

Şekil 3.2’deki gibi arama uzayındaki kütlelerin hareketi Newton’un ikinci hareket kanunu olan “bir cisim üzerindeki net kuvvet (F), cismin kütlesi (m) ile ivmesinin (a) çarpımına eşittir. ($F = m \cdot a$)” yasasına uygun olarak gerçekleşir. Arama uzayındaki her bir kütle için; konumu, eylemsizlik kütlesi, aktif yerçekimsel kütlesi ve pasif yerçekimsel kütlesi olmak üzere dört özelliği vardır (Yalçın ve ark., 2012). Her kütle arama uzayında belli bir konumda bulunur ve bu konum, çözülmesi beklenen problem için birer çözüm alternatifidir (Rashedi, 2009).

YÇAA aşağıdaki adımlardan oluşmaktadır (Rashedi ve ark., 2009):

N adet kütleli bir sistem olduğu farz edilirse, ilk olarak kütlelerin konumu rastgele belirlenir. i , kütlelerin konumu Denklem 3.1’deki gibi tanımlanır.

$$X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n) \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (3.1)$$

Burada, n problemin boyutunu, x_i^d , d . boyut içinde i . kütlelerin konumunu tanımlar. Eğer problem minimize edilecekse Denklem 3.2 ve Denklem 3.3’teki eşitlikler kullanılır.

$$best(t) = \min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (3.2)$$

$$worst(t) = \max_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (3.3)$$

Eğer problem minimize edilecekse Denklem 3.4 ve Denklem 3.5’teki eşitlikler kullanılır.

$$best(t) = maks_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (3.4)$$

$$worst(t) = min_{j \in \{1, \dots, N\}} fit_j(t) \quad (3.5)$$

Burada $fit_j(t)$, j . kütlenin t anındaki uygunluk değeri, $best(t)$, t anındaki en iyi çözümü, $worst(t)$, t anındaki en kötü çözümdür.

Kütle hesabı için aktif yerçekimsel kütlesi, pasif yerçekimsel kütlesi ve eylemsizlik kütlesi birbirlerine eşit alınarak, tüm kütleler Denklem 3.6, Denklem 3.7 ve Denklem 3.8'deki gibi hesaplanır.

$$M_{ai} = M_{pi} = M_{ii} = M_i \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (3.6)$$

$$m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)} \quad (3.7)$$

$$M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)} \quad (3.8)$$

Burada, M_{ai} , i kütlesinin aktif yerçekimi kütlesini; M_{pi} , i kütlesinin pasif yerçekimi kütlesini; M_{ii} , i kütlesinin eylemsizlik kütlesi belirtmektedir. $m_i(t)$, t anında i . kütlenin değerini, $M_i(t)$ ise tüm kütlelerin hesaplanmasını vermektedir.

Belirli bir t zamanında j kütlesinden i kütlesi üzerindeki çekim kuvveti ($F_{ij}^d(t)$) Denklem 3.9'daki gibi tanımlanır.

$$F_{ij}^d(t) = G(t) \frac{M_{pi}(t) M_{aj}(t)}{R_{ij}(t) + \varepsilon} (x_j^d(t) - x_i^d(t)) \quad (3.9)$$

Burada, ε , kullanıcı tarafından tanımlanan sabit bir sayıyı, $x_j^d(t)$ ve $x_i^d(t)$ belirli bir t zamanındaki i ve j kütlelerinin d . boyuttaki konumlarını; $R_{ij}(t)$, t zamandaki i ve j kütleleri arasındaki mesafeyi vermektedir. $G(t)$, ise t zamanındaki yerçekimi sabitidir ve Denklem 3.10'da formülü verilmiştir.

$$G(t) = G_0 \exp(-\alpha \frac{t}{T}) \quad (3.10)$$

Burada, G_0 , rastgele seçilen yerçekimi sabitinin başlangıç değerini; α , kullanıcının belirlediği sabit bir değeri; t , o zamandaki iterasyon değerini ve T maksimum iterasyon sayısını göstermektedir. i kütlesine d . boyutta etki eden toplam kuvvet Denklem 3.11'deki gibi hesaplanmaktadır.

$$F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand_j F_{ij}^d(t) \quad (3.11)$$

Burada, $rand_j$ $[0,1]$ aralığında deęişen rastgele bir sayıdır. Newton'un ivme yasasına göre Denklem 3.11'deki toplam kuvvete baęlı olarak kütleyi harekete geçirecek olan d . boyuttaki i kütlelerinin ivmesi Denklem 3.12'de verilmiştir.

$$a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ii}(t)} \quad (3.12)$$

Burada, M_i deęeri i ajanının eylemsizlik kütlelerini göstermektedir. İvme deęerine baęlı olarak d . boyuttaki kütlelerin, önce Denklem 3.13'teki gibi hızı güncellenir ve hıza baęlı olarak da Denklem 3.14'teki gibi konumu güncellenir.

$$v_i^d(t+1) = rand_i v_i^d(t) + a_i^d(t), \quad (3.13)$$

$$x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1), \quad (3.14)$$

Denklem 3.13'teki $rand_i$, $[0,1]$ arasında deęişen rastgele bir deęerdir. Algoritma durdurma kistası saęlandığında amaç fonksiyonuna en uygun olan kütle çözüm için seçilir.

3.1.1. YCAA adımları ve akış diyagramı

YCAA algoritmasının adımları aşağıdaki gibidir (Rashedi ve ark., 2009):

Adım 1: Arama alanının tanımlanması ve başlangıç kütlelerinin rastgele belirlenmesi

Adım 2: Her bir kütle için amaç fonksiyonunu hesaplama

Adım 3: Yerçekimi Sabiti $G(t)$ 'nin hesaplanması ve sunulması

Adım 4: Yerçekimi ve atalet kütlelerini güncelle

Adım 5: Toplam Kuvveti Hesapla ($F_i^d(t)$)

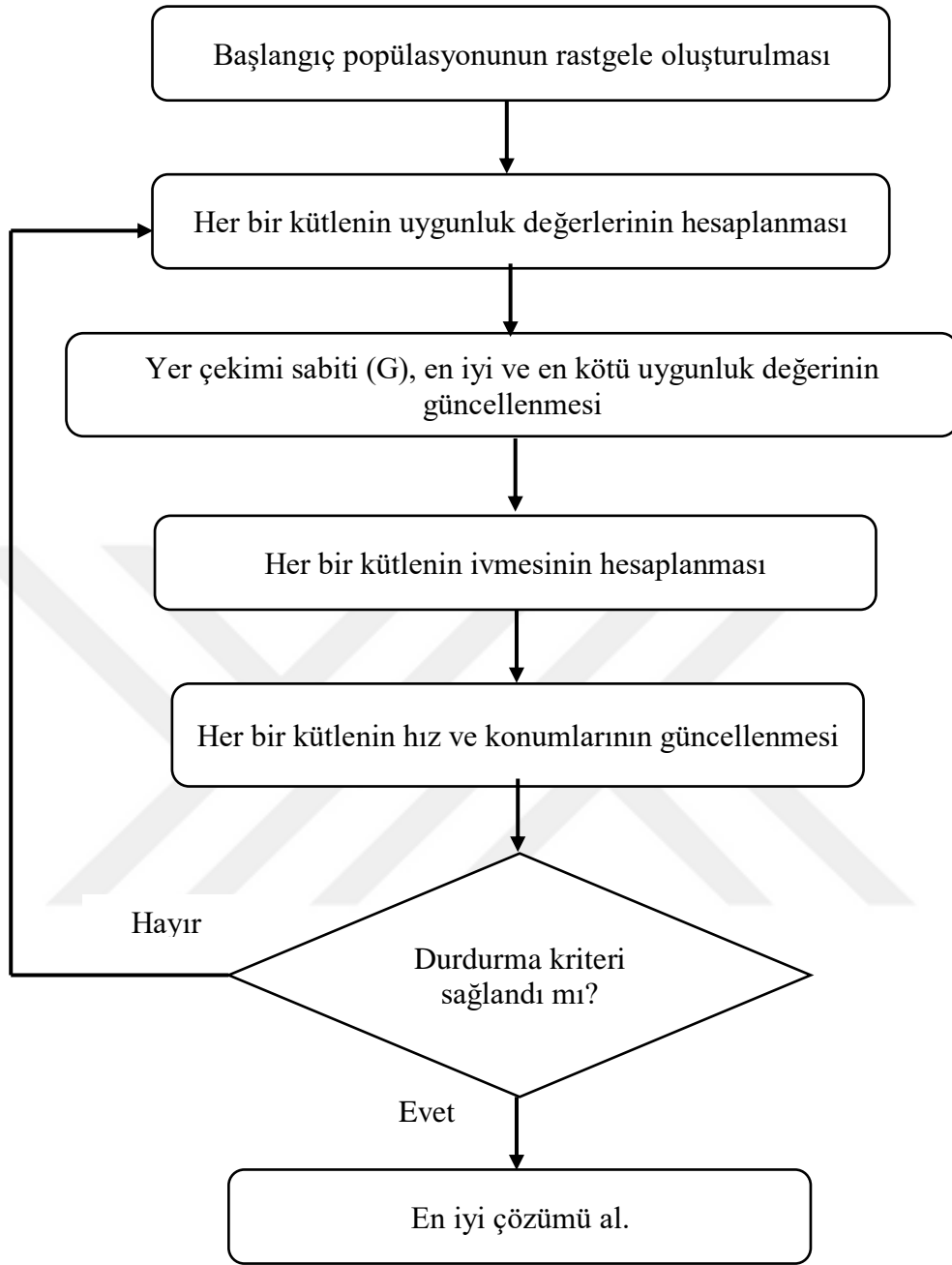
Adım 6: İvme hesaplanması.

Adım 7: Her bir kütle için hızı ve konumunu güncelleme.

Adım 8: 2. adım ile 7. Adımlar arasını durdurma kriteri saęlanıncaya kadar tekrarla.

Adım 9: Dur.

YCAA'nın akış şeması Şekil 3.3'te verilmiştir (Rashedi ve ark., 2009).



Şekil 3.3. YCAA akış şeması

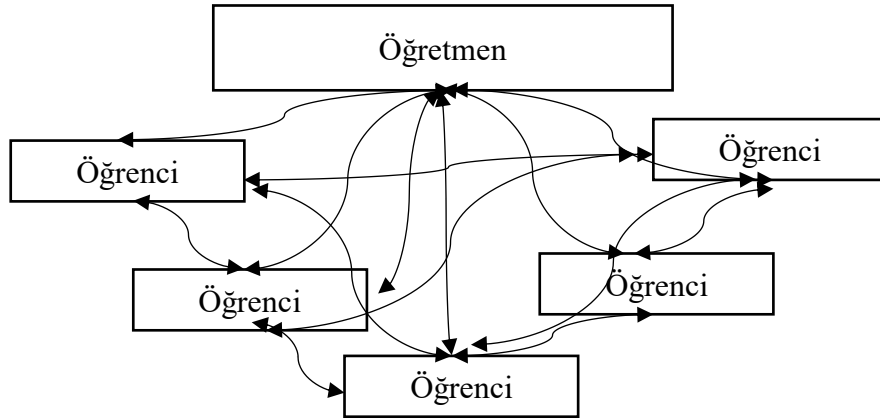
3.2. Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon Algoritması (ÖÖTO)

Öğretme-Öğrenme Temelli Optimizasyon Algoritması (ÖÖTO), Rao ve ark. (2011) tarafından tasarlanmış, bir sınıftaki öğrenci ve öğretmen davranışlarından esinlenmiş popülasyon temelli metasezgisel optimizasyon algoritmasıdır (Rao ve ark.,

2011). ÖÖTO küresel çözüme ulaşmak için bir çözümler popülasyonu kullanmaktadır. Popülasyon bir grup öğrenen veya bir sınıf öğrenen olarak kabul edilir. Algoritma başlangıçta, rastgele oluşturulan sınıflar ve bu sınıfların içine öğrencilerin rastgele dağıtılmasıyla çalıştırılmaktadır. Bu algoritmadaki temel prensip; öğretmen ile öğrenci etkileşimi ve öğrenci ile öğrenci etkileşimidir. Bir sınıfta en iyi bilen kişi öğretmendir. Öğretmen ile öğrenciler arasındaki bilgi paylaşımı ile öğrencilerin en iyi bilgiye ulaşması ve öğrencilerin kendi aralarındaki bilgi transferi ile yine bilgilerini arttırması popülasyon temelli bu algoritmanın dayanağıdır. ÖÖTO'nun öğretmen ve öğrenen olmak üzere iki safhası vardır.

3.2.1. Öğretme safhası

Öğretme safhası, öğretmenle öğrenme anlamına gelmektedir ve öğrencileri etkileşime geçirecek olan öğretmen aşamasıdır. Tüm öğrenenler için en iyi çözüm öğretmen olarak kabul edilir. İyi öğretmene sahip öğrencilerin notlarında ve durumlarında gelişmeler olduğu gözlenmektedir. Bu yüzden iyi bir öğretmene sahip sınıfın öğrencilerinin başarısı da artacaktır. Şekil 3.4'te öğretmen ve öğrencinin sınıf içindeki etkileşimi gösterilmiştir.



Şekil 3.4. Sınıf öğretme-öğrenme ortamı

İyi bir öğretmen, öğrenenleri bilgi bakımından kendi seviyesine getiren kişidir. Ancak pratikte bu mümkün değildir ve öğretmen sınıfın kapasitesine bağlı olarak bir sınıfın ortalamasını yalnızca bir dereceye kadar hareket ettirebilir. Bu birçok faktöre bağlı olarak rastgele bir işlem izler. Çözüm, mevcut ve yeni ortalamalar arasındaki farka göre

güncellenir. Bu duruma bağlı olarak öğretmen ve öğrenci etkileşimi Denklem 3.15'te olduğu gibi *Difference_Mean* ile hesaplanmaktadır:

$$Difference_Mean_i = r_i(M_{new,i} - T_F M_i), \quad (3.15)$$

Burada, $M_{new,i}$, her bir i iterasyonundaki en iyi öğrenen değeri olarak yeni öğretmenin ortalama değerini; M_i , her hangi bir i iterasyonundaki öğrencilerin ortalama sonuç değerini; r_i , $[0, 1]$ arasında rasgele bir değeri göstermektedir. T_F , öğretim faktörüdür. T_F , değerine Denklem 3.16'daki gibi eşit olasılık ile rastgele karar verilir.

$$T_F = round[1 + rand(0,1)], \quad (T_F \text{ değeri 1 veya 2 olabilir.}) \quad (3.16)$$

Öğretim safhasında mevcut çözüm Denklem 3.17'deki gibi *Difference_Mean_i*'ye bağlı olarak güncellenir.

$$X'_{new,i} = X'_{old,i} + Difference_Mean_i, \quad (3.17)$$

Burada, $X'_{new,i}$ değeri, $X'_{old,i}$ değerinin güncellenmesidir ve öğretim safhası için kabul edilebilir en iyi sonuçtur. Öğretim safhasının en iyi sonuç değerleri öğrenme aşamasında girdi olarak bunları kullanmak için bir bellekte tutulur. Bundan sonraki aşama olan öğrenme safhasına geçilir.

3.2.2. Öğrenme safhası

Öğrenme safhası, öğrenciler arasındaki etkileşimle öğrenme anlamına gelir. Öğrenme safhasında öğrencilerin birbirleri ile etkileşimi ve öğretmen safhasından gelen giriş verileri ile öğrenciler bilgilerini arttırmaktadır. Bir X_i öğrencisi X_j öğrencisinden daha bilgili ise X_j öğrencisi Denklem 3.18 ve Denklem 3.19'daki gibi etkileşerek kendini günceller.

$$X''_{new,i} = X''_{old,i} + r_i(X_i - X_j), \quad \text{eğer } f(X_i) < f(X_j) \text{ ise} \quad (3.18)$$

$$X''_{new,i} = X''_{old,i} + r_i(X_j - X_i), \quad \text{eğer } f(X_j) < f(X_i) \text{ ise} \quad (3.19)$$

Öğrenme aşamasının sonunda, durdurma şartı sağlandığında, $X''_{new,i}$ daha iyi bir fonksiyon değeri olarak kabul edilir ve en iyi çözüm için seçilir.

3.2.3. ÖÖTO algoritmasının adımları ve akış diyagramı

ÖÖTO Algoritmasının adımları aşağıdaki gibidir:

Adım 1: Popülasyon sayısı, tasarım değişkenleri, durdurma kriterleri belirle

Adım 2: Rastgele ilk öğrenci popülasyonu oluştur

Adım 3: (Öğretme Safhası) Her bir tasarım değişkeninin ortalamasını hesapla

Adım 4: Amaç fonksiyonunu uygula, seçilmiş sonuçları al

Adım 5: En iyi çözümü seç ve *Difference_Mean* hesapla

Adım 6: Eğer yeni çözüm mevcuttan iyi ise yeni çözümü al, değilse eski çözümü koru

Adım 7: (Öğrenen Safhası) Rastgele iki öğrenen X_i ve X_j çözümlerini seç

Adım 8: Eğer X_i çözümü X_j çözümünden iyi ise $X_{yeni} = X_i + r(X_i - X_j)$

Değilse $X_{yeni} = X_j + r(X_j - X_i)$ al.

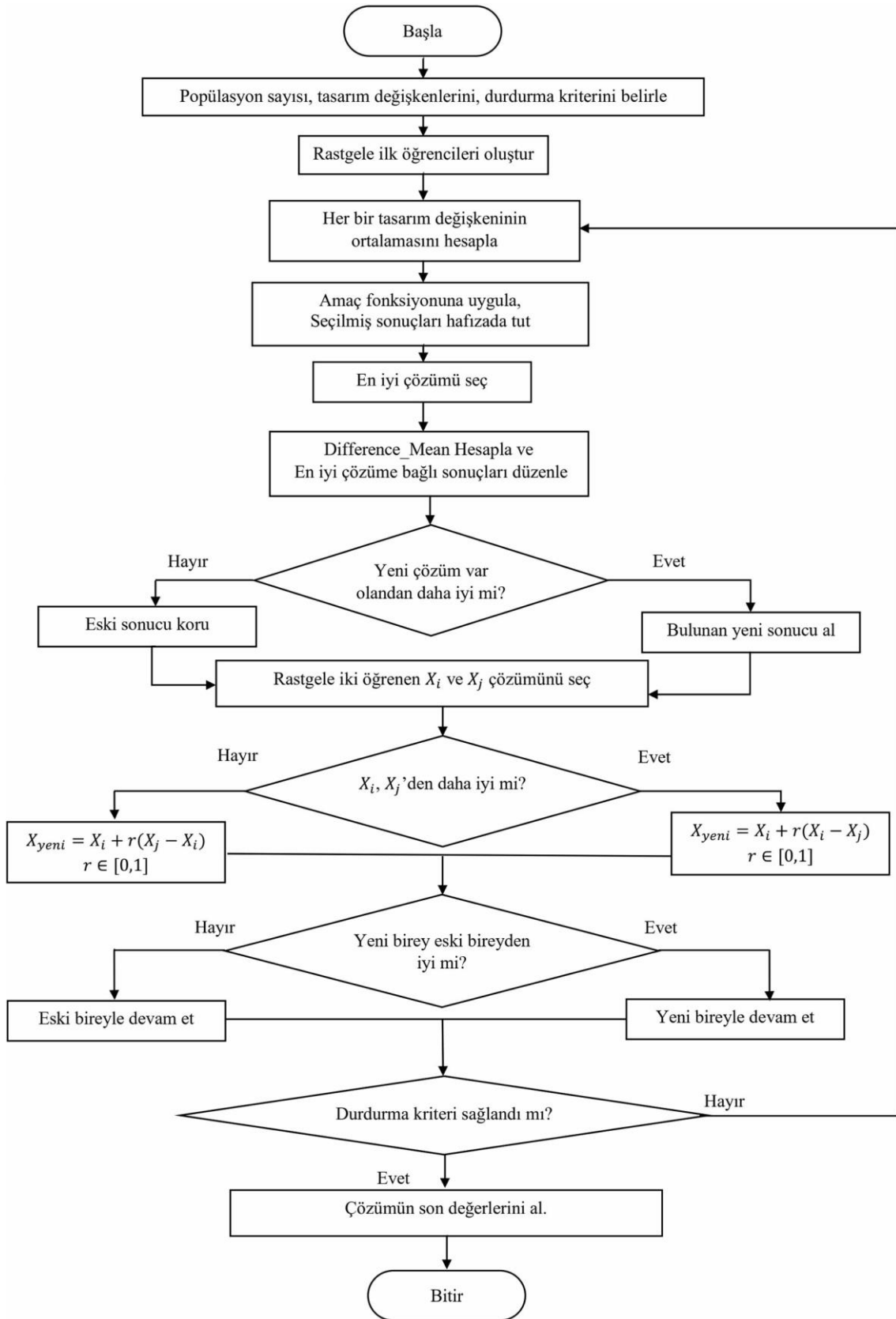
Burada r değeri [0,1] arasında rastgele bir değerdir. ($r \in [0,1]$)

Adım 9: Eğer yeni çözüm mevcut çözümden iyi ise yeni çözümü aksi halde eski çözümü al.

Adım 10: Durdurma kriteri sağlanıncaya kadar 3. adım ile 9. adımlar arasını tekrarla.

Adım 11: Dur.

ÖÖTO algoritması akış diyagramı Şekil 3.5'teki gibidir.



Şekil 3.5. ÖÖTO akış diyagramı

3.3. Standart Test Fonksiyonları

Bu çalışmada, literatürde sıklıkla kullanılan standart test fonksiyonları (Karaboga ve Akay, 2009; Rashedi ve ark., 2009; Rao ve ark., 2011) deneysel amaçlı uygulanmıştır. Çizelge 3.1’de ($F_1 - F_9$) fonksiyonları tek optimum nokta içeren tek-modlu (unimodal (U)) tipinde, Çizelge 3.2’de ($F_{10} - F_{15}$) fonksiyonları birçok yerel (çoklu) optimum nokta içeren fakat bir tane global minimum nokta bulunan çok-modlu (multimodal (M)) tipinde, Çizelge 3.3’te ($F_{16} - F_{20}$) ise karma ve sabit boyutlu çoklu optimum nokta içeren Fix-multimodal (Fix-M) tiptedir. Çizelge 3.1, Çizelge 3.2 ve Çizelge 3.3’te deney amaçlı kullanılan standart test fonksiyonlarının, özellikleri, arama uzayı sınırları ve optimum değerleri verilmiştir.

Fonksiyonlar, n değişkenli bir fonksiyon tek değişkene sahip n adet fonksiyonun toplamı şeklinde ifade edilebiliyorsa ayrıştırılabilir olarak tanımlanmaktadır. Bu şekilde fonksiyonlar alt parçalara bölerek çözüm yapmak kolaylaşabilir. Ayrıştırılamaz fonksiyonlar, m adet değişken arasında bağıntı vardır ve fonksiyonlar arasındaki m adet bağımlı değişken bulunmaktadır. Ayrıştırılamaz fonksiyonların çözümleri ayrıştırılabilir fonksiyonlara göre daha zordur. Deneysel çalışmalarda fonksiyonun boyutu arttıkça algoritmaların çözüm kalitesi de boyuta bağlı olarak değişmektedir. Bu yüzden ($F_1 - F_{15}$) fonksiyonlar sırası ile 10 boyutlu (10-D) ve 30 boyutlu (30-D) olarak test edilmiştir.

Çizelge 3.1. Tek optimum nokta içeren (Unimodal) standart test fonksiyonları (D: Dimension- Boyut)

Fonksiyon		Özelliği	Arama Uzayı	f_{min}
Adı	No			
Sphere	F_1	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks	$[-100, 100]^D$	0
Schwefel 2.22	F_2	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-10, 10]^D$	0
Schwefel 1.2	F_3	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-100, 100]^D$	0
Schwefel 2.21	F_4	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-100, 100]^D$	0
Rosenbrock	F_5	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-30, 30]^D$	0
Step	F_6	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks	$[-100, 100]^D$	0
Quartic	F_7	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks değil	$[-1.28, 1.28]^D$	0
SumSquares	F_8	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks	$[-10, 10]^D$	0
Dixon-Price	F_9	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-10, 10]^D$	0

Çizelge 3.2. Çoklu optimum nokta içeren (Multimodal) standart test fonksiyonları (D: Boyut)

Fonksiyon		Özelliği	Arama Uzayı	f_{min}
Adı	No			
Schwefel	F_{10}	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks değil	$[-500, 500]^D$	0
Rastrigin	F_{11}	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks	$[-5.12, 5.12]^D$	0
Ackley	F_{12}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks değil	$[-32, 32]^D$	0
Griewank	F_{13}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks değil	$[-600, 600]^D$	0
Penalized	F_{14}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-50, 50]^D$	0
Penalized 2	F_{15}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-50, 50]^D$	0

Çizelge 3.3. Çoklu optimum nokta içeren karma (Fix-multimodal) standart test fonksiyonları (D: Boyut)

Fonksiyon		Özelliği	Arama Uzayı	f_{min}
Adı	No			
Foxholes	F_{16}	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks	$[-65.53, 65.53]^2$	0.998
Kowalik	F_{17}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks	$[-5, 5]^4$	0.00031
6 Hump CamelBack	F_{18}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks değil	$[-5, 5]^2$	-1.03163
Branin	F_{19}	Ayrıştırılabilir, sürekli, konveks	$[-5, 10] \times [0, 15]$	0.398
Goldstein-Price	F_{20}	Ayrıştırılamaz, sürekli, konveks değil	$[-2, 2]^2$	3

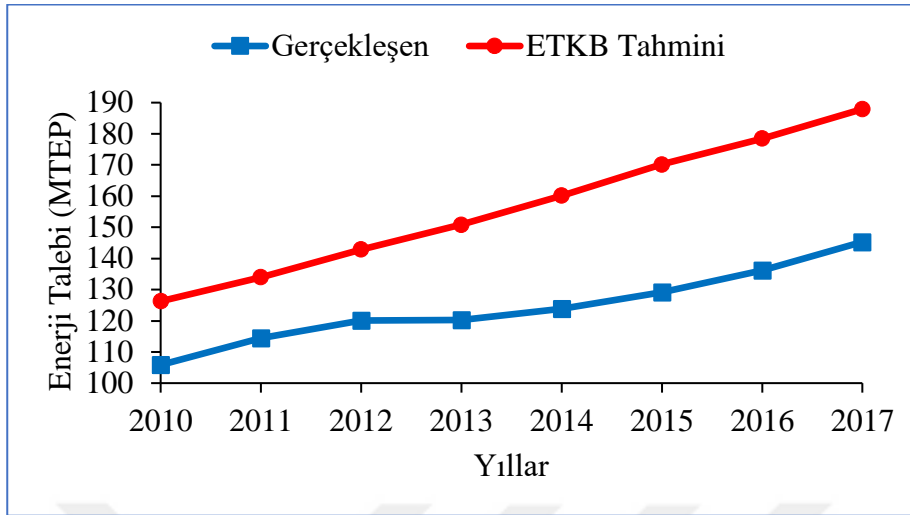
3.4. Türkiye Enerji Talep Tahmini (ETT)

Enerji talep tahmini (ETT), kesintisiz ve güvenilir enerji üretiminin sürdürülmesi için güç santralleri kapasite planlamasına ve ülkeler arasındaki enerji anlaşmaları gibi tutarlı enerji politikalarına uygun maliyetli yatırımlar yapmak için hayati önem taşımaktadır (Lee ve Tong, 2011).

Gelişmiş ülkelerdeki ETT, gelişmekte olan ülkeler açısından ekonomik artış, sanayileşme oranı ve ekonomik kargaşada daha az öngörülemezlikler nedeniyle daha tutarlı ve daha öngörülebilir niteliktedir (Dunkerley, 1982). Bu yüzden Türkiye gibi gelişmekte olan ülkelerde ETT'nin doğru, güvenilir ve tutarlı olması için metasezgisel optimizasyon yöntemlerine ihtiyaç duyulmaktadır (Tefek ve ark., 2017). Türkiye'de ETT, Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı (ETKB) tarafından yapılmaktadır. Şekil 3.6'da 2010-2017 yılları arasında gerçekleşmiş enerji talebi (MTEP: Milyon Ton Eşdeğer Petrol) değerleri ve ETKB'nin tahminleri grafiğine bakıldığında aşırı sapmalar görülmektedir (ETKB, 2011). Tahminlerdeki aşırı sapmalar nedeniyle gereğinden daha fazla enerji ithalatı yapılabileceğinden bu durum ülkeler için ekonomik kayıplara neden olabilmektedir ve dışa bağımlılığı arttırabilmektedir.

Türkiye, ekonomisi ile gelişen, sanayileşen ve gelişmekte olan bir ülke olduğundan enerji talebi yıldan yıla artarak devam etmektedir. Bu durumda güvenilir ve

tutarlı ETT yapabilmek amacıyla farklı talep tahmini modelleri geliştirilmesi gerekmektedir.



Şekil 3.6. 2010-2017 yılları arasında gerçekleşen değerler ile ETKB'nin talep tahminleri (ETKB, 2011)

Bu çalışmada, doğrusal, ikinci dereceden (karesel) ve üstel ETT modelleri geliştirilmiş ve tasarlanan hibrit optimizasyon yöntemi ile ETT'ye uygulanmıştır. İlk olarak, geliştirilen modeller 1980 ve 2010 arasındaki verilerle eğitilmiş ve modellerin doğruluğu 2011 ile 2014 arasındaki verilerle test edilmiştir. Daha sonra oluşturulan düşük, beklenen ve yüksek senaryolar ile 2015-2030 yılları arasında ETT yapılmıştır.

3.4.1. Enerji talep tahmini (ETT) için seçilen değişkenler ve kullanılan veriler

Türkiye ETT için sosyo-ekonomik göstergeler olan Gayri Safi Yurtiçi Hasıla (GSYH) ve nüfus ile elektrik göstergeleri olan kurulu güç, brüt elektrik üretimi ve net elektrik tüketimi göstergeleri giriş verileri olarak alınmıştır. Bu beş farklı gösterge 1980 ve 2014 yılları arasındaki verileri içermektedir. Nüfus ve GSYH verileri, Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) raporundan (TÜİK, 2015), 1980-2014 yılları arasında gerçekleşen enerji talebi ve elektrik göstergeleri Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi (TEİAŞ)'den alınmıştır (TEİAŞ, 2014). ETT için 1980 ve 2014 yılları arasında gerçekleşen veriler EK-1'de verilmiştir (Tefek ve ark., 2017).

3.4.2. ETT modelleri

ETT için 1980-2014 yılları arası göstergelere bağlı olarak doğrusal (ETT_D), ikinci dereceden (karesel, kuadratik) (ETT_K) ve üstel ($ETT_Ü$) modeller geliştirilmiştir.

Aşağıdaki Denklem 3.20’de doğrusal model, Denklem 3.21’de kuadratik model ve Denklem 3.22’de üstel modellerin matematiksel ifadeleri verilmiştir.

ETT, Doğrusal Modeli ($ETT - D$):

$$ETT - D = \sum_{i=1}^T w_i X_i + w_0 \quad (3.20)$$

ETT, Kuadratik Modeli ($ETT - K$):

$$ETT - K = \sum_{i=1}^T w_i X_i + \sum_{i=1}^{T-3} \sum_{j=i+1}^T w_{(3i+j+1)} X_i X_j + \sum_{i=3}^{T-2} \sum_{j=i+1}^T w_{(3i+j)} X_i X_j \\ + \sum_{i=4}^{T-1} \sum_{j=i+1}^T w_{(3i+j-2)} X_i X_j + \sum_{i=1}^T w_{(i+15)} X_i^2 + w_0 \quad (3.21)$$

ETT, Üstel Modeli ($ETT - Ü$):

$$ETT - Ü = \sum_{i=1}^T (w_{(2i-1)} X_i^{w_{2i}} + w_0) \quad (3.22)$$

Burada; w_0, w_i ve w_{ij} ETT için hesaplanması gereken ağırlık katsayılarını; T talep tahmininde kullanılan gösterge sayısını ($T = 5$), X_i ve X_j sosyo-ekonomik ve elektriksel göstergeleri belirtmektedir. X_1, X_2, X_3, X_4 ve X_5 sırasıyla nüfus, GSYH, kurulu güç, brüt üretim ve net tüketim verileridir. Denklem 3.20-3.22’deki ağırlık katsayıları sınır değerleri -1000 ile +1000 olarak alınmıştır ($-1000 \leq w_i \leq +1000$).

ETT için amaç fonksiyonu Denklem 3.23’teki RMSE (Kök Ortalama Kare Hata Toplamı) değeridir. RMSE, tahmin değeri ile gerçek değer arasındaki uzaklığı belirlemek amacıyla kullanılan kuadratik istatistiksel bir ölçüm birimidir. RMSE değeri $[0, +\infty]$ olabilmektedir. RMSE değerinin sıfır (0)’a yakın olması tahmin değerinin gerçek değere yakın olduğu anlamına gelmektedir.

$$\min RMSE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_o - y_p)^2 \right]^{1/2} \quad (3.23)$$

Burada; n değeri toplam veri sayısını, y_o değeri gerçekleşen enerji talep değerini, y_p tahmin edilen enerji talep değerini göstermektedir. Gerçekleşen enerji talebi ile tahmin

edilen enerji talebinin doğruluğunu yorumlayabilmek amacıyla Denklem 3.24'te MAPE (Ortalama Mutlak Yüzde Hata) değeri kullanılmıştır.

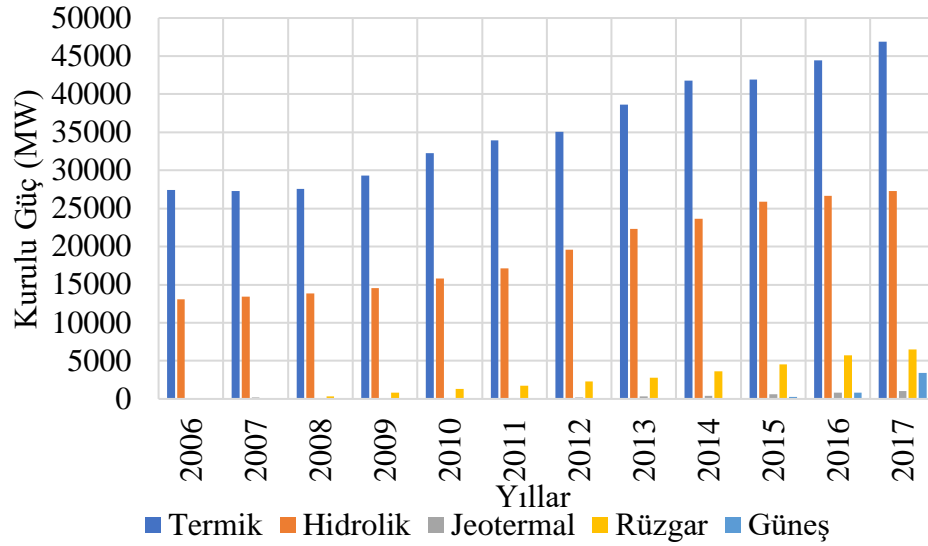
$$MAPE = \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^n \left| \frac{y_o - y_p}{y_p} \right| \right) 100 \quad (3.24)$$

3.5. Elektrik Güç Sistemleri Optimizasyonu

Elektrik güç sistemleri günlük hayattaki elektrik tüketime bağlı olarak belirli şartlar altında üretim yapan sistemlerdir. Gün içerisinde tüketilen ve üretilen güçler sürekli değişim halindedir. Tüketilen güce bağlı olarak üretim de günden güne artmaktadır. Elektrik enerjisi üretildiği kaynaklara göre termik (doğal gaz, kömür, linyit) ve yenilenebilir (rüzgâr, hidrolik, güneş, jeotermal) enerji olarak tanımlanmaktadır. Günümüzde her ne kadar yenilenebilir enerji kaynakları elektrik güç sistemlerine eklense de termik güç sistemleri elektrik üretiminde baş roledir. Bu durum Çizelge 3.4'te son on bir yılda Türkiye'deki elektrik üretim kaynaklarına bağlı kurulu güç (MW) değerleri ile gösterilebilir (TEİAŞ, 2017). Çizelge 3.4'te termik güç sistemlerinin 2006 yılında toplam kurulu güce göre oranı %67,6'dır. 2017 yılında ise bu oran rüzgâr ve güneş kaynaklı yenilenebilir enerji sistemlerinin son yıllarda güç sistemlerine entegre edilmesiyle %55,1 oranına düşmüştür. Fakat Türkiye elektrik güç sistemlerinde termik kaynaklı üretim sistemlerinin güç üretimi artmakta ve kurulu güç olarak termik güç sistemleri üretimde halen birinci sıradadır. Şekil 3.7'de bu durum daha net görülmektedir.

Çizelge 3.4. Türkiye kurulu gücün 2006-2017 yılları itibariyle gelişimi (TEİAŞ, 2017)

Yıllar	Termik (MW)	Hidrolik (MW)	Jeotermal (MW)	Rüzgâr (MW)	Güneş (MW)	Toplam Kurulu Güç (MW)
2006	27420,2	13062,7	81,9	0	0	40564,8
2007	27271,6	13394,9	169,2	0	0	40835,7
2008	27595	13828,7	29,801	363,65	0	41817,2
2009	29339,1	14553,3	77,2	791,6	0	44761,2
2010	32278,5	15831,2	94,2	1320,2	0	49524,1
2011	33931,1	17137,1	114,2	1728,7	0	52911,1
2012	35027,2	19609,4	162,2	2260,6	0	57059,4
2013	38648	22289	310,8	2759,7	0	64007,5
2014	41801,8	23643,2	404,9	3629,7	40,2	69519,8
2015	41903	25867,8	623,878	4503,19	248,839	73146,7
2016	44411,6	26681,1	820,858	5751,3	832,526	78497,4
2017	46926,3	27273,1	1063,73	6516,18	3420,7	85200,0



Şekil 3.7. 2006-2017 yılları arası üretim kaynaklarına göre Türkiye kurulu güç değişimi (TEİAŞ, 2017)

Çizelge 3.4 ve Şekil 3.7’de da görüldüğü gibi elektrik üretiminde, termik kaynaklı güç sistemlerine olan bağımlılık, üretim maliyeti ve termik üretim kaynaklı çevre kirliliği gibi dezavantajları yanında getirmektedir. Termik güç santralleri fosil yakıtlar olan linyitin, kömürün ve doğal gazın yanması ile elektrik enerjisi elde etmektedirler. Fosil kaynakların zamanla tükenmesi ile oluşan maliyet ve yanma sırasında çevreye zararlı gazlar (NO_x , SO_2 , CO ve CO_2) salınımı gibi durumların optimize edilmesi gerekmektedir (Gent ve Lamont, 1971; Chaturvedi ve ark., 2006).

Elektrik güç sistemleri üretim, iletim ve dağıtım mekanizmasının karalı, güvenli ve düzenli bir şekilde olması önemlidir. Bu mekanizmada frekansın, akımın, üretilen gücün ve güç kaybının optimum olması için optimal güç akışı ve ekonomik dağıtımın ideal olması gerekmektedir. Bu durumda optimal güç akış problemi ve ekonomik dağıtım probleminin etkin bir şekilde çözülmesi ile sağlanmaktadır (Happ ve Wirgau, 1981).

3.5.1. Optimum güç akış problemi

Optimum güç akış problemi 1962 yılında Carpentier tarafından matematiksel olarak formüle edilmiştir (Carpentier, 1962). Optimum güç akışı belirli eşitlik ve eşitsizlik sınırları altında yakıt maliyetini minimum yapmak esasına dayanmaktadır. Bu problemin matematiksel ifadeleri Denklem 3.25-3.27’de verilmiştir (Dommel ve Tinney, 1968).

$$\text{Minimum } F(x, u) \quad (3.25)$$

$$g(x, u) = 0 \quad (3.26)$$

$$h(x, u) \geq 0 \quad (3.27)$$

Denklem 3.25'te minimum $F(x, u)$ amaç fonksiyonu, x durum değişkeni ve $x_{min} \leq x \leq x_{max}$, u ise kontrol değişkenidir ve $u_{min} \leq u \leq u_{max}$ 'tır. Denklem 3.26'da g güç akışı eşitliklerini, Denklem 3.27'de h güç akışı eşitsizliklerini göstermektedir. Bu şartlarda amaç fonksiyonu olan $F(x, u)$ minimize edilmektedir. Elektrik güç sistemleri optimizasyonunda amaç fonksiyonu yakıt maliyetinin minimize edilmesidir. Aşağıda elektrik güç sistemleri optimum güç akış problemi çözümü için amaç fonksiyonu Denklem 3.28'de verilmiştir.

$$\text{Minimum } F_{cost}(P_{gi}) = \sum_{i=1}^{N_g} (a_i + b_i P_{gi} + c_i P_{gi}^2) \quad (\$/sa) \quad (3.28)$$

Denklem 3.28'de minimum F_{cost} termik güç sisteminin minimum yakıt maliyeti amaç fonksiyonu; N_g , jeneratör (aktif güç) bara sayısı; P_i , i . aktif jeneratör barasının ürettiği gücü ve a_i , b_i , c_i ise i . aktif jeneratör barasının yakıt maliyet katsayılarıdır.

Denklem 3.29 ve Denklem 3.30'da optimum güç akış problemi için eşitlik kısıtlamaları verilmiştir.

$$P_{gi} - P_{li} - P_{di} = 0 \quad (3.29)$$

$$Q_{gi} - Q_{li} - Q_{di} = 0 \quad (3.30)$$

Denklem 3.29'de güç sisteminin ürettiği aktif güç (P_{gi}), sistemden talep edilen (P_{di}) ve aktif kayıp güçlerin (P_{li}) toplamına eşittir. Denklem 3.30'da sistemin ürettiği reaktif güç (Q_{gi}), sistemden talep edilen reaktif güç (Q_{di}) ve reaktif güç kayıpların (Q_{li}) toplamına eşittir. Denklem 3.31 ve Denklem 3.32'de sırasıyla aktif ve reaktif güç kayıp hesaplamaları verilmiştir.

$$P_{li} = V_i \sum_{j=1}^{N_b} V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad i \in [1, N_b] \quad (3.31)$$

$$Q_{li} = V_i \sum_{j=1}^{N_b} V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad i \in [1, N_b] \quad (3.32)$$

Burada, N_b toplam bara sayısı, G_{ij} ve B_{ij} sırasıyla i . ve j . baralarındaki iletim kondüktansı ve suspedansı, V_i ve V_j , i . ve j . baraların gerilim büyüklükleri, θ_{ij} ise i . ve j . baraların faz açısıdır. Denklem 3.33-3.37’de eşitsizlik kısıtlamaları verilmiştir.

$$P_{gi}^{min} \leq P_{gi} \leq P_{gi}^{max} \quad i = 1, \dots, N_g \quad (3.33)$$

$$Q_{gi}^{min} \leq Q_{gi} \leq Q_{gi}^{max} \quad i = 1, \dots, N_g \quad (3.34)$$

$$V_i^{min} \leq V_i \leq V_i^{max} \quad i = 1, \dots, N_b \quad (3.35)$$

$$T_i^{min} \leq T_i \leq T_i^{max} \quad i = 1, \dots, N_T \quad (3.36)$$

$$Q_{ci}^{min} \leq Q_{ci} \leq Q_{ci}^{max} \quad i = 1, \dots, N_c \quad (3.37)$$

Bu eşitsizlik kısıtlamalarında, T_i i . baradaki transformatör değerini, Q_{ci} i . baradaki şönt kapasite değerini, N_T ve N_c sırasıyla sistemdeki transformatör ve şönt kapasite sayılarını göstermektedir. P_{gi}^{min} , P_{gi}^{max} , Q_{gi}^{min} , Q_{gi}^{max} , V_i^{min} , V_i^{max} , T_i^{min} , T_i^{max} , Q_{ci}^{min} , Q_{ci}^{max} değerleri ilgili tasarım değişkenin minimum ve maksimum sınır değerlerini göstermektedir.

3.5.2. Ekonomik dağıtım problemi (EDP)

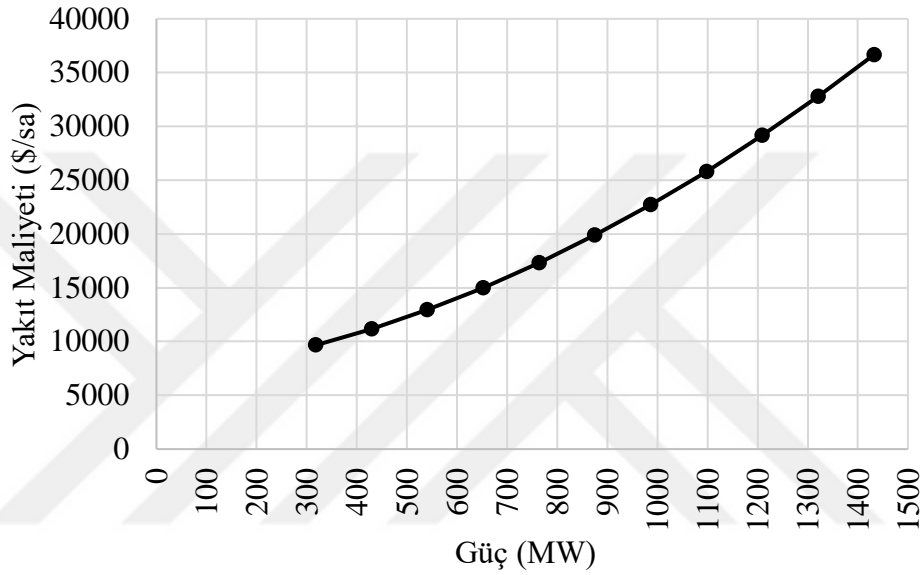
Ekonomik dağıtım, üretim seviyelerini sistemdeki üretici birimlere tahsis etme işlemi olarak tanımlanır, böylece sistemden talep edilen güç tamamen ve en ekonomik şekilde tedarik edilebilir (Chowdhury ve Rahman, 1990). Ekonomik dağıtımın amacı, sistemden talep edilen gücün, jeneratörlerin çalışma sınırları gibi kısıtlar altında, minimum maliyetle karşılanmasının planlanmasıdır (Chowdhury ve Rahman, 1990; Mahor ve ark., 2009; Al-Betar ve ark., 2016). Ekonomik dağıtım problemi (EDP) ise doğrusal olmayan (non-linear), eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamaları altında, yakıt maliyetini minimum yapan bir optimizasyon problemidir (Chowdhury ve Rahman, 1990; Mahor ve ark., 2009; Duman ve ark., 2010). Ekonomik dağıtımın önemi Türkiye’de kurulu gücü 1432 (MW) olan Bursa Doğalgaz Termik Santralinin Şekil 3.8’deki maliyet eğrisi ile gösterilebilir (Başaran, 2004). Denklem 3.38’de Bursa Doğalgaz Termik Santrali için

eşitlik ve Denklem 3.39'de eşitsizlik kısıtları altında Şekil 3.8 elde edilmiştir (Başaran, 2004).

$$F_{Bursa DG} = a + bP_{Bursa DG} + cP_{Bursa DG}^2 \quad (\$/sa) \quad (3.38)$$

$$P_{min} \leq P_{Bursa DG} \leq P_{max} \quad (MW) \quad (3.39)$$

Burada yakıt maliyet katsayıları olan a , b , c sırasıyla 6780.5 ($\$/sa$), 5.682 ($\$/MWsa$), 0.0106 ($\$/MW^2sa$)'dır. P_{min} ile P_{max} Bursa Doğalgaz (Bursa DG) Termik santralinin güç sınır değerleridir ve sırasıyla 318 (MW), 1432 (MW)'dir.



Şekil 3.8. Bursa Doğalgaz Termik Santrali Maliyet Eğrisi (Başaran, 2004)

Şekil 3.8'da jeneratörün ürettiği güç arttıkça yakıt maliyeti parabolik olarak artmaktadır. Bu durum daha fazla güç sistemi dahil edildiğinde daha da karmaşıklaşmakta ve EDP optimum çözümünün önemini göstermektedir.

EDP'nin amaç fonksiyonu Denklem 3.40'taki minimum yakıt maliyetinin hesaplanmasıdır.

$$\text{Minimum } F_{cost} = \sum_{i=1}^{N_g} (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2) \quad (\$/sa) \quad (3.40)$$

$$\sum_{i=1}^{N_g} P_i - P_D - P_L = 0 \quad (3.41)$$

$$P_L = \sum_{i=1}^{N_G} \sum_{j=1}^{N_G} P_i B_{ij} P_j + \sum_{i=1}^{N_G} P_i B_{0i} + B_{00} \quad (3.42)$$

$$P_i^{min} \leq P_i \leq P_i^{max} \quad 1 \leq i \leq N_g \quad (3.43)$$

Denklem 3.40'da F_{cost} , termik güç sisteminin yakıt maliyeti fonksiyonu; N_g , termik jeneratör bara sayısı; P_i , i . aktif jeneratör barasının ürettiği gücü ve a_i, b_i, c_i ise i . aktif jeneratör barasının yakıt maliyet katsayılarıdır. Denklem 3.41'de sistemin toplam güç ile talep edilen (P_D) ve kayıp (P_L) güçleri arasındaki eşitlik kısıtlamaları verilmiştir. Denklem 3.42'de B_{ij}, B_{0i} ve B_{00} kayıp katsayıları ile kayıp (P_L) güç hesaplanmaktadır. Denklem 3.43'te her bir aktif gücün minimum (P_i^{min}) ve maksimum (P_i^{max}) eşitsizlik kısıtlamaları verilmiştir.

3.5.3. IEEE bara test güç sistemleri

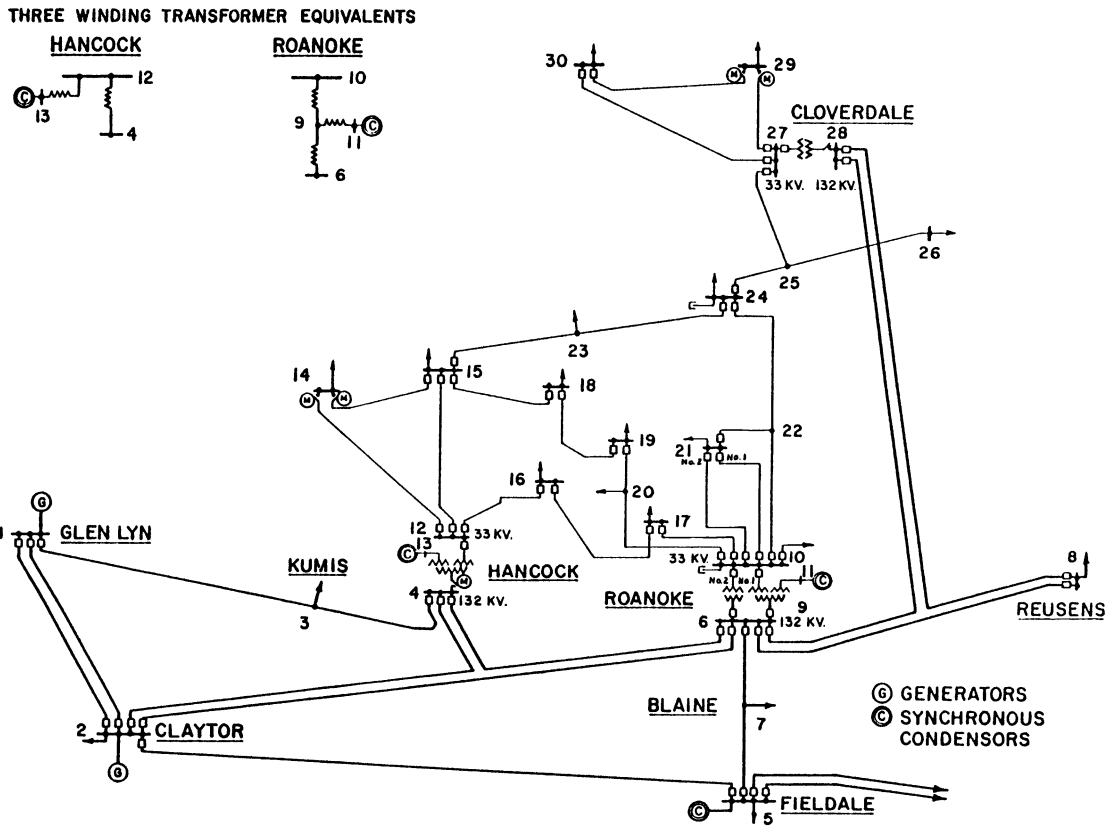
Elektrik güç sistemleri optimizasyonu amacıyla geliştirilen yöntemler test amaçlı optimum yük akışı ve ekonomik dağıtım problemlerinin çözümü için uygulanmaktadır. Bunun için Amerikan Elektrik Enerjisi Sistemi (AEES) tarafından bara test sistemleri geliştirilmiştir (Christie, 1999). Bu çalışmada IEEE-30 baralı ve IEEE-57 baralı sistemler algoritma deneysel çalışma amaçlı kullanılmıştır.

3.5.3.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi

IEEE-30 Baralı Test Güç Sistemi Aralık 1961'deki AEES'in Orta-Batı Amerika'daki bir bölgesini temsil etmektedir. IEEE-30 baralı test sistemi 6 jeneratör barası olan 1, 2, 5, 8, 11 ve 13 numaralı baralar ile 41 tane iletim hattı, 4 transformatör, 2 şönt reaktör içermektedir (Christie, 1999). Bu test sisteminde gücün baz değeri 100 MVA ve aktif güç talebi ise 283.4 MW olarak alınmıştır. Çizelge 3.5'te IEEE-30 baralı test sistemin jeneratörlerin güç sınırları ve maliyet katsayıları verilmiştir (Alsac ve Stott, 1974). IEEE-30 baralı test sisteminin tek hat şeması Şekil 3.9'de verilmiştir.

Çizelge 3.5. IEEE-30 baralı test sistemi jeneratör verileri (Alsac ve Stott, 1974)

Bara Nu.	P_i^{min} (MW)	P_i^{max} (MW)	Maliyet Katsayıları		
			a_i (\$/sa)	b_i (\$/MWsa)	c_i (\$/MW ² sa)
P_1	50	200	0	2.00	0.00375
P_2	20	80	0	1.75	0.01750
P_5	15	50	0	1.00	0.06250
P_8	10	35	0	3.25	0.00834
P_{11}	10	30	0	3.00	0.02500
P_{13}	12	40	0	3.00	0.02500



Şekil 3.9. IEEE-30 baralı test sistemi tek hat şeması (Christie, 1999)

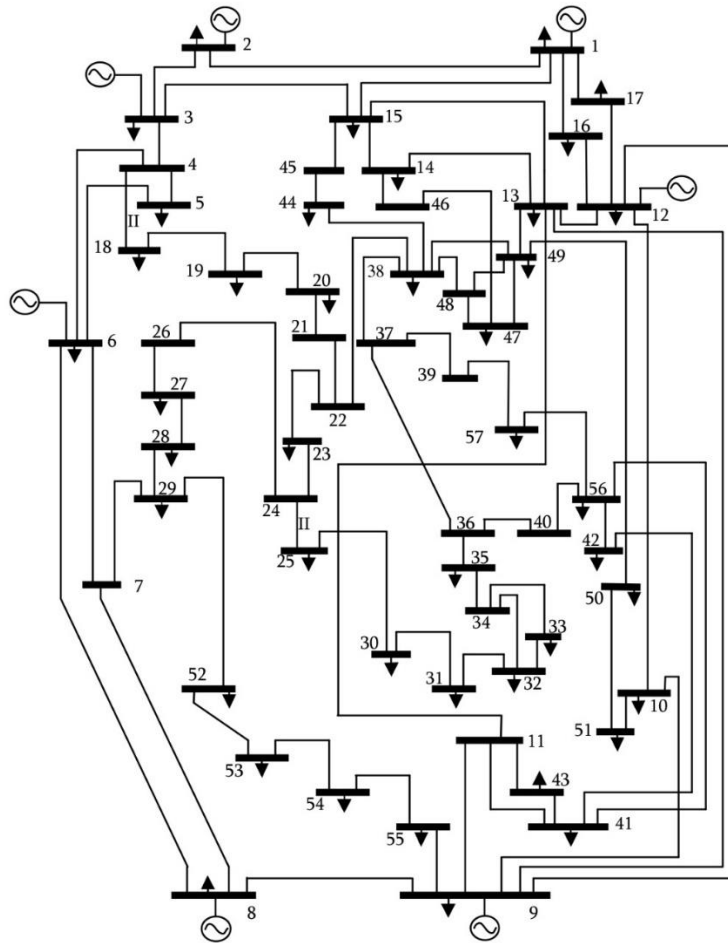
3.5.3.2. IEEE-57 baralı test güç sistemi

IEEE-57 Baralı Test Güç Sistemi Aralık 1960'ların başlarında AEES'in Orta-Batı Amerika'daki bir bölgesini temsil etmektedir. IEEE-57 veri yolu test sistemi yedi jeneratör barası olan 1, 2, 3, 6, 8, 9, ve 12 numaralı baralar ile 80 tane iletim hattı, 15 transformatör ve 3 şönt reaktörü bulunan büyük bir güç sistemidir (Christie, 1999; Zimmerman ve ark., 2011). Bu test sisteminde, güç baz değeri 100 MVA olarak alınmış ve aktif güç talebi ise 1250,8 MW'dır (Christie, 1999). Çizelge 3.6'da IEEE-57 baralı

test sistemin jeneratörlerin güç sınırları ve maliyet katsayıları Şekil 3.10'de tek hat şeması verilmiştir (Christie, 1999; Zimmerman ve ark., 2011).

Çizelge 3.6. IEEE-57 baralı test sistemi jeneratör verileri (Zimmerman ve ark., 2011)

Bara Nu.	P_i^{min} (MW)	P_i^{max} (MW)	Maliyet Katsayıları		
			a_i (\$/sa)	b_i (\$/MWsa)	c_i (\$/MW ² sa)
P_1	0	575.88	0	20	0.077579519
P_2	0	100	0	40	0.01
P_3	0	140	0	20	0.25
P_6	0	100	0	40	0.01
P_8	0	550	0	20	0.0222222222
P_9	0	100	0	40	0.01
P_{12}	0	410	0	20	0.0322580645



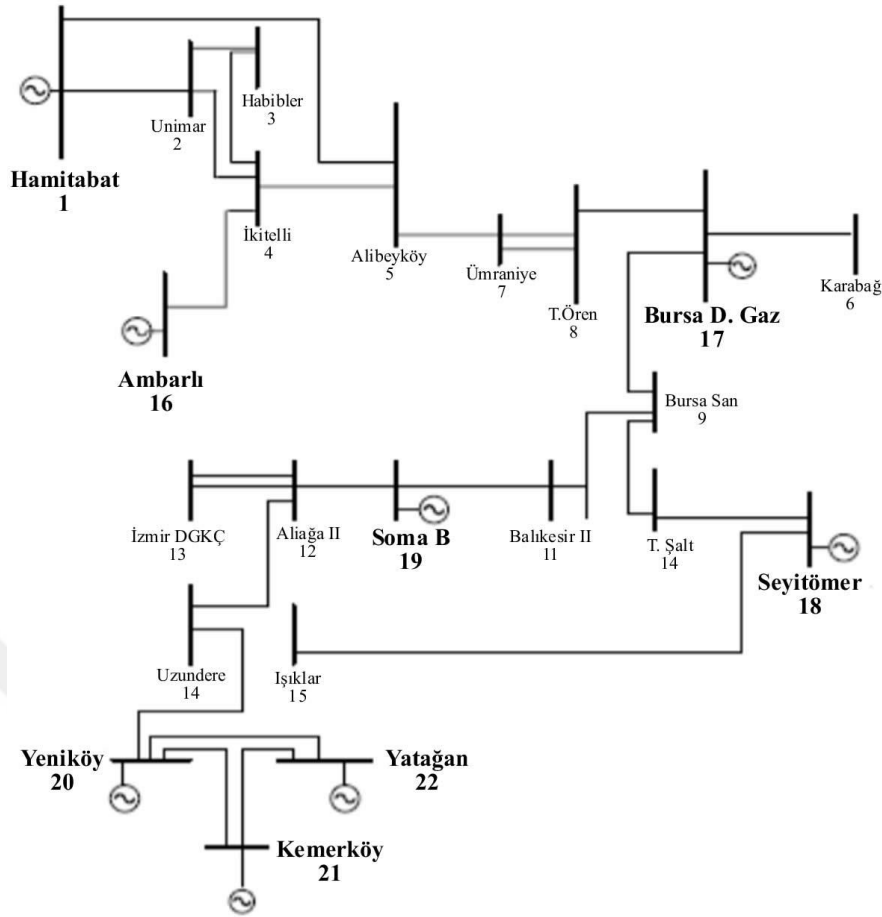
Şekil 3.10. IEEE-57 baralı test sistemi tek hat şeması (Christie, 1999)

3.5.4. Türkiye 22 baralı test sistemi

Türkiye 22 Baralı Test Sistemi Başaran (2004) tarafından geliştirilmiştir. Türkiye 22 Baralı test sistemi Türkiye'nin Ege ve Marmara Bölgelerindeki termik santrallerin iletim hatları birleştirilerek oluşturulmuştur. Türkiye 22 baralı güç sistemi 8 jeneratör, 14 yük barası ve 26 iletim hattı içeren büyük bir güç sistemidir (Başaran, 2004). Bu güç sisteminde gücün baz değeri 100MVA ve talep edilen yük değeri 4000 MW olarak alınmıştır (Başaran, 2004; Kurban ve Başaran Filik, 2007). Çizelge 3.7'te Türkiye 22 baralı güç sisteminin jeneratör güç sınırları ve maliyet katsayıları Şekil 3.11'de tek hat şeması verilmiştir (Başaran, 2004).

Çizelge 3.7. Türkiye 22 baralı test sistemi jeneratör verileri (Başaran, 2004)

Bara Nu.	Santral Adı	Yakıt Tipi	P_i^{min} (MW)	P_i^{max} (MW)	Maliyet Katsayıları		
					a_i (\$/sa)	b_i (\$/MWsa)	c_i (\$/MW ² sa)
P_1	Hamitabat	Doğal Gaz	190	1120	6595.5	7.0663	0.0168
P_{16}	Ambarlı	Fuel Oil	245	1350	7290.6	7.2592	0.0127
P_{17}	Bursa DG	Doğal Gaz	318	1432	6780.5	5.682	0.0106
P_{18}	Seyitömer	Kömür	150	600	1564.4	3.1288	0.0139
P_{19}	Soma B	Kömür	210	990	5134.1	6.2232	0.0168
P_{20}	Yeniköy	Kömür	110	420	1159.5	3.3128	0.021
P_{21}	Kemerköy	Kömür	140	630	1697	3.2324	0.0137
P_{22}	Yatağan	Kömür	140	630	1822.8	3.472	0.0147



Şekil 3.11. Türkiye 22 baralı test sistemi tek hat şeması (Başaran, 2004)

3.6. Rüzgâr-Termik Hibrit Güç Sistemleri Optimizasyonu

Termik güç santralleri fosil kaynaklı kömür, doğal gaz ve petrol ürünlerinden elektrik enerjisi üretmektedir. Fosil kaynakların zamanla tükenerek olması yeni enerji kaynaklarına yönelmek gerekliliğini ortaya çıkarmıştır. Bu nedenle Dünya’da olduğu gibi Türkiye’de de son zamanlarda yenilenebilir enerji kaynaklarına yatırımlar yapılmaktadır (Hayli, 2001). Çizelge 3.4’te Türkiye kurulu rüzgar gücü 2008 yılında 363,65 (MW) iken 2017 yılında %1691,88 artışla 6516,18 (MW) olmuştur (TEİAŞ, 2017). Bu da rüzgâr enerjisinin elektrik güç sistemlerine her an dinamik bir şekilde eklendiğini göstermektedir.

Termik kaynaklı elektrik güç sistemlerine rüzgâr güç sistemleri eklenmesi ile hibrit güç sistemleri oluşmakta ve bu hibrit sistemlerin optimum güç analizi ve ekonomik dağıtım analizleri yapılması gerekmektedir. Termik bir elektrik güç sistemine rüzgâr güç sistemi eklendiğinde yakıt maliyet fonksiyonu Denklem 3.44’teki gibi olmaktadır (Hetzer ve ark., 2008).

$$\sum F_{cost}(rüzgar - termik) = F_{cost}(termik) + (\sum_{i=1}^{n_w} C_{wi}(wi) + \sum_{i=1}^{n_w} C_{p,wi}(W_{i,av} - wi) + \sum_{i=1}^{n_w} C_{r,w,i}(wi - W_{i,av})) \quad \$/sa \quad (3.44)$$

Burada, $F_{cost}(termik)$ Denklem 3.40'ta verilen termik sistemin yakıt maliyeti, n_w rüzgâr jeneratörlerinin sayısı; $W_{i,av}$, i . rüzgâr jeneratöründen elde edilen rüzgâr gücü; C_{wi} , i . rüzgâr jeneratörünün maliyet fonksiyonu; $C_{p,wi}$, i . rüzgâr jeneratöründen elde edilen gücün tamamının kullanılmaması durumundaki ceza maliyet fonksiyonu, $C_{r,w,i}$, rüzgâr gücündeki belirsizliklerle bağlantılı gerekli yedek maliyet fonksiyonudur. $C_{p,wi}$ ve $C_{r,w,i}$ maliyet değerleri rüzgâr türbinleri sistem işletmecileri tarafından sağlanmaktadır. Eğer rüzgâr türbinleri sistem işletmecisi tarafından satın alınmamışsa $C_{p,wi}$ ve $C_{r,w,i}$ ihmal edilebilir ve $F_{cost}(rüzgar - termik)$, Denklem 3.45'teki gibi hesaplanır. (Hetzer ve ark., 2008; Güçyetmez ve Çam, 2016) .

$$F_{cost}(rüzgar - termik) = (\sum_{i=1}^{N_g} (a_i + b_i P_i + c_i P_i^2 + \sum_{j=1}^{n_w} (d_j w_j))) \quad (\$/sa) \quad (3.45)$$

Burada, N_g , termik jeneratör bara sayısı; w_j , j . rüzgâr jeneratöründen elde edilmesi planlanan rüzgâr gücü ve d_j ise j . rüzgâr jeneratör için doğrudan maliyet katsayısıdır.

3.6.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi ve rüzgâr bara sistemi

Termik güç sistemlerinin çevreye verdiği zararlı emisyon gazlar (NO_x, SO₂, CO ve CO₂) yenilenebilir enerji üretiminin sistemlere eklenmesi ile daha da azaltılabilir. Rüzgâr çiftlikler yenilenebilir enerji kaynağı olması sayesinde çevre dostudur. Bu kısımda IEEE-30 baralı test güç sistemine bir rüzgâr güç sistemini eklenmesi senaryosu yapılmıştır. Burada yakıt maliyeti hesabının yanında emisyon hesabı da yapılmıştır. IEEE-30 baralı sisteme eklenen bir rüzgar çiftliğinin yakıt maliyeti hesabı Denklem 3.46 de emisyon hesabı ise Denklem 3.47'de olduğu gibidir (Phonrattanasak, 2011):

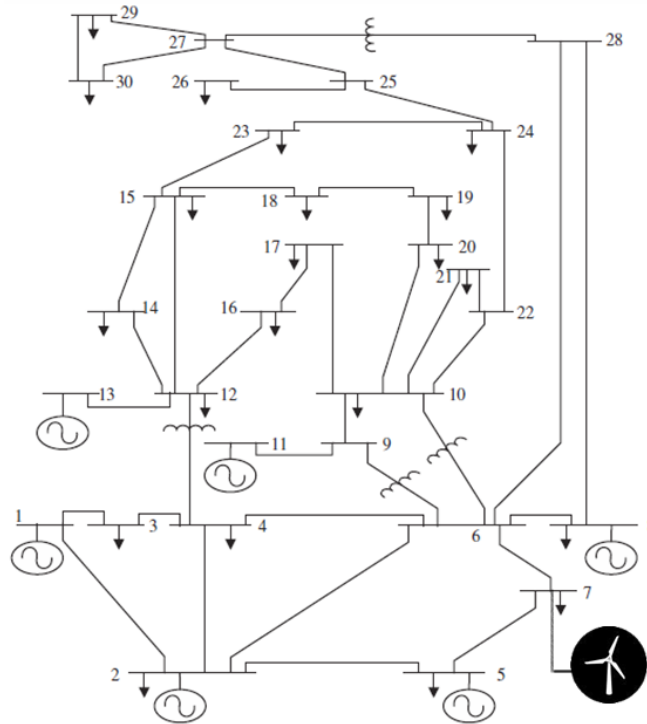
$$f(P_{Gi}, P_w) = \sum_{i=1}^{N_g} (c_i + b_i P_{Gi} + a_i P_{Gi}^2) + \sum_{j=1}^{n_w} (d_j P_w) \quad (\$/sa) \quad (3.46)$$

$$e(P_{Gi}, P_w) = \sum_{i=1}^{N_g} (\gamma_i + \beta_i P_{Gi} + \alpha_i P_{Gi}^2) + \rho P_w \quad (kg/sa) \quad (3.47)$$

Burada a_i , b_i ve c_i ; i . jeneratör biriminin yakıt maliyet katsayıları, d_j ; j . rüzgâr jeneratörünün yakıt maliyet katsayısını, P_{Gi} ; i . jeneratörün aktif gücü, P_w ; j . rüzgâr jeneratörünün aktif gücü, N_g ; toplam aktif güç jeneratör sayısı ve n_w ise toplam aktif rüzgâr güç jeneratörü sayısıdır. $\gamma_i, \beta_i, \alpha_i$; i . Jeneratörün emisyon katsayısı ve ρ ise rüzgâr çiftliğinin emisyon katsayısıdır. Bu çalışmada rüzgâr jeneratörü sistem üreticisinden bağımsız olduğundan “ ρ ve d ” katsayıları “1” olarak alınmıştır (Hetzer ve ark., 2008). Çizelge 3.8’de IEEE-30 baralı test güç sistemi emisyon katsayıları ve Şekil 3.12’te IEEE-30 baralı test sistemine eklenen rüzgar çiftliğinin senaryo şeması verilmiştir (Phonrattanasak, 2011).

Çizelge 3.8. IEEE-30 baralı test güç sistemi emisyon katsayıları

Bara Nu.	Güç Birimi	α (kg/MW ² sa)	β (kg/MWsa)	γ (kg/sa)
1	P_{G1}	0.0126	-1.1000	22.9830
2	P_{G2}	0.0200	-0.1000	25.3130
5	P_{G3}	0.0270	-0.0100	25.5050
8	P_{G4}	0.0291	-0.0050	24.9000
11	P_{G5}	0.0290	-0.0040	24.7000
13	P_{G6}	0.0271	-0.0055	25.3000



Şekil 3.12. IEEE-30 baralı test sistemine eklenen rüzgar çiftliği (Phonrattanasak, 2011)

3.6.2. Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi

Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi, Güçyetmez ve Çam (2016) tarafından oluşturulmuştur. Bu güç sisteminde 8 tane termik güç jeneratörüne, 11 tane yeni rüzgâr güç jeneratörü eklenmiştir. Sistem 1503 MW ile 7698.55 MW arasında güç üretebilmektedir (Güçyetmez ve Çam, 2016). Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sisteminin tamamı Ege ve Marmara bölgesinde bulunmaktadır. Bu çalışmada rüzgâr jeneratörlerinin sistem operatörüne ait olmadığı varsayılmıştır. Dolayısıyla, ceza maliyeti ve gerekli yedek maliyet değerleri ihmal edilmiş ve Denklem 3.45 toplam yakıt maliyeti amaç fonksiyonu olarak alınmıştır (Hetzer ve ark., 2008; Güçyetmez ve Çam, 2016).

EK-2’de Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sisteminin; bara sıraları, güç santral adı, güç santralinin yakıt türü, yakıt maliyet katsayıları (a_i, b_i, c_i, d_i), ortalama rüzgâr hızı (V_i), jeneratörlerin minimum (P_i^{min}) ve maksimum güç limitleri (P_i^{mak}) ve her bir güç santrali için planlanan güç değerleri ($P_{i_{mak}}^{plan}$) verilmiştir. $P_{i_{mak}}^{plan}$ değeri ortalama rüzgar hızına göre rüzgar jeneratörlerinin üretebileceği maksimum gücü göstermektedir (Güçyetmez ve Çam, 2016).

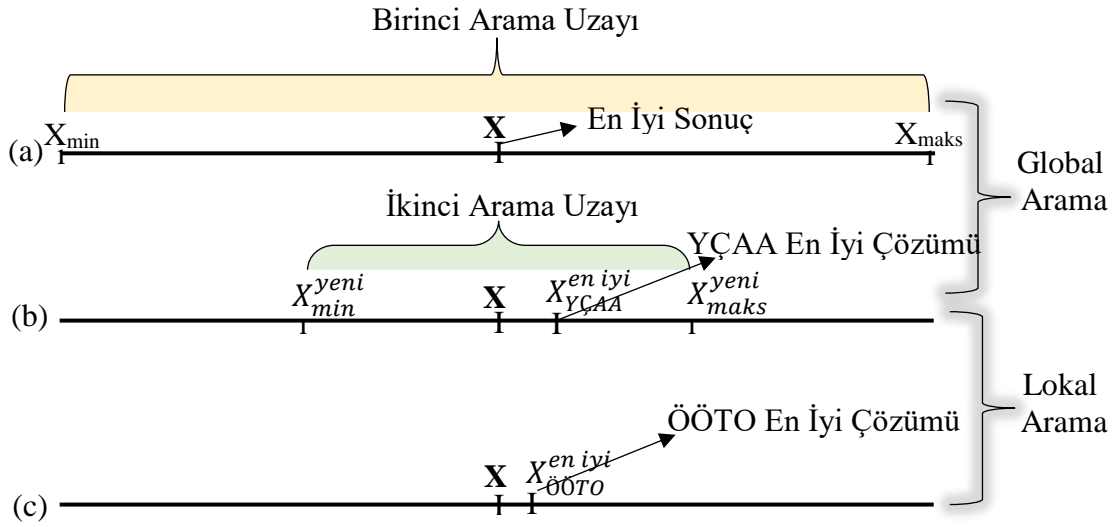
4. TASARLANAN HİBRİT YERÇEKİMİ ARAMA-ÖĞRETME-ÖĞRENME TEMELLİ YÖNTEM

Hibrit optimizasyon yöntemleri, belirli bir sorunu çözmek için daha az yineleme ile optimum çözümü bulmak amacıyla en az iki metasezgisel algoritmanın güçlü global veya yerel arama özelliklerini birleştirilerek elde edilir (Malek ve ark., 1989). Hibrit yaklaşımlarda, ana amaç global arama, yerel arama, yakınsama oranı, başlangıç koşullarına duyarsızlık gibi yöntemlerin bir araya getirilmesiyle daha hızlı ve daha iyi optimizasyon sonuçları elde etmektir (Kıran, 2014). Hibrit optimizasyon yöntemlerinde temel fikir iki ya da daha fazla metasezgisel optimizasyon tekniğinin problemin ideal çözümü için birleştirilmesidir. Hibrit optimizasyon yöntemlerinde şu üç temel unsurdan birinin olması gerekmektedir: Daha iyi sonuçlar elde etme, çözümü daha kısa sürede bulma, özellikle büyük ölçekli karmaşık problemleri etkin bir şekilde ele alabilmesi. Bu üç ana maddenin herhangi birinin bulunması hibrit yöntemler için yeter koşul olsa da hepsinin bir arada bulunması metasezgisel yöntemler için de istenen bir durumdur.

Bu çalışmada global arama ve lokal arama uzayında iki farklı algoritmanın birleştirilmesi ile yeni bir hibrit yöntem tasarlanmıştır. Tasarlanan hibrit yöntemde ilk aşama global arama aşamasıdır. Global arama aşamasında, arama alanını hızlı ve kabaca tarayabilen ve diğer algoritmanın başlangıcı için iyi noktaları bulabilen bir metasezgisel algoritma işe koşulmaktadır. Bu şekilde algoritma arama alanını daha küçük bir alana ayırmakta ve çözüm vaat eden alanlara odaklanabilmek için yeni bir alt ve üst sınır değerleri oluşturmaktadır. Bu bağlamda global arama bölgesinde çözümleri çeşitlendirilerek bu çözümler içinde keşif yapmak diğer bir amaçtır. Lokal arama aşamasında ise farklı bir metasezgisel yöntem uygulanmakta ve muhtemel çözümler içinde global en iyiyi bulmaya odaklanmaktadır. Bu bağlamda lokal arama bölgesinde yoğunlaşma ve sömürme amaçlanmaktadır. Burada çeşitlendirme ve yoğunlama arasında bir denge kurmak ve arama uzayını çözümler içindeki en iyi arama uzayı haline getirmek ve bu şekilde optimum sonuca ulaşmak temel amaçtır. Bu bağlamda global-lokal arama tekniğine (Goldberg ve Voessner, 1999; Gonsalves, 2015) uygun olarak hibrit yerçekimi arama algoritması-öğretme öğrenme temelli optimizasyon algoritması birleştirilerek yeni bir yöntem olan hibrit Yerçekimi Arama-Öğretme-Öğrenme Temelli optimizasyon algoritması tasarlanmıştır. Bu kısımdan sonra tasarlanan yöntem HYÖ (Hibrit Yerçekimi Öğretme) olarak kısaltılacaktır.

Tasarlanan HYÖ algoritması, standart optimizasyon algoritmaları olan YCAA ve ÖÖTO algoritmalarının global arama ve lokal arama özelliklerinin güçlü yanları alınarak dezavantajlı yanları giderilerek oluşturulmuştur. YCAA'nın global arama başarısına rağmen arama verimliliği ve çözüm hassasiyetinde iyileştirilme yapılması gerekmektedir (Cui ve ark., 2017). ÖÖTO'nun ise nispeten düşük yerel arama yeteneği, yeterli bilgi paylaşımının olmamasından dolayı erken yakınsaması, düşük boyutlu problemlerde ve karmaşık arama uzayında yerel optimuma takılması kolaydır. Buna rağmen, ÖÖTO herhangi bir algoritma parametresi gerektirmeyen şekilde çalışmakta ve büyük ölçekli optimizasyon problemlerinin çözümünde daha az hesaplama ile iyi performans sağlamaktadır (Cui ve ark., 2017). Bu avantaj ve dezavantajlarına bakarak en iyi (optimum) çözüme ulaşabilmek amacıyla YCAA ile global arama yaparak çözüm uzayını daraltmak ve oluşturulan bu ikinci arama uzayında içerisinde de etkili arama yapan ÖÖTO ile sonuca gitmektir. Bu gerçek hayatta başarılı öğretmen ve iyi seçilmiş öğrencilerin oluşturduğu bir sınıfta eğitim başarısının artması şeklinde düşünebilir. Tasarlanan hibrit yöntem ile global optimum sonuca en az iterasyon sayısı ile ulaşmak ve lokal arama bölgesine takılmaktan kurtulmak amaçlanmıştır.

Şekil 4.1'de hibrit yöntemin oluşturulması gösterilmiştir. Şekil 4.1 (a)'da X_{min} ve X_{maks} sınırları altındaki en iyi çözümün tüm arama uzayında (X) olduğu kabul edilmiştir. Bu kısım birinci arama uzayı olarak tanımlanmıştır. Birinci arama uzayında YCAA ile global arama yapılmakta ve Şekil 4.1 (b) 'de gibi (X) değerine yakın $X_{YCAA}^{en\ iyi}$ değeri hesaplanmaktadır. İkinci arama uzayında $X_{YCAA}^{en\ iyi}$ değerlerine bağlı Denklem 4.1 ve Denklem 4.2'de X_{min}^{yeni} ve X_{maks}^{yeni} sınırlarını oluşturulmaktadır. Bu şekilde ikinci arama uzayı başlangıç sınır değerleri elde edilmektedir. Şekil 4.1 (c)'da ikinci arama uzayında ÖÖTO ile lokal arama yapılmakta ve en iyi çözüm olan (X) değerine veya en iyi çözüme yakın $X_{ÖÖTO}^{en\ iyi}$ değeri elde edilmektedir.



Şekil 4.1. Hibrit yöntem oluşturma şeması. (a) Kabul edilen en iyi sonuç (b) YÇAA algoritması ile oluşturulan arama uzayı (global arama) (c) ÖÖTO algoritması ile en iyi sonucun bulunması (lokal arama)

$$X_{min}^{yeni}(i) = X_{YÇAA}^{en iyi}(i) + rand_i (X_{min}(i) - X_{YÇAA}^{en iyi}(i)) \quad (4.1)$$

$$X_{maks}^{yeni}(i) = X_{YÇAA}^{en iyi}(i) + rand_i (X_{maks}(i) - X_{YÇAA}^{en iyi}(i)) \quad (4.2)$$

Burada i değeri d . boyuttaki tasarım değişkenidir ve $i \in (1, 2, \dots, d)$. Tasarım değişkenlerinin sayısı probleme bağlı olarak değişmekte ve tam sayı bir değerdir.

Denklem 4.1 ve Denklem 4.2 enerji tahmini gibi kısıtlamasız optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiştir (Tefek ve ark., 2017). Bazı problemler doğası gereği kısıtlamalıdır ve bu problemler çözümü kısıtlar altında gerçekleşmektedir. Burada tasarım değişkenlerinin sınır değerlerini aşmaması için aşağıda Denklem 4.3 ve Denklem 4.4'te olduğu gibi modifiye edilerek kısıtlamalı optimizasyon problemlerinin çözümü için geliştirilmiştir. Kısıtlamalı optimizasyon problemlerinin çözümünde hibrit Modifiye HYÖ (MHYÖ) olarak uygulamalar yapılmıştır (Tefek ve Uğuz, 2018). Denklem 4.5 ve Denklem 4.6, hibrit MHYÖ ile elde edilen sınır değerlerinin başlangıç değerlerini aşmaması için geliştirilmiştir.

$$X_{min}^{yeni}(i) = X_{YÇAA}^{en iyi}(i) - rand_i |X_{min}(i) - X_{YÇAA}^{en iyi}(i)| \quad (4.3)$$

$$X_{maks}^{yeni}(i) = X_{YÇAA}^{en iyi}(i) + rand_i (X_{maks}(i) - X_{YÇAA}^{en iyi}(i)) \quad (4.4)$$

$$\text{Eğer } X_{min}^{yeni}(i) < X_{min} \text{ ise } X_{min}^{yeni}(i) = X_{min}(i) \text{ al.} \quad (4.5)$$

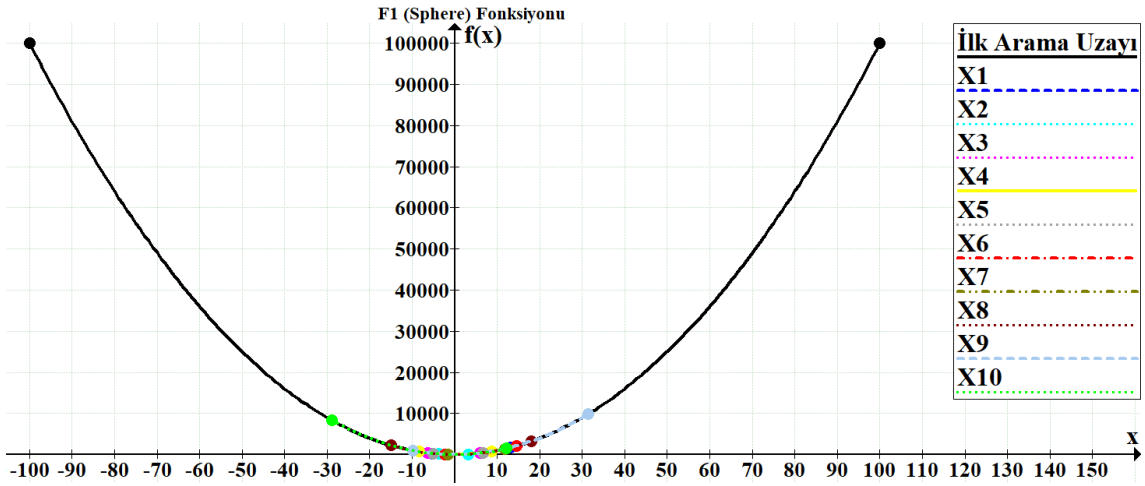
$$\text{Eğer } X_{maks}^{yeni}(i) > X_{maks} \text{ ise } X_{maks}^{yeni}(i) = X_{maks}(i) \text{ al.} \quad (4.6)$$

Tasarlanan HYÖ yönteminin Çizelge 3.1’de verilen standart F_1 (Sphere) test fonksiyonu üzerinde deneysel olarak çalışması Çizelge 4.1’de verilmiştir. F_1 (Sphere) fonksiyonu çözümünün optimum değeri sıfırdır ($f_{min} = 0$).

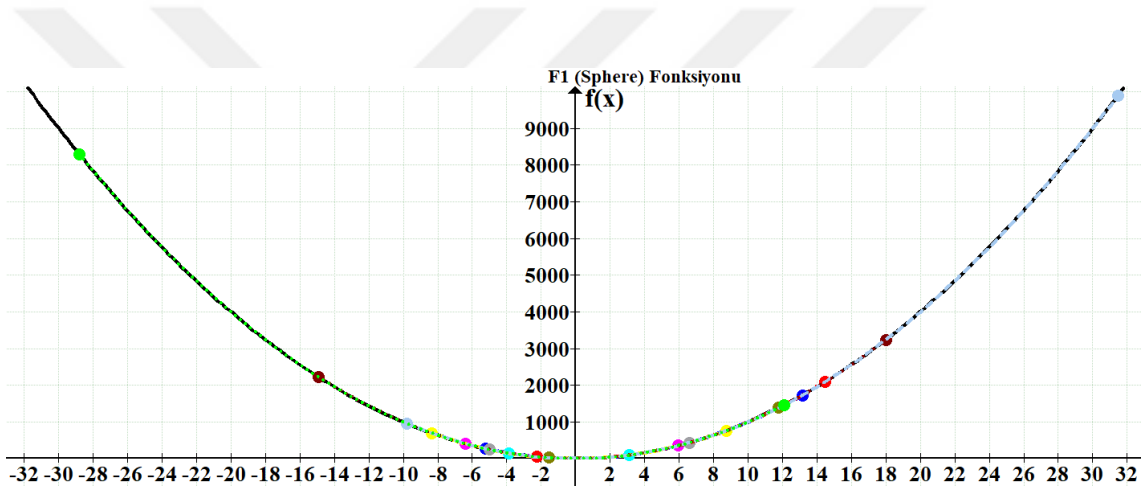
Çizelge 4.1. Tasarlanan yöntemin standart F_1 (Sphere) test fonksiyonuna uygulanması

Tasarım Değişkeni (X)	İlk Arama Uzayı (YÇAA)		İkinci Arama Uzayı (ÖÖTO)			Tasarlanan Yöntem (HYÖ)
	X_{min}	X_{maks}	$X_{YÇAA}^{en\ iyi}$	X_{min}^{yeni}	X_{maks}^{yeni}	X
X_1	-100	100	-8.88E-10	-5.2268	13.14456	9.75E-92
X_2	-100	100	-1.10E-09	-3.8621	3.10491	2.97E-93
X_3	-100	100	-1.62E-09	-6.3897	5.95216	-1.00E-91
X_4	-100	100	-1.15E-09	-8.3666	8.71964	-1.76E-91
X_5	-100	100	4.00E-10	-4.99174	6.60052	1.11E-91
X_6	-100	100	-1.70E-09	-2.2708	14.48557	7.71E-92
X_7	-100	100	2.13E-10	-1.5374	11.74973	-3.21E-92
X_8	-100	100	2.48E-09	-14.9268	17.99836	-1.37E-91
X_9	-100	100	1.59E-09	-9.7974	31.45631	1.34E-92
X_{10}	-100	100	1.70E-10	-28.8084	12.10341	1.95E-91
		$f_{YÇAA}(X)$	2.82E-18		$f_{öoto}(X)$	1.27E-181

Çizelge 4.1’de ilk arama uzayı $[-100,100]$ olan 10 boyutlu (10-D), F_1 (Sphere) fonksiyonu tasarlanan yöntemde ilk olarak YÇAA ile taranmaktadır. YÇAA’nın bulduğu en iyi ($X_{YÇAA}^{en\ iyi}$) değerine göre ikinci arama uzayı her bir tasarım değişkenine göre yeni minimum (X_{min}^{yeni}) ve yeni maksimum (X_{maks}^{yeni}) olarak belirlenmektedir. Çözüm odaklı daraltılan bu yeni arama uzayında, ÖÖTO algoritması ile tekrar arama yapılmaktadır. Bu şekilde ilk arama uzayında lokal minimuma takılan çözümlerin tekrar aranması için ikinci arama uzayının oluşturulması ile global minimuma yaklaşma sağlanmaktadır. Şekil 4.2’de ilk arama uzayı üzerindeki tasarım değişkenleri gösterilmiştir. Şekil 4.3’te her bir tasarım değişkeninin (X_1, X_2, \dots, X_{10}) yeni oluşturulan arama alanları içindeki konumları gösterilmiştir. Şekil 4.2 ve Şekil 4.3’te yeni arama uzayında daraltılmış bölge görülmektedir. Tasarlanan yöntem ilk arama uzayında yerel minimuma takılsa bile yeni oluşturulan arama uzayında tekrar arama ile bu durumdan kurtulabileceği Şekil 4.3’te gösterilmiştir.



Şekil 4.2. Tasarlanan yöntemin F1 (Sphere) fonksiyonuna ilk arama uzayında uygulaması



Şekil 4.3. Tasarlanan yöntemin F1 (Sphere) fonksiyonuna uygulaması ile yeni belirlenen arama uzayı

4.1. Tasarlanan Hibrit Yerçekimi Arama-Öğretme-Öğrenme Temelli Yöntemin Sözde Kodu

Tasarlanan HYÖ yönteminin algoritma adımları Çizelge 4.2’de birinci arama uzayında YÇAA ile global arama yapan Algoritma 1, Çizelge 4.3’de yeni sınır değerlerini belirlemek ve ikinci arama uzayını oluşturmak için Algoritma 2 ve Çizelge 4.4’te ikinci arama uzayında ÖÖTO ile lokal arama yapan Algoritma 3 olarak algoritma tablolarında verilmiştir.

Çizelge 4.2. Algoritma 1: YÇAA sözde kodu

Algoritma 1 YÇAA (Birinci Arama Uzayı)

Adım

1: Giriş: YÇAA ve ÖÖTO parametreleri ile X_{min} ve X_{maks} sınır değerleri ve maksimum iterasyon sayısı (max_iter)
Çıkış: YÇAA sonuçları.

2: $X_i = (x_i^1, \dots, x_i^d, \dots, x_i^n)$ // $i = 1, 2, \dots, N$ için
//Her bir tasarım değişkeni sayısı olan N adet kütleli belirle.
//Burada n problemin boyutunu, x_i^d i. kütleli d . boyutundaki konumu

3: **iter = 1 Al.**

4: Her bir kütle için amaç fonksiyonunu uygula

5: **for** $i=1$ **to** N

6: **Update** $G_i(t) = G_i(G_0, t)$; // $G_0(t)$ yerçekimi katsayısı

7: **Update** $m_i(t) = \frac{fit_i(t) - worst(t)}{best(t) - worst(t)}$; // $fit_i(t)$ i kütleli t zamanındaki amaç fonksiyonu

8: **Update** $M_i(t) = \frac{m_i(t)}{\sum_{j=1}^N m_j(t)}$; // $M_i(t)$ i. kütleli ağırlığı

9: **end for**

10: $F_i^d(t) = \sum_{j=1, j \neq i}^N rand_j F_{ij}^d(t)$; // Toplam kuvvetin farklı yönlerde hesaplanması

11: $a_i^d(t) = \frac{F_i^d(t)}{M_{ii}(t)}$; // İvme hesabı

12: $v_i^d(t+1) = rand_i v_i^d(t) + a_i^d(t)$; // Her bir kütleli hız güncelleme

13: $x_i^d(t+1) = x_i^d(t) + v_i^d(t+1)$; // Her bir kütleli konum güncellemesi

14: **iter = iter + 1**

15: **if** $iter \leq max_iter$

16: 4. Adıma Git.

17: **else**

18: X_{YAA}^{best} YÇAA'nın en iyi sonucu olarak al.

19: **end if**

20: YÇAA'yı durdur ve 21. Adıma git.

Çizelge 4.3. Algoritma 2: Yeni arama uzayını belirleme

Algoritma 2 Yeni Arama Uzayının Belirlenmesi

Adım Giriş: YÇAA'nın en iyi sonuçlarını al.
Çıkış: ÖÖTO için yeni sınır değerlerini belirle.

21: **for** $i=1$ **to** N // N : boyut sayısı veya tasarım değişkeni sayısı

22: $X_{maks}^{new}(i) = X_{GSA}^{best}(i) + (rand_i)(X_{maks}(i) - X_{GSA}^{best}(i))$;
//Yeni maksimum sınırları belirle

23: $X_{min}^{new}(i) = X_{GSA}^{best}(i) + (rand_i)(X_{min}(i) - X_{GSA}^{best}(i))$;
//Yeni minimum sınırları belirle

24: **if** $(X_{maks}^{new}(i) > X_{maks}(i))$ // eğer maksimum sınır aşılsa

25: $X_{maks}^{new}(i) = X_{maks}(i)$;

26: **end if**

27: **if** $(X_{min}^{new}(i) < X_{min}(i))$ // eğer minimum sınır aşılsa

28: $X_{min}^{new}(i) = X_{min}(i)$;

29: **end if**

30: **end for**

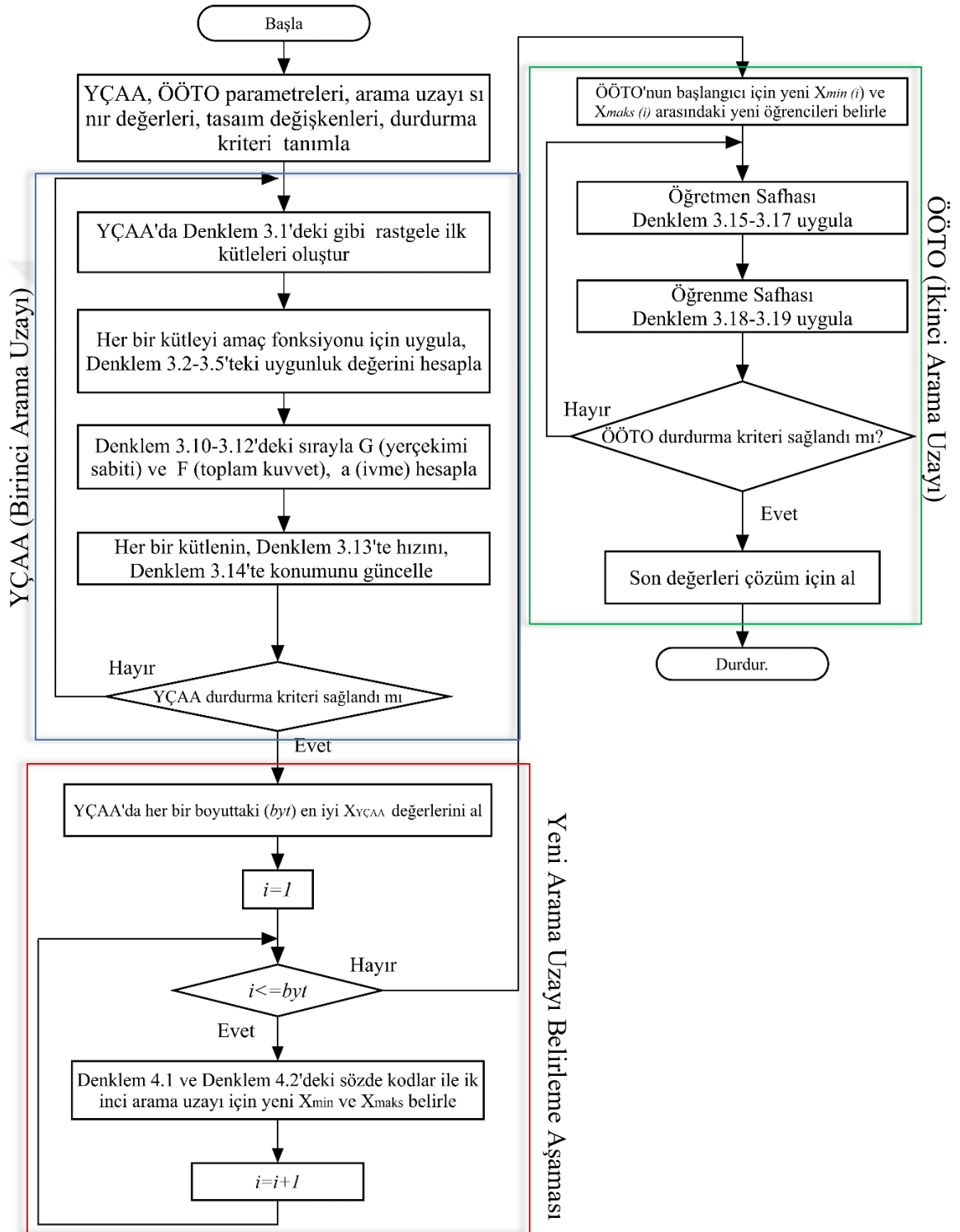
Adım 31'e git.

Çizelge 4.4. Algoritma 3: ÖÖTO sözde kodu

Algoritma 3 ÖÖTO (İkinci Arama Uzayı)	
Adım	Giriş: $X_{min}^{new}(i)$ ve $X_{maks}^{new}(i)$ sınır değerleri Çıkış: En iyi sonuç ve değerleri.
31:	ÖÖTO arama uzayı olarak $X_{min}^{new}(i)$ ve $X_{maks}^{new}(i)$ Al. Her bir tasarım değişkenini ve rastgele başlangıç öğrencileri (P_n) belirle.
32:	gen = 1
33:	Her bir öğrenen için amaç fonksiyonunu uygula
34:	Öğretme Safhası:
35:	$Difference_Mean_i = r_i(M_{new,i} - T_F M_i)$; // Öğretmen ve öğrenen arasındaki öğrenme ortalaması
36:	$T_F = round[1 + rand(0,1)]$; // T_F öğretim katsayısı bu değer 1 veya 2 olarak belirlenir. // T_F öğretim katsayısı çalışma sırasında rastgele belirlenir.
37:	$X'_{new,i} = X'_{old,i} + Difference_Mean_i$; // Yeni olan $X'_{new,i}$ ile eski çözümler $X'_{old,i}$ arasındaki en iyi çözümleri güncelle
38:	Öğretim safhasındaki elde edilen en iyi çözümleri al ve öğrenme safhası için hafızada tut.
39:	Öğrenme Safhası:
40:	for i=1 to P_n // X'_i ve X'_j , rastgele seçilen iki öğrenci, burada $i \neq j$,
41:	if $f(X'_i) < f(X'_j)$
42:	$X''_{new,i} = X''_{old,i} + r_i(X'_i - X'_j)$
43:	else
44:	$X''_{new,i} = X''_{old,i} + r_i(X'_j - X'_i)$
45:	end if
46:	end for
47:	En iyi çözüm olarak X''_{new} kabul et.
48:	$gen = gen + 1$
49:	if $gen \leq max_iter$
50:	Adım 33'e git.
51:	else
52:	Durdurma kriteri sağlandığında çalışmayı bitir.
53:	end if

4.2. Tasarlanan Hibrit Yerçekimi Arama-Öğretme-Öğrenme Temelli Yöntemin Akış Diyagramı

Tasarlanan HYÖ yönteminin akış diyagramı Şekil 4.4'te gösterilmiştir.



Şekil 4.4. Tasarlanan HYÖ yöntemi akış diyagramı

5. ARAŞTIRMA SONUÇLARI VE TARTIŞMA

Bu bölümde tasarlanan yöntem ile diğer standart optimizasyon (YÇAA, ÖÖTO, YAK, PSO) ve ağırlıklı ÖÖTO (A-ÖÖTO) yöntemleri deneysel çalışma amaçlı ilk olarak standart test fonksiyonlarına uygulanmıştır. Daha sonra, tasarlanan HYÖ yöntemi gerçek dünya problemi olan Türkiye ETT uygulanmıştır. Son olarak tasarlanan yöntem elektrik güç sistemleri optimizasyon problemleri çözümü için uygulanmıştır.

5.1 Standart Test Fonksiyonları Deneysel Çalışmaları

Tasarlanan HYÖ algoritması ile standart YÇAA (Rashedi ve ark., 2009), ÖÖTO (Rao ve ark., 2011), PSO (Kennedy ve Eberhart, 1995), YAK (Karaboğa, 2005) ve A-ÖÖTO (Satapathy ve ark., 2013) algoritmaları deneysel amaçlı standart test fonksiyonlarına 10 boyutlu (10-D) ve 30 boyutlu (30-D) olmak üzere farklı boyutlarda uygulanmıştır. Her bir algoritma istatikselsel analiz amaçlı bir birimden bağımsız 30 kez çalıştırılmıştır. Aşağıdaki Çizelge 5.1’de bu çalışmada karşılaştırma amaçlı kullanılan algoritmalar ve parametreleri verilmiştir. Kıyaslama amaçlı kullanılan algoritmaların parametreleri literatürde sıklıkla kullanıldığı haliyle belirlenmiştir. YÇAA ve tasarlanan yöntemde kullanılan G_0 ve α parametreleri Rashedi ve ark. (2009) çalışmasındaki gibi belirlenmiştir. ÖÖTO ise ayrı bir parametre gerektirmeyen bir metasezgisel algoritmadır.

Kıyaslanan algoritmaların deneysel sonuçları Çizelge 5.2-5.6’da verilmiştir. 10 boyutlu (10-D) standart test fonksiyonları için yapılan çalışmanın sonuçları için Çizelge 5.2’de tek-modlu (Unimodal) ve için Çizelge 5.3’te çok-modlu (Multimodal) gösterilmiştir. 30 boyutlu (30-D) standart test fonksiyonları için yapılan çalışmanın sonuçları Çizelge 5.4’te tek-modlu (Unimodal), Çizelge 5.5’te ise çok-modlu olarak verilmiştir. Çizelge 5.6’da karma ve sabit boyutlu fonksiyonların sonuçları gösterilmiştir. Standart test fonksiyonlarının deneysel tüm sonuçları en iyi, ortalama (Ort.), en kötü ve standart sapma (Std.S.) olarak çizelgelerde verilmiştir. Ayrıca her bir algoritmanın her bir fonksiyon için bulduğu en iyi ortalama değer kalın yazı tipi ile belirtilmiştir.

Çizelge 5.1. Algoritma parametreleri

Algoritma	Parametre	Değer
PSO (Kennedy ve Eberhart, 1995)	Popülasyon Sayısı	50
	w	1
	wdamp	0,99
	c ₁	1,5
	c ₂	2
	İterasyon sayısı	1000
YAK (Karaboğa, 2005)	Koloni Boyutu (D)	50
	Yiyecek Sayısı	D/2
	Gözcü Arı Sayısı	D/2
	İşçi Arı Sayısı	D/2
	Limit	100
	İterasyon sayısı	1000
YÇAA (Rashedi ve ark., 2009)	Popülasyon (Kütle)	50
	G ₀	20
	α	100
	İterasyon sayısı	1000
ÖÖTO (Rao ve ark., 2011)	Popülasyon sayısı	50
	Sınıf Sayısı	D (Boyut kadar)
	İterasyon sayısı	1000
A-ÖÖTO (Satapathy ve ark., 2013)	Popülasyon sayısı	50
	Sınıf Sayısı	D (Boyut kadar)
	<i>Wmaks</i>	0.9
	<i>Wmin</i>	0.1
	İterasyon sayısı	1000
Tasarlanan Yöntem (HYÖ)	Popülasyon Sayısı	GSA: 25, TLBO:25
	G ₀	20
	α	100
	Sınıf Sayısı	D (Boyut kadar)
	İterasyon sayısı	1000

Standart test fonksiyonları ile yapılan çalışmada, kıyaslanan algoritmalar aynı makinada ve aynı yazılımlar kullanılarak test edilmiştir (i7-6700HQ 2.6 Ghz işlemcili, 8 GB hafızalı (RAM), Windows 10 işletim sistemli ve MATLAB R-2015b programı). Kıyaslanan algoritmalar eşit durdurma kriteri ile çalıştırılmıştır. Kıyaslanan algoritmaların kendilerine has parametreleri tüm çalışmalarda aynı alınmıştır.

Çizelge 5.2. 10 Boyutlu (10-D) tek-modlu (Unimodal) standart test fonksiyonları tasarlanan yöntem (HYÖ) ile PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmaları deneysel çalışma sonuçları

Fonksiyon	PSO	YAK	YCAA	ÖÖTO	A-ÖÖTO	Tasarlanan Yöntem (HYÖ)	
F_1	En iyi	6.032E-246	3.116E-17	7.950E-19	2.950E-92	4.761E-165	4.464E-185
	Ort.	2.836E-210	1.036E-16	1.675E-18	8.544E-91	4.258E-150	6.654E-182
	En kötü	8.500E-209	2.147E-16	4.064E-18	4.015E-90	5.012E-98	6.329E-181
	Std.S.	0.000E+00	4.303E-17	6.663E-19	1.085E-90	2.381E-105	0.000E+00
F_2	En iyi	9.6643E-89	2.6982E-16	2.434E-09	2.5935E-93	4.15051E-93	9.4987E-94
	Ort.	3.4094E-09	4.0756E-16	3.727E-09	1.5031E-91	9.6123E-92	6.2677E-92
	En kötü	6.4584E-08	5.5383E-16	5.180E-09	6.6853E-91	4.9674E-91	8.0940E-91
	Std.S.	1.3228E-08	1.0028E-16	8.303E-10	1.6337E-91	2.4545E-91	1.4706E-91
F_3	En iyi	1.0431E-49	8.9016E-08	1.012E-18	9.5124E-92	9.1143E-93	5.0296E-93
	Ort.	6.0876E-42	1.0289E-04	1.093E-04	6.1758E-88	7.4873E-89	2.6597E-89
	En kötü	1.6007E-40	8.7977E-04	3.279E-03	7.5419E-87	9.3781E-87	2.4633E-88
	Std.S.	2.9189E-41	1.8673E-04	5.987E-04	1.8149E-87	5.6361E-87	5.2418E-89
F_4	En iyi	1.7535E-45	2.2879E-02	5.898E-10	1.043E-309	6.581E-310	4.435E-310
	Ort.	2.7676E-39	2.5699E-01	9.119E-10	1.797E-300	1.216E-300	9.364E-301
	En kötü	4.7815E-38	7.5495E-01	1.290E-09	4.486E-299	1.757E-299	1.841E-299
	Std.S.	9.3696E-39	1.8857E-01	1.818E-10	0.0000E+00	0.0000E+00	0.000E+00
F_5	En iyi	1.2433E-03	2.1487E-01	5.232E+00	7.9214E-05	7.1537E-05	7.3895E-05
	Ort.	4.3902E+00	2.5457E+00	5.429E+00	1.2077E-02	1.9566E-02	5.2658E-03
	En kötü	6.6015E+01	6.2609E+00	5.733E+00	2.7195E-01	7.8315E-01	4.1401E+00
	Std.S.	1.1778E+01	1.6598E+00	1.308E-01	4.9936E-02	5.8192E-02	1.2195E+00
F_6	En iyi	2.1425E-24	4.1245E-27	3.655E-29	3.264E-102	3.721E-265	9.654E-285
	Ort.	2.8336E-21	2.4358E-26	2.845E-28	8.467E-101	3.546E-250	5.284E-282
	En kötü	8.5009E-20	3.5474E-26	9.968E-28	9.817E-100	9.022E-198	5.156E-281
	Std.S.	3.0453E-40	5.1051E-27	8.861E-29	1.286E-105	1.541E-205	1.052E-280
F_7	En iyi	1.5513E-03	4.3672E-02	1.528E-01	5.5935E-03	6.23021E-03	7.5067E-03
	Ort.	1.1594E-03	3.0156E-02	2.656E-01	4.3531E-03	3.8153E-03	5.3687E-03
	En kötü	1.4613E-02	5.4684E-02	4.376E-01	7.1863E-03	8.6976E-03	7.9845E-03
	Std.S.	1.4117E-02	2.0388E-02	4.293E-01	5.1387E-03	1.4959E-03	2.5256E-03
F_8	En iyi	5.142E-111	5.239E-190	2.354E-19	3.641E-102	3.241E-165	2.244E-153
	Ort.	4.134E-110	2.435E-185	3.925E-18	9.658E-101	3.148E-150	4.451E-152
	En kötü	7.568E-110	9.537E-180	6.563E-18	9.251E-100	4.122E-128	4.368E-151
	Std.S.	0.0000E+00	6.154E-184	1.238E-19	1.002E-100	1.352E-100	0.0000E+00
F_9	En iyi	2.5541E-01	1.3819E-01	5.685E-01	2.0213E-01	1.0237E-01	1.0256E-01
	Ort.	2.6166E-01	1.9648E-01	6.812E-01	2.8949E-01	1.5625E-01	1.2457E-01
	En kötü	3.5825E-01	6.4291E-01	9.582E-01	6.6835E-01	1.7571E-01	1.9215E-01
	Std.S.	1.2661E-29	2.9866E-18	1.184E-10	0.0000E+00	0.0000E+00	0.0000E+00

Çizelge 5.3. 10 Boyutlu (10-D) çok-modlu (Multimodal) standart test fonksiyonları tasarlanan yöntem (HYÖ) ile PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmaları deneysel çalışma sonuçları

Fonksiyon	PSO	YAK	YÇAA	ÖÖTO	A-ÖÖTO	Tasarlanan Yöntem (HYÖ)	
F_{10}	En iyi	-2.906E+03	-3.589E+03	-2.106E+03	-3.571E+03	-3.02E+03	-3.617E+03
	Ort.	-2.271E+03	-3.589E+03	-1.611E+03	-3.258E+03	-2.98E+03	-3.099E+03
	En kötü	-1.919E+03	-3.589E+03	-1.268E+03	-2.921E+03	-2.18E+03	-2.438E+03
	Std.S.	2.320E+02	2.454E-08	2.0062E+02	2.1197E+02	3.524E+02	3.016E+02
F_{11}	En iyi	2.984E+00	0.000E+00	9.9496E-01	0.0000E+00	0.000E+00	0.000E+00
	Ort.	9.850E+00	9.0002E-15	3.5819E+00	1.7412E+00	1.622E+00	1.587E+00
	En kötü	2.984E+01	5.6843E-14	7.9597E+00	6.9647E+00	7.153E+00	4.974E+00
	Std.S.	5.690E+00	1.4685E-14	1.7644E+00	1.8127E+00	1.885E+00	1.555E+00
F_{12}	En iyi	4.4409E-15	7.9936E-15	1.0720E-09	8.8818E-16	8.888E-16	8.881E-16
	Ort.	6.2113E-01	1.3678E-14	1.8376E-09	3.7303E-15	4.522E-15	2.322E-15
	En kötü	2.316E+00	2.2204E-14	2.8122E-09	4.4409E-15	5.254E-15	4.440E-15
	Std.S.	7.5850E-01	4.6275E-15	3.8808E-10	1.4454E-15	1.536E-15	6.486E-16
F_{13}	En iyi	1.9678E-02	0.0000E+00	0.0000E+00	0.0000E+00	0.000E+00	0.000E+00
	Ort.	9.8491E-02	4.8941E-03	3.8643E-02	3.8331E-03	3.945E-03	3.8245E-03
	En kötü	2.9045E-01	2.2256E-02	3.2012E-01	3.4413E-02	3.825E-02	3.6914E-02
	Std.S.	5.6033E-02	6.1478E-03	6.6510E-02	8.8792E-03	8.954E-03	3.5823E-03
F_{14}	En iyi	4.7116E-32	5.2048E-17	1.0774E-20	4.7116E-32	4.711E-32	4.7116E-32
	Ort.	1.1410E-01	1.6066E-16	3.1882E-20	4.7165E-32	4.724E-32	4.7124E-32
	En kötü	2.490E+00	3.1172E-16	7.3998E-20	4.7358E-32	4.859E-32	4.7358E-32
	Std.S.	4.6584E-01	7.5507E-17	1.4147E-20	9.9845E-35	9.958E-35	4.4187E-35
F_{15}	En iyi	7.4615E-03	5.0525E-02	2.2556E-01	1.2598E-03	1.222E-03	1.2506E-03
	Ort.	7.5192E-03	5.3984E-02	3.5845E-01	6.2554E-03	6.458E-03	2.3687E-03
	En kötü	7.8625E-02	6.0539E-02	5.2389E-01	9.3355E-03	8.254E-03	5.9845E-03
	Std.S.	9.9337E-02	8.2335E-02	9.2935E-01	8.1981E-03	1.552E-03	1.1278E-03

Çizelge 5.2’de tasarlanan HYÖ yöntemi ile diğer algoritmaların 10 boyutlu (10-D) çalışmalarının en iyi ortalama sonuçlarına göre tasarlanan yöntem $F_2 - F_6$ ve F_9 fonksiyonlarında diğerlerinden başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Çizelge 5.3’te tasarlanan yöntem ve diğer algoritmaların 10 boyutlu çok-modlu testin en iyi ortalama sonuçlarına göre $F_{12} - F_{15}$ fonksiyonlarında diğerlerinden başarılı olduğu görülmektedir. Tasarlanan yöntemin 10 boyutlu tek ve çok modlu 15 adet standart test fonksiyonlarının 10 tanesinde başarılı olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.4. 30 Boyutlu (30-D) tek-modlu (Unimodal) standart test fonksiyonları tasarlanan yöntem (HYÖ) ile PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmaları deneysel çalışma sonuçları

Fonksiyon	PSO	YAK	YÇAA	ÖÖTO	A-ÖÖTO	Tasarlanan Yöntem (HYÖ)	
F_1	En iyi	2.0131E-56	2.157E-12	1.284E-17	1.108E-91	2.304E-151	1.3909E-185
	Ort.	9.3383E-45	1.667E-11	2.026E-17	1.100E-90	5.152E-145	8.5598E-182
	En kötü	2.1383E-43	1.131E-10	4.090E-17	5.519E-90	6.724E-138	1.5332E-180
	Std.S.	3.9431E-44	2.073E-11	5.817E-18	1.226E-90	2.5246E-85	0.0000E+00
F_2	En iyi	1.7263E-05	3.539E-07	1.396E-08	4.629E-71	6.2545E-73	1.0985E-93
	Ort.	4.8407E-01	1.120E-06	2.277E-08	3.075E-70	6.4155E-72	5.1601E-92
	En kötü	1.9584E+00	2.557E-06	3.576E-08	1.295E-69	5.4952E-71	4.7425E-91
	Std.S.	5.0558E-01	4.527E-07	4.540E-09	3.238E-70	1.2515E-71	8.7902E-92
F_3	En iyi	7.5247E-03	1.608E-06	1.282E+02	4.592E-37	9.5524E-38	9.2449E-38
	Ort.	2.5877E-01	2.534E-04	2.465E+02	1.262E-33	1.3572E-33	3.3269E-34
	En kötü	1.4802E+00	3.925E-03	3.967E+02	1.380E-32	5.1565E-30	9.9807E-33
	Std.S.	3.4049E-01	7.142E-04	7.707E+01	2.891E-32	4.2525E-32	1.8222E-33
F_4	En iyi	1.5338E-02	2.850E+01	2.161E-09	2.28E-309	5.382E-310	1.1795E-309
	Ort.	1.3760E-01	4.256E+01	3.292E-09	7.91E-302	1.356E-300	4.4258E-302
	En kötü	3.4848E-01	5.350E+01	4.654E-09	1.93E-300	2.955E-300	2.7086E-299
	Std.S.	7.3660E-02	6.804E+00	6.723E-10	0.000E+00	0.000E+00	0.0000E+00
F_5	En iyi	1.3219E+00	4.754E+00	2.578E+01	1.454E+01	1.2335E+01	1.3454E+00
	Ort.	3.7674E+01	2.919E+01	2.893E+01	1.740E+01	1.7345E+01	1.7993E+01
	En kötü	7.9907E+01	7.907E+01	8.855E+01	2.165E+01	2.1325E+01	2.5389E+01
	Std.S.	2.7193E+01	1.951E+01	1.198E+01	1.544E+00	1.9185E+00	2.6265E+00
F_6	En iyi	6,4883E-15	3,245E-13	3,610E-14	2,277E-25	1,679E-26	9,088E-28
	Ort.	1,5021E-13	1,518E-12	9,826E-14	6,198E-25	2,656E-26	1,142E-27
	En kötü	4,8615E-12	2,987E-12	2,304E-13	1,232E-24	2,367E-25	4,815E-27
	Std.S.	1,6318E-20	4,225E-24	1,114E-15	4,86E-102	1,114E-201	8,656E-27
F_7	En iyi	1,517E-03	7,494E-02	1,697E-01	1,179E-02	1,481E-02	2,800E-03
	Ort.	4,261E-03	1,282E-01	1,121E+00	1,676E-02	4,757E-02	5,843E-03
	En kötü	1,921E-02	1,057E-01	4,198E+00	9,978E-01	8,994E-02	8,533E-03
	Std.S.	2,438E-02	2,050E-02	1,164E+00	6,706E-03	5,691E-03	5,037E-03
F_8	En iyi	1,86E-11	6,17E-19	6,30E-19	2,90E-10	1,91E-16	1,22E-15
	Ort.	2,10E-10	5,68E-14	1,13E-17	4,14E-10	4,71E-15	4,14E-15
	En kötü	3,29E-10	1,36E-13	3,34E-17	3,44E-09	7,35E-08	5,36E-15
	Std.S.	0,00E+00	1,30E-10	7,45E-19	1,49E-100	3,03E-100	0,00E+00
F_9	En iyi	3,270E-01	1,408E-01	7,885E-01	2,145E-01	5,084E-01	1,751E-01
	Ort.	7,975E-01	2,291E-01	1,094E+00	3,084E-01	1,295E-01	2,779E-01
	En kötü	8,273E-01	1,317E+00	1,305E+00	7,234E-01	9,540E-01	8,093E-01
	Std.S.	1,895E-29	7,828E-18	8,302E-10	0,000E+00	0,000E+00	0,000E+00

Çizelge 5.5. 30 Boyutlu (30-D) çok-modlu (Multimodal) standart test fonksiyonları tasarlanan yöntem (HYÖ) ile PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmaları deneysel çalışma sonuçları

Fonksiyon	PSO	YAK	YCAA	ÖÖTO	A-ÖÖTO	Tasarlanan Yöntem (HYÖ)	
F_{10}	En iyi	-8.68E+03	-1.24E+03	-3,96E+03	-8,56E+03	-8,44E+03	-9,14E+03
	Ort.	-6.08E+03	-1.21E+03	-2,84E+03	-8,06E+03	-8,10E+03	-8,80E+03
	En kötü	-4.69E+03	-1.20E+03	-2,03E+03	-7,37E+03	-2,57E+02	-8,10E+03
	Std.S.	9.615E+02	1.823E+02	4,739E+02	6,24E+02	2,86E+02	1,41E+02
F_{11}	En iyi	1.0945E+01	1.084E-02	6,9647E+00	0,00E+00	0,000E+01	9,949E-01
	Ort.	3.0910E+01	2.484E-01	1,5621E+01	1,15E+01	5,517E+01	1,544E+01
	En kötü	6.2682E+01	1.002E+00	3,2834E+01	2,28E+01	9,140E+01	2,856E+01
	Std.S.	1.1925E+01	4.152E-01	5,5683E+00	5,23E+00	2,370E+00	6,766E+00
F_{12}	En iyi	1.1551E+00	6.699E-06	2,8061E-09	4,93E-15	3,765E-15	4,440E-15
	Ort.	2.6862E+00	1.594E-05	3,6185E-09	1,0743E-01	9,943E-02	4,440E-15
	En kötü	4.5054E+00	3.464E-05	4,7822E-09	3,2228E+00	2,664E+00	4,440E-15
	Std.S.	7.0774E-01	6.520E-06	4,5006E-10	5,8839E-01	3,527E-02	0,000E+00
F_{13}	En iyi	6.2172E-15	1.704E-10	1,5151E+00	1,4432E-01	4,358E-02	0,000E+00
	Ort.	6.0939E-02	1.378E-03	4,3749E+00	3,1628E-01	8,063E-02	0,000E+00
	En kötü	4.1369E-01	1.492E-02	7,3591E+00	8,6079E-01	7,265E-01	0,000E+00
	Std.S.	8.0431E-02	3.709E-03	1,3620E+00	2,3904E-01	2,363E-01	0,000E+00
F_{14}	En iyi	5.5470E-32	5.959E-14	1,0517E-19	9,3942E-29	9,285E-29	3,756E-32
	Ort.	2.7009E-01	2.589E-12	2,6680E-02	1,0869E-25	4,088E-26	3,042E-26
	En kötü	2.0779E+00	4.009E-11	1,0368E-01	2,3255E-24	3,212E-25	9,126E-25
	Std.S.	5.0811E-01	7.197E-12	4,5281E-02	4,2675E-25	3,752E-25	1,666E-28
F_{15}	En iyi	3,187E-04	1,879E-02	1,878E-01	1,286E-04	5,383E-04	1,102E-03
	Ort.	2,370E-03	2,396E-02	3,046E-01	3,866E-03	1,074E-03	1,330E-03
	En kötü	7,258E-02	5,735E-02	9,997E-01	8,250E-03	9,614E-03	3,654E-03
	Std.S.	2,627E-02	3,989E-02	1,680E-01	2,125E-03	2,544E-04	8,695E-04

Çizelge 5.4'te tasarlanan yöntem ile diğer algoritmaların 30 boyutlu (30-D) çalışmalarının en iyi ortalama sonuçlarına göre tasarlanan yöntem $F_1 - F_4$, F_6 ve F_8 fonksiyonlarında diğerlerinden başarılı sonuçlar verdiği görülmektedir. Çizelge 5.5'te tasarlanan yöntem ve diğer algoritmaların 30 boyutlu çok-modlu testin en iyi ortalama sonuçlarına göre F_{10} , $F_{12} - F_{14}$ fonksiyonlarında diğerlerinden başarılı olduğu görülmektedir. Tasarlanan yöntemin 30 boyutlu tek ve çok modlu 15 adet standart test fonksiyonlarının 10 tanesinde başarılı olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.6. Karma ve sabit boyutlu (Fix-D) çok-modlu (Multimodal) standart test fonksiyonları tasarlanan yöntem (HYÖ) ile PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmaları deneysel çalışma sonuçları

Fonksiyon	PSO	YAK	YÇAA	ÖÖTO	A-ÖÖTO	Tasarlanan Yöntem (HYÖ)
F_{16}	En iyi	9.98E-01	9.9800E-01	9.9800E-01	9.9800E-01	9.9800E-01
	Ort.	3.0698	9.9821E-01	4.0759	1.8228	9.9800E-01
	En kötü	7.8740	9.9922E-01	1.0830	5.9288	9.9800E-01
	Std.S.	2.3856	3.3324E-04	2.6216	1.3985	0.00E+00
F_{17}	En iyi	3.0749E-04	7.3276E-04	8.7863E-04	3.0749E-04	3.0749E-04
	Ort.	4.6138E-04	1.4945E-03	2.4705E-03	3.7776E-04	3.2448E-04
	En kötü	1.5940E-03	2.4905E-03	5.0171E-03	1.5940E-03	3.1543E-04
	Std.S.	4.0207E-04	4.5043E-04	9.7877E-04	3.4541E-04	1.4502E-06
F_{18}	En iyi	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-1.0316
	Ort.	-1.0316	-1.0315	-1.0316	-1.0316	-1.0316
	En kötü	-1.0316	-1.0310	-1.0316	-1.0316	-1.0316
	Std.S.	6.5843E-16	1.5762E-04	5.9036E-16	6.7752E-16	6.7752E-16
F_{19}	En iyi	3.9789E-01	3.9789E-01	3.9789E-01	3.9789E-01	3.9789E-01
	Ort.	3.9789E-01	3.9826E-01	3.9789E-01	3.9789E-01	3.9789E-01
	En kötü	3.9789E-01	3.9967E-01	3.9789E-01	3.9789E-01	3.9789E-01
	Std.S.	0.00E+00	4.2730E-04	0.00E+00	0.00E+00	0.00E+00
F_{20}	En iyi	3.0000	3.0015	3.0000	3.0000	3.0000
	Ort.	3.0000	3.0588	3.0000	3.0000	3.0000
	En kötü	3.0000	3.1945	3.00000	3.0000	3.00000
	Std.S.	2.2987E-15	5.0847E-02	2.4602E-15	2.0351E-15	1.0048E-15

Çizelge 5.6’da karma fonksiyonlar olarak bilinen ve sabit boyutlu (Fix-D) çok-modlu (Multimodal) standart test fonksiyonları çalışma sonuçları verilmiştir. Bu sonuçlara göre tasarlanan yöntem en iyi ortalama sonuçlara göre $F_{16} - F_{20}$ fonksiyonlarında optimum değeri bulmuştur. Çizelge 5.6’da $F_{18} - F_{20}$ standart test fonksiyonlarında çalıştırılan tüm algoritmalar optimum sonucu bulmuştur. F_{16} ve F_{17} fonksiyonlarında tasarlanan yöntemin sonuçlarının diğer yöntemlerin sonuçlarından göreceli olarak iyi olduğu görülmektedir. Karma ve sabit boyutlu çok-modlu standart test fonksiyonlarının en iyi ortalama sonuçlarına göre tasarlanan yöntem ile diğer yöntemlerin benzer sonuçlar verdiği söylenebilir.

Çizelge 5.2-5.5'te verilen 10 boyutlu, 30 boyutlu ve tek-çok modlu standart test fonksiyonu hesaplama sonuçlarının anlamlılık analizi ve algoritmaların ikili performanslarının kıyaslanabilmesi için Wilcoxon işaretli-sıralama testi (Wilcoxon, 1945) kullanılmıştır. Karşılaştırmalarda algoritmaların 30 bağımsız çalışma sonucunda elde ettikleri en iyi ortalama sonuç değerleri kullanılmıştır. Tasarlanan HYÖ yöntemi tüm karşılaştırmalarda birinci algoritma olarak alınmıştır. Her bir karşılaştırmada p-değerleri hesaplanmıştır. Çizelge 5.7'de '+' işareti geliştirilen yöntemin %95 anlamlılık düzeyinde ($\alpha = 0.05$) probleme dayalı istatistiksel kıyaslama testlerinde diğer algoritmalarından daha üstün performans gösterdiğini belirtir. '-' işareti geliştirilen yöntemin diğer algoritmalarından daha düşük bir performans saptadığını belirtir. '=' ise problemin çözümünde kıyaslanan iki algoritmanın başarısı arasında istatistiksel olarak anlamlı bir farkın olmadığını gösterir. Standart test fonksiyonları deneysel çalışmalarını performans ve anlamlılık analizi için Wilcoxon işaretli-sıralama testi (Wilcoxon, 1945) null hipotezi H_0 şu şekilde kurulmuştur: "HYÖ yöntemi ile diğer standart algoritma sonuçları arasında anlamlılık yoktur." (Tefek ve Uğuz, 2018).

Çizelge 5.7. Tasarlanan HYÖ yönteminin PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmalarının en iyi ortalama hesaplamalarına göre Wilcoxon işaretli-sıralama testi ($\alpha = 0.05$) karşılaştırması

Fonk.	HYÖ/PSO		HYÖ/YAK		HYÖ/ YCAA		HYÖ/ ÖÖTO		HYÖ/A-ÖÖTO	
	10-D	30-D	10-D	30-D	10-D	30-D	10-D	30-D	10-D	30-D
F_1	-	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_2	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_3	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_4	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_5	+	+	+	+	+	+	+	+	+	-
F_6	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_7	-	-	+	+	+	+	+	+	+	+
F_8	+	+	-	+	+	+	+	+	+	+
F_9	+	+	+	+	+	+	+	+	+	-
F_{10}	+	+	-	+	+	+	+	+	+	+
F_{11}	+	+	-	-	+	+	+	+	+	+
F_{12}	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_{13}	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_{14}	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
F_{15}	+	+	+	+	+	+	+	+	+	-
+/=/-	13/0/2	14/0/1	12/0/3	14/0/1	15/0/0	15/0/0	15/0/0	15/0/0	15/0/0	12/0/3
p- değeri	0.02888	0.00664	0.03254	0.00375	0.00012	0.00634	0.00173	0.00178	0.00125	0.03485

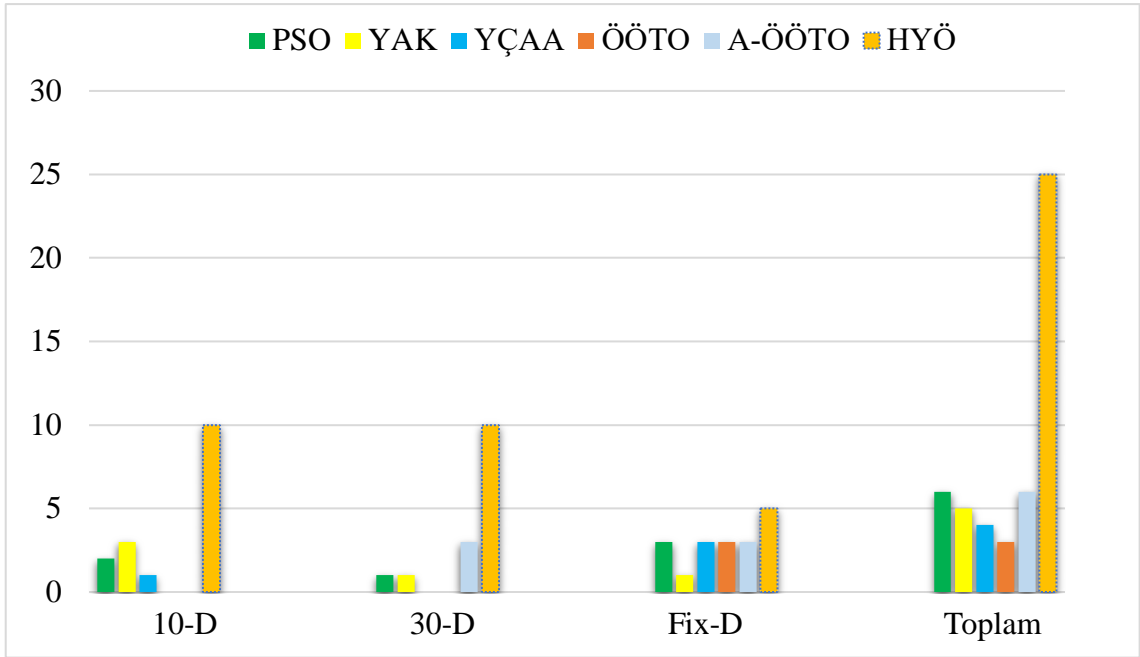
Çizelge 5.7’de p-değerlerine bakıldığında kabul edilen $\alpha=0.05$ değerinden küçük olduğundan H_0 hipotezi reddedilir. Bu yüzden geliştirilen yöntem sonuçlarının anlamlılık açısından diğer standart PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO ve A-ÖÖTO algoritmalarından daha iyi performans sergilediğini gösterir.

Çizelge 5.8’de karma ve sabit boyutlu (Fix-D) çok-modlu standart test fonksiyonları sonuçları açısından p – değeri bakıldığında $\alpha=0.05$ değerinden büyük olduğu görülmektedir. Bu durumda H_0 hipotezi kabul edilir. Yani Fix-D fonksiyonların çözümünde tasarlanan yöntemin sonuçlarının diğer algortimaların bulmuş olduğu sonuçlar arasında anlamlı bir fark yoktur. Tasarlanan yöntem Fix-D standart fonksiyonlarında literatürdeki standart algoritmalarla benzer sonuçlar bulmaktadır.

Çizelge 5.8. Tasarlanan HYÖ yönteminin karma ve sabit boyutlu (Fix-D) standart test fonksiyonları ile Wilcoxon işaretli-sıralama testi ($\alpha = 0.05$) karşılaştırması

Fonksiyon	HYÖ/PSO Fix-D	HYÖ/YAK Fix-D	HYÖ/YÇAA Fix-D	HYÖ/ÖÖTO Fix-D	HYÖ/A-ÖÖTO Fix-D
F_{16}	+	+	+	+	+
F_{17}	+	+	+	+	+
F_{18}	=	=	=	=	=
F_{19}	=	+	=	=	=
F_{20}	=	+	=	=	=
+ / = / -	2/3/0	4/1/0	2/3/0	2/3/0	2/3/0
p-değeri	0.5	0.0625	0.5	0.5	0.5

10-D, 30-D ve Fix-D fonksiyonların PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO, A-ÖÖTO ve tasarlanan HYÖ yöntemlerinin en iyi ortalama sonuçlarına göre çözüm başarı sayısı Şekil 5.1’deki gibidir. Herhangi bir fonksiyonda birden fazla algoritma aynı başarıyı gösterebilir. Bu yüzden Şekil 5.1’de algoritma başarı sayıları eklenerek oluşturulmuştur. 10-D fonksiyonlarında tasarlanan yöntem tek ve çok modlu 15 adet standart test fonksiyonlarından 10 tanesinde en iyi ortalama sonuç verdiği görülmektedir. 30-D fonksiyonlarda tasarlanan yöntem tek ve çok modlu 15 adet standart test fonksiyonlarından 10 tanesinde en iyi ortalama değeri bulmuştur. Karma ve sabit boyutlu çok modlu Fix-D fonksiyonlarda tasarlanan yöntem ile PSO, YÇAA, ÖÖTO, A-ÖÖTO yöntemleri $F_{18} - F_{20}$ fonksiyonlarında en iyi ortalama sonucu bulmuşlardır. $F_{16} - F_{17}$ fonksiyonlarında tasarlanan yöntem en iyi ortalama sonucu bulmuştur. Toplam 5 adet Fix-D fonksiyonlarında tasarlanan yöntem en iyi ortalama sonucu bulmuştur. Tasarlanan yöntemin diğer algoritmalara göre başarılı sonuçlar verdiği Şekil 5.1’de görülmektedir.



Şekil 5.1. Standart test fonksiyonu algoritma başarı sayıları

Tasarlanan HYÖ yönteminin başarısı standart deneyleri ile sınılandıktan sonra gerçek dünya problemi olan Türkiye ETT ve elektrik güç sistemleri optimizasyonuna uygulanmıştır. Bu kısımdan sonra gerçek dünya problemleri olan Türkiye ETT ve güç sistemleri optimizasyon problemleri çözüm analizi yapılacaktır.

5.2. Türkiye Enerji Talep Tahmini (ETT) Sonuçları

Türkiye ETT için 1980-2014 yılları arasında toplam 35 yıllık veriler kullanılmıştır. Bu 35 yıllık verilerin %90'ı deneme (öğrenme, eğitim) verileri, %10'u ise test verileri olarak seçilmiştir. Tasarlanan HYÖ yöntemi 1980-2010 yıllarındaki deneme verilerine uygulanmış ve doğruluğu 2011-2014 yılları arasındaki verilerle test edilmiştir. Her bir algoritma 30 kez çalıştırılmıştır. Bu çalıştırmalar sonucunda deneme verileri ile uygulanan amaç fonksiyonu RMSE'nin en minimum olarak hesaplanmasına göre algoritma tarafından hesaplanan R^2 ve MAPE (%) değerleri Çizelge 5.9'da gösterilmiştir (Tefek ve ark., 2017). Çizelge 5.9'da en iyi sonuçlar kalın yazı tipinde verilmiştir.

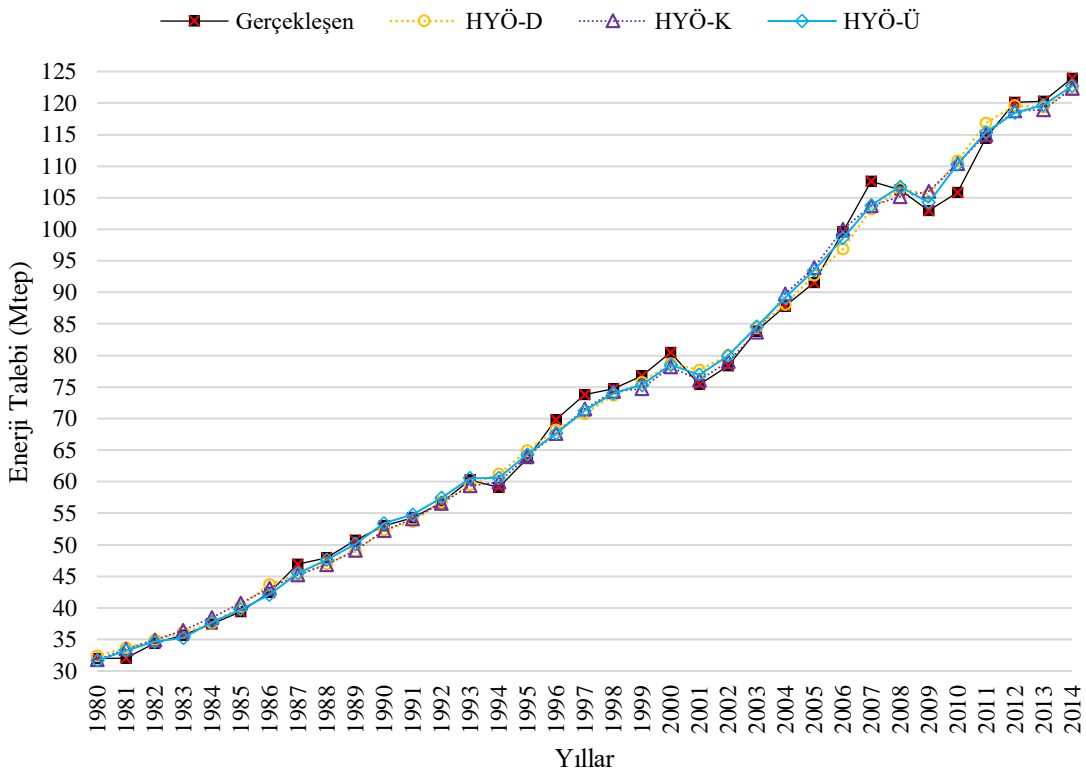
Çizelge 5.9. Enerji talep modelleri ve yöntemler ile elde edilen sonuçların karşılaştırılması

Model	Yöntem	R ²	Deneme (%90) (1980-2010)		Test (%10) (2011-2014)	
			RMSE	MAPE (%)	RMSE	MAPE (%)
Doğrusal	YÇAA-D	0.9952	1.9502	2.6162	1.7018	1.1910
	ÖÖTO-D	0.9956	1.8690	2.3813	1.8043	1.3729
	HYÖ-D	0.9959	1.8338	2.1141	1.5350	1.1501
Kuatratik	YÇAA-K	0.9962	1.7631	2.0774	1.2325	0.9494
	ÖÖTO-K	0.9963	1.7508	1.9964	1.2766	1.0510
	HYÖ-K	0.9964	1.7193	2.0026	1.2680	0.9839
Üstel	YÇAA-Ü	0.9962	1.7535	1.9572	1.4976	1.1225
	ÖÖTO-Ü	0.9964	1.7223	1.9549	1.3162	1.0073
	HYÖ-Ü	0.9971	1.5497	1.6792	1.1710	0.9204

Çizelge 5.9’da tasarlanan hibrit algoritma ile diğer algoritmaların sonuçları kıyaslandığında hibrit HYÖ-Ü’nün daha iyi sonuçlar elde ettiği görülmektedir. Deneme verileri ile test verileri sonuçları incelendiğinde HYÖ-Ü’nün RMSE hata değeri ve MAPE hata oranı değerlerinin diğer algoritma sonuçlarından daha düşük olduğu görülmektedir. Bundan dolayı kıyaslamalarda HYÖ-Ü modeli kullanılmıştır. Tasarlanan HYÖ yöntemi ile oluşturulan doğrusal (HYÖ-D), kuadratik (HYÖ-K) ve üstel (HYÖ-Ü) modellerin hesaplanan ağırlık değerleri aşağıda verilmiştir (Tefek ve ark., 2017).

$$\begin{aligned}
 w_{HYÖ-D} &= [w_1, w_2, \dots, w_5, w_0] \\
 &= [0.9964, 0.0149, -0.0861, 0.6237, -0.4824, -17.4501] \\
 w_{HYÖ-K} &= [w_1, w_2, \dots, w_{20}, w_0] \\
 &= [0.0382, -0.0513, -0.0199, 0.4578, 0.0155, 0.0016, -0.0044, \\
 &\quad -0.0048, 0.0006, 0, -0.0004, 0.001, 0.0009, 0.0009, 0.0007, \\
 &\quad 0.0117, -0.0001, -0.0051, -0.0016, 0.0011, -0.0006] \\
 w_{HYÖ-Ü} &= [w_1, w_2, \dots, w_{10}, w_0] \\
 &= [-5.4109, -6.2275, 26.7415, 0.0854, -25.8193, -1.2078, \\
 &\quad -25.5476, -0.329, 1.8185, 0.7341, -11.6416]
 \end{aligned}$$

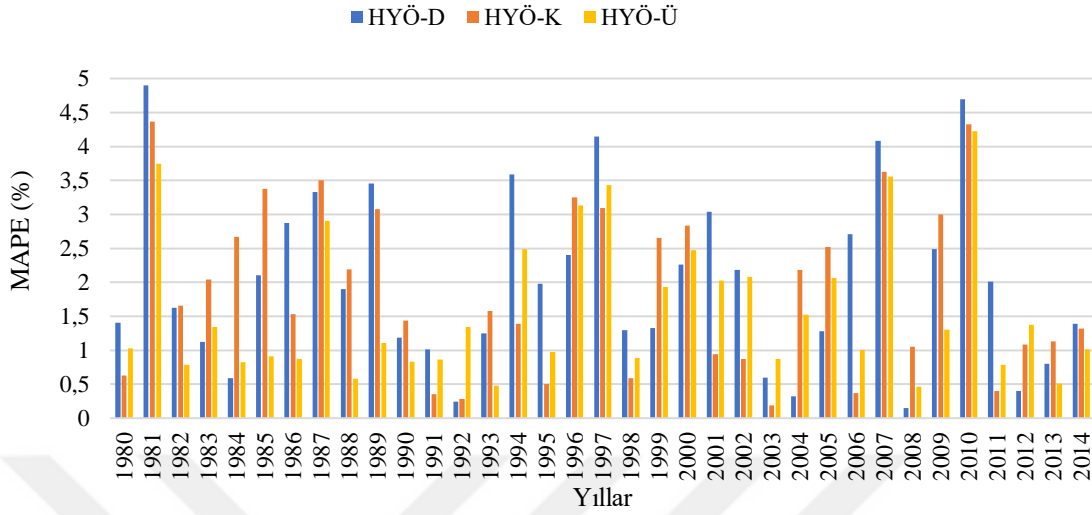
1980-2014 yılları arasında gerçekleşen birincil enerji talep değerleri ile tasarlanan HYÖ yöntemi ile oluşturulan üç modelin tahmin değer sonuçları Şekil 5.2’de gösterilmiştir. Bu grafik incelendiğinde 1994, 2001 ve 2009 yıllarında Türkiye’nin enerji talebinde gözle görülür bir düşüş olduğu görülmektedir. Bu yıllarda Türkiye’de ve Dünya’da yaşanan ekonomik krizlerin etkisinin doğrudan enerji talebini etkilediği de söylenebilir. 2007 yılında ise Türkiye enerji talebinde fark edilebilir bir artış görülmektedir. Şekil 5.2’de, ekonomik krizlerden kaynaklanan sapmalar veya enerji talebindeki rutin olmayan artışlar talep tahmininde sapmalara neden olduğu görülmektedir.



Şekil 5.2. Gerçekleşen enerji talep değerleri ile tasarlanan HYÖ yöntemiyle oluşturulan modellerin tahminlerinin karşılaştırılması (1980-2014)

Oluşturulan üç model de (HYÖ-D, HYÖ-K, HYÖ-Ü) her bir yıl için hesaplanan MAPE (%) hata değerleri için Şekil 5.3’te gösterilmiştir. Şekil 5.3’te öğrenme verilerinde en yüksek sapma 1980 yılında % 4.89’luk değer ile HYÖ-D modelde olmuştur. Aynı şekilde test verilerinde en yüksek sapma 2011 yılında %2.01 ile HYÖ-D modelde olmuştur. Aynı grafikte 2011-2014 yılları arasında test verilerinin MAPE %’de değerlerinin birçok yıldan daha düşük olduğu görülmektedir. MAPE değerinin %10’dan

küçük olması durumunda başarılı (“çok iyi”) bir tahmin gerçekleştirilmiş olduğu Lewis (1982) tarafından belirtilmektedir (Lewis, 1982).



Şekil 5.3. Oluşturulan HYÖ modelleri ve MAPE (%) hata değerleri

5.2.1. ETT için senaryoların oluşturulması

ETT yapabilmek için bu çalışmada üç senaryo oluşturulmuştur. Bağımsız değişkenler olan GSYH, nüfus, kurulu güç, elektrik enerjisi brüt üretimi ve elektrik enerjisi net tüketimi değerlerinde meydana gelebilecek artış oranlarına göre, bu senaryolar, beklenen senaryo, düşük senaryo ve yüksek senaryolar olarak belirlenmiştir.

Senaryoların daha gerçekçi olması amacıyla 2005-2014 yılları arası 10 yıllık kurulu güç, brüt üretim ve net tüketim ile ilgili istatistiksel çalışmalar yapılmıştır. Çizelge 5.10’da 2005 ile 2014 yılları arası kurulu güç, brüt üretim ve net tüketim değerlerinin artış oranları gösterilmiştir (TEİAŞ, 2014). GSYH için hükümetin 2016-2018 orta vadeli programında 2016 yılı için %4.5, 2017 ve 2018 yılı için %5 artış öngörülmüştür. GSYH için senaryolar hükümet politikasına göre belirlenmiştir (TCKB, 2016). Nüfus tahmin senaryoları için TÜİK’in nüfus projeksiyonunda verilen yıllara göre nüfus değerleri alınmıştır (TÜİK, 2013).

5.2.1.1. Beklenen senaryo

Beklenen senaryo GSYH için hükümet orta vadeli planlarına göre belirlenen %4.5 artış, elektriksel göstergeler için son 10 yıllık verilerin ortalama artışına göre sırasıyla kurulu güç %6.6, brüt üretim %5.3 ve net tüketim %5.6 artış olarak belirlenmiştir.

5.2.1.2. Düşük senaryo

Düşük senaryo, beklenen senaryonun daha az artış oranıyla gerçekleşmesi ile belirlenmiştir. Düşük senaryoda ülkenin enerji politikalarının sekteye uğraması ve ülke ekonomisinin beklenenden daha az gelişmesi sonucunda enerji talep tahminini bu şartlar altında yapmak amacıyla oluşturulmuştur. GSYH için 2014-2016 yılında orta vadeli programa göre %4 artış, elektriksel veriler için son 10 yıllık değerler üzerinde yapılan istatistiğin kurulu güç, brüt üretim ve net tüketimin -%1.5 puan azalması ile sırasıyla %5.1, %3.8 ve %4.1 olarak belirlenmiştir.

5.2.1.3. Yüksek senaryo

Yüksek senaryo, beklenen senaryodaki artış oranlarının daha fazla olmasıyla belirlenmiştir. Yüksek senaryo ülkenin gelişen ekonomisinin doğru orantılı olarak elektrik enerjisi yatırımlarının artmasını sağlaması sonucunda gerekli talep tahmini amacıyla oluşturulmuştur. GSYH için 2017-2018 yıllarında beklenen %5 artış, son 10 yıllık ortalama değerler üzerinde yapılan istatistiğin kurulu güç, brüt üretim ve net tüketimin +%1.5 puan artması ile sırayla %8.1, %6.8 ve %7.1 olarak belirlenmiştir. Çizelge 5.11’de oluşturulan düşük, beklenen ve yüksek senaryolar gösterilmiştir.

Çizelge 5.10. 2005-2014 yılları arası elektriksel göstergelerin % artış oranları

Yıllar	Kurulu Güç Artış (%)	Brüt Üretim Artış (%)	Net Tüketim Artış (%)
2005	5.48	7.47	7.53
2006	4.43	8.86	9.83
2007	0.67	8.65	8.43
2008	2.40	3.58	4.39
2009	7.04	-1.82	-3.12
2010	10.64	8.42	9.66
2011	6.84	8.61	8.17
2012	7.84	4.40	4.74
2013	12.18	0.27	1.6
2014	8.61	4.92	4.71
Ortalama	6.6	5.3	5.6

Çizelge 5.11. Oluşturulan Senaryolar

Senaryolar	GSYH	Nüfus	Kurulu Güç	Brüt Üretim	Net Tüketim
	Yıllık Artış Oranı (%)				
Beklenen	%4.5	Nüfus verileri	%6.6	%5.3	%5.6
Düşük	%4	TÜİK (2013)'ten alınmıştır.	%5.1	%3.8	%4.1
Yüksek	%5		%8.1	%6.8	%7.1

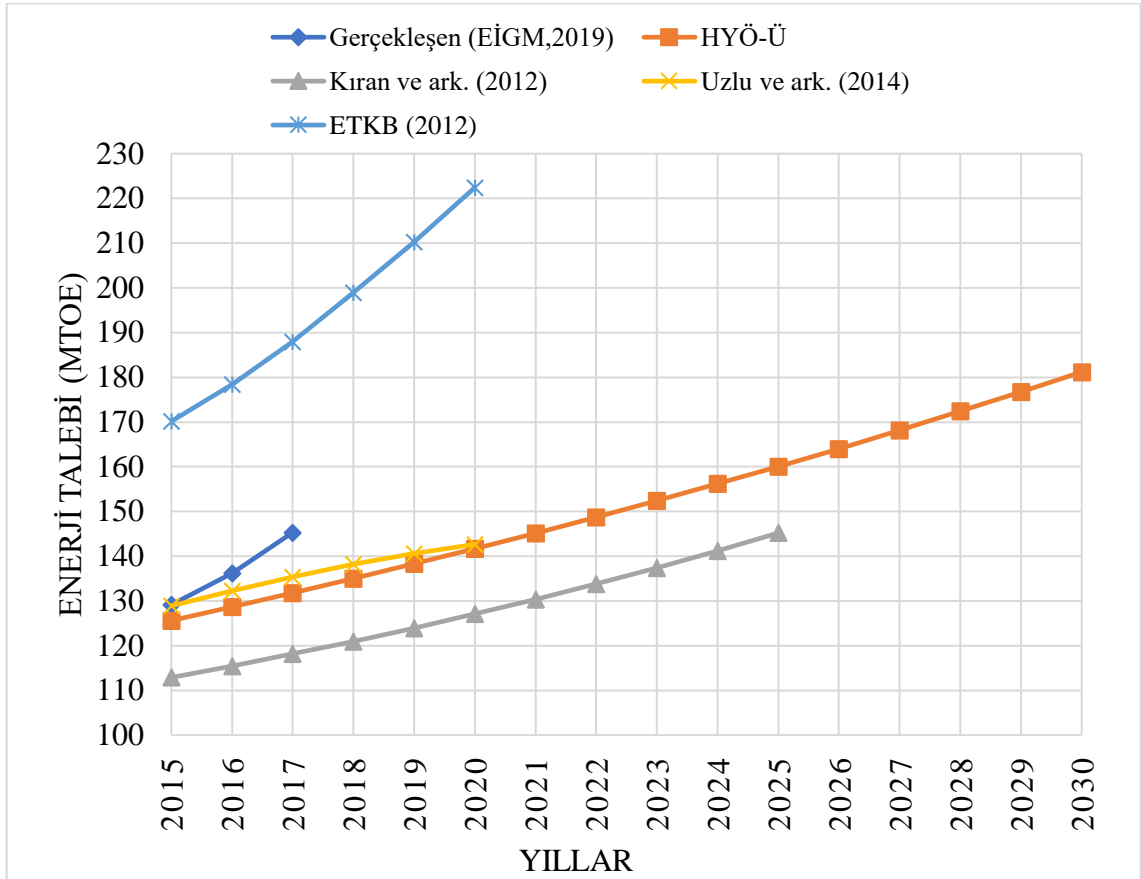
5.2.2. 2015 ile 2030 yılları arası ETT sonuçları ve karşılaştırması

Beklenen senaryo, düşük senaryo ve yüksek senaryolara göre 2015-2030 yılları arasında gerçekleşen ETT sonuçları, geliştirilen doğrusal, kuadratik ve üstel modellerin hesaplanmasına göre Çizelge 5.12’de verilmiştir. Literatürde yapılan bazı çalışmalarda Türkiye için ETT, 2020 (ETKB, 2011; Uzlu ve ark., 2014) ve 2025 yılına kadar yapılmıştır (Kıran ve ark., 2012). Bu çalışmada 2030 yılına kadar ETT yapılmıştır (Tefek ve ark., 2017).

Çizelge 5.12. Beklenen senaryoya, düşük senaryo ve yüksek senaryoya göre gelecek enerji talep projeksiyonunun MTOE birimi tahmin değerleri

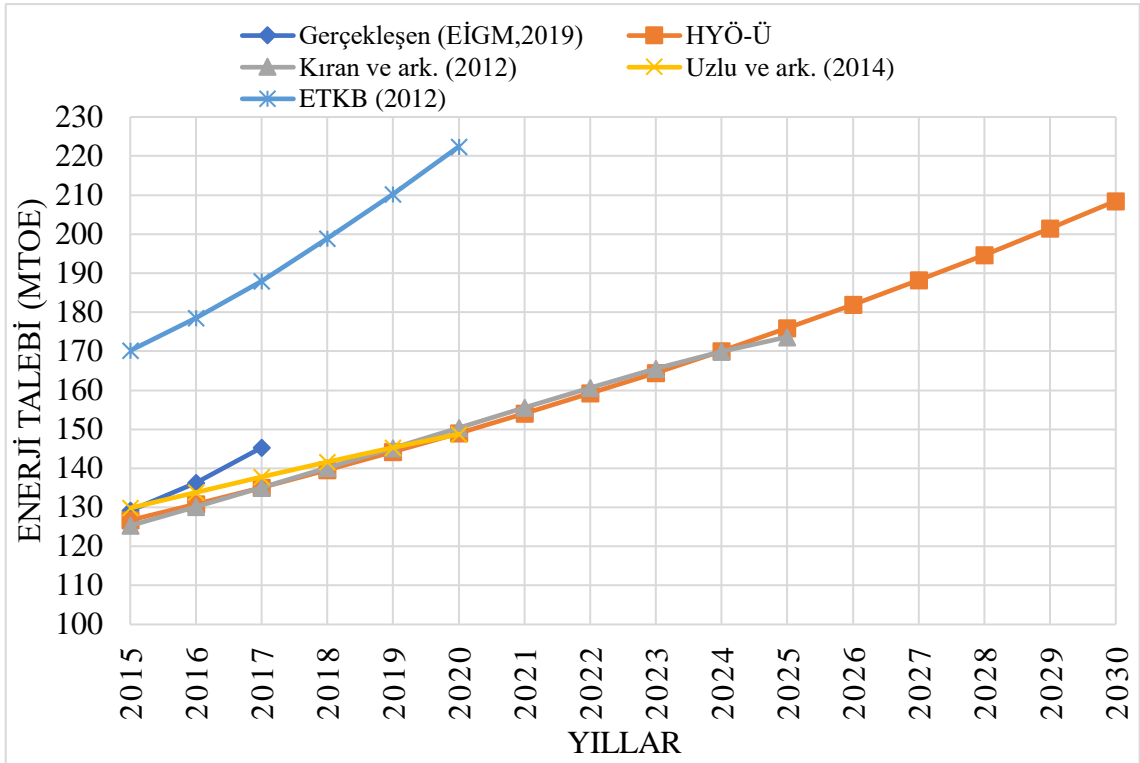
Yıllar	Düşük Senaryo (Mtoe)			Beklenen Senaryo (Mtoe)			Yüksek Senaryo (Mtoe)		
	HYÖ (Modeller D-K-Ü)			HYÖ (Modeller D-K-Ü)			HYÖ (Modeller D-K-Ü)		
	D	K	Ü	D	K	Ü	D	K	Ü
2015	125.5	126.1	125.6	126.3	126.9	126.7	127.2	127.7	127.7
2016	128.4	129.2	128.7	130.1	130.9	130.8	131.9	132.6	133
2017	131.4	132.3	131.8	134.1	135.1	135.1	136.8	137.9	138.5
2018	134.4	135.5	135	138.1	139.4	139.6	142	143.5	144.2
2019	137.5	138.7	138.3	142.3	143.9	144.2	147.3	149.5	150.3
2020	140.6	142	141.7	146.6	148.7	149	153	156.1	156.7
2021	143.8	145.3	145.1	151	153.7	154	158.9	163.1	163.3
2022	147	148.7	148.7	155.6	159	159.2	165.1	170.8	170.3
2023	150.3	152.1	152.4	160.3	164.7	164.5	171.5	179.3	177.6
2024	153.7	155.5	156.2	165.2	170.6	170.1	178.3	188.5	185.3
2025	157	158.9	160	170.2	176.9	175.9	185.4	198.6	193.4
2026	160.5	162.4	164	175.4	183.6	182	192.8	209.9	201.9
2027	164	165.9	168.1	180.8	190.9	188.2	200.6	222.3	210.8
2028	167.5	169.4	172.4	186.3	198.7	194.7	208.7	236.2	220.2
2029	171.2	173	176.7	192	207.1	201.5	217.3	251.7	230
2030	174.9	176.6	181.2	198	216.2	208.5	226.3	269	240.3

Tasarlanan ve oluşturulan HYÖ-Ü modeli ile Kıran ve ark. (2012), Uzlu ve ark. (2014), ETKB (2012)'nin tahminlerinin ve 2015 ile 2017 yılları arası gerçekleşen (EİGM, 2019) enerji talebinin Şekil 5.4'te düşük, Şekil 5.5'te beklenen, Şekil 5.6'da yüksek senaryoya göre grafikleri verilmiştir. Bu çalışmada oluşturulan senaryolar ve göstergeler, literatürde karşılaştırılan diğer çalışmalardan farklı olarak belirlenmiştir.

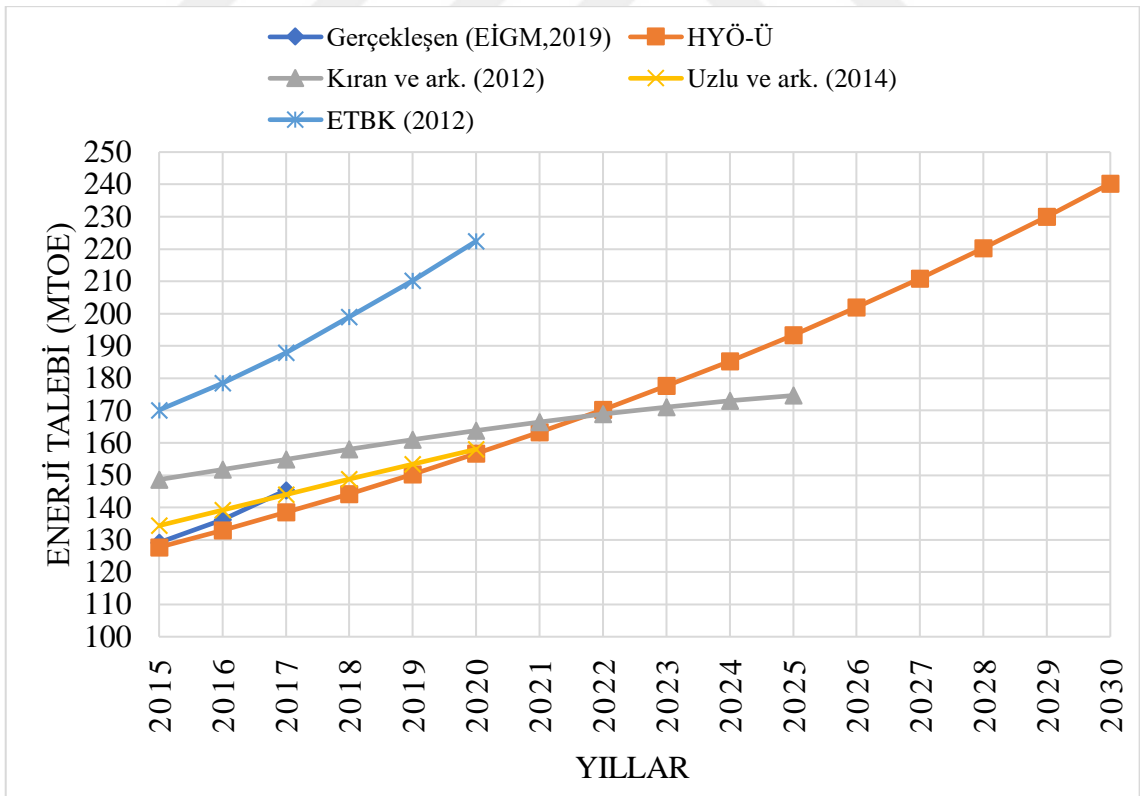


Şekil 5.4. Düşük senaryoya göre ETT kıyaslama grafiği

Şekil 5.4'te düşük senaryoya göre tasarlanan HYÖ-Ü model ile Uzlu ve ark. (2014) "Senaryo 1" 'inin ETT sonuçlarına göre 2015 ile 2020 yılları arasında grafik çiziminin benzer olduğu görülmektedir. Kıran ve ark. (2012) çalışmasından alınan HAPEL modeli "Senaryo 1" 'e göre hem gerçekleşen hem de diğer çalışmaların tahminlerine göre daha düşük olduğu görülmektedir. ETKB (2012) tahminin yüksek olduğu görülmektedir.



Şekil 5.5. Beklenen senaryoya göre ETT kıyaslama grafiği



Şekil 5.6. Yüksek senaryoya göre ETT kıyaslama grafiği

Şekil 5.5'te beklenen senaryolara göre HYÖ-Ü model ile Uzlu ve ark. (2014) "Senaryo 3" 'teki ETT sonuçlarına göre grafikleri 2015-2020 arasında benzer olduğu, HYÖ-Ü model ile Kıran ve ark. (2012) HAPEQ modeli "Senaryo 2" 'deki ETT sonuçlarının 2015-2025 arasında benzer grafikler oluşturduğu görülmektedir.

Şekil 5.6'da yüksek senaryoya göre HYÖ-Ü modelle yapılan tahmin ile gerçekleşen (EİGM, 2019) değerlerin diğer senaryolara göre iyi olduğu görülmektedir. Uzlu ve ark. (2014) "Senaryo 2" 'sindeki yüksek senaryo değerleri ile 2015-2017 yılları arası gerçekleşen değerlerin daha uygun olduğu görülmektedir. Kıran ve ark. (2012) HAPEQ modeli "Senaryo 2" 'deki tahminleri yüksek olduğu Şekil 5.6'da görülmektedir.

Şekil 5.4-5.6'daki grafiklere bakıldığında ETKB (2012)'nin tahminlerinin aşırı sapması görülmektedir. Çizelge 5.13'te Türkiye'nin 2015 ile 2017 yılları arasında gerçekleşen enerji talebine (EİGM, 2019) göre HYÖ-Ü tahminleri (düşük, beklenen, yüksek senaryolara) ile ETKB (2012)'nin tahmin ve kazanç karşılaştırması yapılmıştır. Çizelge 5.13'te tasarlanan HYÖ-Ü modelin yüksek senaryo sonuçlarının gerçekleşen değerlere daha yakın olduğu görülmektedir. Çizelge 5.13'te ETKB'nin 2015 ile 2017 yılları arası gerçekleşen 3 yıllık tahminlerinin mutlak farkı 125.85 Mtoe olmuştur. Bu durum 2015 yılında Türkiye'nin 129.139 Mtoe olan enerji talebine yaklaşık bir değerdir. Tahminlerdeki aşırı sapmalar ülkelerin ekonomisinde, güç sistemleri planlamasında ve elektrik üretiminin çoğunu fosil kaynaklardan elde eden Türkiye için çevre kirliliğini de beraberinde getirmektedir.

Çizelge 5.13. Senaryolara göre HYÖ-Ü model ile ETKB (2012) kazanç karşılaştırması

Yıllar	Gerçekleşen (EİGM, 2019)	ETKB (Mtep)	HYÖ-Ü			Mutlak Fark (Mtep)			
			Senaryolar (Mtep)			(Gerçekleşen ile ETKB-Senaryolar arası)			
			D*	B**	Y***	ETKB	D*	B**	Y***
2015	129.139	170.15	125.6	126.7	127.7	41.011	3.539	2.439	1.439
2016	136.229	178.46	128.7	130.8	133	42.231	7.529	5.429	3.229
2017	145.305	187.92	131.8	135.1	138.5	42.615	13.505	10.205	6.805
Toplam						125,85	24,573	18,073	11,47

D*: Düşük, B**: Beklenen, Y***: Yüksek

Türkiye ETT için bu çalışma, literatürde diğer hibrit algoritmalar ile yapılan tahmin çalışmaları olan Uzlu ve ark. (2014) ve Kıran ve ark. (2012) ile kıyaslanmıştır. Kıyaslama için veri kümeleri, RMSE, MAPE ve R^2 korelasyon değerleri açısından karşılaştırılmıştır.

Uzlu ve ark. (2014) ile Kıran ve ark. (2012) GSYH, nüfus, ithalat ve ihracat göstergeleri ile sırasıyla 33 ve 27 yıl veri seti kullanmışlardır. Bu çalışmada, sosyo-ekonomik göstergeler olan nüfus, GSYH ile elektriksel göstergeler olan toplam kurulu güç, brüt üretim ve net tüketim olmak üzere beş gösterge ve 35 yıllık veri setiyle daha kapsamlı ETT yapılması amaçlanmıştır.

1996 ile 2009 yılları arası deneme (eğitim) veri setinde Kıran ve ark. (2012) “Senaryo 1” ’de doğrusal (HAPEL) ve kuadratik (HAPEQ) modellerinde RMSE değerlerini sırasıyla 4.19 ve 3.77 olarak hesaplanmıştır. Uzlu ve ark. (2014), ANN-TLBO modelinde deneme verilerine göre RMSE değerini 2.192 olarak vermişlerdir. Bu çalışmada RMSE değerleri Çizelge 5.9’daki gibi HYÖ-D, HYÖ-K ve HYÖ-Ü için sırasıyla 1.8338, 1.7193 ve 1.5497 olarak hesaplanmıştır.

Kıran ve ark. (2012) çalışmasında senaryo 1’de 1996 ile 2009 yılları arası deneme veri setinde doğrusal (HAPEL) ve kuadratik (HAPEQ) modellerinde MAPE değerleri sırasıyla %2.31 ve %2.82 olarak hesaplanmıştır. Uzlu ve ark. (2014), ANN-TLBO modelinde deneme verilerine göre MAPE değerini %2.1566 olarak vermişlerdir. Bu çalışmada MAPE değerleri Çizelge 5.9’da olduğu gibi HYÖ-D, HYÖ-K ve HYÖ-Ü için sırasıyla %2.1141, %2.0026 ve % 1,6792 olarak hesaplanmıştır.

Hem RMSE hem de MAPE’ye bakıldığında tasarlanan yöntem ile oluşturulan modeller diğer çalışmalardan daha düşük değerlerde hesaplanmıştır. RMSE ve MAPE değerlerinin düşük olması istatistiksel olarak çözümlerin hatadan daha arınmış olduğunu göstermektedir. Aynı zamanda Çizelge 5.9’da korelasyon katsayısı (R^2) bakımından deneme verilerinde en yüksek pozitif ilişki 0.9971 değeri ile HYÖ-Ü modelinde hesaplanmıştır. Çizelge 5.9’da 2011-2014 yılları arasında test verilerine bakıldığında tasarlanan yöntem HYÖ-Ü ile daha iyi RMSE ve MAPE değerleri elde edilmiştir.

Çizelge 5.14’te 2011 ile 2017 yılları arası gerçekleşen değerler baz alınarak bu çalışma ve literatürde yapılan diğer çalışmaların test sonuçları ile kıyaslamalar yapılmıştır. Uzlu ve ark. (2012) çalışmalarındaki “Senaryo 1” ETT sonuçları, Kıran ve ark. (2012) çalışmasında HAPEQ model “Senaryo 1” ETT sonuçları alınmıştır. Bu çalışmada Çizelge 5.9’da test sonuçlarında en az RMSE değeri bulan HYÖ-Ü model test sonuçları karşılaştırma amaçlı alınmıştır.

Çizelge 5.14. 2011 ile 2017 arası test sonuçlarına göre tasarlanan HYÖ-Ü model ile diğer yöntemlerin kıyaslanması

Yıllar	Gerçekleşen (Mtep)	Tasarlanan Yöntem HYÖ-Ü	Uzlu ve ark. (2014) ANN-TLBO	Kıran ve ark. (2012) HAPEQ	ETKB (2011) LEAP
2011	114,48	115,38	N/A	109,25	133,98
2012	120,09	118,44	N/A	112,96	142,86
2013	120,29	119,68	121,37	116,91	150,89
2014	123,94	122,68	125,15	121,1	160,21
2015	129,139	126,7	128,79	125,53	170,154
2016	136,229	130,8	132,22	130,19	178,455
2017	145,305	135,1	135,38	135,04	187,923
	RMSE	4,552189	4,84417	6,006477	34,70726
	MAPE (%)	2,368697	2,383531	4,271299	26,11196

Çizelge 5.14'te test sonuçlarına bakıldığında tasarlanan HYÖ-Ü model ANN-TLBO, HAPEQ, ETKB tahminlerinden daha düşük RMSE hata değeri ve MAPE hata oranı ile hesaplanmış olduğu görülmektedir. Bu durumda tasarlanan yöntem ve oluşturulan HYÖ-Ü modelin etkili, tutarlı ve güvenilir tahminler yaptığı sonucu ortaya çıkarılabilir.

5.3. Elektrik Güç Sistemleri Deneysel Çalışmaları

Elektrik güç sistemleri optimizasyonu doğrusal (lineer) olmayan, sınırlamalı bir problemdir. Bu yüzden, tasarlanan HYÖ yöntemi Denklem 4.3-4.6'daki gibi sınırlamalı optimizasyon problemi için modifiye edilerek MHYÖ yöntemi geliştirilmiştir. Geliştirilen MHYÖ yöntemi, elektrik güç sistemleri deneysel çalışmalar için ekonomik dağıtım problemi (EDP) çözümü amaçlı uluslararası IEEE-30 ve IEEE-57 baralı test güç sistemleri ile ulusal Türkiye 22 baralı test güç sistemine uygulanmıştır. Çizelge 5.1'deki parametrelerden farklı olarak sadece iterasyon sayısı 100 alınmıştır. Bu sayede elektrik güç sistemleri EDP çözümü için daha az iterasyon sayısında geliştirilen algoritmanın etkisi incelenmiştir. Geliştirilen MHYÖ yönteminin sonuçları literatürdeki çalışmalar ile kıyaslanmıştır. EDP çözümünde birinci ve temel amaç yakıt maliyetini minimum yapmaktır (Alsac ve Stott, 1974; Happ, 1977). Bunun için EDP çözümlerinde kayıp güç değeri ihmal edilmiştir. Çizelgelerde karşılaştırmalar yapılırken N/A (Not Applicable: Uygulanabilir Değil) olarak belirtilen ifadeler bu değerlerin hesaplanmadığı veya kıyaslanan ilgili çalışmalardan elde edilemediğini göstermektedir.

5.3.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi EDP çözümü

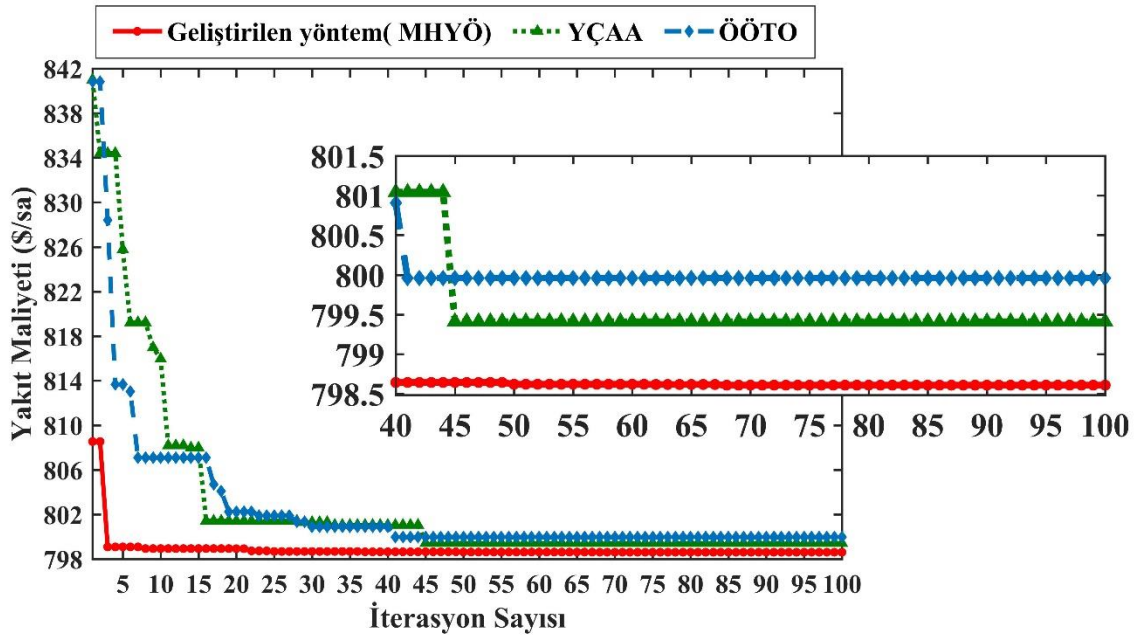
Geliştirilen MHYÖ yöntemi, IEEE-30 baralı test güç sistemine uygulanmıştır. Toplam yakıt maliyetinin minimum olması amacıyla algoritma 30 kez çalıştırılarak test edilmiştir. Bu şekilde sisteminin minimum yakıt maliyetini hesaplamak için her bir jeneratör biriminin aktif güç değerleri ve sistemin kayıp güç değeri Çizelge 5.15'te karşılaştırmalı olarak verilmiştir. Geliştirilen MHYÖ yöntemi ile güç sisteminin yakıt maliyeti minimum 798.609127 (\$/sa), ortalama 799.1081576 (\$/sa), ve maksimum 799.502821 (\$/sa), olarak bulunmuştur ve bu istatistiksel sonuçlar diğer yöntemlerle Çizelge 5.16'da kıyaslanmıştır. Çizelge 5.16'te geliştirilen MHYÖ yönteminin yakıt maliyetini daha düşük bulduğu görülmektedir.

Çizelge 5.15. IEEE-30 baralı test güç sisteminin minimum maliyet fonksiyonu ve güç değerleri (Talep edilen 283.4 MW'a göre)

Bara Numarası	Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	GSA (Duman ve ark., 2012)	ÖÖTO (Boucheke ra ve ark., 2014)	PSO (Abido, 2002b)	GSA (Abaci ve ark., 2016)
P_1 (MW)	177.289	175.749826	177.0578	176.96	176.476
P_2 (MW)	52.62845	48.165537	48.6973	48.98	48.907
P_5 (MW)	20.72996	21.381724	21.3044	21.30	22.222
P_8 (MW)	17.82592	21.561405	21.0811	21.19	21.125
P_{11} (MW)	11.32224	12.417360	11.8843	11.97	12.307
P_{13} (MW)	12.18001	12.510199	12.0000	12	12.000
Yakıt Maliyeti (\$/sa)	798.609127	798.675143	799.0715	800.41	799.264
Kayıp Güç (MW)	8.57558	8.386049	8.6260	(N/A)	(N/A)

Çizelge 5.16. IEEE-30 baralı test güç sistemi EDP çözümü için geliştirilen yöntem (MHYÖ) ile literatürdeki çalışmaların kıyaslanması

Yöntemler	Yakıt Maliyeti (\$/sa)			
	Minimum	Ortalama	Maksimum	Std.S.
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	798.609127	799.1081576	799.502821	9.1368e-01
GSA (Duman ve ark., 2012)	798.675143	798.913128	799.028419	N/A
TLBO (Boucheke ra ve ark., 2014)	799.0715	N/A	N/A	N/A
PSO(Abido, 2002b)	800.41	N/A	N/A	N/A
ABC (Abaci ve ark., 2016)	799.264	N/A	N/A	N/A
ABC (Le Dinh ve ark., 2013)	800.1874	807.177	826.6428	3.7156
IABC (Bai ve ark., 2017)	799.321	799.321	799.321	0.0000
MABC (Boucheke ra ve ark., 2014)	800.3981	800.4043	800.4446	0.0105
ABCGLN (Bansal ve ark., 2014)	800.4464	800.5607	N/A	N/A
FFA-ACO (Younes, 2013)	800.788	N/A	N/A	N/A
EGA (Bakirtzis ve ark., 2002)	802.06	N/A	N/A	N/A
MDE (Sayah ve Zehar, 2008)	802.376	N/A	N/A	N/A
SFLA-SA (Niknam ve ark., 2012)	801.79			



Şekil 5.7. IEEE-30 bara test güç sisteminde geliştirilen MHYÖ yönteminin ve diğer standart YCAA ve ÖÖTO yöntemlerinin yakıt maliyeti yakınsama eğrisi

Çizelge 5.16'da geliştirilen yöntem ile Duman ve ark. (2012) GSA yöntemiyle buldukları ortalama yakıt maliyeti kıyaslandığında GSA yönteminin daha iyi olduğu görülmektedir. Bu durum, Duman ve ark. (2012) çalışmalarındaki parametrelerin bu çalışmadan farklı olmasından kaynaklandığı söylenebilir. Aynı zamanda, literatürde EDP çözümlerinde minimum yakıt maliyetinin bulunmasının önemli olduğu belirtilmektedir (Happ, 1977; Chowdhury ve Rahman, 1990; Wong ve Wong, 1994).

Şekil 5.7'de ilk iterasyonda geliştirilen yöntem diğer standart algoritmalarından daha düşük yakıt maliyeti ile çalışmaya başlamıştır. Şekil 5.7'de geliştirilen yöntemin yakıt maliyet eğrisinin standart YCAA ve ÖÖTO algoritmalarından daha çabuk yakınsadığı ve daha düşük yakıt maliyetini bulduğu görülmektedir.

5.3.2. IEEE-57 baralı test güç sistemi EDP çözümü

IEEE-57 baralı test sisteminin minimum yakıt maliyetini bulabilmek amacıyla, geliştirilen MHYÖ metodu bu sisteme uygulanmıştır. Deneysel çalışmalar amacıyla 30 kez çalıştırılan algoritma ile aktif güç değerleri, minimum yakıt maliyeti ve kayıp güç değeri Çizelge 5.17'de kıyaslamalı olarak verilmiştir. Tasarlanan yöntem ile güç sisteminin yakıt maliyeti minimum 41651.6237 (\$/sa), ortalama 41662.0328 (\$/sa), ve maksimum 41700.3861 (\$/sa), olarak bulunmuştur ve bu istatistiksel sonuçlar diğer

yöntemlerle Çizelge 5.18’de kıyaslanmıştır. Geliştirilen yönteminin ve diğer standart YCAA, ÖÖTO yöntemlerinin yakıt maliyet eğrisi Şekil 5.8’de gösterilmiştir.

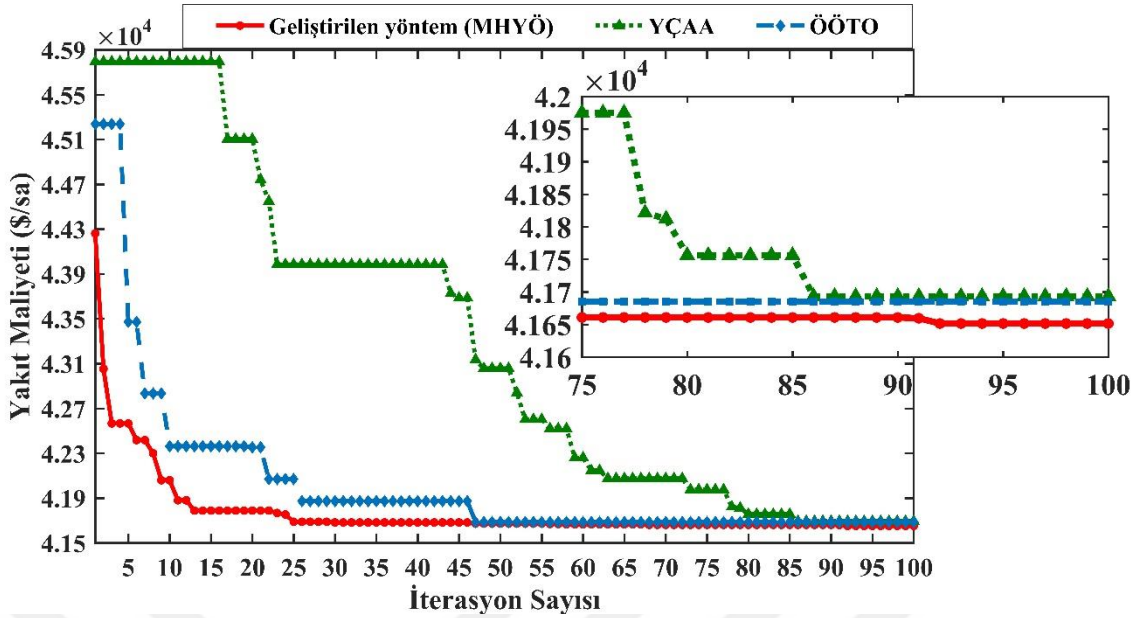
Çizelge 5.17. IEEE-57 bara test güç sisteminin minimum maliyet fonksiyonu ve güç değerleri (Talep edilen 1250.8 MW’a göre)

Bara Numarası	Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	GSA (Duman ve ark., 2012)	TLBO (Ghasemi ve ark., 2014b)	MICA-TLA (Ghasemi ve ark., 2014b)	ABC (Rezaei Adaryani ve Karami, 2013)
P_1 (MW)	134.2965	142.369	143.53	142.77	142.8106
P_2 (MW)	84.71307	92.63	88.0583	89.2172	90.0328
P_3 (MW)	45.16725	45.318	44.8178	44.9587	44.5147
P_6 (MW)	98.08796	72.355	76.4726	71.4792	74.2003
P_8 (MW)	488.2852	464.743	458.5102	459.4853	454.8475
P_9 (MW)	84.96414	84.999	91.9476	96.9894	96.8847
P_{12} (MW)	330.617	363.951	362.6991	360.9182	362.7722
Yakıt Maliyeti (\$/sa)	41651.6237	41695.8717	41686.7915	41675.0545	41693.9589
Kayıp Güç (MW)	15.33112	N/A	15.2403	15.0149	N/A

Çizelge 5.18. IEEE-57 baralı test güç sistemi EDP çözümü için geliştirilen yöntem (MHYÖ) ile literatürdeki çalışmaların kıyaslanması

Yöntemler	Yakıt Maliyeti (\$/sa)			
	Minimum	Ortalama	Maksimum	Std.S.
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	41651.6237	41662.0328	41700.3861	1.012
GSA (Duman ve ark., 2012)	41695.8717	N/A	N/A	N/A
TLBO (Ghasemi ve ark., 2014b)	41686.7915	N/A	N/A	N/A
TLBO (Ghasemi ve ark., 2014a)	41688.8512	41693.1552	41698.0085	12.72
PSO (Ghasemi ve ark., 2014a)	41695.1483	41714.1392	41717.5173	12.99
CMICA4 (Ghasemi ve ark., 2014a)	41674.3363	41676.4205	41678.2119	1.96
EADDE (Vaisakh ve Srinivas, 2011)	41713.62	N/A	N/A	N/A
FHSA (Pandiarajan ve Babulal, 2016)	42018.88	N/A	N/A	N/A
ABC (Rezaei Adaryani ve Karami, 2013)	41693.9589	N/A	N/A	N/A
MICA-TLA (Ghasemi ve ark., 2014b)	41675.0545	N/A	N/A	N/A

Çizelge 5.18’de geliştirilen MHYÖ yöntemi IEEE-57 baralı test güç sisteminin hem minimum yakıt maliyetini, hem ortalama yakıt maliyetini hem de standart sapma değerini daha düşük hesaplamıştır. Aynı zamanda; Şekil 5.8’de tasarlanan yönteminin yakıt maliyet eğrisinin standart YCAA ve ÖÖTO algoritmalarından daha hızlı yakınsadığı ve daha düşük yakıt maliyeti ile hesapladığı görülmektedir.



Şekil 5.8. IEEE-57 bara test güç sisteminde geliştirilen MHYÖ yönteminin ve diğer standart YCAA ve ÖÖTO yöntemlerinin yakıt maliyeti yakınsama eğrisi

5.3.3. Türkiye 22 baralı test güç sistemi EDP çözümü

Türkiye 22 baralı test sisteminin minimum yakıt maliyetini bulabilmek amacıyla, geliştirilen MHYÖ yöntemi, standart YCAA, ÖÖTO, YAK ve PSO yöntemleri bu güç sisteme uygulanmıştır. Deneysel amacıyla çalıştırılan algoritmalar ile aktif güç değerleri, minimum yakıt maliyeti ve kayıp güç değeri Çizelge 5.19’da kıyaslamalı olarak verilmiştir. Geliştirilen MHYÖ metodu ile güç sisteminin yakıt maliyeti minimum 81170.235 (\$/sa), ortalama 81247.498 (\$/sa), ve maksimum 82042.936 (\$/sa), olarak bulunmuştur. Türkiye 22 baralı test güç sistemi EDP çözümü için geliştirilen yöntem (MHYÖ) ile standart YCAA, ÖÖTO, YAK, PSO yöntemleri ve literatürdeki çalışmaların kıyaslanması Çizelge 5.20’deki gibi verilmiştir.

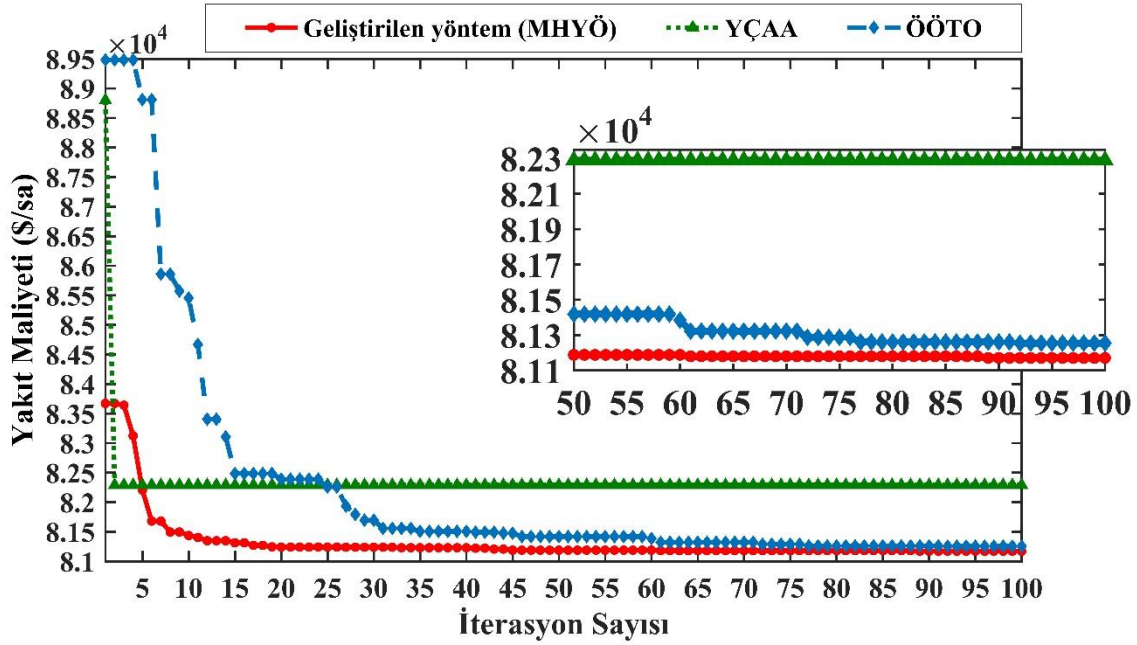
Çizelge 5.19. Türkiye 22 baralı güç sistemini bara güç değerleri, minimum maliyet fonksiyonu optimizasyon sonuçlarının kıyaslanması (Talep edilen 4000 MW'a göre)

Bara Numarası	Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	YCAA	ÖÖTO	YAK	ABC (Abaci ve ark., 2016)	PSO	Newton Tabanlı (Kurban ve Başaran Filik, 2007)
P_1 (MW)	395.7683	572.7422	377.7344	402.0126	354.091	408.1201	456.609
P_{16} (MW)	506.0358	428.6422	501.8855	401.5248	549.567	509.5906	569.120
P_{17} (MW)	660.0945	601.1859	635.6059	695.5031	659.277	676.27	584.335
P_{18} (MW)	555.8217	506.2401	600	514.6585	578.028	553.4769	573.390
P_{19} (MW)	391.4171	426.8746	408.7455	479.9571	401.343	382.9693	378.541
P_{20} (MW)	390.2175	339.7697	369.6662	325.4219	377.125	368.3454	417.253
P_{21} (MW)	566.4899	605.9818	589.5085	599.7819	575.712	581.5225	564.935
P_{22} (MW)	564.3831	561.8255	552.9533	614.3142	534.259	559.2717	574.162
Yakıt Maliyeti (\$/sa)	81170.235	82288.843	81253.99	81640.26	81421	81373.03	83258
Kayıp Güç (MW)	30.2279	43.262	36.0993	33.1741	30.076	39.5665	118.318

Çizelge 5.20. Türkiye 22 baralı test güç sistemi EDP çözümü için geliştirilen yöntem (MHYÖ) ile standart YCAA, ÖÖTO, YAK, PSO yöntemleri ve literatürdeki çalışmaların kıyaslanması

Yöntemler	Yakıt Maliyeti (\$/sa)			
	Minimum	Ortalama	Maksimum	Std.S.
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	81170.235	81247.498	82042.936	5.62
YCAA	82288.843	83385.713	83818.414	32.14
ÖÖTO	81253.99	81382.255	81986.811	15.91
YAK	81640.268	83783.647	85087.743	85.62
ABC (Abaci ve ark., 2016)	81421	N/A	N/A	N/A
PSO	81373.03	81660.900	82046.694	17.08
Newton Tabanlı (Kurban ve Başaran Filik, 2007)	83258	N/A	N/A	N/A

Çizelge 5.20'de geliştirilen yöntem diğer yöntemlerden daha düşük standart sapma, daha az ortalama yakıt maliyeti ve daha az minimum yakıt maliyeti ile hesaplama yapmıştır. Geliştirilen yöntemin standart sapmasının diğer yöntemlerden düşük olması hesaplamış olduğu minimum yakıt maliyeti değerlerinin dağılımının daha iyi olduğunu göstermektedir. Bu da geliştirilen yöntemin Türkiye 22 baralı test güç sistemi EDP çözümünde uygulanabilir olduğunu göstermektedir. Şekil 5.9'da tasarlanan yönteminin yakıt maliyet eğrisinin diğer algoritmalarından daha hızlı yakınsadığı ve daha düşük yakıt maliyeti olduğu görülmektedir.



Şekil 5.9. Türkiye 22 bara sisteminde geliştirilen MHYÖ yönteminin ve diğer standart YCAA ve ÖÖTO yöntemlerinin yakıt maliyeti yakınsama eğrisi

5.4. Rüzgâr-Termik Hibrit Güç Sistemleri Deneysel Çalışmaları

Geliştirilen MHYÖ yöntemi rüzgâr-termik güç sistemleri optimizasyonu için EDP çözümüne uygulanmıştır. İlk olarak IEEE-30 baralı test sistemine eklenen bir rüzgâr güç sisteminin maliyet ve emisyon hesabı yapılmıştır. Daha sonra Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sisteminin EDP çözümü yapılmıştır.

5.4.1. IEEE-30 baralı test güç sistemi ve rüzgâr bara sistemi EDP çözümü

IEEE-30 baralı test güç sistemine dahil edilen bir rüzgâr güç sistemi için ilk olarak IEEE-30 baralı test sisteminin minimum yakıt maliyeti ve emisyon değerleri hesaplanmış daha sonra da kapasitesi 6 adet aktif güç barasının maksimum sınır değerleri toplamının %20'si (0-87MW) kadar olan bir rüzgâr çiftliği eklendiğinde oluşan yakıt maliyeti ve emisyon değeri hesaplanmıştır. Rüzgâr çiftliğinin sisteme 7. aktif güç barası olarak eklendiği senaryosu varsayılmıştır. Güç sistemine talep edilen güç 250 MW olarak alınmış ve algoritmalar 30 kez çalıştırılmış ve her bir algoritma için 30 çalıştırmanın yakıt maliyeti en düşük olan değeri alınmıştır. Bu çalışmada IEEE-30 baralı sisteme eklenen rüzgâr güç çiftliği için oluşturulan senaryo bu çalışmaya özgün olduğu için literatür ile

karşılaştırmalar yapılamamıştır. Geliştirilen yöntem ve diğer standart YCAA, ÖÖTO algoritmaları ile karşılaştırmalar yapılmıştır.

Rüzgâr güç sistemi termik sistemlere eklenmediği durumda saatlik yakıt maliyeti ve CO_2 emisyon miktarı Çizelge 5.21’de verilmiştir. Rüzgâr güç sistemi termik sistemlere eklendiği durumda saatlik yakıt maliyeti ve emisyon miktarı Çizelge 5.22’de verilmiştir. Algoritmalar ile yapılan çalışmanı yakıt maliyeti yakınsama eğrisi Şekil 5.10’daki gibi gösterilmiştir. Çizelge 5.23’te yakıt maliyeti (\$/sa) ve CO_2 emisyon miktarı (kg/sa) değerlerinin her bir yöntem için minimum, ortalama ve standart sapma değerleri verilmiştir.

Çizelge 5.21. Rüzgâr güç sistemi eklenmediği durumda algoritmaların hesapladığı yakıt maliyeti ve emisyon değerleri

Güç Birimi	Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	ÖÖTO	YCAA
P _{G1} (MW)	145.9406	144.1178	148.6247
P _{G2} (MW)	38.36707	44.73223	31.33592
P _{G3} (MW)	22.92272	24.12841	16.01416
P _{G4} (MW)	16.68419	10.05871	18.0203
P _{G5} (MW)	14.5906	10	26.10574
P _{G6} (MW)	143283	21.21197	14.71595
Yakıt Maliyeti (\$/sa)	667.219	680.855	690.340
Emisyon (kg/sa)	733.497	737.373	745.58

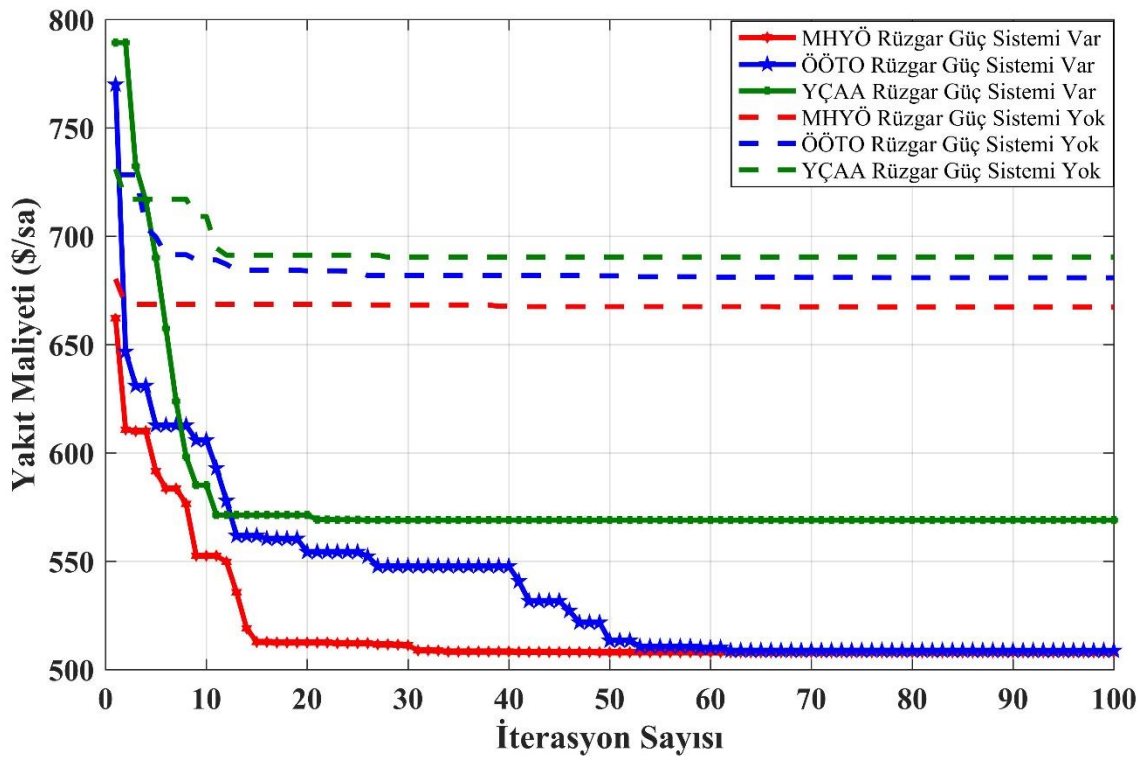
Çizelge 5.22. Rüzgâr güç sistemi eklendiği durumda algoritmaların hesapladığı yakıt maliyeti ve emisyon değerleri

Güç Birimi	Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	ÖÖTO	YCAA
P _{G1} (MW)	78,00443	90,80063	62,93437
P _{G2} (MW)	39,71521	23,64889	38,02524
P _{G3} (MW)	18,36547	17,57025	25,64117
P _{G4} (MW)	10	10,42643	14,03161
P _{G5} (MW)	10,00217	11,45675	17,27503
P _{G6} (MW)	12,04214	14,58105	26,65381
P_{G7} (MW)	86,99573	86,68979	65,44081
Yakıt Maliyeti (\$/sa)	507.97	508.75	568.99
Emisyon (kg/sa)	493.94	515.369	578.84

Çizelge 5.22’de geliştirilen MHYÖ algoritmasının hesapladığı yakıt maliyeti ve emisyon miktarının diğer standart YCAA ve ÖÖTO’ya göre daha iyi olduğu görülmektedir.

Çizelge 5.23. IEEE-30 baralı test güç sisteminin EDP çözümüne rüzgâr güç çiftliğinin eklenmesi ile yakıt maliyeti ve emisyon değişiminin karşılaştırmalı analizi

Yöntemler	Rüzgâr Güç Sistemi Yok Yakıt Maliyeti (\$/sa)				Rüzgâr Güç Sistemi Var Yakıt Maliyeti (\$/sa)			
	Min.	Ort.	Maks.	Std.S.	Min.	Ort.	Maks.	Std.S.
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	667.219	670.86	685.75	5.64	507.97	510.62	525.12	6.86
YCAA	690.340	701.25	725.68	12.54	568.99	575.02	582.56	8.98
ÖÖTO	680.855	685.48	694.25	11.78	508.75	515.21	528.42	7.45
Yöntemler	Rüzgâr Güç Sistemi Yok CO ₂ Emisyon miktarı (kg/sa)				Rüzgâr Güç Sistemi Var CO ₂ Emisyon miktarı (kg/sa)			
	Min.	Ort.	Maks.	Std.S.	Min.	Ort.	Maks.	Std.S.
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	733.497	740.15	748.33	4.18	493.94	501.25	510.42	6.12
YCAA	745.58	755.21	762.41	7.49	578.84	591.46	605.25	10.23
ÖÖTO	737.373	744.18	750.24	5.25	515.37	524.65	530.80	8.45



Şekil 5.10. Yakıt maliyeti zaman grafiği

Çizelge 5.23 ve Şekil 5.10'da rüzgâr güç santrali sisteme eklendiğinde yakıt maliyetinin düştüğü ve buna bağlı olarak da emisyonun azaldığı gözlemlenmiştir. Bu bağlamda yenilenebilir enerji kaynağı olan rüzgâr güç santrallerinin enterkonnekte sisteme bağlanarak yakıt maliyetini düşürdüğü ve emisyonu azalttığı görülmektedir.

5.4.2. Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi EDP çözümü

Geliştirilen MHYÖ yöntemi, EDP çözümü amacıyla EK-2’de verilen Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi üretim verilerinin toplam gücün %25, %27,5 ve %30 talep edilen güç oranlarına göre üç farklı durumda uygulanmıştır. Her bir durum çalışması için sonuçlar istatistiksel ve grafiksel olarak gösterilmiştir (Tefek ve Uğuz, 2018). Çizelge 5.1’deki algoritma parametrelerinden farklı olarak iterasyon sayısı 1000 alınmıştır.

5.4.2.1. Durum çalışması 1: Talep edilen %25 güç oranına göre EDP çözümü

EK-2’de planlanan toplam gücün %25 oranında talep edilen 1834MW güce göre EDP çözümü için PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO ve geliştirilen MHYÖ yöntemleri Denklem 3.45’teki amaç fonksiyonuna uygulanmıştır. Algoritmaların EDP çözümü için yakıt maliyeti istatistikleri Çizelge 5.24’te verilmiştir. Çizelge 5.24’e göre geliştirilen MHYÖ yönteminin hesapladığı en iyi ve ortalama yakıt maliyeti değerleri diğer standart algoritmalarından ve geleneksel yöntemlerden daha iyi olduğu görülmektedir. Çizelge 5.24’te standart sapma değerlerine bakıldığında geliştirilen yöntemin diğer standart metasezgisel yöntemlere göre her bir çalışmasındaki çözüm değerinin birbirine daha yakın olduğunu göstermektedir. Geliştirilen MHYÖ yöntemi ile diğer standart algoritmaların yakınsama eğrisi Şekil 5.11’de gösterilmiştir.

Çizelge 4.21. Türkiye 19-baralı rüzgâr-termik güç sistemi için planlanan toplam gücün %25’i (1834 MW) için EDP analizi

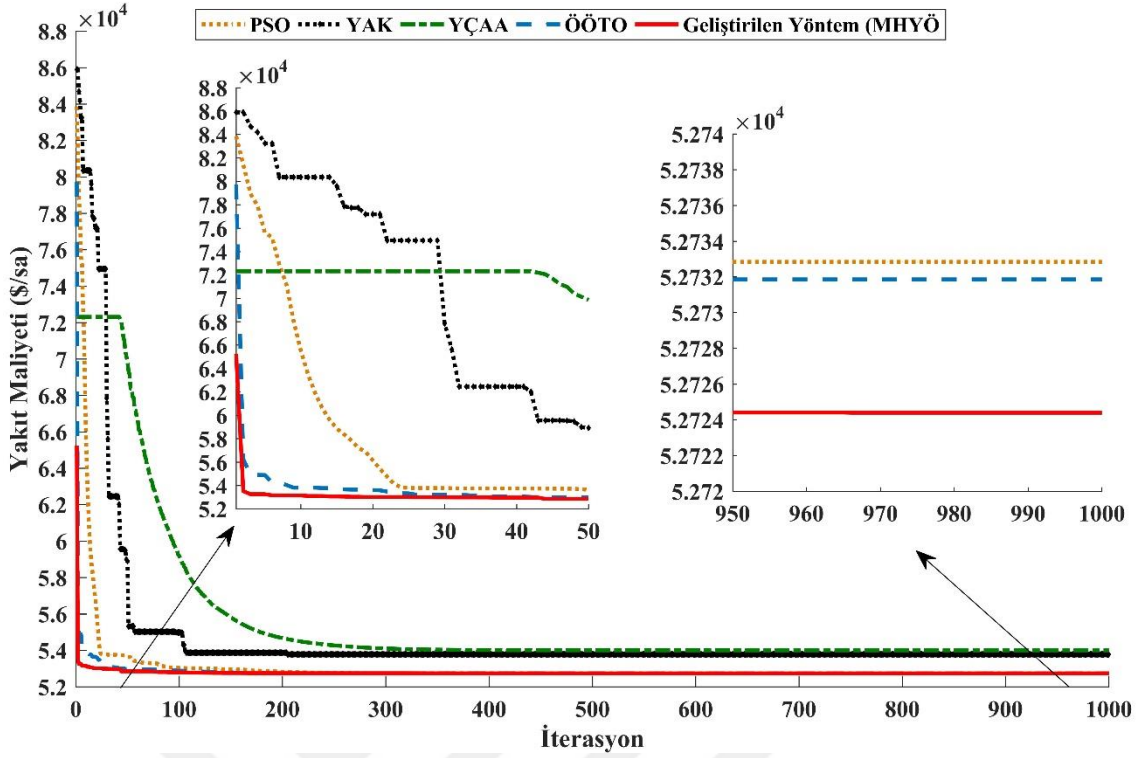
Yöntemler	Yakıt Maliyeti			
	Minimum (\$/sa)	Ortalama (\$/sa)	Maksimum (\$/sa)	Std.S.
GA *	55593.51	N/A	N/A	N/A
ÖÖTO *	52732.66	N/A	N/A	N/A
GA-ÖÖTO *	52728.25	N/A	N/A	N/A
PSO	52732.84	52744.24	52786.44	18.98
YAK	53768.89	54179.01	54720.95	113.36
YCAA	53991.897	57295.064	61912.463	155.315
ÖÖTO	52731.86	52770.466	53060.338	71.2752
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	52724.401	52735.016	52780.701	9.03966

*(Güçyetmez ve Çam, 2016)

Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi için planlanan toplam gücün %25 talep oranına göre standart PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO ve geliştirilen MHYÖ algoritmaları tarafından hesaplanan minimum yakıt maliyeti için termik ve rüzgâr jeneratörlerinin ürettikleri aktif güç değerleri Çizelge 5.25'te verilmiştir.

Çizelge 5.25. Talep edilen %25 güç oranı (1834 MW) için her bir baranın aktif güç değerleri

Jeneratör Numarası (MW)	Yöntemler				Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)
	PSO	YAK	YÇAA	ÖÖTO	
1	190	191.8322	190	190.004	190.001
2	245	245	245	245	245
3	318	318	322.5882	318	318
4	203.9783	290.4778	263.4513	200.807	200.2443
5	210	210	210	210	210
6	127.8721	110	157.3566	128.8805	128.5026
7	190.7947	142.6977	214.1361	200.3661	200.0805
8	185.1845	261.2701	216.0564	177.8836	178.2613
9	14.4	0.6073508	4.445813	14.4	14.39838
10	6.2699	4.398123	1.605628	6.27	6.27
11	10.4	0.09013345	6.491789	10.39544	10.39456
12	5.0399	0.74832020	1.031739	5.04	5.039739
13	1.247954	0	0.3113418	1.246689	1.248
14	5.999998	1.117792	0.009321129	6	5.999104
15	6.384	0.607631	5.8e-09	6.384	6.3828
16	9.78	0	0.0108	9.78	9.78
17	0.475999	0.0031	0.2783	0.4724	0.4401
18	9.044	0.1138	2.7054	9.044	9.0429
19	8.14992	3.0175	6.9193	8.15	8.15
20	21.182	0	0.1891	21.181	21.182
21	65.2	60.67276	1.6973	65.199	65.20
22	0.2714847	0	0.0007784942	0.2716	0.1693632
23	0.225	0	0.0053	0.225	0.2235



Şekil 5.11. Rüzgâr-termik güç sistemi EDP çözümü için standart PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO yöntemleri ve geliştirilen MHYÖ yönteminin talep edilen %25 güç oranına göre yakınsama eğrisi

Şekil 5.11’deki yakınsama eğrilerine bakıldığında geliştirilen MHYÖ yönteminin ilk 50 iterasyonda daha önce yakınsadığı ve son 50 iterasyonda ise en iyi yakıt maliyetini verdiği görülmektedir.

5.4.2.2. Durum çalışması 2: Talep edilen %27.5 güç oranına göre EDP çözümü

EK-2’de planlanan toplam gücün %27,5 oranında talep edilen 2017 MW güce göre EDP çözümü için geliştirilen MHYÖ yöntemi ve diğer yöntemler yakıt maliyetini minimum yapmak için uygulanmıştır. Algoritmaların EDP çözümü için yakıt maliyeti istatistikleri Çizelge 5.26’da verilmiştir. Çizelge 5.26’ya göre geliştirilen MHYÖ yönteminin hesapladığı en iyi, ortalama ve en kötü yakıt maliyeti değerleri diğer standart algoritmalarından ve geleneksel yöntemlerden daha iyi olduğu görülmektedir. Standart sapma değerlerine bakıldığında geliştirilen MHYÖ yönteminin diğer standart metasezgisel yöntemlere göre daha düşük değere sahiptir. Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi için planlanan toplam gücün %27,5 talep oranına göre PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO ve MHYÖ algoritmaları tarafından hesaplanan minimum yakıt maliyeti için termik ve rüzgâr jeneratörlerinin ürettikleri aktif güç değerleri Çizelge 5.27’de verilmiştir.

Geliştirilen MHYÖ yöntemi ile YCAA, ÖÖTO algoritmalarının yakınsama eğrisi Şekil 5.12’de gösterilmiştir.

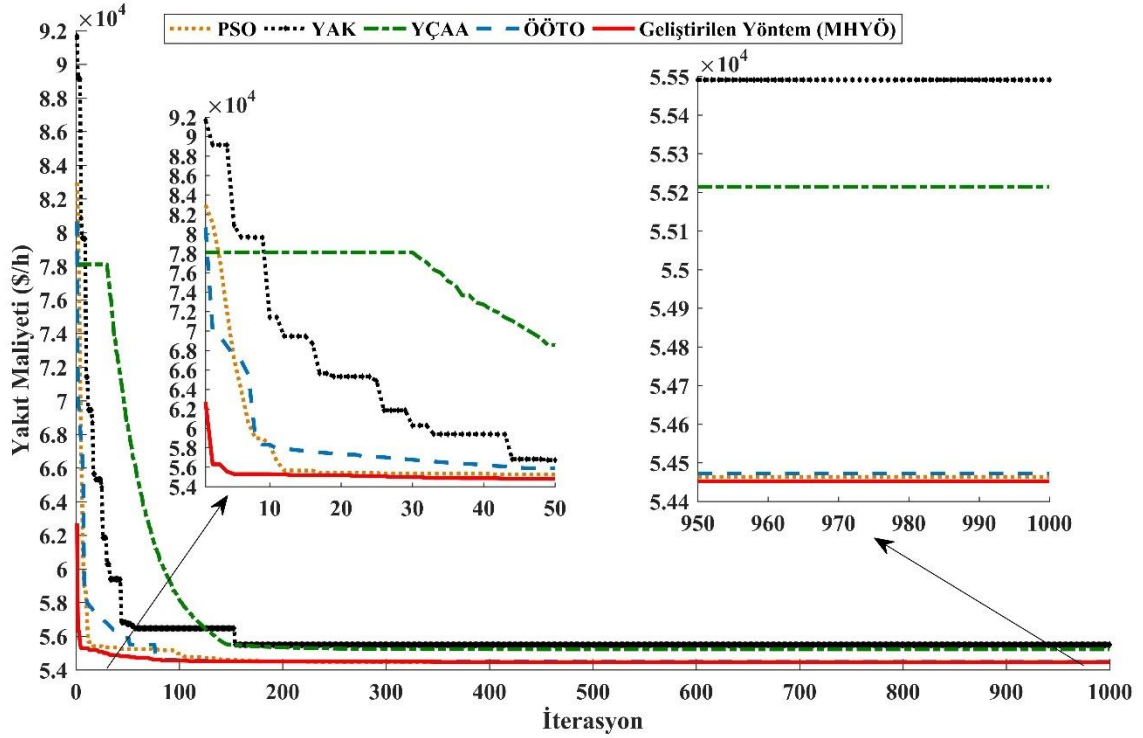
Çizelge 5.26. Türkiye 19-baralı rüzgâr-termik güç sistemi için planlanan toplam gücün %27,5’i (2017 MW) için EDP analizi

Yöntemler	Yakıt Maliyeti			Std.S.
	Minimum (\$/sa)	Ortalama (\$/sa)	Maksimum (\$/sa)	
GA*	57850.98	N/A	N/A	N/A
ÖÖTO*	54473.89	N/A	N/A	N/A
GA-ÖÖTO*	54464.87	N/A	N/A	N/A
PSO	54463.54	54484.3	54492.43	25.145
YAK	55491.34	56315.4	56889.5	353.53
YCAA	55214.169	57613.508	61658.787	180.129
ÖÖTO	54471.904	54496.479	54577.241	16.705
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	54452.013	54473.597	54486.512	3.752

*(Güçyetmez ve Çam, 2016)

Çizelge 5.27. Talep edilen %27,5 güç oranı (2017 MW) için her bir baranın aktif güç değerleri

Jeneratör Numarası (MW)	Yöntemler				Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)
	PSO	YAK	YCAA	ÖÖTO	
1	190	190	190	190.005	190.0253
2	245	245	245	245	245
3	318	318	397.065	318.01	318.02
4	244.65	270.303	247.105	253.05	249.66
5	210	210	210	210	210.019
6	148.24	121.806	112.01	162.38	165.89
7	256.29	321.996	247.21	251.38	248.81
8	241.73	273.116	254.52	225.76	226.17
9	14.4	1.86308	9.197	14.389	14.399
10	6.27	1.09029	3.903	6.269	6.27
11	10.4	1.25258	7.0971	10.389	10.395
12	5.04	0.61734	5.04	5.039	5.039
13	1.248	0.1	1.248	1.2378	1.246
14	6	0.1	6	5.9974	6
15	6.384	1.189	6.384	6.384	6.384
16	9.78	2.557	5.213	9.778	9.775
17	0.476	0.289	0.476	0.476	0.476
18	9.044	0.9425	8.0231	9.044	9.041
19	8.15	5.5197	6.2673	8.144	8.149
20	21.182	5.94757	11.484	21.179	21.182
21	65.2	65.2	43.687	65.2	65.195
22	0.2716	0.10291	0.2716	0.2716	0.0464
23	0.225	0.1	0.225	0.225	0.225



Şekil 5.12. Rüzgâr-termik güç sistemi EDP çözümü için standart PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO yöntemleri ve geliştirilen MHYÖ yönteminin talep edilen %27.5 güç oranına göre yakınsama eğrisi

Şekil 5.12’deki yakınsama eğrilerine bakıldığında geliştirilen MHYÖ yönteminin ilk 50 iterasyonda daha önce yakınsadığı ve son 50 iterasyon da ise en iyi yakıt maliyetini verdiği görülmektedir.

5.4.2.3. Durum çalışması 3: Talep edilen %30 güç oranına göre EDP çözümü

EK-2’de planlanan toplam gücün %30 oranında talep edilen 2201 MW güce göre EDP çözümü için geliştirilen MHYÖ yöntemi ve diğer yöntemler yakıt maliyetini minimum yapmak için uygulanmıştır. Bu çalışmada EDP çözümü için deneysel çalışmaları yapılan algoritmaların yakıt maliyeti istatistikleri Çizelge 5.28’de verilmiştir. Çizelge 5.28’e göre için geliştirilen MHYÖ yönteminin hesapladığı en iyi ve ortalama yakıt maliyeti değerleri diğer standart metasezgisel algoritmalarından daha iyi olduğu görülmektedir. Standart sapma değerine bakıldığında geliştirilen yöntem diğer yöntemlerden daha düşük hesaplamıştır. Standart sapmanın düşük olması hesaplamalardaki dağılım sonuçlarının birbirine yakın olduğunu göstermektedir. Geliştirilen MHYÖ yöntemi ile YCAA, ÖÖTO algoritmalarının yakınsama eğrisi Şekil 5.13’te gösterilmiştir.

Çizelge 5.28. Türkiye 19-baralı rüzgâr-termik güç sistemi için planlanan toplam gücün %30'i (2201 MW) için EDP analizi

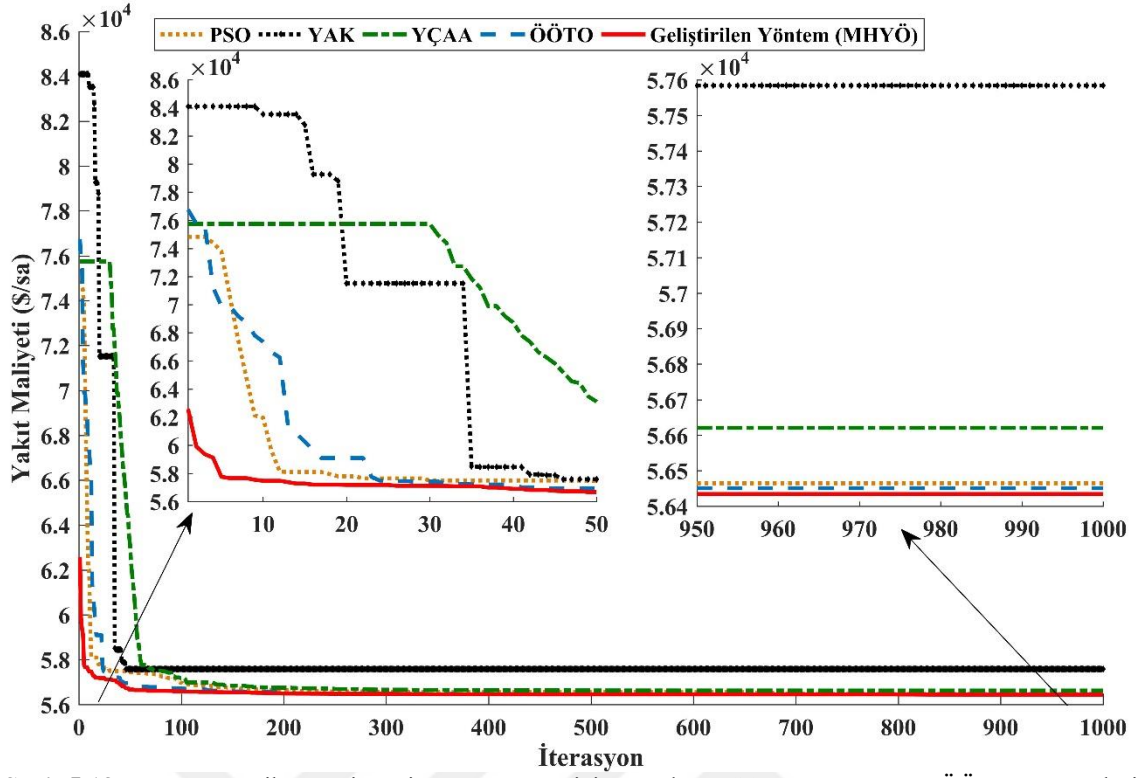
Yöntemler	Yakıt Maliyeti			
	Minimum (\$/sa)	Ortalama (\$/sa)	Maksimum (\$/sa)	Std.S.
GA *	61686,24	N/A	N/A	N/A
ÖÖTO*	56447,31	N/A	N/A	N/A
GA-ÖÖTO*	56446,31	N/A	N/A	N/A
PSO	56464,57	56488,45	56504,7	15,487
YAK	57584,54	57620,12	57700,5	201,48
YÇAA	56620,834	56813,259	57061,051	128,118
ÖÖTO	56450,822	56482,772	56711,541	61,051
Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)	56434,279	56454,021	56503,949	9,587

*(Güçyetmez ve Çam, 2016)

Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi için planlanan toplam gücün %30 talep oranına göre PSO, YAK, YÇAA, ÖÖTO ve MHYÖ algoritmaları tarafından hesaplanan minimum yakıt maliyeti için termik ve rüzgâr jeneratörlerinin ürettikleri aktif güç değerleri Çizelge 5.29'da verilmiştir.

Çizelge 5.29. Talep edilen %30 güç oranı (2201 MW) için her bir baranın aktif güç değerleri

Jeneratör Numarası (MW)	Yöntemler				
	PSO	YAK	YÇAA	ÖÖTO	Geliştirilen Yöntem (MHYÖ)
1	190	247,78870	190	190	190,005
2	245	245	245	245	245
3	319,8502	318	401,71	318	318,01
4	309,2870	345,67180	273,35	304,046	302,84
5	210,0384	210	210	210	210
6	210,2548	168,3865	190,36	195,744	195,019
7	269,8285	246,8237	259,65	303,48	303,75
8	283,2605	335,2105	266,68	271,99	272,211
9	14,40	8,620136	14,40	14,399	14,4
10	6,270	1,270983	6,27	6,269	6,2661
11	10,40	7,286874	10,40	10,399	10,368
12	4,9995830	0,1720339	5,04	5,039	5,039
13	1,2478010	0,1223531	1,248	1,247	1,241
14	5,9845040	2,466945	6	5,999	5,998
15	6,383978	4,915661	6,384	6,384	6,381
16	9,780	1,263119	9,78	9,778	9,778
17	0,07428	0,25126	0,476	0,475	0,476
18	9,044	1,125	9,044	9,0411	9,040
19	8,1499	3,2465	8,150	8,1478	8,15
17	21,182	3,1569	21,182	21,181	2,118
18	65,20	51,269	65,20	65,199	65,197
19	0,27160	0,10801710	0,2716	0,2701	0,2596
19	0,0928	0,1	0,225	0,2248	0,2224



Şekil 5.13. Rüzgâr-termik güç sistemi EDP çözümü için standart PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO yöntemleri ve geliştirilen MHYÖ yönteminin talep edilen %30 güç oranına göre yakınsama eğrisi

Şekil 5.13'teki yakınsama eğrilerine bakıldığında geliştirilen MHYÖ yönteminin ilk 50 iterasyonda daha önce yakınsadığı ve son 50 iterasyonda ise en iyi yakıt maliyetini verdiği görülmektedir.

6. SONUÇLAR VE ÖNERİLER

6.1. Sonuçlar

Bu tez çalışması kapsamında yeni bir hibrit yöntem tasarlanmış ve güç sistemleri optimizasyon problemlerinin çözümüne uygulanmıştır. Bu kısımda tasarlanan hibrit yöntemin sonuçları üç ana başlık altında değerlendirilmesi uygun olacaktır.

İlk olarak, tasarlanan HYÖ yöntemi ve diğer PSO, YAK, YCAA, ÖÖTO, A-ÖÖTO yöntemlerinin literatürde sıklıkla kullanılan standart test fonksiyonları ile deneysel çalışma uygulamaları yapılmıştır. Bu amaçla 20 adet test fonksiyonu 10-D, 30-D ve Fix-D boyutlu olmak üzere uygulanmıştır. Çizelge 5.2’de tek-modlu ve Çizelge 5.3’te çok-modlu olmak üzere 10-D boyutlu çalışmalar için tasarlanan yöntemin başarısı gösterilmiştir. Tasarlanan yöntemin 10 boyutlu tek ve çok modlu 15 adet standart test fonksiyonlarının 10 tanesinde diğer yöntemlerden başarılı olduğu görülmektedir. 30-D boyutlu testler için tasarlanan yöntem ve diğer yöntemlerin çözüm sonuçları Çizelge 5.4’te tek-modlu ve Çizelge 5.5’te çok-modlu olarak verilmiştir. Çizelge 5.4 ve Çizelge 5.5’e göre tasarlanan yöntemin 30 boyutlu tek ve çok modlu 15 adet standart test fonksiyonlarının 10 tanesinde başarılı olduğu görülmektedir. Çizelge 5.6’da karma ve sabit boyutlu (Fix-D) standart test fonksiyonlarında tasarlanan yöntem ile diğer yöntemlerin benzer sonuçlar verdiği görülmektedir. Çizelge 5.7’de 10 boyutlu ve 30 boyutlu tek ve çok modlu fonksiyonların anlamlılık analizinde tasarlanan HYÖ yöntemi ile diğer yöntemlerin çözümünde anlamlı bir fark olduğu ortaya konulmuştur. Bu durumda geliştirilen hibrit yöntemin 10 boyutlu (10-D) ve 30 boyutlu (30-D) olarak test edilen tek-modlu (Unimodal) ve çok-modlu (Multimodal) standart problemlerinin çözümünde etkili olduğu tespit edilmiştir. Çizelge 5.8’de karma ve sabit boyutlu çok-modlu (Multimodal) Fix-D sonuçlarının anlamlılık analizinde tasarlanan yöntem ve diğer yöntemlerin çözümlerinde anlamlı bir farklılık olmadığı, sonuçların birbirine benzediği görülmektedir. Bu durumun Fix-D fonksiyonlarındaki boyutların düşük olmasından kaynaklanabileceği düşünülmektedir. Şekil 5.1’de standart test fonksiyonu algoritma başarı sayıları grafiğine bakıldığında tasarlanan yöntemin başarı sayısının diğer standart yöntemlerden yüksek olduğu görülmektedir. Standart test fonksiyon sonuçlarına göre tasarlanan yöntemin çözüm kalitesinin yüksek olduğu tespit edilmiştir. Bu durum da tasarlanan hibrit yöntemde yeni oluşturulan arama bölgesinin algoritma çözüm performansına olumlu etkisini göstermektedir. Aynı zamanda, global arama bölgesinde

çeşitlendirme ve keşfetme ile tasarlanan hibrit yöntemin yeni oluşturduğu arama bölgesindeki yerel aramada yoğunlaştırma ve sömürme dengesinin iyi kurulduğunu göstermektedir.

İkinci olarak, tasarlanan yöntem ve diğer standart YCAA ve ÖÖTO'nun Türkiye enerji talep tahminine (ETT) uygulanması çalışmalarıdır. ETT çalışmaları gelecek enerji yatırımlarının yönlendirilmesinde, enerji politikalarının belirlenmesinde, enerji iletim ve dağıtım açısından uygulayıcılara yol göstermektedir. Türkiye gelişmekte olan bir ülke olduğundan gelecekteki enerji talep tahminlerini güvenilir, doğru ve tutarlı olarak yapabilmek büyük önem arz etmektedir. Çizelge 5.14'e bakıldığında tasarlanan yöntemin HYÖ-Ü modelinin literatürdeki diğer çalışmalardan daha düşük kök ortalama kare hata toplamı (RMSE) ve ortalama mutlak yüzde hata (MAPE) oranı ile ETT yaptığı görülmektedir. Bu çalışmada kullanılan elektriksel göstergeler olan, kurulu güç, brüt üretim ve net tüketim göstergeleri ilk defa bu çalışmada beraber ele alınmıştır. Bu yüzden diğer çalışmalarda da bu göstergelerin beraber kullanılması açısından bu çalışma sonuçları önem arz etmektedir.

Üçüncü olarak, tasarlanan yöntem ile güç sistemleri optimizasyonu problemlerine çözüm odaklı deneysel çalışmalar yapılmıştır. Güç sistemleri problemleri kısıtlamalı optimizasyon problemleri olduğu için geliştirilen MHYÖ yöntemi bu problemlere uygulanmıştır. IEEE-30 baralı test güç sistemi için Çizelge 5.16'da literatürle karşılaştırma tablosuna bakıldığında istatistiksel olarak daha düşük standart sapma ile daha düşük yakıt maliyetini geliştirilen MHYÖ yöntemi hesaplamıştır. IEEE-57 baralı test güç sistemi için Çizelge 5.18'e bakıldığında istatistiksel olarak daha düşük yakıt maliyetini geliştirilen MHYÖ yöntemi bulmuştur. Aynı zamanda standart sapmanın düşük olması çözüm değerlerinin birbirine yakın dağılımda olması anlamına gelmektedir. Türkiye 22 baralı test güç sisteminde tasarlanan MHYÖ yöntemi ve diğer standart YCAA, ÖÖTO, YAK ve PSO yakıt maliyeti fonksiyonunu minimum yapmak için uygulanmıştır. Çizelge 5.20'de istatistiksel analizler yapılmıştır. Buna göre MHYÖ yöntemi daha az yakıt maliyeti ile Türkiye 22 baralı test güç sisteminin ekonomik dağıtım problemini (EDP) çözmüştür. Şekil 5.7-5.8'e göre geliştirilen MHYÖ yöntemi diğer standart YCAA ve ÖÖTO algoritmalarından ilk 50 iterasyonda daha çabuk yakınsadığı, son 50 iterasyonda ise diğerlerinden daha iyi sonuçlar bulduğu görülmektedir.

Bu çalışmada, geleneksel enerji üretim birimleri olan termik güç sistemlerine yenilenebilir enerji üretim birimlerinden biri olan rüzgâr güç sistemi eklenmesi ile oluşturulan hibrit rüzgâr-termik güç sistemleri için iki farklı deneysel çalışmalar

yapılmıştır. İlk olarak, geliştirilen MHYÖ yöntemi, standart YCAA ve ÖÖTO yöntemleri IEEE-30 baralı test güç sistemine, maksimum 87 MW güç üreten bir rüzgâr çiftliği ekleme senaryosuna uygulanmıştır. Çizelge 5.23'te geliştirilen MHYÖ yönteminin hem yakıt maliyetini hem de emisyon miktarını istatistiksel olarak daha iyi bulduğu gösterilmiştir. Ayrıca geleneksel termik bir güç sistemine yenilenebilir rüzgâr güç sisteminin eklenmesi yakıt maliyetini ve emisyonu düşürdüğü Çizelge 5.21-5.23 ve Şekil 5.10'da görülmektedir. İkinci olarak, geliştirilen yöntem ulusal bir güç sistemi olan Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sisteminin EDP çözümüne uygulanmıştır. Sistemden talep edilen toplam gücün %25, %27.5 ve %30 oranlarına göre 3 farklı durum çalışması yapılmıştır. Üç farklı durum için literatür ile kıyaslamalar yapılmıştır. Çizelge 5.24, Çizelge 5.26 ve Çizelge 5.28'de geliştirilen yöntemin EDP çözüm sonuçlarının diğer standart YCAA, ÖÖTO, GA ile Güçyetmez ve Çam (2016)'ın hibrit GA-ÖÖTO yöntemlerinden iyi olduğu gösterilmiştir. Şekil 5.11-5.13'te geliştirilen yöntemin yakınsama eğrisine bakıldığında daha az iterasyonda daha çabuk yakınsadığı görülmektedir. Güç sistemleri optimizasyonu için geliştirilen yöntemin, hem geleneksel IEEE test güç sistemlerinde hem de yenilenebilir güç sistemleri olan rüzgâr güç sistemlerinden oluşan hibrit rüzgâr-termik güç sistemlerinin EDP çözümü için etkili ve uygulanabilir olduğu söylenebilir.

6.2. Öneriler

Bu çalışmada yeni bir hibrit yöntemin global ve lokal arama alanında yerel minimumlardan kurtularak çözüm uzayında etkili tarama yapması sağlanmıştır. Burada verilen birleştirme (hibrit) yönteminin literatürde bulunan diğer metasezgisel yöntemlerin çözüm kalitesindeki avantaj ve dezavantajlar göz önüne alınarak hibritleştirilmesi ön görülmektedir. Bu bağlamda farklı hibrit metasezgisel yöntemlerin oluşturulabileceği düşünülmektedir.

Gerçek dünya problemi olan Türkiye enerji talep tahmini (ETT) için bu çalışmada kullanılan GSYH, nüfus, kurulu güç, brüt üretim ve net tüketim göstergeleri ile farklı metasezgisel yöntemler kullanılarak tahmin çalışmaları yapılabileceği ve farklı gösterge parametreleri eklenerek daha tutarlı tahminler yapılabileceği önerilmektedir.

Elektrik güç sistemlerinde yenilenebilir enerji türlerinden olan rüzgâr, güneş ve jeotermal kaynakların mevcut sisteme eklenmesi ile EDP çözümü yapılabileceği ve bu

şekilde hibrit güç sistemleri oluşturulabileceği, geliştirilen metasezgisel algoritmaların bu hibrit güç sistemlerine uygulanabileceği düşünülmektedir.

Elektrik güç sistemlerine her an yeni bir üretim birimi bağlanmaktadır ve bu yüzden dinamik sistemlerdir. Güç sistemi tasarımcıları her geçen gün yeni çözüm arayışlarına girmektedir. Bu bağlamda akıllı şebekeler (smart grid) ile yapılan teorik çalışmalar gelecekte uygulamaya geçirileceği bildirilmektedir. Bu bağlamda metasezgisel algoritma geliştiricilerine akıllı şebekelerin optimizasyonu için uygulama alanı açılacağı ön görülmektedir.



KAYNAKLAR

- Abaci, K., Yamacli, V. ve Akdagli, A., 2016, Optimal power flow with SVC devices by using the artificial bee colony algorithm, *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 24 (1), 341-353.
- Abido, M. A., 2002a, Optimal Power Flow Using Tabu Search Algorithm *Electric Power Components and Systems*, 30 (5), 469-483.
- Abido, M. A., 2002b, Optimal power flow using particle swarm optimization, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 24 (7), 563-571.
- Al-Betar, M. A., Awadallah, M. A., Khader, A. T., Bolaji, A. L. a. ve Almomani, A., 2016, Economic load dispatch problems with valve-point loading using natural updated harmony search, *Neural Computing and Applications*, 1-15.
- AlRashidi, M. R. ve El-Hawary, M. E., 2007, Hybrid Particle Swarm Optimization Approach for Solving the Discrete OPF Problem Considering the Valve Loading Effects, *IEEE Transactions on Power Systems*, 22 (4), 2030-2038.
- Alsac, O. ve Stott, B., 1974, Optimal Load Flow with Steady-State Security, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-93 (3), 745-751.
- Bai, W., Eke, I. ve Lee, K. Y., 2017, An improved artificial bee colony optimization algorithm based on orthogonal learning for optimal power flow problem, *Control Engineering Practice*, 61, 163-172.
- Bakirtzis, A. G., Biskas, P. N., Zoumas, C. E. ve Petridis, V., 2002, Optimal power flow by enhanced genetic algorithm, *IEEE Transactions on Power Systems*, 17 (2), 229-236.
- Bansal, J. C., Jadon, S. S., Tiwari, R., Kiran, D. ve Panigrahi, B. K., 2014, Optimal power flow using artificial bee colony algorithm with global and local neighborhoods, *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 1-12.
- Başaran, Ü., 2004, Türkiye'deki 380kV'luk Enterkonnekte Güç Sisteminde Çeşitli Güç Akışı ve Ekonomik Dağıtım Analizleri, Yüksek Lisans, *Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Eskişehir, Turkey, 117.
- Blum, C. ve Roli, A., 2003, Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison, *ACM Comput. Surv.*, 35 (3), 268-308.
- Boucekara, H. R. E. H., Abido, M. A. ve Boucherma, M., 2014, Optimal power flow using Teaching-Learning-Based Optimization technique, *Electric Power Systems Research*, 114, 49-59.
- Carpentier, J., 1962, Contribution á l'étude du dispatching économique, *Société Française des Électriciens*, 3 (8), 431-447.

- Ceylan, H. ve Öztürk, H. K., 2004, Estimating energy demand of Turkey based on economic indicators using genetic algorithm approach, *Energy Conversion and Management*, 45 (15), 2525-2537.
- Chaturvedi, K. T., Pandit, M. ve Srivastava, L., 2006, On-line Solution to Combined Economic and Emission Dispatch Problem, *2006 IEEE International Conference on Industrial Technology*, 1553-1558.
- Chowdhury, B. H. ve Rahman, S., 1990, A review of recent advances in economic dispatch, *IEEE Transactions on Power Systems*, 5 (4), 1248-1259.
- Christie, R. D., 1999, Power Systems Test Cases, Washington, <http://labs.ece.uw.edu/pstca/>: [Erişim Tarihi: 23.01.2019].
- Cui, Y., Geng, Z., Zhu, Q. ve Han, Y., 2017, Review: Multi-objective optimization methods and application in energy saving, *Energy*, 125, 681-704.
- Dommel, H. W. ve Tinney, W. F., 1968, Optimal Power Flow Solutions, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-87 (10), 1866-1876.
- Duman, S., Güvenç, U. ve Yörükeren, N., 2010, Gravitational Search Algorithm for Economic Dispatch with Valve-Point Effects *International Review of Electrical Engineering*, 5 (6), 2890-2895.
- Duman, S., Guvenc, U., Sonmez, Y. ve Yorukeren, N., 2012, Optimal power flow using gravitational search algorithm, *Energy Conversion and Management*, 59, 86-95.
- Dunkerley, J., 1982, Estimation of Energy Demand: The Developing Countries, *The Energy Journal*, 3 (2), 79-99.
- EİGM, 2019, Elektrik İşleri Genel Müdürlüğü Denge Tabloları, <https://www.eigm.gov.tr/tr-TR/Denge-Tablolari/Denge-Tablolari>: [Erişim Tarihi: 22.03.2019].
- Es, H. A., Kalender, F. Y. ve Hamzaçebi, C., 2014, Yapay Sinir Ağları ile Türkiye Net Enerji Talep Tahmini, *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 29 (3).
- ETKB, 2011, Türkiye Cumhuriyeti Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı-Mavi Kitap 2011, <https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/Mavi-Kitaplar>: [Erişim Tarihi: 17.11.2016].
- ETKB, 2019, Enerji İşleri Genel Müdürlüğü Enerji Talep Projeksiyonu, Ankara, <https://www.enerji.gov.tr/tr-TR/EIGM-Raporlari>: [Erişim Tarihi: 20.02.2019].
- Gent, M. R. ve Lamont, J. W., 1971, Minimum-Emission Dispatch, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-90 (6), 2650-2660.
- Ghasemi, M., Ghavidel, S., Ghanbarian, M. M., Massrur, H. R. ve Gharibzadeh, M., 2014a, Application of imperialist competitive algorithm with its modified techniques for multi-objective optimal power flow problem: A comparative study, *Information Sciences*, 281, 225-247.

- Ghasemi, M., Ghavidel, S., Rahmani, S., Roosta, A. ve Falah, H., 2014b, A novel hybrid algorithm of imperialist competitive algorithm and teaching learning algorithm for optimal power flow problem with non-smooth cost functions, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 29, 54-69.
- Glover, F., 1986, Future paths for integer programming and links to artificial intelligence, *Computers & Operations Research*, 13 (5), 533-549.
- Glover, F. ve Laguna, M., 1997, Tabu Search, *Boston*, Kluwer Academic Publishers, s.
- Goldberg, D. E. ve Voessner, S., 1999, Optimizing global-local search hybrids, *Proceedings of the 1st Annual Conference on Genetic and Evolutionary Computation - Volume 1*, 220-228.
- Gonsalves, T., 2015, Hybrid Swarm Intelligence, *USA*, IGI Global, s. 175-186.
- Güçyetmez, M. ve Çam, E., 2016, A new hybrid algorithm with genetic-teaching learning optimization (G-TLBO) technique for optimizing of power flow in wind-thermal power systems, *Electrical Engineering*, 98 (2), 145-157.
- Happ, H. H., 1977, Optimal power dispatch: A comprehensive survey, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 96 (3), 841-854.
- Happ, H. H. ve Wirgau, K. A., 1981, A review of the Optimal Power Flow, *Journal of the Franklin Institute*, 312 (3), 231-264.
- Hayli, S., 2001, Rüzgâr enerjisinin önemi Dünya’da ve Türkiye’deki durumu, *Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 11 (1), 1-26.
- Hetzer, J., Yu, D. C. ve Bhattarai, K., 2008, An Economic Dispatch Model Incorporating Wind Power, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 23 (2), 603-611.
- Jiang, S., Ji, Z. ve Shen, Y., 2014, A novel hybrid particle swarm optimization and gravitational search algorithm for solving economic emission load dispatch problems with various practical constraints, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 55, 628-644.
- Kankal, M., Akpınar, A., Kömürcü, M. İ. ve Özşahin, T. Ş., 2011, Modeling and forecasting of Turkey’s energy consumption using socio-economic and demographic variables, *Applied Energy*, 88 (5), 1927-1939.
- Karaboga, D. ve Akay, B., 2009, A comparative study of Artificial Bee Colony algorithm, *Applied Mathematics and Computation*, 214 (1), 108-132.
- Karaboğa, D., 2005, An Idea Based on Honey Bee Swarm for Numerical Optimization, *Department of Computer Engineering, Engineering Faculty, Erciyes University*
- Karaboğa, D., 2011, Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları, *Ankara*, Nobel Yayın Dağıtım, s. VII.
- Kennedy, J. ve Eberhart, R., 1995, Particle Swarm Optimization, *Neural Networks, 1995. Proceedings., IEEE International Conference on*, 1942-1948 vol.1944.

- Kıran, M. S., Ozceylan, E., Gunduz, M. ve Paksoy, T., 2012, A novel hybrid approach based on Particle Swarm Optimization and Ant Colony Algorithm to forecast energy demand of Turkey, *Energy Conversion and Management*, 53 (1), 75-83.
- Kıran, M. S., 2014, Optimizasyon Problemlerinin Çözümü için Yapay Arı Kolonisi Algoritması Tabanlı Yeni Yaklaşımlar, Doktora Tezi, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü*, Konya, 129.
- Kumar, M. ve Dhillon, J. S., 2018, Hybrid artificial algae algorithm for economic load dispatch, *Applied Soft Computing*, 71, 89-109.
- Kurban, M. ve Başaran Filik, Ü., 2007, The Comparative Analysis of Economic Dispatch and Optimal Power Flow Methods for 22-Bus 380-Kv Power System in Turkey, *Pamukkale Univ Muh Bilim Derg*, 13 (3), 369-378.
- Le Dinh, L., Vo Ngoc, D. ve Vasant, P., 2013, Artificial Bee Colony Algorithm for Solving Optimal Power Flow Problem, *The Scientific World Journal*, 2013, 9.
- Lee, Y. S. ve Tong, L. I., 2011, Forecasting energy consumption using a grey model improved by incorporating genetic programming, *Energy Conversion and Management*, 52 (1), 147-152.
- Lewis, C. D., 1982, Industrial and Business Forecasting Methods, *Butterworth*, Butterworths Publishing, s. 40.
- Mahor, A., Prasad, V. ve Rangnekar, S., 2009, Economic dispatch using particle swarm optimization: A review, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 13 (8), 2134-2141.
- Malek, M., Guruswamy, M., Owens, H. ve Pandya, M., 1989, A Hybrid Algorithm Technique, *University of Texas at Austin*.
- Momoh, J. A., Adapa, R. ve El-Hawary, M. E., 1999, A review of selected optimal power flow literature to 1993. I. Nonlinear and quadratic programming approaches, *IEEE Transactions on Power Systems*, 14 (1), 96-104.
- Niknam, T., Narimani, M. R., Jabbari, M. ve Malekpour, A. R., 2011, A modified shuffle frog leaping algorithm for multi-objective optimal power flow, *Energy*, 36 (11), 6420-6432.
- Niknam, T., Narimani, M. R. ve Azizipanah-Abarghooee, R., 2012, A new hybrid algorithm for optimal power flow considering prohibited zones and valve point effect, *Energy Conversion and Management*, 58, 197-206.
- Öztürk, H. K., Ceylan, H., Canyurt, O. E. ve Hepbasli, A., 2005, Electricity estimation using genetic algorithm approach: a case study of Turkey, *Energy*, 30 (7), 1003-1012.
- Pandiarajan, K. ve Babulal, C. K., 2016, Fuzzy harmony search algorithm based optimal power flow for power system security enhancement, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 78, 72-79.

- Phonrattanasak, P., 2011, Optimal Placement of Wind Farm on the Power System Using Multiobjective Bees Algorithm, s. 1414-1418.
- Rao, R. V., Savsani, V. J. ve Vakharia, D. P., 2011, Teaching–learning-based optimization: A novel method for constrained mechanical design optimization problems, *Computer-Aided Design*, 43 (3), 303-315.
- Rashedi, E., Nezamabadi-pour, H. ve Saryazdi, S., 2009, GSA: A Gravitational Search Algorithm, *Information Sciences*, 179 (13), 2232-2248.
- Rezaei Adaryani, M. ve Karami, A., 2013, Artificial bee colony algorithm for solving multi-objective optimal power flow problem, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53, 219-230.
- Sasson, A. M. ve Merrill, H. M., 1974, Some applications of optimization techniques to power systems problems, *Proceedings of the IEEE*, 62 (7), 959-972.
- Satapathy, S. C., Naik, A. ve Parvathi, K., 2013, Weighted Teaching-Learning-Based Optimization for Global Function Optimization, *Applied Mathematics*, 4 (3), 429-439.
- Sayah, S. ve Zehar, K., 2008, Modified differential evolution algorithm for optimal power flow with non-smooth cost functions, *Energy Conversion and Management*, 49 (11), 3036-3042.
- TCKB, 2016, Türkiye Cumhuriyeti Kalkınma Bakanlığı, <http://www.mod.gov.tr/Pages/MediumTermPrograms.aspx>: [Erişim Tarihi: 16.11.2016].
- TDK, 2019, Türk Dil Kurumu Yabancı Sözlere Karşılıklar Kılavuzu, http://www.tdk.gov.tr/?option=com_karsilik&view=karsilik&kategori1=abecese1&kelime2=Optimizasyon: [Erişim Tarihi: 28.01.2019].
- Tefek, M. F., Uğuz, H. ve Güçyetmez, M., 2017, A new hybrid gravitational search–teaching–learning-based optimization method for energy demand estimation of Turkey, *Neural Computing and Applications*.
- Tefek, M. F. ve Uğuz, H., 2018, Modifiye Hibrit Optimizasyon Yöntemi ile Rüzgâr-Termal Güç Sistemleri için Ekonomik Dağıtım Probleminin Çözümü, *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 1-34.
- TEİAŞ, 2014, Türkiye Elektrik İletim Anonim Şirketi, <http://www.teias.gov.tr/istatistikler.aspx>: [Erişim Tarihi: 16.11.2016].
- TEİAŞ, 2017, Türkiye Kurulu Gücünün Birincil Enerji Kaynaklarına Göre Yıllar İtibariyle Gelişimi (2006-2017), <http://www.teias.gov.tr/sites/default/files/2018-10/9.xls>: [Erişim Tarihi: 21.01.2019].
- Thierens, D., 2004, Population-Based Iterated Local Search: Restricting Neighborhood Search by Crossover, Berlin, Heidelberg, 234-245.

- Tinney, W. F. ve Hart, C. E., 1967, Power Flow Solution by Newton's Method, *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, PAS-86 (11), 1449-1460.
- Toksarı, M. D., 2007, Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey, *Energy Policy*, 35 (8), 3984-3990.
- Treece, J. A., 1969, Bootstrap Gauss-Seidel load flow, *Proceedings of the Institution of Electrical Engineers*, 116 (5), 866-870.
- TÜİK, 2013, Türkiye İstatistik Kurumu, <http://www.turkstat.gov.tr/UstMenu.do?metod=temelist>: [Erişim Tarihi: 16.11.2016].
- TÜİK, 2015, Türkiye İstatistik Kurumu, <http://www.turkstat.gov.tr/UstMenu.do?metod=temelist>: [Erişim Tarihi: 17.11.2016].
- Uzlu, E., Kankal, M., Akpınar, A. ve Dede, T., 2014, Estimates of energy consumption in Turkey using neural networks with the teaching-learning-based optimization algorithm, *Energy*, 75, 295-303.
- Ünler, A., 2008, Improvement of energy demand forecasts using swarm intelligence: The case of Turkey with projections to 2025, *Energy Policy*, 36 (6), 1937-1944.
- Vaisakh, K. ve Srinivas, L. R., 2011, Evolving ant direction differential evolution for OPF with non-smooth cost functions, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24 (3), 426-436.
- Victoire, T. A. A. ve Jeyakumar, A. E., 2004, Hybrid PSO–SQP for economic dispatch with valve-point effect, *Electric Power Systems Research*, 71 (1), 51-59.
- Walters, D. C. ve Sheble, G. B., 1993, Genetic algorithm solution of economic dispatch with valve point loading, *IEEE Transactions on Power Systems*, 8 (3), 1325-1332.
- Wilcoxon, F., 1945, Individual Comparisons by Ranking Methods, *Biometrics Bulletin*, 1 (6), 80-83.
- Willis, H. L. ve Scott, W. G., 2000, Distributed Power Generation : Planning and Evaluation, *New York*, Marcel Dekker, s. 3-6.
- Wong, K. P. ve Wong, Y. W., 1994, Genetic and genetic/simulated-annealing approaches to economic dispatch, *IEE Proceedings: Generation, Transmission and Distribution*, 141 (5), 507-513.
- Yalçın, N., Çakır, S., Kesler, M. ve Kazak, N., 2012, Yerçekimsel Arama Algoritması ile PID Denetleç Parametrelerinin Tespiti. ELECO '2012 Elektrik - Elektronik ve Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu. Bursa: 725-729.
- Yang, X. S., 2010, Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms, Second Edition, *United Kingdom*, Luniver Press, s. 1-9.
- Younes, M., 2013, A novel Hybrid FFA-ACO Algorithm for Economic Power Dispatch *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, 15 (2), 67-77.

Zimmerman, R. D., Murillo-Sanchez, C. E. ve Thomas, R. J., 2011, MATPOWER: Steady-State Operations, Planning, and Analysis Tools for Power Systems Research and Education, *IEEE Transactions on Power Systems*, 26 (1), 12-19.



EKLER

EK-1 Enerji tahmini için 1980-2014 yılları arasında gerçekleşen veriler (Tefek ve ark., 2017)

Sıra	Yıllar	Gerçekleşen Enerji Talebi (MTEP)	Nüfus (10 ⁶)	GSYH \$ (10 ⁹)	Kurulu Güç (GW)	Brüt Üretim (TWsa)	Net Tüketim (TWsa)
1	1980	31,97	44,44	90,68	5,12	23,28	20,40
2	1981	32,05	45,54	94,64	5,54	24,67	22,03
3	1982	34,39	46,69	85,35	6,64	26,55	23,59
4	1983	35,7	47,86	81,13	6,94	27,35	24,47
5	1984	37,43	49,07	78,82	8,46	30,61	27,64
6	1985	39,4	50,31	89,26	9,12	34,22	29,71
7	1986	42,47	51,48	100,87	10,12	39,69	32,21
8	1987	46,88	52,37	115,10	12,50	44,35	36,70
9	1988	47,91	53,27	121,67	14,52	48,05	39,72
10	1989	50,71	54,19	142,64	15,81	52,04	43,12
11	1990	52,98	55,12	200,55	16,32	57,54	46,82
12	1991	54,27	56,06	200,50	17,21	60,25	49,28
13	1992	56,68	56,99	210,58	18,72	67,34	53,98
14	1993	60,26	57,91	238,38	20,34	73,81	59,24
15	1994	59,12	58,84	176,96	20,86	78,32	61,40
16	1995	63,68	59,76	225,94	20,95	86,25	67,39
17	1996	69,86	60,67	243,41	21,25	94,86	74,16
18	1997	73,78	61,58	253,71	21,89	103,30	81,89
19	1998	74,71	62,46	270,95	23,35	111,02	87,70
20	1999	76,77	63,36	247,54	26,12	116,44	91,20
21	2000	80,5	64,27	265,38	27,26	124,92	98,30
22	2001	75,4	65,17	196,74	28,33	122,72	97,07
23	2002	78,33	66,00	230,49	31,85	129,40	102,95
24	2003	83,84	66,80	304,90	35,59	140,58	111,77
25	2004	87,82	67,60	390,39	36,82	150,70	121,14
26	2005	91,58	68,44	481,50	38,84	161,96	130,26
27	2006	99,59	69,30	526,43	40,56	176,30	143,07
28	2007	107,63	70,16	648,75	40,84	191,56	155,14
29	2008	106,27	71,05	742,09	41,82	198,42	161,95
30	2009	102,92	72,04	616,70	44,76	194,81	156,89
31	2010	105,83	73,14	731,61	49,52	211,21	172,05
32	2011	114,48	74,22	773,98	52,91	229,40	186,10
33	2012	120,09	75,18	786,28	57,06	239,50	194,92
34	2013	120,29	76,06	823,04	64,01	240,15	198,05
35	2014	123,937	76,90	800,11	69,52	251,96	207,38

EK-2 Türkiye 19 baralı rüzgâr-termik güç sistemi üretim verileri (Güçyetmez ve Çam, 2016)

Jen. Nu*	Güç Santrali	Yakıt Tipi	a_i (\$/sa)	b_i (\$/MWsa)	c_i (\$/MW ² sa)	d_i (\$/sa)	V_i m/s	P_i^{min} (MW)	P_i^{mak} (MW)	P_i^{plan} (MW)
1	Hamitabat	D. Gaz	6595,5	7,0663	0,0168	0	0	190	1120	1120
2	Ambarlı	Fuel Oil	7290,6	7,2592	0,1270	0	0	245	1350	1350
3	Dgaz	D. Gaz	6780,5	5,6820	0,0106	0	0	318	1432	1432
4	Seyitömer	Kömür	1564,4	3,1288	0,0139	0	0	150	600	600
5	SomaB	Kömür	5134,1	6,2232	0,0168	0	0	210	990	990
6	Yeniköy	Kömür	1159,5	3,3128	0,0210	0	0	110	420	420
7	Kemerköy	Kömür	1697,0	3,2324	0,0137	0	0	140	630	630
8	Yatağan	Kömür	1822,8	3,4720	0,0147	0	0	140	630	630
9	Akres	Rüzgâr	0	0	0	1	8	0	45	14,4
10	Çanta	Rüzgâr	0	0	0	1	6	0	35	6,27
11	Çatalca	Rüzgâr	0	0	0	1	7	0	60	10,4
12	Dares Datça	Rüzgâr 28x0,8 MW	0	0	0	1,012	7	0	22,4	5,04
		8x0,9 MW	0	0	0	1,011	7	0	7,2	1,248
							Toplam	0	29,6	6,288
13	Karakurt	Rüzgâr	0	0	0	1	8	0	10,8	6
14	K.Burgaz	Rüzgâr	0	0	0	1,025	7	0	24	6,384
15	Kuyucak	Rüzgâr 2 MW	0	0	0	1,025	8	0	24	9,78
		0,9 MW	0	0	0	1,012	8	0	1,8	0,476
									Toplam	0
16	Sayalar	Rüzgâr 0,9 MW	0	0	0	1,011	8	0	34,2	9,044
		2 MW	0	0	0	1,025	8	0	20	8,150
							Toplam	0	54,2	17,194
17	Soma	Rüzgâr 0,9 MW	0	0	0	1,011	8	0	80,1	21,182
		2 MW	0	0	0	1	8	0	160	65,2
							Toplam	0	240,1	86,382
18	Sunjüt	Rüzgâr	0	0	0	1	7	0	1,2	0,2716
19	Tepe	Rüzgâr	0	0	0	1	7	0	0,85	0,225
Termik Toplam Güç (MW)								1503	7172	7172
Rüzgâr Toplam Güç (MW)								0	526,55	164,1
Toplam Güç (Termik+Rüzgâr) (MW)								1503	7698,55	7336

*Jen.Nu: Jeneratör Numarası

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı : Mehmet Fatih TEFEK
Uyruğu : Türkiye Cumhuriyeti
Doğum Yeri ve Tarihi : Konya 15.06.1981
Telefon : 05377806768
Faks : 03862805436
e-mail : mftefek@gmail.com

EĞİTİM

Derece	Adı, İlçe, İl	Bitirme Yılı
Lise	: Tevfik Sırrı Gür Lisesi, Akdeniz, Mersin	1998
Üniversite	: Selçuk Üniversitesi, Teknik Eğitim Fakültesi, Bilgisayar Sistemleri Öğretmenliği, Selçuklu, Konya	2007
	: Hacettepe Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği, Beytepe, Ankara	2015
Yüksek Lisans	: Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Elektronik ve Bilgisayar Sistemleri Eğitimi A.B.D., Selçuklu, Konya	2010
Doktora	: Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği A.B.D., Selçuklu, Konya	2019

İŞ DENEYİMLERİ

Yıl	Kurum	Görevi
2007-2010	Konya İlgın Şehit Bayram Harun Çoban ATL ve EML	Bilişim Teknolojileri Öğretmeni
2010- Halen	Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi Kaman Meslek Yüksekokulu	Öğretim Görevlisi

UZMANLIK ALANI

Bilgisayar Bilimleri, Yapay Zekâ Optimizasyon Yöntemleri, Metasezgisel Algoritmalar, Hibrit Metasezgisel Algoritmalar

YABANCI DİLLER

İngilizce

YAYINLAR

Uluslararası SCI, SCI-Exp İndekslerinde Taranan Dergilerdeki Yayınlar

Tefek, M. F., Uğuz, H. ve Güçyetmez, M., 2017, A new hybrid gravitational search–teaching–learning-based optimization method for energy demand estimation of Turkey, *Neural Computing and Applications*. (SCI-E)
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Tefek, M. F. ve Uğuz, H., 2018, Modifiye Hibrit Optimizasyon Yöntemi ile Rüzgâr-Termal Güç Sistemleri için Ekonomik Dağıtım Probleminin Çözümü, *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 1-34. (SCI-E)
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Uluslararası Diğer İndekslerde Taranan Dergilerdeki Yayınlar

Tefek, M.F , Uğuz, H . (2016). Estimation of Turkey Electric Energy Demand until Year 2035 Using TLBO Algorithm. *International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering*, 4 (Special Issue-1), 48-52. DOI: 10.18201/ijisae.266082) (ICAT'2016 da seçilmiş bildiriden Özel Sayı-1)
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Tefek, M.F. , Güçyetmez, M. , Uğuz, H . (2018). Solution of Economic Dispatch Problem with the Valve-point Load Effect by Meta-heuristic Algorithms. *Technological Applied Sciences*, 13 (3), 253-263.
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Uluslararası Konferanslarda Sunulan Yayınlar

Tefek, M.F., Uğuz, H. (2016). Estimation of Turkey Electric Energy Demand until Year 2035 Using Tlbo Algorithm. 3rd International Conference on Advanced Technology & Sciences (ICAT'16) 1-3 September, 2016, Konya, Turkey.
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Tefek, M.F., Uğuz, H. (2016). Investigation of Fuel Cost and Emission Effects of Wind Energy Into Power Systems by Using Gsa, Tlbo and Pso Algorithms. 8 th International Ege Energy Syposium (IEESE8), Pages:379-384. May 11-13,2016, Afyonkarahisar.
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Tefek, M.F., Güçyetmez, M., Uğuz, H., (2017). Solution of Economic Dispatch Problem with Valve-Point Load Effect by Artificial Intelligence Methods. I. International Scientific and Vocational Studies Congress, Abstract Book Pages: 356-357, 6 Oct.2017, Ürgüp/Nevşehir, Turkey. (Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Güçyetmez, M., Tefek, M.F., Uğuz, H. (2017). Energy Demand Forecast of Turkey by Gravitational Search Algorithm. 2nd International Energy and Engineering Conference, pages:1167-1175, 12-13 October 2017, Gaziantep, Turkey.
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Tefek, M.F., Güçyetmez, M., Keser, S., Uğuz, H. (2018). Türkiye Birincil Elektrik Enerji Talebinin Modifiye-Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması ile 2030 Yılına Kadar Tahmini, II. International Scientific and Vocational Studies Congress (BILMES 2018), 05-08/07/2018, (Ürgüp/ Nevşehir),
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Tefek, M.F., Keser, S., Güçyetmez, M., Uğuz, H. (2018). Modifiye-Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon Algoritması ile Güç Sistemleri Yakıt Maliyeti ve Zaman Analizi, II. International Scientific and Vocational Studies Congress (BILMES 2018), 05-08/07/2018, (Ürgüp/ Nevşehir),
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)

Ulusal bilimsel toplantılarda sunulan ve bildiri kitaplarında basılan bildiriler

Tefek, M.F., Uğuz, H. (2015). Sezgisel Algoritma Kullanılarak Rüzgâr Çiftliklerinin Güç Sistemine Etkisinin İncelenmesi. 3. İzmir Rüzgâr Sempozyumu, (Yayın No:1663826)
(Doktora Tezinden Yapılmıştır.)