



**YENİLENEBİLİR ENERJİ SİSTEMİNİN
ANALİZİ İÇİN STOKASTİK MODEL VE
ÇÖZÜM YAKLAŞIMLARI**

Şeyma EMEÇ

Danışman: Doç. Dr. Gökay AKKAYA

Doktora Tezi

Endüstri Mühendisliği Ana Bilim Dalı

2021

(Her hakkı saklıdır.)

T.C.
ATATÜRK ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ENDÜSTRİ MÜHENDİSLİĞİ ANA BİLİM DALI

**YENİLENEBİLİR ENERJİ SİSTEMİNİN ANALİZİ İÇİN STOKASTİK MODEL VE
ÇÖZÜM YAKLAŞIMLARI**

(The Stochastic Model and Solution Approaches for Analysis of Renewable Energy Systems)

DOKTORA TEZİ

Şeyma EMEÇ

Danışman: Doç. Dr. Gökay AKKAYA

Erzurum
Haziran, 2021

KABUL VE ONAY TUTANAĞI

Şeyma EMEÇ tarafından hazırlanan “Yenilenebilir Enerji Sisteminin Analizi İçin Stokastik Model ve Çözüm Yaklaşımları” başlıklı çalışması 21/06/2021 tarihinde yapılan tez savunma sınavı sonucunda başarılı bulunarak jürimiz tarafından Endüstri Mühendisliği Ana Bilim Dalı, Endüstri Mühendisliği Bilim Dalında doktora tezi olarak kabul edilmiştir.

Jüri Başkanı:	Unvan Ad SOYAD	Üniversite Adı	
Danışman:	Unvan Ad SOYAD	Üniversite Adı	
Jüri Üyesi:	Unvan Ad SOYAD	Üniversite Adı	
Jüri Üyesi:	Unvan Ad SOYAD	Üniversite Adı	
Jüri Üyesi:	Unvan Ad SOYAD	Üniversite Adı	

Enstitü Yönetim Kurulunun
.../.../.... tarih ve sayılı
kararı.

Bu tezin Atatürk Üniversitesi Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği'nin ilgili maddelerinde belirtilen şartları yerine getirdiğini onaylarım.

Prof. Dr. Saltuk Buğrahan CEYHUN

Enstitü Müdürü

Not: Bu tezde kullanılan özgün ve başka kaynaklardan yapılan bildiriş, çizelge, şekil ve fotoğrafların kaynak olarak kullanımı, 5846 sayılı Fikir ve Sanat Eserleri Kanunundaki hükümlere tabidir.

ETİK BİLDİRİM VE İNTİHAL BEYAN FORMU

Doktora Tezi olarak Doç. Dr. Gökay AKKAYA danışmanlığında sunulan “Yenilenebilir Enerji Sisteminin Analizi İçin Stokastik Model ve Çözüm Yaklaşımları” başlıklı çalışmanın tarafımızdan bilimsel etik ilkelere uyularak yazıldığını, yararlanılan eserlerin kaynakçada gösterildiğini, Fen Bilimleri Enstitüsü tarafından belirlenmiş olan Turnitin Programı benzerlik oranlarının aşılmadığını ve aşağıdaki oranlarda olduğunu beyan ederiz.

Tez Bölümleri	Tezin Benzerlik Oranı (%)	Maksimum Oran (%)
Giriş	12	30
Kuramsal Temeller	1	30
Materyal ve Yöntem	17	35
Araştırma Bulguları	4	20
Sonuç ve Öneriler	3	20
Tezin Geneli	11	25

Not: Yedi kelimeye kadar benzerlikler ile Başlık, Kaynakça, İçindekiler, Teşekkür, Dizin ve Ekler kısımları tarama dışı bırakılabilir. Yukarıdaki azami benzerlik oranları yanında tek bir kaynaktan olan benzerlik oranlarının %5'den büyük olmaması gerekir.

Beyan edilen bilgilerin doğru olduğunu, aksi halde doğacak hukuki sorumlulukları kabul ve beyan ederiz.

Tez Yazarı (Öğrenci)	Tez Danışmanı
Şeyma EMEÇ	Doç. Dr. Gökay AKKAYA
21.6.2021	21.6.2021
İmza:	İmza:

* Tez ile ilgili YÖKTEZ'de yayınlamasına ilişkin bir engelleme var ise aşağıdaki alanı doldurunuz.

☐ Tezle ilgili patent başvurusu yapılması / patent alma sürecinin devam etmesi sebebiyle Enstitü Yönetim Kurulunun/.../.... tarih ve sayılı kararı ile teze erişim 2 (iki) yıl süreyle engellenmiştir.

☐ Enstitü Yönetim Kurulunun/.../.... tarih ve sayılı kararı ile teze erişim 6 (altı) ay süreyle engellenmiştir.

TEŞEKKÜR

Çalışmalarımın her aşamasında bilgi ve deneyimleriyle bana yol gösteren, yardımlarını benden hiçbir zaman esirgemeyen değerli hocam, tez danışmanım Sayın Doç. Dr. Gökay AKKAYA'ya ve Endüstri Mühendisliği Bölümündeki diğer saygıdeğer hocalarıma teşekkürü bir borç bilirim.

Değerli zamanlarını ayırarak ara rapor sunumlarımı sabırla dinleyen ve kıymetli fikirlerini esirgemeyerek katkı sağlayan tez izleme komitesindeki hocalarım Sayın Doç. Dr. Mustafa YILMAZ'a ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Emin Argun ORAL'a,

Desteklerini ve yardımlarını esirgemeyen değerli arkadaşım Tuba ADAR'a,

Ayrıca hayatım boyunca maddi ve manevi desteklerini benden esirgemeyen, sevgi ve güvenleriyle her zaman yanımda olan başta annem ve babam olmak üzere değerli aileme,

Zorlu süreçte sonsuz sabır ve destekleri için canım oğlum Ali Kerem'e ve kıymetli eşim Aydoğan EMEÇ'e teşekkürlerimi sunarım.

Şeyma EMEÇ

ÖZET

DOKTORA TEZİ

YENİLENEBİLİR ENERJİ SİSTEMİNİN ANALİZİ İÇİN STOKASTİK MODEL VE ÇÖZÜM YAKLAŞIMLARI

Şeyma EMEÇ

Danışman: Doç. Dr. Gökay AKKAYA

Amaç: Bu çalışmada, enerji sektöründeki üretim-tüketim değerlerindeki değişkenlikleri ve önceden belirlenemeyen durumları mümkün olduğunca göz önünde bulundurabilmek ve matematiksel olarak ifade edebilmek için yeni bir Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli (ŞKSB-OYEM) önerilmesi amaçlanmıştır. Ayrıca önerilen bu modelin geçerliliğini test etmek için Türkiye’ye ait enerji verileri kullanılarak Türkiye enerji-çevre sisteminin planlanması amaçlanmıştır.

Yöntem: Gerçek hayattaki belirsizliklerin Deterministik OYEM’ne dâhil edilebilmesi için bulanık doğrusal programlama ve şans kısıtlı stokastik programlama yaklaşımlarından yararlanılmıştır. Talep ve kurulu güç parametreleri stokastik olarak ve maliyet, emisyon, etkinlik parametreleri ise bulanık olarak ele alınmıştır. Önerilen model GAMS 24.2.3 paket programı kullanılarak çözülmüştür. Modelin büyük boyutlu problemlerde uygulanabilirliğini gösterebilmek ve bu problemlere daha kısa sürede çözüm bulabilmek amacıyla Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ve Tavlama Benzetimi (TB) tabanlı iki meta-sezgisel algoritma önerilmiştir. Önerilen bu algoritmalar ise Matlab-2019a programlama dili kullanılarak çözülmüştür.

Bulgular: Elde edilen sonuçlar, önerilen modelin belirsiz durumlar karşısında deterministik modele göre daha geniş çözüm alanı ve alternatifler sunduğunu göstermiştir. PSO ve TB sonuçları karşılaştırıldığında iki meta-sezgisel algoritmanın sonucunun GAMS programından elde edilen sonuçlar ile benzer olduğu söylenebilir. Ayrıca PSO algoritmasının, TB algoritmasına göre daha hızlı ve daha iyi sonuçlar verdiği gözlemlenmiştir.

Sonuç: Yazar bilgisi dâhilinde, enerji ile ilgili çalışmalar incelendiğinde farklı enerji kaynakları kullanılarak model parametrelerinin stokastik ve bulanık olarak ele alındığı bir matematiksel modelin mevcut olmadığı anlaşılmıştır. Bu bağlamda, literatürdeki bu boşluğu doldurabilmek için ve enerji problemlerinde ortaya çıkabilecek belirsizlikleri matematiksel olarak ifade edebilmek için SBŞK-OYEM önerilmiştir. Elde edilen verilere göre, modelin çözümünde kullanılan GAMS sonuçları ile meta-sezgisel algoritmaların sonuçlarının tutarlı olduğu gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: şans kısıtlı stokastik programlama, bulanık doğrusal programlama, enerji planlama modeli, parçacık sürü optimizasyonu, tavlama benzetimi.

Haziran 2021, 88 sayfa

ABSTRACT

DOCTORAL DISSERTATION

THE STOCHASTIC MODEL AND SOLUTION APPROACHES FOR ANALYSIS OF RENEWABLE ENERGY SYSTEMS)

Şeyma EMEÇ

Supervisor: Doç. Dr. Gökay AKKAYA

Purpose: This study aims to propose a new Chance-Constrained Stochastic Fuzzy Optimal Renewable Energy Model (CCSF-OREM) to take into account the variations in production-consumption values and unpredictable situations much as possible in the energy sector and to express them mathematically. In addition, it is aimed to plan the energy-environment system of Turkey by using the energy data of Turkey to test the validity of this proposed model.

Method: Fuzzy linear programming and chance-constrained stochastic programming approaches have been used to include the uncertainties in real life into the deterministic model. Demand and installed power parameters were handled as stochastic and cost, emission, and efficiency parameters were handled as fuzzy. The proposed model was solved using the GAMS 24.2.3 package program. Two meta-heuristic algorithms based on Particle Swarm Optimization (PSO) and Simulated Annealing (SA) have been proposed to demonstrate the applicability of the model in large-sized problems and to find solutions to these problems in a shorter time. These proposed algorithms were solved using the Matlab-2019a programming language.

Findings: The obtained results showed that the proposed model offers wider solution space and alternatives than the deterministic model in the face of uncertain situations. When the PSO and SA results were compared, it could be said that the results of the two meta-heuristic algorithms were similar to the results obtained from the GAMS program. In addition, it has been observed that the PSO algorithm gives faster and better results than the SA algorithm.

Results: To the author's knowledge, when studies on energy were examined, it was understood that there is no mathematical model in which model parameters are considered as stochastic and fuzzy using different energy sources. In this context, CCSF-OREM has been proposed to fill this gap in the literature and to express mathematically the uncertainties that may emerge in energy problems. According to the obtained data, it was observed that the results of GAMS and meta-heuristic algorithms used in the solution of the model were consistent.

Keywords: chance-constrained stochastic programming, fuzzy linear programming, energy planning model, particle swarm optimization, simulated annealing.

Jun 2021, 88 pages

İÇİNDEKİLER

KABUL VE ONAY TUTANAĞI.....	i
ETİK BİLDİRİM VE İNTİHAL BEYAN FORMU	ii
TEŞEKKÜR	iii
ÖZET	iv
ABSTRACT	v
İÇİNDEKİLER.....	vi
TABLolar DİZİNİ.....	viii
ŞEKİLLER DİZİNİ	ix
KISALTMALAR VE SİMGELER DİZİNİ	x
GİRİŞ.....	1
KURAMSAL TEMELLER.....	4
MATERYAL ve YÖNTEM	13
Enerji	13
Enerji Çeşitleri	13
Enerji Birimleri	14
Enerji Kaynakları	14
Dünya’da Enerji Kaynaklarının Genel Durumu	15
Türkiye’de Enerjinin Tarihsel Gelişimi ve Enerji Kaynaklarının Genel Durumu	19
Doğrusal Programlama (DP).....	22
Stokastik Programlama (SP)	23
Şans Kısıtlı Stokastik Programlamanın Tarihçesi.....	24
Şans Kısıtlı Stokastik Programlama.....	31
Bulanık Doğrusal Programlama	35
Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli (OYEM).....	37
GAMS	39
Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO).....	39
Tavlama Benzetimi (TB).....	42
ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA	45
Geliştirilen Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık OYEM.....	45
Önerilen ŞKSB-OYEM’in Uygulanması.....	50
Önerilen ŞKSB-OYEM’in Sonuçları.....	52
SONUÇ ve ÖNERİLER	62
KAYNAKLAR.....	64

EKLER	72
Ek-1: Yıllara Göre Enerji Kaynaklarının Kurulu Güç Değerleri (MW)	72
ÖZGEÇMİŞ.....	73



TABLÖLAR DİZİNİ

Tablo 1. Dünya Birincil Enerji Tüketimi Sıralaması	17
Tablo 2. Enerji Kaynaklarının Bulanık Etkinlik Değerleri.....	51
Tablo 3. Enerji Kaynaklarının Bulanık Emisyon değeri.....	51
Tablo 4. Tavlama Benzetimi Algoritmasının Adımları	58
Tablo 5. PSO’da Kullanılan Parametre Değerleri.....	58
Tablo 6. TB’de Kullanılan Parametre Değerleri.....	60
Tablo 7. Karşılaştırmalı sonuçlar	61



ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil 1. Türkiye'nin kurulu gücünün kaynaklara göre dağılımı	2
Şekil 2. Anahtar kelime ağ analizi.....	4
Şekil 3. Enerji kaynaklarının gruplandırılması	15
Şekil 4. Dünya ekonomisi ve birincil enerji tüketimi arasındaki ilişki	16
Şekil 5. Dünya'daki birincil enerji kaynaklarının tüketiminin yıllar içerisinde değişimi	18
Şekil 6. Dünya'daki elektrik enerjisi üretiminin kaynaklara göre dağılımı	19
Şekil 7. Türkiye'deki birincil enerji kaynaklarının tüketiminin yıllar içerisinde değişimi	21
Şekil 8. Türkiye'nin kurulu gücünün yıllar itibariyle gelişimi.....	22
Şekil 9. Bulanık doğrusal programlama yaklaşımlarına ilişkin sınıflandırma	36
Şekil 10. PSO'nun akış şeması.....	42
Şekil 11. TB'nin akış şeması	44
Şekil 12. Farklı μ değerleri için elektrik üretiminin kaynaklara göre dağılımı	52
Şekil 13. Farklı μ değerleri için yenilenebilir enerji kaynaklarının yüzdesi	54
Şekil 14. ŞKSB-OYEM için önerilen GAMS kodu	56
Şekil 15. ŞKSB-OYEM için önerilen PSO algoritması	57
Şekil 16. İterasyon sayısına göre uygunluk fonksiyonu değerinin değişimi (PSO).....	59
Şekil 17. Popülasyon sayısına göre x değerlerindeki değişimi (PSO)	59
Şekil 18. İterasyon sayısına göre uygunluk fonksiyonu değerinin değişimi (TB)	60

KISALTMALAR VE SİMGELER DİZİNİ

Kısaltmalar

GAMS	: The General Algebraic Modeling Systems
PSO	: Parçacık Sürü Optimizasyonu
TB	: Tavlama Benzetimi
ASYSP	: Aralıklı Stokastik Yarı Sonsuz Programlama
BGÜ	: Bağımsız Güç Üreticileri
ÖOY	: Örnek Ortalama Yaklaşımı
DSKP	: Dinamik Stokastik Kademeli Programlama
REDYES	: Rüzgâr Entegrasyonu ile Dinamik Yük Ekonomik Sevkiyatı
SSOM	: Stokastik Simülasyon Optimizasyon Modeli
DOP	: Doğrusal Olmayan Programlama
IEEE	: Institute of Engineers and Everyone Else
ARIMA	: Autoregressive Integrated Moving Average
ŞKP	: Şans Kısıtlı Programlama
ESCBS	: Enerji-Su-Çevre Bağlantı Sistemi
TEP	: Ton Eşdeğer Petrol
KTOE	: Kilo Ton Petrol Eşdeğeri
EPDK	: Enerji Piyasa Denetleme Kurulu
YEK	: Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Kullanımına İlişkin Kanun
MTEP	: Milyon Ton Eşdeğer Petrol
TEK	: Türkiye Elektrik Kurumu
TEAŞ	: Türkiye Elektrik Üretim-İletim A.Ş.
TEDAŞ	: Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş.
DP	: Doğrusal Programlama
BDP	: Bulanık Doğrusal Programlama
SP	: Stokastik Programlama
NP	: Nondeterministic Polynomial Time
M-TOPSIS	: (Modifiye edilmiş Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solutionyöntem)
OYEM	: Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli
ŞKSP	: Şans Kısıtlı Stokastik Programlama
ŞKSB	: Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık
ŞKSB-OYEM	: Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli

Simgeler

c_j	: j. karar deęiřkeninin ama fonksiyonu katsayısı
x_j	: j. karar deęiřkeni
a_{ij}	: teknik katsayılar
b_i	: i.'inci kısıtın saę taraf sabiti
$z^{(k)}$	: k.'ıncı ama fonksiyonu
$c_j^{(k)}$	: j. karar deęiřkeninin k.'ıncı ama fonksiyonu katsayısı
α_i ;	: olasılık deęeri
$E(a_{ij})$	: a_{ij} 'nin ortalaması
$Var(a_{ij})$	: a_{ij} 'nin varyansı
d_i	: Rasgele deęiřken
$Cov(a_{ij})$	: a_{ij} 'nin kovaryansı
$\Phi(z)$	: standart normal daęılıma sahip z'nin daęılım fonksiyonu
K_{α_i}	: standart normal deęiřkeninin deęeri
X^T	: X deęiřkenler kümesinin transpozu
h_i	: Rasgele bir deęiřken
$\tilde{c}_j$	: j. karar deęiřkeninin ama fonksiyonu bulanık katsayısı
$\tilde{b}_i$	: i.'inci kısıtın bulanık saę taraf sabiti
$\tilde{a}_{ij}$	: bulanık teknik katsayılar
$\tilde{Z}$	: bulanık ama fonksiyonu
$[c^0, c^1]$	: c parametresinin olası deęerleri
$[A^0, A^1]$	: A parametresinin olası deęerleri
$[b^0, b^1]$	: b parametresinin olası deęerleri
η	: sistem etkinlięi
C	: sistem maliyeti
D	: talep
P	: potansiyel limit
S	: sosyal kabul edilebilirlik
i	: enerji kaynakları
m	: ilgili kaynak sayısı
k	: toplam enerji kaynaęı sayısı
l	: son kullanımdaki sistem sayısı
X_{ij}	: i.'inci yenilenebilir enerji sisteminden j. enerji eřidi üretim miktarı
T	: Ülkenin hedef emisyon seviyesi

E_i	: i.'inci enerji kaynağından yayılan emisyon değeri
K_p	: standart normal değişkenin değeri
X_i	: i enerji kaynağından üretilen enerji miktarı
μ	: [0, 1] aralığında değişen üyelik fonksiyonu
$E(D)$	: Talebin ortalama değeri
$Varyans(D)$	: Talebin varyans değeri
$E(P)$	: Potansiyel limitin ortalama değeri
$Varyans(P)$	: Potansiyel limitin varyans değeri
N	: popülasyon (sürü) sayısı
D	: popülasyon (sürü) boyutu
p_{best}	: sürünün yerel en iyi konumu
g_{best}	: sürünün global en iyi konumu
V_i	: parçacık hızı
r_1	: (0,1) arasında düzgün dağılmış rasgele değişken
r_2	: (0,1) arasında düzgün dağılmış rasgele değişken
c_1	: Öğrenme faktörü (sosyal)
c_2	: Öğrenme faktörü (kavramsal)
S_0	: Başlangıç çözümü
T_{max}	: Başlangıç sıcaklığı
T_{min}	: Final durdurma sıcaklığı

GİRİŞ

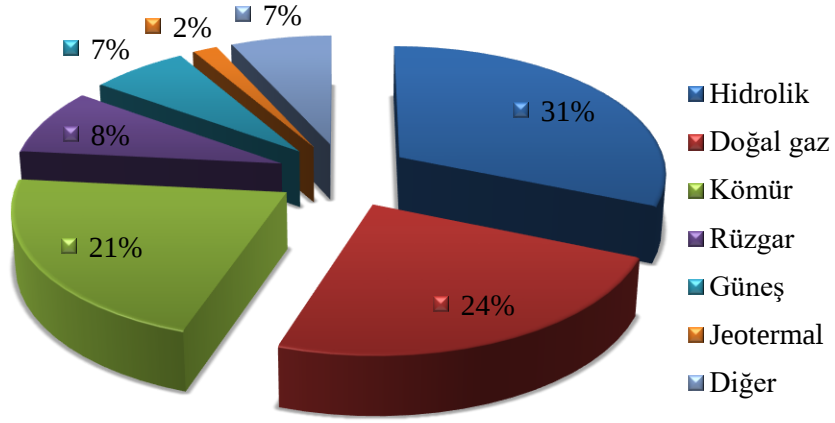
Enerji yunanca kökenli bir kelimedir ve iş anlamına gelmektedir. Sosyal özelliği olan enerji, iş, güç ve dinamizm yaratma becerisinde de kullanılır. Enerji, her zaman insanların en önde gelen ve vazgeçilmez ihtiyaçlarından biridir.

Dünyadaki enerji kaynaklarına olan ihtiyaç, artan nüfus, gelişen teknoloji ve yaygınlaşan küreselleşmeye paralel olarak her geçen gün artmaya devam etmektedir. Bu sebeple enerji ekonomik kalkınma için çok önemli bir girdi haline gelmiştir (Talınlı, 2018).

Fosil yakıtlar şu anda insan yaşamının ihtiyaçlarını karşılayacak mal ve hizmetler üretmek için ana enerji kaynağı olarak kullanılmaktadır. Ancak fosil enerji kaynakları dünyada ciddi çevre sorunlarına neden olmakta ve yakın gelecekte fosil rezervleri tüketilecektir. Üstelik fosil yakıt fiyatları sürekli artmaktadır. Fosil kaynaklarının bahsedilen bu dezavantajlarından dolayı, ülkeler daha çevreci ve tükenmez olan yenilenebilir enerji kaynaklarına yönelmişlerdir.

Enerji kaynakları; güvenli ve sürdürülebilir enerji temini, verimli kullanım, sera gazlarının azaltılması ve çevrenin korunması, yakıt fiyatlarındaki değişim ve istikrarsızlıklar, fosil yakıt kullanımından yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımına geçiş gibi nedenlerden dolayı ülkeler için stratejik olarak önem kazanmaktadır.

Tüm Dünya’da olduğu gibi Türkiye’de de enerji tüketimindeki payı en yüksek olan enerji türü elektrik enerjisidir ve bu enerjiye olan ihtiyaç her geçen gün artmaktadır. Türkiye elektrik enerjisi tüketimi 2018 yılında bir önceki yıla göre %2,2 artarak 304,2 milyar kWh, elektrik üretimi ise bir önceki yıla göre %2,2 oranında artarak 304,8 milyar kWh olarak gerçekleşmiştir. 2019 yılı itibarıyla Türkiye’nin Kurulu gücü 91,3 MW’a ulaşmıştır. 2019 yılı itibarıyla Türkiye’nin Kurulu gücünün kaynaklara göre dağılımı; %31,23’ü hidrolik enerji, %23,93’ü doğal gaz, %21,44’ü kömür, % 8,32’si rüzgâr, %6,57’si güneş, %1,66’sı jeotermal ve %6,85’i ise diğer kaynaklar (fuel, motorin, LPG, yenilebilir atık, nafta vb.) şeklindedir (Şekil 1) (TEİAŞ, 2020).



Şekil 1. Türkiye'nin kurulu gücünün kaynaklara göre dağılımı (TEİAŞ, 2020).

Elektrik enerjisi; kaliteli, güvenilir, kullanım alanı oldukça geniş, hızla iletilen, ihtiyaç duyulduğu anda üretilip eş zamanlı olarak tüketilebilen, çevreye zararsız ve verimli bir enerji kaynağı olması yanında bir takım dezavantajlara da sahiptir. Bunlar arasında depolanamaması, talebinin doğru tahmin edilememesi, üretilmesinde jeolojik, coğrafi ve iklimsel koşullar ile ülkelerin birincil enerji kaynakları açısından yeterlilik ve dışa bağımlılık seviyelerinin büyük önem taşıması gibi kritik bazı özellikler de sayılabilir. Dolayısıyla elektrik üretimi, arz-talep dengesi gözetilerek yapılmalıdır. Bundan dolayı da talep tahminlerinin önemi artmaktadır.

Elektrik enerjisi ile ilgili yapılan çalışmalar yüksek karmaşıklık ve belirsizlik içermektedir. Bunun sebebi ise elektrik enerjisi tüketiminin sürekli artması ve gelecekteki talebin tam olarak bilinmemesi, aynı zamanda değişen iklim koşullarından dolayı enerji kaynaklarından üretilen enerji miktarı ve buna bağlı olarak yayılan emisyon miktarının da değişmesidir. Bu yüzden enerji talebinin belirlenmesi, çevrenin korunması ve kaynakların etkin bir şekilde kullanılarak enerji maliyetlerinin minimize edilmesi ülkelerin en önemli problemlerinden biri haline gelmiştir.

Gerçek hayatta ekonomik kriz, salgın ve doğal afet gibi beklenmedik durumların olması halinde tüm sektörlerde olduğu gibi enerji alanında da tüketim ve üretim değerleri değişkenlik gösterebilir. Böyle durumlarda problemi matematiksel olarak ifade etmek ve matematiksel modelin parametrelerini tam olarak belirlemek mümkün olmayabilir. Bu bağlamda, bu çalışmada, belirsizlikler ve karmaşıklıklar içeren enerji planlama problemi ele alınmıştır. Şans kısıtlı stokastik programlama ve bulanık matematiksel programlama yaklaşımları ile modelde tam olarak belirlenemeyen parametreleri matematiksel modele aktarabilmek, stokastik

modeller ile belirsiz parametreleri sonlu sonuçlar veya senaryolar ile tanımlayabilmek ve daha sonra geliştirilen şans kısıtlı stokastik bulanık matematiksel modeli Türkiye'deki bir enerji-çevre yönetim sistemine uygulamak amaçlanmıştır.

Tezin akışı şu şekilde organize edilmiştir:

İkinci bölümde, literatür taraması yapılırken, ilk olarak VOSviewer programı kullanılarak anahtar kelime ağ analizi yapılmıştır. Daha sonra literatürdeki enerji ve stokastik programlama konuları ile ilgili yapılan çalışmalar kronolojik olarak özetlenmiştir. Bu çalışmaların çoğunda, sadece talep parametresinin stokastik olarak ele alındığı ya da birkaç enerji kaynağının dikkate alındığı görülmektedir.

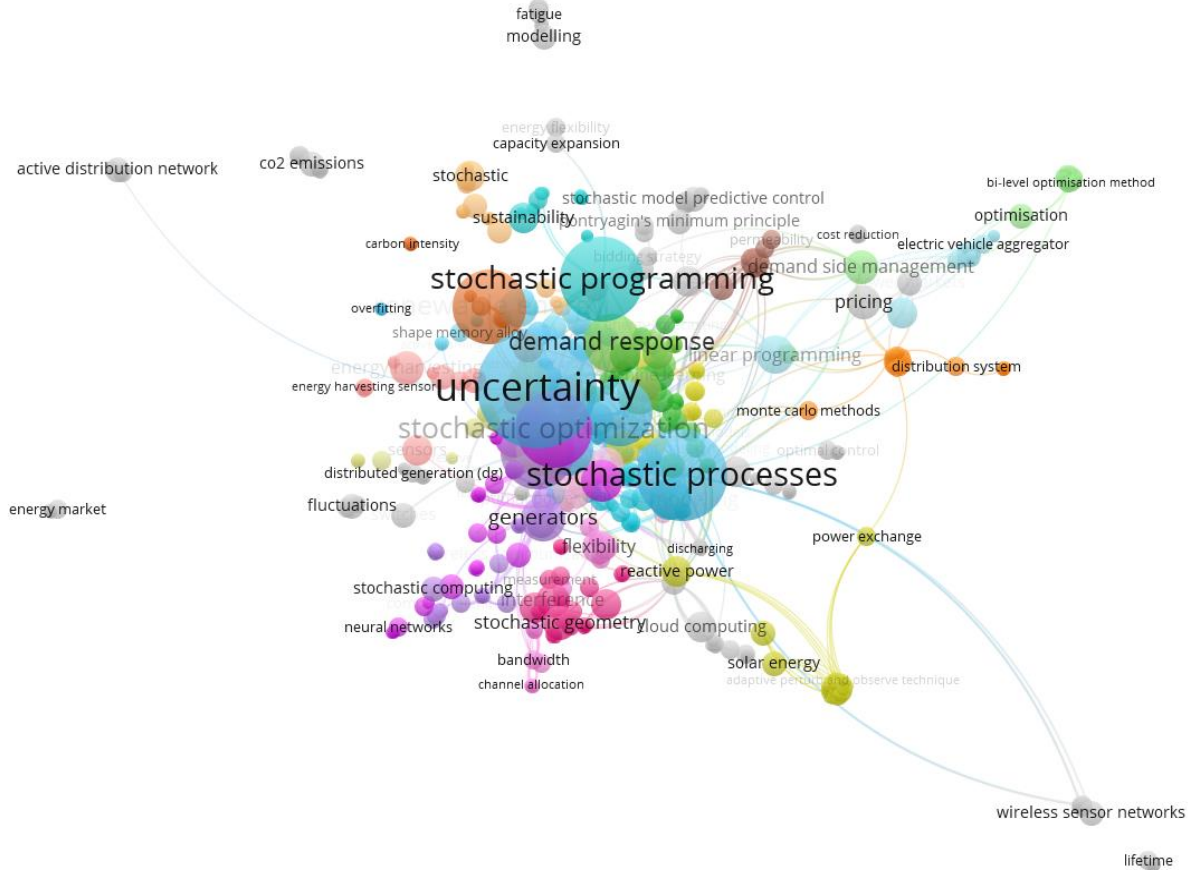
Üçüncü bölümde; enerjinin tanımı, enerji kaynakları, Dünyadaki ve Türkiye'deki enerjinin durumundan bahsedildikten sonra doğrusal programlama yaklaşımı açıklanmıştır. Daha sonra stokastik programlama yaklaşımının tarihsel gelişimi ve şans kısıtlı stokastik programlamanın adımları ve bulanık doğrusal programlama yaklaşımlarının adımları açıklanmıştır. Şans kısıtlı stokastik programlama ve bulanık doğrusal programlama yaklaşımlarının optimal yenilenebilir enerji modeline uygulanması ve geliştirilen matematiksel model anlatılmıştır. Son olarak, geliştirilen modelin çözümünde kullanılan GAMS paket programından bahsedilmiştir ve Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO) ile Tavlama Benzetimi (TB) algoritmalarının adımları açıklanmıştır.

Dördüncü bölümde, araştırma bulguları ve tartışma ele alınmıştır. Burada, tezin uygulama çalışması olan Türkiye'nin enerji-çevre sistemini planlamak için geliştirilen şans kısıtlı stokastik bulanık optimal yenilenebilir enerji modeli resmi kaynaklardan elde edilen veriler kullanılarak çalıştırılmıştır. GAMS, PSO ve TB ile elde edilen karşılaştırmalı sonuçlar tartışılmıştır.

Beşinci bölümde ise tez çalışmasının sonuçları ve gelecekte yapılabilecek çalışmalarla ilgili genel değerlendirmeler ve önerilerde bulunulmuştur.

KURAMSAL TEMELLER

Sanayi ve teknoloji, günümüz dünyasında hızlı bir biçimde gelişmeye devam etmektedir. Bu gelişmenin tartışmasız en önemli kaynağı olan enerji, günlük hayatın vazgeçilmezleri arasında ilk sıralardadır. Bu bağlamda enerji ile ilgili yapılan çalışmaların sayısının fazla olması da kaçınılmaz bir durumdur. Bu yüzden yapılan çalışmaları daha rahat sınıflandırabilmek adına ilk olarak VOSviewer (Version 1.6.9) paket programı kullanılarak anahtar kelime ağ analizi yapılmıştır. Analiz yapılırken Web of Science veri tabanından yararlanılmıştır. Enerji ve stokastik anahtar kelimeleri ile birlikte kullanılan diğer anahtar kelimeler Şekil 2’de gösterilmiştir. Şekil 2 incelendiğinde, enerji ile ilgili, belirsizlik, stokastik programlama, stokastik süreçler ve talep yanıt konuları ile ilgili daha çok çalışma yapıldığı görülmektedir.



Şekil 2. Anahtar kelime ağ analizi (VOSviewer)

Enerji alanında stokastik yaklaşım kullanılarak yapılan çalışmalar kronolojik olarak aşağıdaki gibidir:

Nembou and Murtagh (1996) yaptıkları çalışmada, enerji verimliliği ile ilgili mevcut tartışmalara bir katkıda bulunmuşlardır. Port Moresby, Papua-Yeni Gine'deki mevcut bir hidrotermal elektrik üretim planlama problemine uygulanan stokastik bir optimizasyon modeli sunmuşlardır. Önerilen model, hidrotermal elektrik talebi ve arzındaki doğal belirsizlik ve mevsimsel değişimi açık bir şekilde hesaplamaktadır (Nembou and Murtagh, 1996).

Babonneau *et al.* (2009) yaptıkları çalışmanın amacı geleneksel yöntemlere ve formülasyonlara alternatif olarak robust (sağlam) optimizasyonu olarak bilinen nispeten yeni bir alan sunmaktır. Açıklayıcı bir örnekle, çevre ve enerji optimizasyonu modellerinde robust (sağlam) optimizasyonu kullanmanın yollarını önermişlerdir (Babonneau *et al.*, 2009).

Ding *et al.* (2010) enerji tasarrufu ve çevre koruma ihtiyacını karşılamak için olağan termal ünitelerini, esnek üretim ünitelerini ve rüzgar üretim ünitelerini kapsayan yeni bir stokastik birim taahhüt formülasyonu önermişlerdir. Birim taahhüt risk kısıtı getirerek, talep dalgalanmaları, birim güç kesintileri, enerji fiyatlarının çeşitliliği ve rüzgar üretiminin stokastik özellikleri gibi birçok stokastik faktör ele almışlardır. Şans kısıtlı programlama teorisi ile olasılıksal bir kısıt, deterministik bir kısıta dönüştürülmüş ve daha sonra sunulan formülasyon normal optimizasyon algoritmaları ile çözülmüştür. Farklı ölçeklerde 4 test sistemindeki sayısal simülasyonlar, farklı stokastik faktörlere göre farklı birim taahhüt programlarının tanımlanabildiği ve hesaplama süresinin deneyimli mühendis açısından kabul edilebilir olduğunu göstermiştir (Ding *et al.*, 2010).

Sreeraj *et al.* (2010) yenilenebilir bir hibrid sistem tarafından üretilen enerjinin maliyetini en uygun şekilde boyutlandırmak ve değerlendirmek için bir yöntem önermişlerdir. Önerilen basit ve yeni metodoloji, süreç entegrasyonu prensiplerine dayanmaktadır. Bu model çeşitli yenilenebilir kaynakların kullanılabilirliği ve değerleri ile yük talebi bilindiğinde minimum pil kapasitesini bulmaktadır. Şans kısıtlı programlama yaklaşımını, yenilenebilir enerji kaynaklarının stokastik doğasını açıklamak ve tasarım alanına ulaşmak için kullanmışlardır. Önerilen yöntemi, bir rüzgar-güneş fotovoltaik-batarya sistemi kullanan bir Hint köyü için yalıtılmış bir güç sistemi tasarlanarak açıklamışlardır (Sreeraj *et al.*, 2010).

Mazadi *et al.* (2013) bir elektrik piyasasında rüzgar üretim belirsizliği ile ilgili olarak enerji tedarikçilerinin (firmalarının) stratejik davranışlarını incelemek için şans kısıtlı bir model sunulmuştur. Stokastik çözüm endeksi değerini, tedarikçilerin kar kaybını değerlendirmek için kullanmışlardır. Formülasyonu ve çözüm yaklaşımını doğrulamak için üç veri yolu test sistemi için sayısal sonuçlar vermişlerdir (Mazadi *et al.*, 2013).

Zhang *et al.* (2013) yaptıkları çalışmada birden fazla belirsizlik altında bölgesel yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji politikalarının tanımlanması için bir aralıklı stokastik

yarı sonsuz programlama (ASYSP) yöntemi önermektedir. ASYSP yöntemi, entegre bölgesel yenilenebilir ve yenilenemeyen enerji politikalarını belirlemek için bir vaka çalışmasına uygulanmış ve makul çözümler elde etmiştir (Zhang *et al.*, 2013).

Wang *et al.* (2013) serbest elektrik piyasasında bağımsız güç üreticileri (BGÜ) için en uygun teklif stratejisini önermişlerdir. Yenilenebilir enerji kullanım yönetmeliklerine uymak için rüzgâr enerjisi kullanımının belirli bir yüzdesini sağlamak için şans kısıtı uygulamışlardır. Problemi çözmek için örnek bir ortalama yaklaşım (ÖOY) yaklaşımı uygulanmışlardır ve rüzgâr enerjisi kullanımının değişmesi sonucu toplam kârın hassasiyetini önerilen ÖOY algoritması ile hesaplamışlardır (Wang *et al.*, 2013).

Zhu and Huang (2013) belirsizlik altındaki elektrik enerji sistemlerinin kapasite genişletme planlaması için bir dinamik stokastik kademeli programlama (DSKP) yaklaşımı geliştirmişlerdir. Geliştirilen yöntemi, belediye elektrik enerjisi üretim sistemini genişletme vaka çalışmasına uygulamışlardır. Elde edilen sonuçlar DSKP yönteminin sistem verimliliği, ekonomik maliyet ve kısıtlama ihlali riski arasındaki etkileşimlerin derinlemesine analizini yaptığını göstermiştir (Zhu and Huang, 2013).

Yuan *et al.* (2014) rüzgar entegrasyonu ile dinamik yük ekonomik sevkياتını (REDYES) problemini çözmek için geliştirilmiş bir yapay fiziksel optimizasyon algoritması sunmuşlardır. Kısıtları ele almak için öncelik listesine ve stokastik simülasyon tekniklerine dayalı sezgisel stratejiler önermişlerdir. Senaryo analiz yöntemi ile Markov zincirleri birleştirilerek rüzgar gücünün tahmin değerlerini üretmek için kullanılmıştır ve rüzgar enerjisi dalgalanmasının sistem çalışması üzerindeki etkilerini simüle etmek için şans kısıtlamalı programlama uygulanmıştır. Simülasyon sonuçları, önerilen yöntemin REDYES problemini çözmek için diğer yöntemlere göre daha yüksek bir verimliliğe sahip olduğunu göstermiştir (Yuan *et al.*, 2014).

Piao *et al.* (2014) belirsizlik altındaki elektrik güç sistemlerinin planlanması için bir stokastik simülasyon-optimizasyon modeli (SSOM) geliştirmişlerdir. Geliştirilen SSOM, sistem maliyetini en aza indirmek, kaynak mevcudiyeti ve çevresel düzenleme kısıtları altında Şanghai elektrik güç sistemlerini planlamak için gerçek vaka çalışmasına uygulamışlardır (Piao *et al.*, 2014).

Azizipناه-Abarghooee *et al.* (2015) rüzgar ve fotovoltaik güç çıkışlarının stokastik özellikleri, müşterinin elektrik ve ısı yükü talepleri göz önünde bulundurularak, ısı ve elektrik ekonomik yük dağıtımını ele almak için şans kısıtlı programlamaya dayanan yeni bir çok amaçlı stokastik çerçeve geliştirmişlerdir. Önerilen teknik, elektrik enerjisi maliyetini planlanan bir değer altında tutarken, hedef karar değişkenlerini kullanarak elektrik ve ısı yükü

gereksinimini karşılama şansını hesaplamak için ortak olarak dağıtılmış rasgele değişkenler yöntemini kullanır (Azizipanah-Abarghooee *et al.*, 2015).

Kargarian *et al.* (2015) akü enerji depolama sistemi ve aktif dağıtım şebekelerini kapsayan güç sistemlerinin stokastik olarak planlanması için şans kısıtlı sistem tabanlı bir karar alma yaklaşımı sunmuşlardır. Önerilen model, işbirlikçi bağımsız sistem operatörü ve dağıtım şirketleri arasında sadece sınırlı miktarda bilgi alışverişinin yapıldığı dağıtılmış bir optimizasyon algoritması olan analitik hedef basamaklı yöntem kullanılarak çözülmüştür (Kargarian *et al.*, 2015).

Chen *et al.* (2016) belirsizlik altında elektrik güç sistemleri için konvektif bölgesel yenilenebilir enerji planlaması ve hava kirliliği kontrolü için belirsiz iki seviyeli bir simülasyon-optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Geliştirilen modeli Pekin, Çin'in Fengtai Bölgesindeki elektrik güç sistemlerinin gerçek dünyadaki bir vaka çalışmasına uygulamışlardır. Sonuçlar, daha yüksek bir ihlal riskinin, kısıtların katılığıının azalmasına veya genişletilmiş bir karar alanına yol açacağını, bu da sistem maliyetinin ve kirlletici emisyonlarının azalmasına neden olmakla birlikte sistem riskini artırdığını göstermiştir (Chen *et al.*, 2016).

Zhang *et al.* (2016) yüksek rüzgâr enerjisi penetrasyonlarına sahip dağıtım ağlarında pil enerji depolama sistemi için stokastik bir planlama çerçevesi önererek yatırım ve işletme maliyetlerini en aza indirirken rüzgâr enerjisi kullanımını en üst düzeye çıkarmayı hedeflemişlerdir. Önerilen çerçevede, rüzgar enerjisi çıkışı ve sistem yükündeki belirsizlikler Monte-Carlo simülasyonu ile modellenmiştir ve rüzgar gücü kullanım seviyesini sağlarken pil enerji depolama sisteminin yerini ve kapasitesini en uygun şekilde belirlemek için şans kısıtlı bir stokastik optimizasyon modeli formüle etmişlerdir. Daha sonra, problemi çözmek için Monte-Carlo simülasyon gömülü diferansiyel evrim algoritması kullanmışlardır. 15 veri yolu içeren bir radyal dağıtım sistemi üzerinde yapılan simülasyon çalışmaları önerilen yöntemin etkinliğini kanıtlamıştır (Zhang *et al.*, 2016).

Yu *et al.* (2016) belirsizlik altında en yüksek talebi dikkate alarak elektrik güç sistemlerinin planlanması için bulanık-stokastik bir simülasyon-optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Geliştirilen modeli Çin'in Qingdao Şehri için elektrik güç sistemlerinin planlanmasına uygulamışlardır. Farklı olasılık düzeyleri ve gereklilik seviyeleri altında kentin en yüksek talebini karşılamak için elektrik üretim modelinin çözümleri üretilmiştir. Sonuçlar, kentin elektrik arzının yenilenebilir enerjilerden aşağıda olacağını göstermiştir (Yu *et al.*, 2016).

Liu *et al.* (2017) yaptıkları çalışmada elektrik güç sisteminin planlanması için bulanık-stokastik şans kısıtlı programlama tabanlı enerji-su bağlantı modeli geliştirmişlerdir.

Geliştirilen modelin sonuçları, enerji ve su kaynaklarını birlikte optimize ederek sürdürülebilir elektrik güç sisteminin planlamasına yardımcı olduğunu göstermiştir (Liu *et al.*, 2017).

Yu *et al.* (2017) aralık-bulanık-rastgele olarak ifade edilen birden fazla belirsizliği yansıtmak için aralık-bulanık, şans kısıtlı programlama yöntemi geliştirmişlerdir. Geliştirilen yöntem, en yüksek elektrik talebini dikkate alarak bölgesel ölçekte bir elektrik enerjisi sisteminin planlanması için uygulanmaktadır. Sonuçlar, farklı mevsimlerdeki farklı en yüksek taleplerinin, elektrik üretim modelinin, kirletici emisyonunun ve sistem maliyetinin değişmesine yol açtığını ortaya koymuştur (Yu *et al.*, 2017).

Tang *et al.* (2017) yeni bir rüzgar entegre güç sistemi gün öncesi ekonomik dağıtım modelini, üretim ve rezerv maliyeti dikkate alarak modellemişlerdir. Önerilen modeli ilk olarak şans kısıtlı stokastik doğrusal olmayan programlama olarak formüle etmişlerdir ve daha sonra deterministik doğrusal olmayan programlamaya (DOP) dönüştürmüşlerdir. Bu DOP problemini çözmek için, parçacık sürü optimizasyonu, sıralı karesel programlama ve Monte Carlo simülasyonundan oluşan üç aşamalı bir yaklaşım önermişlerdir. Rüzgar enerjisi penetrasyonu ile IEEE (Institute of Engineers and Everyone Else)'deki 30 veri yolu sistemi üzerinde simülasyon çalışması yapmışlardır ve sonuçlar, önerilen sevkıyat modelinin önerilen üç aşamalı yaklaşımla etkili bir şekilde çözülebileceğini göstermiştir (Tang *et al.*, 2017).

Alais *et al.* (2017), minimum öngörülen olasılık seviyesi ile minimum depolama seviyesini garanti ederken beklenen kazancı en üst düzeye çıkaran şans kısıtlı stokastik bir optimal kontrol problemi formüle etmişlerdir (Alais *et al.*, 2017).

Xu *et al.* (2017) yaptıkları çalışmada Çin'in Pekin kentinde enerji-çevre yönetimini desteklemek için stokastik ve bulanık, şans-kısıtlı bir programlama modeli geliştirmişlerdir. Çalışma sonuçları, önerilen modelin karar vericilerin sistemi hakkında derinlemesine bilgi edinmelerine ve çevre dostu enerji dağıtım alternatifleri oluşturmalarına yardımcı olmada yararlı olduğunu göstermiştir (Xu *et al.*, 2017).

Wang *et al.* (2018) rüzgar enerjisi entegrasyonuna sahip entegre gaz-elektrik şebekeleri için şans kısıtlı bakım planlama modeli sunmuşlardır. Rüzgar enerjisinin belirsizliklerini bir şans kısıtı olarak modellemişlerdir. Önerilen şans kısıtlı stokastik programlama modeli, örnek ortalama yaklaşımı için güçlü bir genişletilmiş formülasyon yoluyla eşdeğer bir deterministik programlama modeline dönüştürülmüştür. IEEE 118 veri yolu güç sistemine sahip 20 düğümlü doğal gaz sistemi üzerinde yapılan çeşitli testler, önerilen modelin etkinliğini göstermiştir (Wang, *et al.*, 2018).

Huo *et al.* (2018) belirsiz enerji üretimine sahip akıllı bir şehirde enerji kaynaklarının esnekliğini kullanarak enerji maliyetlerini en aza indirmek için komşu enerji merkezlerinin optimum enerji akışını çözmeye çalışmışlardır. Yenilikçi olarak merkezler arasındaki güç ve gaz akışlarını şans kısıtları kullanarak modellemiştir, böylece model gerçek enerji şebekelerinde kabul edilebilir geçici aşırı yüklenmeye izin vermiştir. Önerilen şans kısıtlı optimizasyon 3 merkezli sisteme uygulanmıştır, sonuçlar enerji ve gaz akışında şans kısıtlarının etkisini göstermiştir (Huo *et al.*, 2018).

Zhou *et al.* (2018) elektrik enerji sistemleri yönetiminde yer alan çeşitli belirsizliklerin üstesinden gelmeye yardımcı olmak için bulanık şans kısıtlı kademeli programlama yaklaşımı geliştirmişlerdir. Geliştirilen yaklaşımın uygulanabilirliğini göstermek için, Çin'de tipik bir ağır-kömür elektrik bölgesi olan Shanxi Eyaletinin bir vaka çalışmasına uygulamışlardır (Zhou *et al.*, 2018).

Song *et al.* (2018) aralıklı parametre programlama, 2 aşamalı stokastik programlama, kademeli programlama ve karışık tam sayılı programlama entegrasyonunu içeren belirsiz iki aşamalı kesirli enerji sistem planlama modeli geliştirmişlerdir. Geliştirilen model Çin'de bir vaka çalışmasına uygulanmıştır. Sonuçlar önerilen modelin ekonomik kalkınma ile çevrenin korunması arasındaki dengeyi yansıttığını göstermiştir (Song *et al.*, 2018).

Ge *et al.* (2018) yaptıkları çalışmada rüzgar-hidro-termal sistemler için orta vadeli entegre üretim ve bakım planlama modeli önermişlerdir. Rüzgar enerjisi, doğal akış, elektrik enerjisi ve enerji talebi için stokastik davranışlar, şans kısıtlı programlama kullanarak modellemiştir ve daha sonra hesaplama karmaşıklığını azaltmak için eşdeğer deterministik formülasyonlara dönüştürmüşlerdir. Son olarak, önerilen karma tamsayılı doğrusal programlama modeli ticari yazılım CPLEX tarafından çözülmüştür. 2 gerçek sistemle yapılan vaka çalışmaları, rüzgar-hidro-termal sistemin entegre üretim ve bakım programlarının, fizibilite ve ekonomi açısından diğer geleneksel programlardan daha iyi performans gösterdiğini göstermiştir (Ge *et al.*, 2018).

Marino *et al.* (2018) mikrogrid işleminde yenilenebilir kaynaklardaki (örneğin güneş enerjisi) değişkenliğin etkilerini değerlendirmek için ölçeklenebilir bir nicel modelleme yapısı sunmuşlardır. Problem, şans kısıtlı iki aşamalı stokastik bir programlama modeli olarak formüle edilmiştir. Önerilen optimizasyon modeli, birleştirilmiş Örnek Ortalama Yaklaşım algoritması kullanılarak çözülmüştür (Marino *et al.*, 2018).

Yin and Zhao (2018) talep ve rüzgar enerjisindeki belirsizliklerin kombinasyonunun risk ölçümü için bulanık stokastik koşullu-risk-değer kriterleri önermişlerdir. Hassasiyetten ödün vermeden hesaplama çözülebilirliğini geliştirmek için, bulanık stokastik şans kısıtlı hedef

programlamanın bulanık stokastik risk altındaki koşullu-risk-değeri deterministik bir eşdeğere aktarılmasını önermişlerdir. Önerilen modelin etkililiğini ve verimliliğini doğrulamak için IEEE'deki 39 veri yolu sisteminde bir vaka simülasyonu oluşturmuşlardır (Yin and Zhao, 2018).

Zhao *et al.* (2018) fiyatların, elektrik yüklerinin ve ortam sıcaklığının belirsizliklerini senaryo ağaçlarıyla göstermişlerdir ve operasyonel maliyet riskinde beklenen ve koşullu değeri en aza indirmek için iki aşamalı stokastik bir optimizasyon şeması önermişlerdir. Bu stokastik optimizasyon problemini, verilen koşullar altında doğrusal bir programlama problemine dönüştürmüşlerdir. Ek olarak, termal hizmetlerin kalitesini gevşetmek için bir şans kısıtı önermişler ve buna göre iki aşamalı bir şans kısıtlı stokastik programlama formüle etmişlerdir. Sonuçlar, önerilen yöntemin etkinliğini doğrulamıştır (Zhao *et al.*, 2018).

Wang (2019) çevreyi korumak için CO₂ emisyonunu en aza indirirken, elektrik üretimini en üst düzeye çıkarmak için elektrik üretim portföyü problemini çözmeyi amaçlamıştır. Elektrik üretmek için gaz, kömür, güneş enerjisi gibi çok çeşitli enerji santrallerini elektrik üretim portföyü için alternatif olarak almıştır. Özellikle, elektrik talebindeki belirsizlik stokastik şans kısıtlı bir yöntemle ele alınmıştır. Ayrıca, önerilen model genetik algoritma yaklaşımı ile çözülmüştür (Wang, 2019).

Falsone *et al.* (2019) yaptıkları çalışmada durağan durum sürecinin yakınlştırıldığı ve senaryo çözümünün şans kısıtlı fizibilite garantilerini korumak için kısıtların uygun şekilde sınırlandırıldığı yeni bir senaryoya dayalı metodoloji önermişlerdir (Falsone *et al.*, 2019).

Yu *et al.* (2019) iletim sistemi ve bölge enerji sistemleri için yeni bir merkezi olmayan şans kısıtlı ekonomik sevk modeli önermişlerdir. Her bir bölge enerji sisteminde, yenilenebilir enerji kaynaklarının rastgele güç çıkışlarını ele almak için çok yönlü olasılık dağılımına dayalı şans kısıtlı programlama uygulamışlardır. Vaka çalışmaları önerilen sevkiyat yönteminin avantajlarını doğrulamıştır (Yu *et al.*, 2019).

Guan *et al.* (2019) belirsizlikler altında Zibo şehrinin talep yönetimini ve çoklu elektrik enerji sistem tedariki için belirsiz iki aşamalı şans kısıtlı programlama modeli önermişlerdir. Önerilen model sonuçları, karar vericilerin karmaşık bir enerji sistemi içindeki enerji üretim planlamalarının belirsizliği ile başa çıkmalarını ve ekonomik faydaların memnuniyet derecesi ile kısıtların uygulanabilirlik derecesi arasında istenen bir uzlaşma yapmalarını sağlamıştır (Guan *et al.*, 2019).

Wu *et al.* (2019) şans kısıtlı programlama kullanılarak rüzgar enerjisine entegre enerji sistemi için orta ve uzun vadeli elektrik alım satım işlemleri göz önünde bulundurularak yeni

bir stokastik optimal dağıtım modeli önermişlerdir. Rüzgâr gücünün belirsizliklerini ve korelasyonu dağıtım modelinde dikkate almışlardır ve ikinci dereceden koni gevşemesi ve örnek ortalama yaklaşım yaklaşımı kullanarak orijinal stokastik dağıtım problemi karışık tamsayılı ikinci dereceden koni programlama problemine dönüştürmüşlerdir. Vaka çalışmasının sonuçları, önerilen yöntemin geçerliliğini göstermiştir (Wu *et al.*, 2019).

Zhou *et al.* (2019) karmaşık belirsizlikler altında bir elektrik enerji sisteminin sürdürülebilir yönetim planlaması için tip 2 bulanık şans kısıtlı kademeli entegre yaklaşımı geliştirmişlerdir. Önerilen yaklaşım tipik bir elektrik enerji sistemi planlaması vaka çalışmasına uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, önerilen yaklaşımın, istenen enerji/elektrik dağıtımını yürütmek ve karar vericilerin farklı girdi senaryoları altında uygun kararlar vermelerine yardımcı olmak için kullanılabileceğini göstermiştir (Zhou *et al.*, 2019).

Bazmohammadi *et al.* (2019) birbirine bağlı bir mikro şebekenin işletme yönetimi için hiyerarşik stokastik bir enerji yönetim sistemi önermişlerdir. Sonuçlar, önerilen stratejinin mikro şebekelere ağıdaki mevcut maksimum kapasiteyi kullanma fırsatı sunduğunu göstermiştir (Bazmohammadi *et al.*, 2019).

Fekete *et al.* (2019) yaptıkları çalışmada rüzgâr enerjisi santrallerinin üretiminden kaynaklanan iletim şebekesindeki tıkanıklık sorunlarını ele almışlardır. Bu problem için bir optimizasyon modeli geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri optimizasyon yöntemi iki optimizasyon aşamasından oluşmaktadır. İlk optimizasyon aşamasının amacı, gün öncesi elektrik piyasasına enerji satışından elde edilen kârı en üst düzeye çıkaran hidroelektrik santrallerinin gün boyu en uygun sevkیات planını elde etmektir. İkinci optimizasyon aşamasının amacı, olası tıkanıklığı önlemek için basamaklı hidroelektrik santrallerinin yeniden dağıtımının en aza indirilmesidir. İlk optimizasyon aşamasını, karma tamsayılı doğrusal programlama problemi olarak tanımlamışlardır ve ikinci optimizasyon aşamasını, şans kısıtlı programlama ile birlikte kuadratik programlama problemi olarak tanımlamışlardır. Geliştirilen optimizasyon modeli, gerçek hayattaki bir güç sistemi modeli kullanılarak test edilmiştir ve doğrulanmıştır (Fekete *et al.*, 2019).

Meng *et al.* (2019) yaptıkları çalışmada yerel yönetime rasyonel enerji araştırma ve yönetimi stratejileri tasarlama ve uygulamada yardımcı olmak için çok amaçlı bir stokastik şans kısıtlı programlama modeli geliştirmişlerdir. Elde edilen sonuçlar, Dalian'daki bol miktarda yenilenebilir enerji kaynağının olduğu geleneksel enerjinin önemli bir tamamlayıcı rol oynadığını, rüzgarın ve güneş enerjisinin her zaman yenilenebilir enerji kullanım sürecinde baskın bir konuma sahip olduğunu ve enerji üretiminin yaklaşık, rüzgar % 83,6'sı, güneş

%10,5'i; hidroelektrik % 5,8'i ve biyokütle % 0,1'i optimum karışımı ile doğrulanmıştır (Meng *et al.*, 2019).

Shi *et al.* (2019) veri odaklı dağıtım robust (sağlam) şans kısıtlı bir birim taahhüdü modeli geliştirmişlerdir. Önerilen modelin performansı IEEE deki 6 veri yolu test sistemi, IEEE deki modifiye edilmiş 118 veri yolu sistemi ve pratik ölçekte bir sistem vaka çalışmaları kullanılarak test edilmiştir (Shi *et al.*, 2019).

Dvorkin (2019) yaptığı çalışmada güçlü bir rekabet dengesi üretebilen ve fiyat oluşturma sürecinde yenilenebilir kaynakların belirsizliğini içeren, şans kısıtlı stokastik bir pazar tasarımı önermiştir. 8 bölgesi ISO New England test yatağı üzerinde yapılan vaka çalışması önerilen stokastik pazar tasarımının faydasını göstermiştir (Dvorkin, 2019).

Chen *et al.* (2020) doğrusal otoregresif entegre hareketli ortalama model tahmin modelini (ARIMA), Monte Carlo simülasyonu, şans kısıtlı programlama (ŞKP) ve tip-2'yi bulanık programlama yaklaşımını tek bir genel çerçevede dahil ederek enerji-su-çevre bağlantı sisteminin (ESCBS) planlanması için bir optimizasyon modeli önermişlerdir. Önerilen model Çin'in kömür ağırlıklı bir bölgesine, yani İç Moğolistan'a uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar, önerilen modelin yöneticilere ESCBS için bir sürdürülebilirlik planı geliştirmeleri için yararlı bilgiler sağlayabileceğini göstermiştir (Chen *et al.*, 2020).

Literatürdeki çalışmalar incelendiğinde, yazar bilgisi dahilinde birincil ve ikincil enerji kaynakları kullanılarak model parametrelerinin stokastik ve bulanık olarak ele alındığı stokastik şans kısıtlı bir matematiksel modelin literatürde mevcut olmadığı görülmüştür. Bu kapsamda, bu çalışmada, literatürdeki bu boşluk doldurulmaya çalışılmıştır.

MATERYAL ve YÖNTEM

Enerji

Enerji, maddede var olan ve çeşitli biçimlerde ortaya çıkan güç olarak tanımlandığı gibi, iş yapabilme yeteneği olarak da tanımlanmaktadır. Ana çerçeveden bakıldığında enerji kavramı iki ana başlık altında incelenmektedir; potansiyel enerji ve kinetik enerji. Potansiyel enerji bir cismin konumu ve durumu nedeniyle sahip olduğu enerji olup kimyasal enerji, mekanik enerji, nükleer enerji ve yer çekimi enerjisi bu grup altında sınıflandırılmaktadır. Kinetik enerji ise hareket eden cisimlerde ortaya çıkan bir enerji türü olup ısı enerjisi, hareket enerjisi, elektrik enerjisi gibi enerji gruplarına ayrılmaktadır (Cengiz, 2019).

Yakıt ve enerji kavramlarının arasındaki farkın doğru bir şekilde bilinmesi ve ayrımlarının başarılı bir şekilde yapılması önem teşkil etmektedir. Yakıtı, ısı ve güç elde etmek amacıyla yakılabilen her türlü materyal olarak tanımlamak mümkündür. Yakıtların yakılmasının amacı, yanma sonucunda elde edilen ısıyı ve açığa çıkan gücü kullanarak mekanik enerji veya elektrik enerjisi elde etmektir. Bu açıdan bakıldığında enerji sadece ısı ve gücü kapsamaktadır. Enerji materyalleri, yeraltından çıkarılmakta ya da doğal kaynaklar olarak elde edilmekte ve ticareti yapılabilmektedir. Birincil enerji doğrudan ısınma ya da yakıt olarak kullanılabilen, ikincil enerji ise birincil enerjinin işlenmesi sonucunda üretilen materyallerdir. Elektrik ve ısı enerjileri, birincil ve ikincil enerji kaynaklarından üretilebilmektedirler (Cengiz, 2019).

Enerji Çeşitleri

Enerji çok farklı çeşit ve formlarda meydana gelmektedir. Kimyasal enerji, ısı enerjisi, potansiyel enerji, kinetik enerji, mekanik enerji, elektrik enerjisi, manyetik enerji, nükleer enerji, ışık enerjisi ve ses enerjisi, enerjinin farklı çeşit ve formlardaki halini ifade etmektedir. Enerji dönüştürülebilir bir unsur olması sebebi ile enerji çeşitlerinin eksiksiz listesini yapmak oldukça zordur. Enerjinin en önemli özelliklerinden biri, farklı biçimlere dönüştürülebilir olmasıdır. Bununla birlikte enerji, enerjinin korunumu yasasına tabidir. Bu yasa, fiziğin en temel ilkesi olarak kabul edilmektedir. Enerjinin korunumu kanununa göre, bir sisteme giren toplam enerji o sistemden çıkacak olan enerjiye eşit olmak zorundadır (Cengiz, 2019).

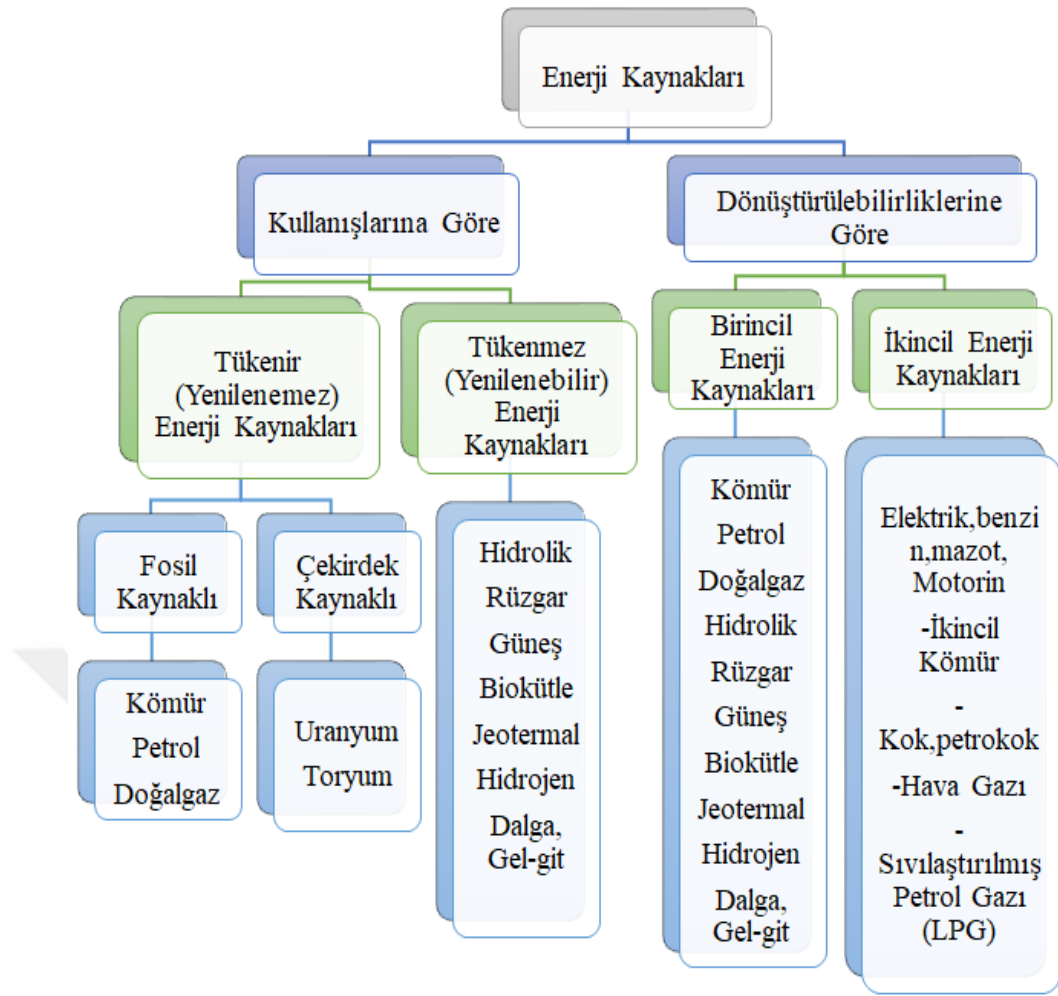
Enerji Birimleri

Enerji, nicel bir büyüklüktür. Kullanılan uluslararası enerji birimi Joule'dur. Joule, bir newtonluk kuvvet ile bir cismin bir metre boyunca hareket ettirilebilmesi için gereken enerjiye eşittir. Enerji ayrıca kalori, kilowatt-saat, kilokalori gibi birimlerle de tanımlanabilmektedir. Bir kilowatt (kW) 1000 Joule/saniye'ye eşittir. Bunun yanında enerjinin kesin bir ölçümünden bahsetmek mümkün değildir (Cengiz, 2019).

Enerji Kaynakları

Küreselleşme yayıldıkça enerjiye olan talep de sürekli artmaktadır. Bu sebeple enerji ekonomik kalkınma için çok önemli bir girdi haline gelmiştir. Enerji geçmişten günümüze yaşamımızın her alanında yer almaktadır. Geçmiş dönemlerde kömür ve petrol gibi fosil kaynaklar kullanılırken günümüzde ise daha çok rüzgâr, güneş ve hidrolik gibi yenilenebilir enerji kaynakları üretilmekte ve tüketilmektedir (Koç *et al.*, 2018).

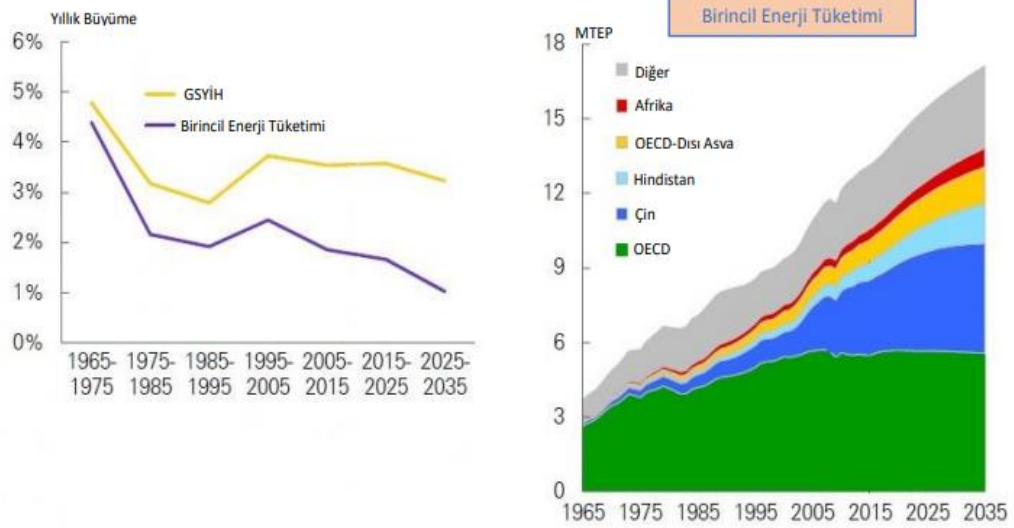
Enerji kaynaklarının gruplandırılması Şekil 3'te verildiği gibidir (Koç *et al.*, 2018). Şekle baktığımızda enerji kaynakları kullanışlarına ve dönüştürülebilirliklerine göre iki gruba ayrılmıştır. Kullanışlarına göre enerji kaynakları kendi içinde yenilenemez ve yenilenebilir enerji kaynakları olarak ikiye ayrılırken, dönüştürülebilirliklerine göre enerji kaynakları da kendi içerisinde birincil ve ikincil enerji kaynakları olarak ikiye ayrılmıştır. Birincil enerji kaynakları dışarıdan müdahale edilmemiş, hiçbir değişime uğramamış enerji türüdür. İkincil enerji kaynağı ise birincil enerji kaynağına dışarıdan müdahale edilerek değişime uğratılması ve bunun sonucunda farklı enerji çeşidine dönüşmesiyle ortaya çıkan enerji türüdür. Belli bir rezerv düzeyi olan ve gelecek süreçte tükeneyeceği öngörülen enerji kaynakları yenilenemez enerji kaynakları olarak adlandırılmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynakları ise uzun gelecek vadeden, daimi kullanıma açık olan doğal yollar ile elde edilen enerji anlamına gelmektedir. Ayrıca yenilenebilir enerji kaynakları, doğal yollar ile elde edilebildiği için özel üretime veya dış ülkelere alımına ihtiyaç duyulmamaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarının aynı zamanda düşük karbon salınımı konusunda potansiyeli olduğu için dünya genelinde bu enerji kaynaklarına gün geçtikçe yatırımlar artmaktadır (Koç *et al.*, 2018).



Şekil 3. Enerji kaynaklarının gruplandırılması (Koç *et al.*, 2018)

Dünya’da Enerji Kaynaklarının Genel Durumu

Nüfus artışı, kentsel gelişim ve sanayileşme ile birlikte Dünyada enerji tüketimi her geçen gün artmaktadır. Dünya nüfusunun 2040 yılına geldiğimizde 9 milyar seviyesine ulaşması tahmin edilmektedir. Bu durum, daha fazla insana enerji arzı sağlanması gerekliliğini ortaya çıkarmaktadır. Dünya ekonomisinde ise önümüzdeki 20 yıllık süreçte yaklaşık %3’lük bir büyüme beklenmektedir. Dünya ekonomisi ve birincil enerji tüketimi arasındaki ilişki Şekil 4’te verildiği gibidir (GAZBİR, 2019).



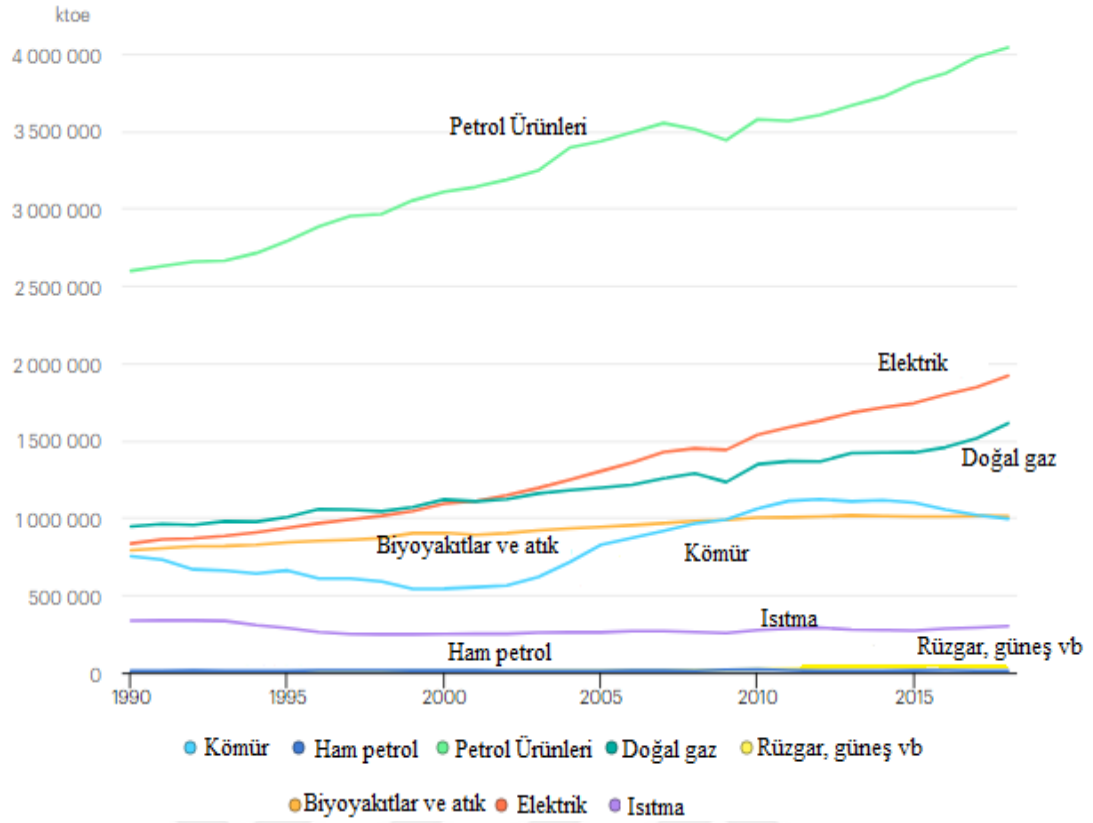
Şekil 4. Dünya ekonomisi ve birincil enerji tüketimi arasındaki ilişki (GAZBİR, 2019)

Uluslararası Enerji Ajansı'nın yaptığı çalışmalara göre dünya birincil enerji talebi şu anda 14 Milyar Ton Eşdeğer Petrol (TEP)'dür. Eğer mevcut enerji tüketim hızı ve politikaları devam ederse dünya birincil enerji talebinin önümüzdeki 20 yıl içerisinde %45 oranında bir artış ile 20,3 Milyar TEP seviyelerine ulaşması beklenmektedir. Dünya birincil enerji tüketim sıralaması Tablo 1'de verildiği gibidir. Tablo 1'e baktığımızda en fazla enerji tüketen ülkeler arasında ilk sırada Çin gelmektedir. Türkiye ise 2015 yılı sonu itibariyle 129,3 Milyon TEP birincil enerji tüketimi ile 19. sırada yer almaktadır. Her ülkede enerji talebi artışı farklılık gösterse de küresel ölçekte bakıldığında enerji talebinde sürekli artış olduğu görülmektedir.

Uluslararası Enerji Ajansı tarafından hazırlanan rapora göre, Dünyada birincil enerji kaynaklarının tüketiminin 1990-2018 yılları arasında değişimi Şekil 5'te verildiği gibidir. Bu rapora göre, Dünya'da 2018 yılında toplam tüketilen enerji miktarı 9,937,702 ktoe (kilo ton petrol eşdeğeri)'dur. Tüketilen enerjinin %40,6'sı petrol ürünleri (4,038,502 ktoe), %19,31'i elektrik (1,918,779 ktoe), %16,2'si doğal gaz (1,611,345 ktoe), %10,01'i kömür (994,497 ktoe), %10,19'u biyoyakıtlar ve atık (1,012,374 ktoe), %3,03'ü ısınma (301,295 ktoe), %0,13'ü ham petrol (12,588 ktoe), %0,49'u rüzgar, güneş vd. (48,322 ktoe)'den oluşmaktadır (IEA a, 2018).

Tablo 1. Dünya Birincil Enerji Tüketimi Sıralaması (GAZBİR, 2019)

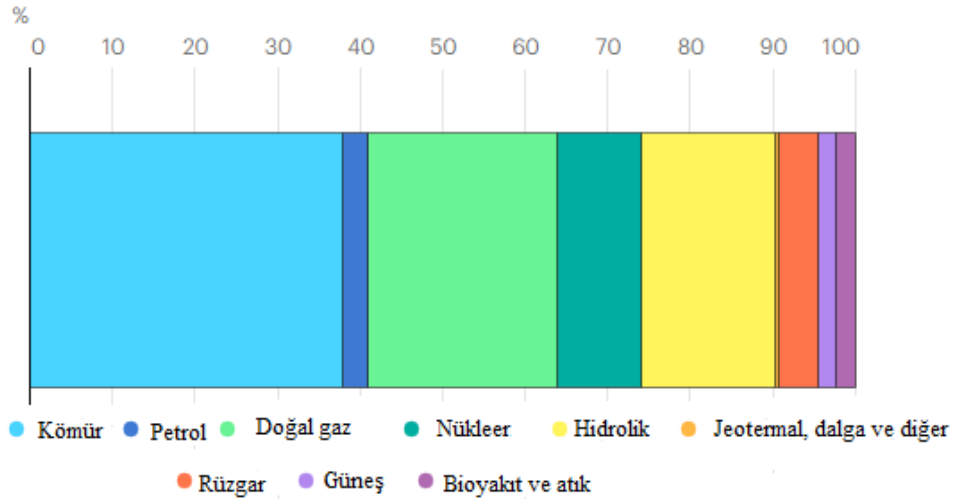
Ülke	2013	2014	2015	Dünya Toplamındaki Payı (%)	Sıra
Çin	2.903,90	2.970,30	3014	22,9	1
ABD	2.271,70	2.300,50	2.280,60	17,30	2
Hindistan	626	666,2	700,5	5,3	3
Rusya	688	689,8	666,8	5,1	4
Japonya	465,8	453,9	448,5	3,4	5
Kanada	335	335,5	329,9	2,5	6
Almanya	325,8	311,9	320,6	2,4	7
Brezilya	290	297,6	292,8	2,2	8
Güney Kor	270,9	273,1	276,9	2,1	9
İran	247,6	260,8	267,2	2	10
Suudi Arabistan	237,4	252,4	264	2	11
Fransa	247,4	237,5	239	1,8	12
Endonezya	175	188,3	195,6	1,5	13
Birleşik Krallık	201,4	188,9	191,2	1,5	14
Meksika	188,9	190	185	1,4	15
İtalya	155,7	146,8	151,7	1,2	16
İspanya	134,2	132,1	134,4	1	17
Avusturalya	130,7	129,9	131,4	1	18
Türkiye	120,3	123,9	129,3	1	19
Tayland	120,3	123,4	124,9	0,9	20
Güney Afrika	124,6	128	124,2	0,9	21
Tayvan	109,9	111,4	110,7	0,8	22
BAE	97,2	99	103,9	0,8	23
Polonya	96	92,4	95	0,7	24
Ukrayna	114,7	101	85,1	0,6	25
..	..	..	..	..	..
Toplam	12.873,10	13.020,60	13.147,30	100%	



Şekil 5. Dünya'daki birincil enerji kaynaklarının tüketiminin yıllar içerisinde değişimi (UEA a, 2018)

Elektrik enerjisi, sanayi, ulaşım, ticaret ve kamu hizmetleri, tarım ve ormancılık ve mesken gibi birçok sektörde kullanılan en önemli enerji kaynaklarından biridir. Elektrik enerjisi, başlıca termik, hidrolik ve nükleer kaynaklarda üretilir. Son yıllarda rüzgâr, güneş, jeotermal vb. gibi yenilenebilir enerji kaynakları da elektrik enerjisi üretiminde kullanılmaktadır.

Dünya'da elektrik enerjisi üretiminin kaynak bazında dağılımı Şekil 6'da verilmiştir. Dünya'da elektrik enerjisinin %38'i kömür, %2,9'u petrol, %23'ü doğal gaz, %10,1'i nükleer enerji, %16,2'si hidrolik, %0,5'i jeotermal, dalga ve diğerleri, %4,8'i rüzgâr, %2,1'i güneş, %2,4'ü biokütle ve atıklardan üretilmektedir. Elektrik enerjisi üretiminde en çok paya sahip enerji kaynağı kömürdür (UEA b, 2018).



Şekil 6. Dünya'daki elektrik enerjisi üretiminin kaynaklara göre dağılımı (UEA b, 2018)

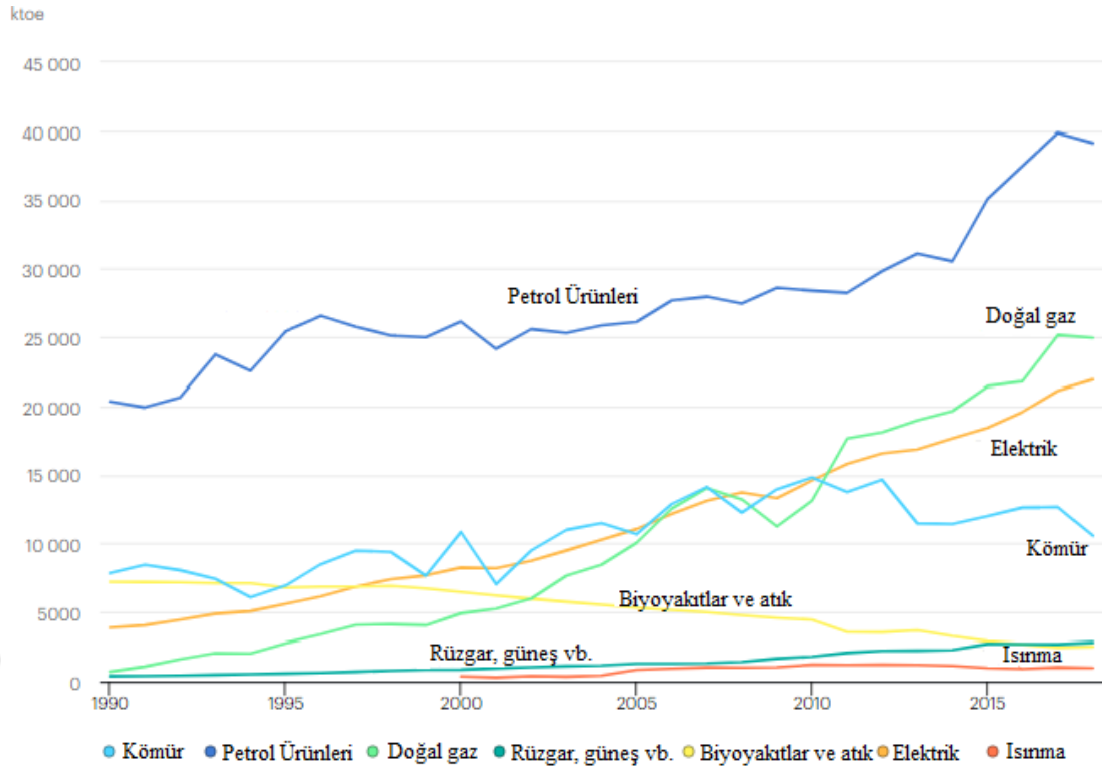
Türkiye'de Enerjinin Tarihsel Gelişimi ve Enerji Kaynaklarının Genel Durumu

Türkiye'de Cumhuriyet kurulmadan önce enerji kullanımı son derece sınırlıydı. Güncel hayatta ve sanayide kullanılan enerji; gübre, odun, tezek ve hayvan gücüne dayanıyordu. Aynı zamanda bu dönemde İstanbul'un elektrikleşmesi ve petrol arama hakları yabancı ortaklar tarafından yürütülüyordu (Mutluer, 1990). Cumhuriyet kurulduktan sonra, 1923 yılında Atatürk'ün emriyle İzmir'de düzenlenen kongrede önemli ekonomik kararlar alınmıştı. Bu kararlar içinde gündemde en çok yer alan konu "en önemli ve zengin taş kömürü havzamız olan Ereğli-Zonguldak havzası ile Soma ve diğer bütün kömür havzalarının içinde bulundukları kötü durumdan kurtarılması, kömürlerimizin yabancı maden kömürlerine karşı korunması ve bu amaçla yüksek miktarda gümrük vergisinin konulması, bütün milli işletmelerin, trenlerin, fabrikaların ve tarım makinalarının yerli kömür kullanmalarının sağlanması, Ereğli-Zonguldak havzasının jeolojik yapısı ve haritaların hazırlanması" olmuştur. 1929 yılında devletçilik çerçevesinde, enerji sektörüyle ilgili olarak yabancı şirketlerin elinde bulunan işletmeler satın alınmıştır. 1937 yılında Zonguldak-Çatalağzı demiryolu ve kömür madeni işletmeleri ve 1938 yılında İstanbul elektrik işletmesi yabancı şirketlerden satın alınmıştır. 1950 yılından sonra Türkiye'de önemli hidrolik ve termik santraller kurulmuştur. Bu santrallerin devreye girmesi ile özellikle elektrik enerjisi üretiminde canlılık olmuştur. 1963-1967 yılları arasında enerji kaynaklarından daha çok yararlanılması ve elektrik enerjisi üretim tesislerinin daha ekonomik işletilmesi ilkeleri benimsenmiştir. Dönem sonunda enerji sektöründe yıllık üretim artışı %11,8 olmuştur. 1964 yılında su, elektrik, petrol, kömür ve madenlerle ilgili faaliyetler Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı altında tek bir elde toplanmıştır. 1968-1972 yılında enerji sektörü ile ilgili benimsenen ilkeler sayesinde enerji sektöründe yıllık üretim artışı %13,2 olmuştur. 1970 yılında Türkiye Elektrik Kurumu kurulmuştur. 1973 yılının sonlarına doğru dünya da petrol

fıyatlarının artması ile birlikte Türkiye de enerji sektörü büyük bir darboğaza girmiştir ve önemli ekonomik krizler yaşanmıştır. Dolayısıyla planlanan üretim hızı %11,6 iken gerçekleşen üretim hızı %1,3 olmuştur. 1985-1989 yılları arasında ekonomik kriz ile baş edebilmek ve enerji darboğazına çözüm üretebilmek amacıyla, birincil enerji kaynaklarının geliştirilmesi, işletilebilir kaynakların süratle devreye sokulması gibi önemli kararlar alınmıştır. Aynı zamanda, özel sektöre ve yabancı sermayelere fırsat tanınmıştır (Mutluer, 1990). Nüfus artışı ve kentsel dönüşüm projelerinin yaygınlaşması ile enerji ihtiyacı da artmıştır. Türkiye ihtiyaç duyduğu enerjiyi karşılamak ve yerli imkânların tamamını faaliyete geçirmek için yasal düzenlemeler yürürlüğe koymuş ve sektörde yatırımın hız kazanması sağlanmıştır. Bu amaç doğrultusunda 2003 yılında Enerji Piyasası Denetleme Kurulu (EPDK) kurulmuştur. 2004 yılında, Dünya da enerji sektöründe yaşanan yenilikler ve gelişmeler sonucunda, Türkiye’de, Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı ve Devlet Planlama Teşkilatı’nın işbirliğinde, yenilenebilir enerji kaynakları potansiyelinin keşfedilmesi ve bu kaynakların kullanımı için adım atılmıştır. 2005 yılında “Yenilenebilir Enerji Kaynaklarının Kullanımına İlişkin 5346 sayılı Kanun (YEK)”in kabul edilmesiyle Türkiye’de yer alan yenilenebilir enerji kaynaklarının potansiyeli keşfedilmiştir (Sevim ve Karaman, 2019). Artan nüfus, sanayileşme ve küreselleşme sonucu Türkiye’nin birincil enerji talebi ve kurulu gücü yıllar içerisinde sürekli artış göstermiştir. Ancak, 2008 yılında yaşanan küresel kriz ve sonraki yıllarda devam eden etkileri sebebiyle, Türkiye’nin birincil enerji talebi, 2009 yılında %4,5 düşmüş ve 103,500 MTEP’e gerilemiştir. 2010 yılında ise Türkiye’nin birincil enerji talebi yeniden yükselerek 109,266 MTEP olarak gerçekleşmiştir ve bu yükseliş sonraki yıllarda da artarak devam etmiştir.

Uluslararası Enerji Ajansı tarafından hazırlanan rapora göre, Türkiye’de birincil enerji kaynaklarının tüketiminin 1990-2018 yılları içerisinde değişimi Şekil 7’de verildiği gibidir. Bu rapora göre, Türkiye’de 2018 yılında toplam tüketilen enerji miktarı 102,960 ktoe’dir. Tüketilen enerjinin %38,03’ü petrol ürünleri (39,154 ktoe), %24,23’ü doğal gaz (24,950 ktoe), %21,29’u elektrik (21,920 ktoe), %10,27’si kömür (10,571 ktoe), %2,75’i rüzgar, güneş vd. (2,831 ktoe), %2,47’si biyoyakıtlar ve atık (2,540 ktoe), %0,96’sı ısınma (994 ktoe)’dan oluşmaktadır (UEA c, 2018).

Sanayi, ticaret, mesken ve aydınlatma gibi birçok sektörde kullanılan ve en önemli enerji kaynaklarımızdan biri olan elektrik enerjisinin tüketiminin 2009 yılı hariç (ekonomik krizden dolayı) yıllar içerisinde sürekli artış gösterdiği görülmektedir.

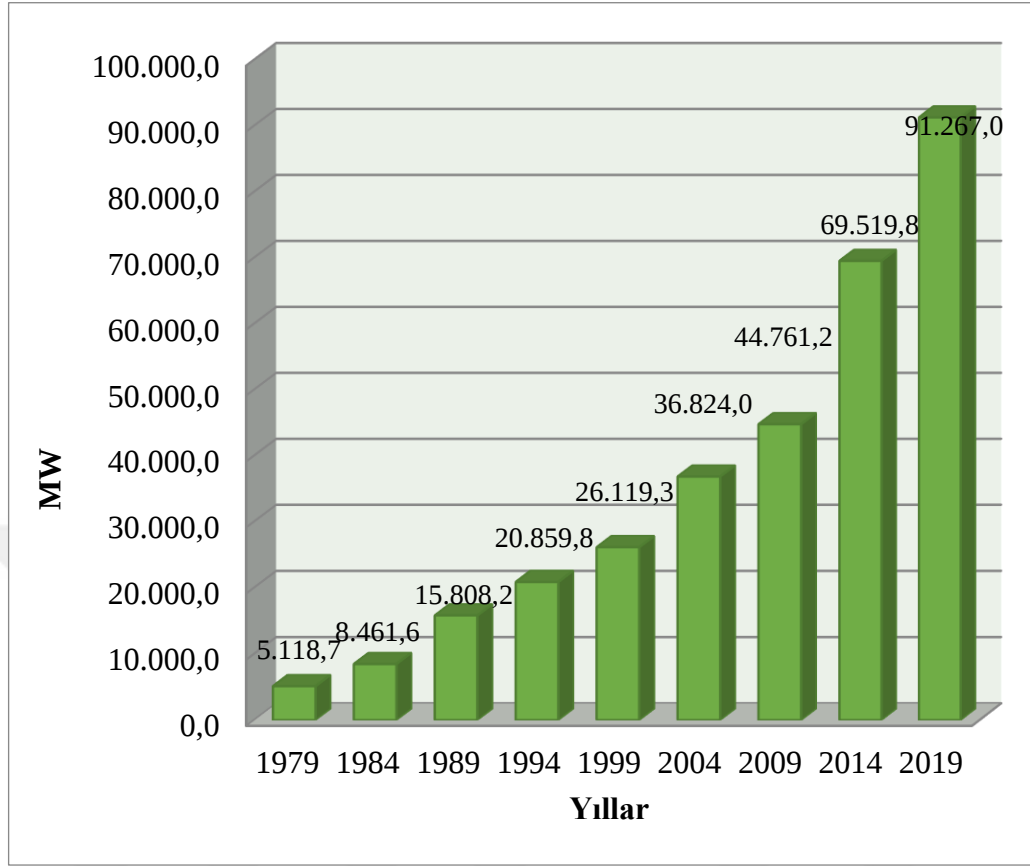


Şekil 7. Türkiye’deki birincil enerji kaynaklarının tüketiminin yıllar içerisinde değişimi (UEA c, 2018)

Türkiye’de elektrik enerjisinin tarihsel gelişimi şu şekildedir: Ülkemizde ilk elektrik santrali 1902 yılında 2 kW gücünde kurulmuş ve bir dinamo ile elektrik üretimine başlanmıştır. Daha sonra 1914 yılında, ülkemizin ilk büyük enerji santrali İstanbul’da kurulmuştur. Tramvay ulaşımı, aydınlatma ve telefon şebekesi ve gerekli enerji bu santralden sağlanmıştır. 1923 yılında İstanbul, İzmir, Adapazarı ve Tarsus olmak üzere 4 yerleşim yerinde toplam 33 MW kurulu güce sahip elektrik santralleri bulunmaktaydı. 1970 yılında elektrik üretim, iletim ve dağıtım işlerinin bir kamu tekeli tarafından merkezileştirilmesi gündeme gelmiş ve Türkiye Elektrik Kurumu (TEK) kurulmuştur. TEK’in faaliyete geçtiği yılda (1970) kurulu güç 2.234,9 MW iken TEK’in olumlu hizmetlerinden sonra 1982’de kurulu güç 6.638,6 MW’a ulaşmıştır. 1993’te Bakanlar Kurulu’nun kararı ile TEK, Türkiye Elektrik Üretim-İletim A.Ş. (TEAŞ) ve Türkiye Elektrik Dağıtım A.Ş. (TEDAŞ) adı altında iki ayrı birim olarak yeniden yapılandırılmıştır. 2004’te elektrik dağıtım ve perakende satış hizmetlerinin özelleştirilmesine ilişkin karar ile Türkiye, 21 dağıtım bölgesine ayrılmış ve 18 elektrik dağıtım bölgesi özelleştirilmiştir. 2013 yılında ise elektrik dağıtım bölgelerinin tamamı özelleştirilmiştir. 2014 yılı itibariyle ülkemizin kurulu gücü bir önceki yıla göre %8,6 artış göstermiştir.

Ülkemizin elektrik santrallerinin kurulu gücünün yıllar itibariyle gelişimi Şekil 8’de verildiği gibidir. 2019 yılı itibariyle elektrik santrallerimizin kurulu gücü 91.267 MW’a ulaşmıştır. Ülkemizin 2019-2023 dönemini kapsayan On Birinci Kalkınma Planında, 2023 yılı

itibariyle elektrik santrallerinin kurulu gücünün 109.474 MW'a ulaşması hedeflenmektedir (SBB, 2019).



Şekil 8. Türkiye'nin kurulu gücünün yıllar itibariyle gelişimi (TEİAŞ, 2020)

Yukarıda bahsedilenler özetlenecek olursa; Dünya'da ve Türkiye'de enerji kaynaklarının miktarı, üretim-tüketim hızı ve bu kaynaklara olan arz-talep dengesi yıllara göre, ekonomik, sosyal, politik vb. sebeplerden dolayı değiştiği görülmektedir. Örneğin; 1970'li yıllarda yaşanan petrol krizi ve fiyatların artması ile Türkiye'de enerji sektörünün darboğaza girmesi, 2008 yılında yaşanan ekonomik kriz ile Türkiye'de birincil enerji kaynaklarına olan talebin düşüşe geçmesi, 2020 yılında yaşanan salgından (SARS-COV-2) dolayı ülkemizde enerji talebinde düşüş yaşanması bize gelecekteki enerji talebinin tam ve kesin olarak belirlenemeyeceğini, yapılan planlamalar ile gerçekleşenler arasında farklılıklar olabileceğini göstermiştir. Bu bağlamda, bu çalışmada gerçek hayattaki belirsiz durumları ve arz-talep değişimini göz önünde bulundurmak için stokastik ve bulanık doğrusal programlama yaklaşımlarına başvurulmuştur.

Doğrusal Programlama (DP)

Klasik optimizasyon yöntemlerinin programlama problemlerine çözüm üretmede yetersiz kalmasından dolayı Leontief, 1930 yılında günümüzdeki doğrusal programlama (DP) ile aynı doğrultuda olan girdi-çıktı analizini geliştirmiştir. Hitcock ve Koopsmans ulaşım

problemlerini çözmek için 1930-1940 yıllarında bir DP modeli geliştirmişlerdir. DP problemlerine genel çözümler 1940'da Kantorovich ve 1947'de Dantzig tarafından üretilmiştir (Bostancı ve Demir, 2011).

DP problemi, matematiksel programlama probleminin özel bir durumudur. Analitik bir perspektiften bakıldığında zaman, bir matematiksel programlama, bir fonksiyonun bir ekstrem noktasını (minimum veya maksimum) belirlemeye çalışır, bu durumda ayrıca bir dizi kısıtları da karşılar. DP, hem amaç fonksiyonunun hem de problem kısıtlarının doğrusal olduğu durumdur (Güney ve diğerleri, 2016).

Bir DP modelinin genel formülasyonu aşağıdaki gibidir:

$$\max = \sum_{j=1}^n c_j x_j \quad (3.1)$$

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j \leq b_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (3.2)$$

$$x_j \geq 0 \quad (3.3)$$

Burada c_j , amaç fonksiyonunun kar katsayısı (c_j , maksimizasyon problemleri için kar katsayısı iken minimizasyon problemleri için maliyet katsayısıdır), b_i mevcut kısıt kaynak miktarı ve a_{ij} , teknik katsayıdır (Güney ve diğerleri, 2016).

Amaç fonksiyonu, kısıt katsayıları veya sağ taraf değerleri kesin değilse, diğer bir deyişle bulanık veya stokastik ise, geleneksel DP algoritmaları bulanık veya stokastik problemi çözmek ve optimum olanı elde etmek için uygun değildir (Lee and Wen, 1996).

Gerçek hayatta, bilgi eksikliği ve yetersizliğinden dolayı talepler, mevcut kapasiteler, maliyet ve teknolojik katsayılar gibi parametreler kesin olmayan sayılardır. Bu yüzden birçok araştırma, bulanık doğrusal programlama (BDP) veya stokastik programlama (SP) yaklaşımlarına başvurmuştur (Lee and Wen, 1996). Bu kapsamda, bu çalışmada yüksek karmaşıklık ve belirsizlik içeren enerji problemini matematiksel olarak ifade edebilmek ve çözebilmek için stokastik ve bulanık programlama yaklaşımlarına başvurulmuştur.

Stokastik Programlama (SP)

1955 yılında George B. Dantzig tarafından yapılan “Belirsizlik altında Doğrusal Programlama” isimli çalışma ile stokastik programlama (SP) yaklaşımı başlamıştır. 1955 yılında hemen hemen aynı zamanda bu çalışmadan bağımsız olarak E. M. L. Beale SP için çözüm yolları önermiştir. Bu alana en önemli katkı ise 1950’lerin sonunda şans kısıtlı yöntemini kullanan A. Charnes ve W. W. Cooper tarafından yapılmıştır. SP, gelecekteki araştırmalar için en umut verici alanlardan biridir ve büyük ölçekli yöntemlerle yakından ilişkilidir. Peter Glynn

ve Gerd Inflater de 1990'lı yıllarda yaptıkları araştırmalarla SP yaklaşımın gelişimine katkıda bulunmuşlardır (Dantzig, 2002). Birge ve Louveaux SP' nin temel kavramlarını, çözüm prosedürlerini ve uygulama alanlarını incelemişlerdir (Birge and Louveaux, 2011).

SP modelleri, katsayıları belirsizlik altında olan doğrusal ve doğrusal olmayan karar modellerinin uzantısı olarak ele alınabilir (Wets, 2002). Doğrusal programlama (DP) optimizasyonu, tarımsal planlamadan finansal portföy optimizasyonuna kadar çeşitli gerçek dünya uygulamalarına önemli katkılarda bulunmuştur. Fakat genellikle deterministik problemler için uygun olan doğrusal programla, belirsizlik içeren problemler için uygun çözümler verememektedir. SP, bir doğrusal programlama yaklaşımında yeniden formüle edilemeyen belirsizliği dâhil etme ihtiyacından ortaya çıkmıştır. (Mitra, 2006).

SP belirsizliğin karar problemlerine nasıl dâhil edileceğini araştıran matematiksel programlama ve yöneylem araştırmasının bir parçasıdır (King and Wallace, 2012). Matematiksel programlama modellerindeki belirsizlik ile başa çıkabilmek için birçok teknik geliştirilmiştir, aralarında SP model parametrelerinden herhangi birindeki belirsizlikle başa çıkabilen genel amaçlı bir teknik olarak gösterilmektedir (Khojasteh, 2014).

SP, karmaşık karar problemlerinde en uygun karar stratejisini bulmayı amaçlayan bir yaklaşımdır. SP yaklaşımında probleme ait belirsizlikler ve dinamikler dikkate alınarak, belirlenen kısıtlar altında amaç fonksiyonun optimal karar stratejisini bulmaya çalışırken problem optimizasyon problemi olarak formüle edilir. Belirsiz faktörlerin dağılımı karar vericinin görüşünü yansıtmaktadır ve bu faktörler modele tesadüfi değişkenler olarak dâhil edilmektedir (Alankaya, 2013).

SP'de problemin olasılıksal yapısını, problemin gerçek yapısını bozmadan ona eşdeğer olan deterministik duruma dönüştürmek için tüm kısıtların bir olasılığa sahip olması gerekmektedir. Bu tip problemlerde kesinlik elde edilir ve simpleks yöntem ile çözülür (Atalay, 2006; Taha, 1997).

SP teknikleri çok aşamalı SP ve şans kısıtlı SP olmak üzere ikiye ayrılır. Çok aşamalı SP, iki veya daha fazla amaç fonksiyonunu içeren optimizasyon tekniğidir, klasik (tek amaçlı) DP'den farkı, sadece amaç fonksiyonlarının yapısından kaynaklanmaktadır (Atalay, 2006). Bu çalışmada ele alınan şans kısıtlı SP tekniği ise detaylı bir şekilde alt bölümde anlatılacaktır.

Şans Kısıtlı Stokastik Programlamanın Tarihçesi

Şans kısıtlı stokastik programlama modeli ilk olarak 1959 yılında Charnes ve Cooper tarafından ortaya atılmıştır. Charnes ve Cooper optimal stokastik karar kurallarının belirsizlik altında geçici planlamasını içeren yeni bir kavramsal ve analitik metot geliştirmişlerdir ve

geliştirilen metodu tipik bir endüstriyel örneğin açıklanmasında kullanmışlardır (Charnes and Cooper, 1959).

Symonds 1967 yılında, şans kısıtlı programlama problemleri için rasgele değişkenler içermeyen şans kısıtlı modele denk olan bir deterministik model geliştirmiştir. Her iki modelin sonuçlarının birbirine benzer olduğunu gözlemlemiştir (Symonds, 1967).

Sengupta 1970 yılında, negatif olmayan bir aralığa sahip olan ve dolayısıyla üretim ve yatırımın ekonomik modellerine daha uygulanabilir olan ki-kare dağılımı ile normalliğin yer değiştirebileceğini varsaymıştır (Sengupta, 1970).

Resh 1970 yılında, doğrusal olmayan problemin deterministik eşitliği ile ilgili, dışbükey olmayan bir küme üzerindeki çözümlerle birlikte bir matematiksel analiz yapmıştır. Matematiksel sonuçları daha sonra doğrusal bir yaklaşımı belirtmek ve çözmek için kullanmıştır, böylece genelleştirilmiş ulaştırma probleminin formülasyonunu kullanarak problemin açıklamasını mümkün kılmıştır (Resh, 1970).

Gochet and Padberg 1974 yılında, stokastik A matrisi ve deterministik sağ taraf ile şans kısıtlı programlamanın üçgensel modelini incelemişlerdir. Koşullu olasılıkların kullanılması, her aşamada yalnızca bir karar değişkeni olması koşuluyla, A-matrisinin elemanlarının her türlü dağılım fonksiyonu için bu problemin çözülmesini mümkün kılmıştır (Gochet and Padberg, 1974).

Marino and Simonovic 1981 yılında, bir çok amaçlı depo ve bu deponun tek depolu tasarım modeline değiştirilmesinin optimal kontrolü için bir şans kısıtlı programlama modeli sunmuşlardır. Çok amaçlı depo planlama ve tasarımının karmaşık stokastik problemlerini çözmek için bir algoritma geliştirmişlerdir. Problemin karmaşıklığı iki adımlı bir algoritma ile çözülmüştür: (1) Durum ve kontrol değişkenleri üzerindeki şans kısıtlarının dönüşümü ilk adımda gerçekleştirilmiştir, (2) İkinci aşamada optimum kontrol veya optimum depo seçimi yapılmıştır (Marino and Simonovic, 1981).

Yazenin 1987 yılında, bulanık programlama ve stokastik programlama modellerinin karşılaştırılmalı analizini yapmıştır. Sayısal bir örnek sonucunda iki model arasında benzerlik olduğu ortaya çıkmıştır (Yazenin, 1987).

Mohamed 1992 yılında, bilinen olasılık dağılım fonksiyonuna sahip bulanık sağ taraf değerleri için bir şans kısıtlı hedef programlama yaklaşımı önermiştir. Yaptığı çalışmada hedef kısıtlarını olasılıksal ve bulanık olarak ele almıştır. Sayısal örnek üzerinde geliştirmiş olduğu şans kısıtlı hedef programlama probleminin deterministik eşitliğini uygulamıştır (Mohamed, 1992).

Luhandjula and Gupta 1996 yılında, optimizasyon modellerine hem bulanık hem rasgele verilerin uygulanabilirliğini araştırmışlardır. Bulanık rasgele değişkenlere sahip problemin çözümü için Robust programlama yaklaşımını ele almışlardır (Luhandjula and Gupta, 1996).

Hulsurkar *et al.* 1997 yılında, yaptıkları çalışmada çok amaçlı stokastik doğrusal programlama problemine bulanık programlama yaklaşımının bir uygulamasını sunmuşlardır. Önerilen stokastik programlama problemini deterministik bir probleme dönüştürdükten sonra uzlaşık çözümü bulmak için bulanık programlama yaklaşımını uygulamışlardır. Amaç fonksiyonundaki ve kısıtlardaki karar değişkenlerinin katsayılarını ve sağ taraftaki parametrelerinin normal rasgele değişkenler olduğunu varsayıp, olasılık problemini deterministik bir probleme dönüştürmek için bir yöntem sunmuşlardır. Yöntem optimal uzlaşma çözümü gibi etkili bir çözüm sunmuştur. Yöntemi sayısal bir örnek ile göstermişlerdir (Hulsurkar *et al.*, 1997).

Deák 1998 yılında, m boyutlu normal dağılım veya bir doğru boyunca dağılım fonksiyonuna yaklaşan çeşitli doğrusal regresyon tahmin edicileri sunmuştur. Bu regresyon tahmin edicileri kuadratik fonksiyonlar veya kuadratik fonksiyonların basit fonksiyonlarıdır ve stokastik programlama problemlerinin optimizasyonu sırasında ortaya çıkan sayısal problemlere uygulanabilir (Deák, 1998).

Liu and Iwamura 1998 yılında, yaptıkları çalışmada şans kısıtlı programlamayı stokastikten bulanık ortama genişletmişlerdir. Stokastik programlamaya yakın, bulanık ortamda şans kısıtların bazı deterministik eşitliklerini sunmuşlardır. Aynı zamanda deterministik eşitliklere dönüştürülmesi zor olan şans kısıtları için bulanık simülasyon tekniği sunmuşlardır. Son olarak bu tür problemleri ve bazı sayısal örnekler çözmek için genetik algoritma tabanlı bir bulanık simülasyon tasarlamışlardır (Liu and Iwamura, 1998).

Mohammed 2000 yılında, stokastik hedef programlama ve şans kısıtlı doğrusal hedef programlama yaklaşımı hakkında temel bir fikir sunmuştur. Sağ taraf değerleri düzgün dağılıma sahip rasgele değişkenler olduğu zaman stokastik bulanık hedef programlama problemini dikkate almıştır ve olasılıksal hedef programlamayı deterministik hedef programlamaya dönüştüren metot geliştirmiştir (Mohammed, 2000).

Sinha *et al.* 2000 yılında, sağ taraf değerlerinin (bi) normal dağılmış rasgele değişken oldukları ve kısıtların ortak dağılıma sahip oldukları durumda bir çok amaçlı şans kısıtlı programlama problemi olarak ele almışlardır. Olasılıksal problem bir deterministik doğrusal olmayan programlama eşitliğine dönüştürülmüştür. Uzlaşık bir çözüm elde etmek için bulanık programlama tekniğini uygulamıştır. Yöntemi sayısal bir örnek ile açıklamıştır (Sinha *et al.*, 2000).

Liu 2000 yılında, stokastik ortamın aksine bulanık ortamda bağımlı şans çok amaçlı programlama ve bağımlı şans hedef programlama gibi bağımlı şans programlamanın yapısını sunmuştur. Aynı zamanda belirsiz ortamların, olayların şans fonksiyonlarını ve mevcut kısıtların kapsamını stokastikten bulanık durumlara genişletmiştir (Liu, 2000).

Jana and Biswal 2004 yılında, parametrelerin sürekli rasgele dağılıma sahip olduğu şans kısıtlı stokastik programlama problemlerinin çözümü için genetik algoritma tabanlı bir stokastik simülasyon sunmuşlardır. Şans kısıtların genel olarak deterministik eşitliklerini bulmak çok zor olduğundan dolayı çalışmada spesifik olarak normal, düzgün, üstel ve lognormal dağılımları dikkate almışlardır. Stokastik simülasyon kullanarak şans kısıtların uygunluğunu kontrol etmişlerdir ve optimal çözüm elde etmek için genetik algoritma yöntemini kullanmışlardır. Önerilen yöntemin etkinliğini sayısal bir örnek ile kanıtlamışlardır (Jana and Biswal, 2004).

Aringhieri 2004 yılında, gerçek hayat problemlerindeki belirsizlikler ile baş edebilmek için şans kısıtlı stokastik problemin çözümü için Tabu arama ve simülasyonu birleştirmiştir. Önerilen yöntemi test etmek için iki tane NP (nondeterministic polynomial time)-zor optimizasyon problemine uygulamıştır. Elde edilen sonuçlar önerilen yöntemin deterministik versiyonla karşılaştırılabilir kalitede olduğunu göstermiştir (Aringhieri, 2004).

Talluri *et al.* 2006 yılında, yapmış oldukları çalışmada belirsiz olan çoklu performans ölçümlerinin var olduğu durumda satıcı değerlendirme problemlerindeki boşluğu doldurmak için bir şans kısıtlı veri zarflama analizi yaklaşımını sunmuşlardır. Önerilen yaklaşımı bir farmakoloji şirketinin eski verilerine uygulamışlardır (Talluri *et al.*, 2006).

DePaolo and Rader Jr 2007 yılında, şans kısıtlı stokastik programlama problemi için bir Greedy (açgözlü) sezgisel algoritması önermişlerdir. Önerilen metodu bir gerçek hayat problemine uygulamışlardır. Elde edilen sonuçlar özellikle normal rasgele değişkenlerin binom rasgele değişkenlere yaklaştığında iyi sonuçlar verdiğini göstermiştir (DePaolo and Rader Jr, 2007).

Guo and Huang 2009 yılında, ikili belirsizlik altında su kaynaklarının yönetimi için iki aşamalı bulanık şans kısıtlı programlama yaklaşımı önermişlerdir. Önerilen yaklaşımı üç kullanıcıya sahip bir su kaynak yönetim sistemine uygulamışlardır. Sonuçlar önerilen yaklaşımın sayesinde sistemin uygulanabilirliğinin ve faydasının maksimum seviyeye çıktığını göstermiştir (Guo and Huang, 2009).

Watson *et al.* 2010 yılında, problemin rasgele değişkenlerinin farklı bir şekilde dağıldığı şans kısıtlarına sahip geniş kapsamlı stokastik programlamayı çözmek için Lagrange

gevşetmesi ve senaryo ayrışması kombinasyonunu önermişlerdir. Önerilen algoritma tamsayılı karar değişkenine sahip olsun veya olmasın hem zor hem de çok büyük şans kısıtlı stokastik programlamalar için hızlı bir şekilde optimal sonuca yakın sonuçlar göstermiştir (Watson *et al.*, 2010).

Atalay ve Apaydın 2011 yılında, şans kısıtlı programlama problemini deterministik probleme dönüştürmek için bir metot geliştirmişlerdir. a_{ij} rasgele değişkenlerini bağımsız Gama dağılımına sahip olduğu varsayımı altında şans kısıtlı programlama problemini ele almışlardır. Daha sonra Gama ve normal dağılımdan elde edilen sonuçları karşılaştırmışlardır (Atalay ve Apaydin, 2011).

Abdelaziz and Masmoudi 2012 yılında, yatak talebi rasgele olan bir dizi hastanenin yatak kapasite yönetimini incelemişlerdir. Hastane bölümlerine yatakları atamak için bir çok amaçlı stokastik programlama modeli önermişlerdir. Bir belirli eşitlik programını, hedef programlama ve şans kısıtlı yaklaşım yardımıyla türetmişlerdir (Abdelaziz and Masmoudi, 2012).

Ding and Wang 2012 yılında, stokastik şans kısıtlı doğrusal programlama problemi için stokastik simülasyon dayalı yeni bir simplex algoritması önermişlerdir (Ding and Wang, 2012).

Nazemi and Tahmasbi 2013 yılında, şans kısıtlı optimizasyon problemlerini çözmek için yüksek performanslı bir neural network modeli sunmuşlardır. Temel düşünceleri şans kısıtlı problemi eşdeğer bir ikinci dereceden koni programlama modeline dönüştürmektir. O zaman bir neural network modeli elde edilen problemi çözecektir. Simülasyon sonuçları, önerilen neural network modelinin uygulanabilir ve verimli olduğunu göstermiştir (Nazemi and Tahmasbi, 2013).

Mehrjerdi and Nadizadeh 2013 yılında, bulanık talepli ve kapasiteli rotalama problemini ele almışlardır. Araçlar ve depolar, bulanık talepli müşterilere hizmet etmek için önceden tanımlanmış bir kapasiteye sahiptir. Bu problemi çözmek için stokastik simülasyon içeren bir Greedy (açgözlü) kümeleme yöntemi önermişlerdir (Mehrjerdi and Nadizadeh, 2013).

Liu *et al.* 2015 yılında, belirsizlik altında bölgesel enerji sistem yönetimi için kesin olmayan stokastik ve bulanık birleşik şans kısıtlı programlama metodu önermişlerdir. Önerilen metodu birden fazla enerji kaynakları ve bölge için uzun dönemli enerji yönetim sistemine uygulamışlardır (Liu *et al.*, 2015).

Ren *et al.* 2016 yılında, sanayiler arasında optimal su dağıtımı için çok amaçlı stokastik kademeli hedef programlama modeli önermişlerdir. Önerdikleri modelde şans kısıtlı

programlama, kademeli programlama ve çok amaçlı hedef programlama entegre etmişlerdir. Geliştirilen modeli bir gerçek hayat problemine uygulamışlardır (Ren *et al.*, 2016).

Xu *et al.* 2017 yılında, Çin'in Pekin şehrinin enerji ve çevre yönetimini desteklemek için bir stokastik ve bulanık şans kısıtlı programlama modeli geliştirmişlerdir. Çalışma sonuçları önerilen yöntemin çevreci enerji dağıtım alternatifleri oluşturduğunu göstermiştir (Xu *et al.*, 2017).

Dong *et al.* 2018 yılında, esnek görev süreli stokastik bir montaj hattı dengeleme problemini ele almışlardır. Bu problemi çözmek için iki amaçlı şans kısıtlı karışık 0-1 programlama modeli geliştirmişlerdir (Dong *et al.*, 2018).

Quddus *et al.* 2018 yılında, bir biyoyakıt tedarik zinciri ağındaki hammadde mevsimselliğine bağlı belirsizlikleri dikkate alan iki aşamalı, şans kısıtlı stokastik bir programlama modeli sunmuşlardır. Önerilen optimizasyon modelini çözmek için karışık örnek ortalama yaklaşım algoritmasını kullanmışlardır (Quddus *et al.*, 2018).

Marković *et al.* 2018 yılında, yaptıkları çalışmada kısıt kümelerinde rasgele parametre olan bir stokastik programlama modelini incelemişlerdir. Problemi çözmek için, yinelemeli optimizasyon-simülasyon yaklaşımını kullanmışlardır. Yaklaşım iki aşamadan oluşmaktadır: İlk aşama optimizasyon aşaması, orijinal şans kısıtlı problemin deterministik bir karşılığının çözüldüğü aşamadır, ikinci aşama simülasyon aşaması ise orijinal kısıtlamaların Monte Carlo simülasyonu kullanılarak kontrol edildiği aşamadır. Önerilen yaklaşımın ve genel yaklaşımın sonuçlarını, reklam yerleşimi örneği üzerinde göstermişlerdir (Marković *et al.*, 2018).

Ahmadi and Amin 2019 yılında, yaptıkları çalışmada cep telefonu kapalı-döngü tedarik zinciri ağındaki toplam kârı en üst düzeye çıkarmak için stokastik talepli ve getirisi olan çok amaçlı karışık tam sayılı doğrusal programlama formülasyonu önermişlerdir. Önerilen matematiksel modelin uygulamasını gerçek haritalar kullanılarak Kanada, Toronto'da göstermişlerdir (Ahmadi and Amin, 2019).

Zhou *et al.* 2019 yılında, karmaşık belirsizlikler altında bir elektrik enerjisi sisteminde sürdürülebilir yönetimin planlanması için tip-2 bulanık şans kısıtlı kademeli entegre programlama yaklaşımı geliştirmişlerdir. Önerilen yaklaşımı tipik bir elektrik enerji sistemine uygulamışlardır. Elde edilen sonuçlar, bu yaklaşımın istenen enerji/elektrik dağıtımını yürütmek ve karar vericilerin farklı girdi senaryoları altında uygun kararlar vermelerine yardımcı olmak için kullanılabileceğini göstermiştir (Zhou *et al.*, 2019).

Kınay ve diğerleri 2019 yılında, tek kaynak kullanımı ile ayrı stokastik tesis yeri problemleri için çok kriterli modelleme yapılarını araştırmışlardır. Talebin stokastik ve hizmet

düzeyinin olduğu varsayımı altında, problemi olasılıksal kısıtlar kümesi olarak modellemişlerdir. Önerilen modeli iki gerçek karşılaştırma veri seti kullanarak test etmişlerdir. Sonuçlar, araştırılan tesis yeri sorunları türündeki belirsizlik ve çoklu hedeflerin dikkate alınmasının karar vermeyi daha iyi destekleyebilecek çözümlere yol açtığını göstermiştir (Kınay ve diğerleri 2019).

Ren *et al.* 2019 yılında, çoklu belirsizlik altında tarımsal su ve optimizasyon arazi tahsisi için çok amaçlı stokastik bulanık programlama ve Analitik Hiyerarşi Süreci metodu entegre etmişlerdir. Önerilen modeli Çin'in Gansu Eyaleti, Huawei City'deki bir vaka çalışmasına uygulamışlardır. Elde edilen sonuçlara dayanarak, karar vericilerin çok amaçlı ve belirsizlikler altında sulama suyu ve arazi kaynaklarının optimum kullanımı konusunda makul kararlar verebileceği söylenmiştir (Ren *et al.*, 2019).

Lim *et al.* 2019 yılında, tahliye şebekelerindeki trafik talebi belirsizliğini modellemek için şans kısıtlı problemlerin robust (sağlam) yaklaşımlarını araştırmışlardır. Yol temelli bir model kullanarak, rasgele talebin kısmi bilgisi altında tahliye problemi için minimum boşaltma süresi bulunması amaçlanmıştır. Sayısal örnekler, önerilen yaklaşımın, talep dağılımının bilinen bir olasılık dağılımını izlediği varsayımı altında, şans kısıtlı bir programlama modeli tarafından sağlanan çözümle karşılaştırıldığında çözüm uygulanabilirliği ve sağlamlığı açısından iyi çalıştığını göstermiştir (Lim *et al.*, 2019).

El Sayed *et al.* 2020 yılında, stokastik bulanık çok seviyeli çok amaçlı kademeli karar verme problemini çözmek için yeni bir M-TOPSIS (Modife Edilmiş Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution) yöntemini sunmuşlardır. Önerilen modelde, kademeli hedeflerin katsayıları ve skalaları bulanık bir yapıya sahiptir. Sağ taraf katsayıları stokastik parametrelerdir, hem sol taraf katsayıları hem de tolerans ölçümleri bulanık türdedir (El Sayed *et al.*, 2020).

Gupta *et al.* 2020 yılında, kapasiteli stokastik ulaştırma problemini, rota üzerindeki bazı kapasiteli kısıtları ele alarak çok amaçlı optimizasyon modeli olarak formüle etmişlerdir. Bu formülasyonda tedarik ve talep kısıtlarının parametrelerinin gama dağılımına sahip olduğu varsayılmıştır. Bilinmeyen parametrelerin belirli bir olasılık seviyesiyle olasılık dağılımlarını değerlendirmek için şans kısıtlı programlama yaklaşımı ve maksimum olabilirlik tahmini yaklaşımını kullanmışlardır. Ayrıca, bazı amaç fonksiyon katsayılarını doğada belirsiz olarak kabul etmişlerdir. Ulaşım üzerine bir vaka çalışması ile önerilen yaklaşımın uygulama adımlarını göstermişlerdir (Gupta *et al.*, 2020).

Şans Kısıtlı Stokastik Programlama

Problemlerin kısıtları bazen rassal parametreler içerebilir. Böyle durumlarda, kısıtların belirli dağılımlara ait olasılık seviyelerinin izin verdiği ölçüde bozulmasına müsaade eden stokastik programlama yaklaşımına şans kısıtlı programlama yaklaşımı denir. Problemin stokastik yapısı doğrusal kısıtın beklenen değeri ve kısıtın bozulma genişliği ile birleştirilerek deterministik hale getirilir ve simpleks yöntemle çözülebilir (Sawyer and Lin, 1998). Şans kısıtlı doğrusal programlama modelinin genel gösterimi aşağıdaki gibidir:

$$\text{maksimum}(\text{minimum}) Z^{(k)}(x) = \sum_{j=1}^n c^{(k)}_j \cdot x_j \quad k = 1, \dots, K \quad (3.4)$$

$$P [\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j \leq b_i] \geq 1 - \alpha_i \quad (3.5)$$

$$x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3.6)$$

$$\alpha_i \in (0,1) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.7)$$

Model parametreleri $c^{(k)}$, a_{ij} ve b_i katsayılarının tümü, ikili veya tek olarak rassal değişkenlerdir ve α_i 'ler önceden belirlenen olasılıklardır. Eşitlik (3.5), i. şans kısıtını gösterir.

$$P [\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j \leq b_i] \geq 1 - \alpha_i \quad (3.8)$$

Burada en azından $(1 - \alpha_i)$ olasılığı karşılanmalıdır. Kolaylık için, karar değişkenleri x_j 'lerin deterministik yapıda olduğu varsayılmıştır. $c^{(k)}$, a_{ij} ve b_i 'ler ortalaması ve varyansı bilinen normal dağılıma sahip rasgele değişkenlerdir. Burada 7 farklı alt durum ortaya çıkmaktadır:

Durum 1: Yalnız a_{ij} katsayılarının rasgele değişken olduğu,

Durum 2: Yalnız b_i katsayılarının rasgele değişken olduğu,

Durum 3: Yalnız $c_j^{(k)}$ katsayılarının rasgele değişken olduğu,

Durum 4: a_{ij} ve b_i katsayılarının her ikisi de rasgele değişken olduğu,

Durum 5: a_{ij} ve $c_j^{(k)}$ katsayılarının her ikisi de rasgele değişken olduğu,

Durum 6: $c_j^{(k)}$ ve b_i katsayılarının her ikisi de rasgele değişken olduğu,

Durum 7: a_{ij} , b_i ve $c_j^{(k)}$ katsayılarının hepsi rasgele değişken olduğu.

Ancak 4 durum dikkate alınacaktır. Çünkü diğer durumlar bu dört durumun kombinasyonu ile elde edilebilir (Hulsurkar vd., 1997).

Durum 1: Yalnız a_{ij} katsayılarının rasgele değişken olduğu

a_{ij} , $E(a_{ij})$ ortalamalı ve $Var(a_{ij})$ varyanslı normal dağılıma sahip rasgele değişken olsun. a_{ij} ve a_{kl} rasgele değişkenleri arasındaki kovaryansın bilindiği varsayalım. d_i rasgele değişkeni;

$$d_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j, \quad i = 1, \dots, m \quad (3.9)$$

Biçiminde tanımlansın. $a_{i1}, \dots, a_{in}$ katsayıları normal dağılımlı rasgele değişkenler ve $x_1, \dots, x_n$ karar değişkenleri olmak üzere, d_i rasgele değişkeni;

$$E(d_i) = \sum_{j=1}^n E(a_{ij}x_j), \quad i = 1, \dots, m \quad (3.10)$$

ve

$$Var(d_i) = X^T V_i X, \quad i = 1, \dots, m \quad (3.11)$$

ile normal dağılır. Burada V_i , i. kovaryans matrisi şu şekilde tanımlanabilir:

$$V_i = \begin{bmatrix} Var(a_{i1}) & Cov(a_{i1}, a_{i2}) & \dots & Cov(a_{i1}, a_{in}) \\ Cov(a_{i2}, a_{i1}) & Var(a_{i2}) & \dots & Cov(a_{i2}, a_{in}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ Cov(a_{in}, a_{i1}) & Cov(a_{in}, a_{i2}) & \dots & Var(a_{in}) \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

(3.5) kısıtı aşağıdaki gibi ifade edilebilir;

$$P[d_i \leq b_i] \geq 1 - \alpha_i,$$

$$P\left[\frac{d_i - E(d_i)}{\sqrt{Var(d_i)}} \leq \frac{b_i - E(d_i)}{\sqrt{Var(d_i)}}\right] \geq 1 - \alpha_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (3.13)$$

Burada $(d_i - E(d_i))/\sqrt{Var(d_i)}$ ortalaması sıfır ve varyansı bir olan standart normal dağılıma sahip rasgele bir değişkendir. Bu yüzden, d_i gerçekleştirme olasılığı b_i 'ye eşit veya en az b_i , şu şekilde yazılabilir:

$$P[d_i \leq b_i] = \varphi\left[\frac{b_i - E(d_i)}{\sqrt{Var(d_i)}}\right] \quad (3.14)$$

burada $\varphi(z)$ standart normal dağılıma sahip z 'nin dağılım fonksiyonunu temsil eder. K_{α_i} standart normal dağılım değişkeni olarak gösterilirse;

$$\varphi(K_{\alpha_i}) = 1 - \alpha_i, \quad (3.15)$$

Sonra (3.13) kısıtı şu şekilde ifade edilir:

$$\varphi\left[\frac{b_i - E(d_i)}{\sqrt{Var(d_i)}}\right] \geq \varphi[K_{\alpha_i}], \quad i = 1, \dots, m \quad (3.16)$$

bu eşitsizlik sadece

$$\frac{b_i - E(d_i)}{\sqrt{\text{Var}(d_i)}} \geq K_{\alpha_i}$$

Olduğu durumda sağlanır veya

$$E(d_i) + K_{\alpha_i} \sqrt{\text{Var}(d_i)} \leq b_i \quad i = 1, \dots, m \quad (3.17)$$

Şeklinde yazılabilir. (3.17) eşitsizliğinde d_i rasgele değişkeninin değeri yerine konularak (3.18) eşitsizliği elde edilir.

$$\sum_{j=1}^n E(a_{ij}) \cdot x_j + K_{\alpha_i} \sqrt{X^T V_i X} \leq b_i \quad i = 1, \dots, m \quad (3.18)$$

Bunlar orijinal olasılıksal doğrusal kısıtlara eşdeğer olan deterministik doğrusal olmayan kısıtlardır. Bu yüzden, olasılıksal programlama probleminin çözümü deterministik doğrusal olmayan programlama probleminin çözülmesi ile elde edilebilir:

$$\text{maksimize(minimize)} = z^{(k)}(x) = \sum_{j=1}^n c_j^{(k)} x_j, \quad k = 1, \dots, K$$

Kısıtlar

$$\sum_{j=1}^n E(a_{ij}) \cdot x_j + K_{\alpha_i} \sqrt{X^T V_i X} \leq b_i \quad i = 1, \dots, m$$

$$x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (3.19)$$

Normal dağılmış bütün a_{ij} rasgele değişkenleri bağımsız ise, o zaman kovaryans sıfır olacaktır. Bu durumda (3.18) kısıtı şu şekilde yazılabilir:

$$\sum_{j=1}^n E(a_{ij}) \cdot x_j + K_{\alpha_i} \sqrt{\sum_{j=1}^n \text{Var}(a_{ij}) \cdot x_j^2} \leq b_i \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.20)$$

Durum 2: Yalnız b_i katsayılarının rasgele değişken olduğu

b_i , $E(b_i)$ ortalamalı ve $\text{Var}(b_i)$ varyanslı normal dağılıma sahip rasgele değişkenler olsun. Bu durumda (3.5) kısıtı

$$P \left[\frac{(b_i - E(b_i))}{\sqrt{\text{Var}(b_i)}} \leq \frac{(\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j - E(b_i))}{\sqrt{\text{Var}(b_i)}} \right] \geq p_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.21)$$

biçiminde yazılır. Burada $p_i = 1 - \alpha_i$ ve $(b_i - E(b_i)) / \sqrt{\text{Var}(b_i)}$ standart normal rasgele değişkendir. Bu durumda (3.21) ile verilen eşitsizlik

$$P \left[\frac{(b_i - E(b_i))}{\sqrt{\text{Var}(b_i)}} \leq \frac{(\sum_{j=1}^n a_{ij} x_j - E(b_i))}{\sqrt{\text{Var}(b_i)}} \right] \leq 1 - p_i, \quad (3.22)$$

biçimine dönüşür. Eğer K_{p_i} , $\Phi(K_{p_i}) = 1 - p_i$ olan standart normal değişkenin değeri olarak alınırsa (3.22) ile verilen kısıtlar,

$$\Phi \left[\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j - E(b_i)}{\sqrt{\text{Var}(b_i)}} \right] \leq \Phi[K_{pi}], \quad (3.23)$$

biçiminde ifade edilir. (3.23) eşitsizliği sadece

$$\frac{\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j - E(b_i)}{\sqrt{\text{Var}(b_i)}} \leq K_{pi}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.24)$$

olduğu durumda sağlanır ya da,

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j \leq E(b_i) + K_{pi} \sqrt{\text{Var}(b_i)}, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.25)$$

şeklinde de yazılabilir. Böylece olasılıksal doğrusal programlama problemine denk olan deterministik doğrusal programlama problemi,

$$\text{maksimize(minimize)} = z^{(k)} = \sum_{j=1}^n c_j^{(k)} x_j, \quad k = 1, \dots, K$$

kısıtlar

$$\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j \leq E(b_i) + K_{pi} \sqrt{\text{Var}(b_i)} \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.26)$$

$$x_j \geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n$$

biçiminde ifade edilir (Hulsurkar vd., 1997).

Durum 3: Yalnız $c_j^{(k)}$ katsayılarının rasgele değişken olduğu

$c_j^{(k)}$, k. ıncı amaç fonksiyonu $z^{(k)}$ 'da normal dağılıma sahip rasgele değişkenler olsun. $z^{(k)}$ 'nın ortalaması $E(z^{(k)})$ şeklinde verilsin. Bu durumda olasılıksal doğrusal programlama problemine denk olan deterministik doğrusal programlama denklemi aşağıdaki gibidir:

$$E(z^{(k)}) = \sum_{j=1}^n E(c_j^{(k)}) x_j, \quad k = 1, \dots, K \quad (3.27)$$

Burada, $E(c_j^{(k)})$, $c_j^{(k)}$ 'nın ortalama değeri, $k = 1, \dots, K$.. Böylece, bir deterministik vektör maksimum (minimum) problemi bir E-modeli olarak formüle edilebilir:

$$\text{maksimize(minimize)} = E(z^{(k)}) = \sum_{j=1}^n E(c_j^{(k)}) x_j, \quad k = 1, \dots, K$$

kısıtlar

$$P[\sum_{j=1}^n a_{ij} \cdot x_j \leq b_i] \geq 1 - \alpha_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.28)$$

$$x_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, n$$

Durum 4: a_{ij} ve b_i katsayılarının rasgele değişken olduğu

(3.5) kısıtı şu şekilde gösterilebilir:

$$P[h_i \leq 0] \geq 1 - \alpha_i, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.29)$$

burada h_i is bir rasgele değişken olarak tanımlanır,

$$h_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j - b_i \quad (3.30)$$

h_i normal dağılmış rasgele değişkenlerin bir doğrusal kombinasyonu olarak verilsin, o zaman h_i normal dağılıma sahip olacaktır. Bu yüzden (3.29) kısıtı şu şekilde yazılabilir:

$$\left[\frac{h_i - E(h_i)}{\sqrt{Var(h_i)}} \leq \frac{-E(h_i)}{\sqrt{Var(h_i)}} \right] \geq 1 - \alpha_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (3.31)$$

Burada $(h_i - E(h_i))/\sqrt{Var(h_i)}$ bir standart normal rasgele değişkendir. K_{α_i} standart normal rasgele değişken değerini temsil ederse,

$$\phi[K_{\alpha_i}] = 1 - \alpha_i, \quad (3.32)$$

(3.31) kısıtı şu şekilde yazılabilir:

$$\left[\frac{-E(h_i)}{\sqrt{Var(h_i)}} \right] \geq \phi[K_{\alpha_i}], \quad i = 1, \dots, m \quad (3.33)$$

Olduğu durumda sağlanır veya (3.34) eşitsizliği şeklinde yazılabilir:

$$\begin{aligned} \frac{-E(h_i)}{\sqrt{Var(h_i)}} &\geq K_{\alpha_i}, \quad i = 1, \dots, m \\ E(h_i) + K_{\alpha_i}\sqrt{Var(h_i)} &\leq 0, \quad i = 1, \dots, m \end{aligned} \quad (3.34)$$

Dolayısıyla, olasılıksal doğrusal programlama problemi deterministik doğrusal olmayan programlama problemi olarak ifade edilebilir:

$$\text{maksimize(minimize)} = z^{(k)}(x) = \sum_{j=1}^n c_j^{(k)}x_j, \quad k = 1, \dots, K \quad (3.35)$$

kısıtlar

$$\begin{aligned} E(h_i) + K_{\alpha_i}\sqrt{Var(h_i)} &\leq 0, \quad i = 1, \dots, m \\ x_j &\geq 0 \quad j = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (3.36)$$

biçimine dönüştürülür (Taha, 1997).

Bulanık Doğrusal Programlama

Bulanık mantık, bulanık küme mantığına dayanır ve ilk olarak 1965 yılında Lotfi A. Zadeh tarafından tanımlanmıştır. Bulanık küme, bu kümeye ait olan herhangi bir dereceye karşılık gelir ve 'üyelik değeri' ile tanımlanır. Klasik anlayışa göre, bir eleman bir kümenin üyesidir veya üyesi değildir. Bulanık mantıkta kümeye ait olma derecesi, kümeye ait olmadığını

gösteren 0 ile bu kümenin üyesi olmayı ifade eden 1 arasında değişir. Bir kümeye ait olma derecesi, üçgen ve yamuk gibi standart fonksiyonlarla tanımlanabilir (Demiral, 2013). Bulanık mantık ve DP'nin birleşimi olan bulanık doğrusal programlama (BDP), ilk olarak 1970 yılında Bellman ve Zadeh tarafından ortaya atılmıştır (Bellman and Zadeh, 1970).

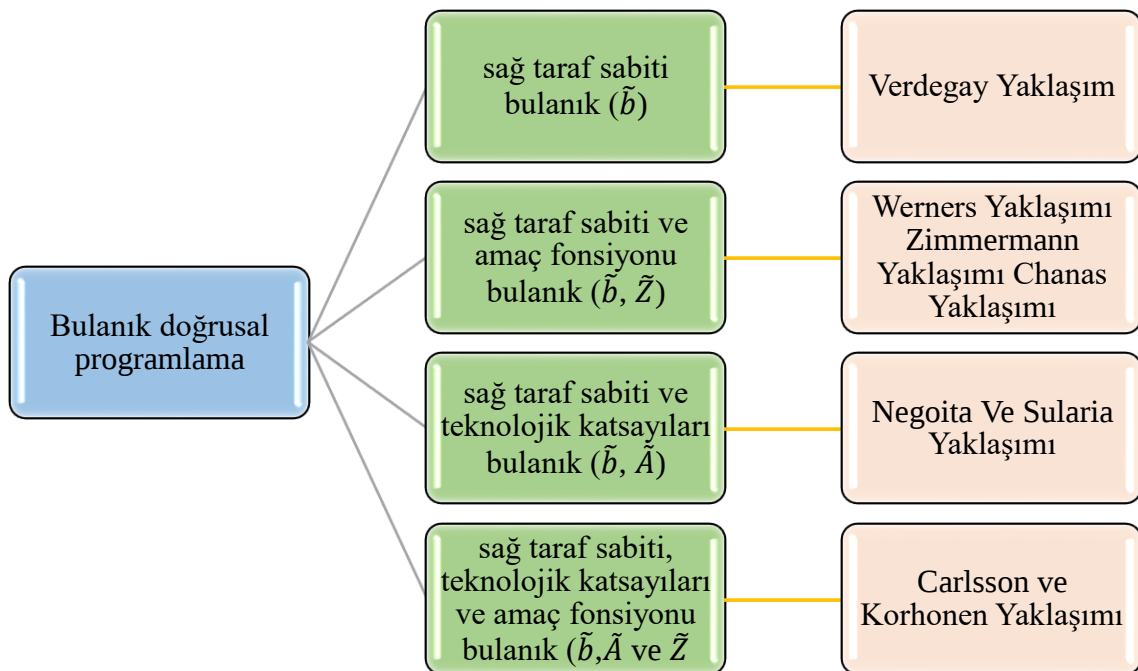
Bir BDP modelinin en genel formülasyonu, a_{ij} , b_i ve c_j bulanık parametreler olmak üzere aşağıdaki gibidir (Paksoy *et al.*, 2013):

$$\max = \sum_{j=1}^n \tilde{c}_j x_j \quad (3.37)$$

$$\sum_{j=1}^n \tilde{a}_{ij} x_j \leq \tilde{b}_i, \quad i = 1, \dots, m \quad (3.38)$$

$$x_j \geq 0 \quad (3.39)$$

Burada, (3.37) eşitliği amaç fonksiyonunu, (3.38) eşitliği modelin kısıtlarını ve (3.39) eşitliği değişkenlerin negatif olmama durumunu göstermektedir. c_j amaç fonksiyonunun katsayısı, b_i mevcut kısıt kaynak miktarı ve a_{ij} teknik katsayıdır. c_j , b_i , a_{ij} parametreleri belirsizliklerden veya bilgi eksikliğinden dolayı genellikle bulanık olarak ele alınır ve bu bulanık sayıların formüle edilebilmesi için de üyelik fonksiyonlarından ($\mu_i(x)$) yararlanır. Bulanık modelde amaç fonksiyonu, teknik katsayıları ve sağ taraf sabitleri hepsi bir arada bulanık olabileceği gibi tek tek de bulanık olabilirler (Sungur, 2008). Bulanık doğrusal programlama yaklaşımlarına ilişkin sınıflandırma Şekil 9'da verildiği gibidir (Paksoy *et al.*, 2013).



Şekil 9. Bulanık doğrusal programlama yaklaşımlarına ilişkin sınıflandırma (Paksoy *et al.*, 2013)

Bu çalışmada problemin amaç fonksiyonu ve teknik katsayıların bulanık olarak ele alındığından dolayı aşağıda verilen Carlsson ve Korhonen yaklaşımı kullanılmıştır (Paksoy et al., 2013).

$$\max = \sum_{j=1}^n \tilde{c}_j x_j \quad (3.40)$$

$$\sum_{j=1}^n \tilde{A}_{ij} x_j \leq \tilde{B}_i, \quad (i \in N) \quad (3.41)$$

$$x_j \geq 0 \quad (j \in N) \quad (3.42)$$

Karar vericinin, parametrelerin olası değerleri için $[c^0, c^1)$, $[A^0, A^1)$ ve $[b^0, b^1)$ aralıklarını belirlediği varsayılın. Belirlenen aralıktaki alt sınırlar çözümün uygulanabilir olduğu risksiz bölgeleri gösterirken üst sınırlar ise gerçek üstü ve mümkün olmayan parametre değerlerini temsil etmektedir. Bu değerlerin kullanımıyla elde edilen çözümler uygulanabilir değildir. “Risksiz” parametre değerlerinden “mümkün olmayan” değerlere doğru hareket edildiğinde yüksek dereceli çözümlerden düşük derecelilere, güvenli olandan iyimser çözümlere gidilir. Dolayısıyla görev, parametrelerdeki hassasiyetten uzaklığın derecesinin bir fonksiyonu olarak optimal bir “uzlaşma” ya varmaktır. Üyelik fonksiyonları μ ile gösterilmiş ve hangi parametreye ait olduğu indis ile (μ_c, μ_A, μ_b) belirtilmiştir. p , modeldeki bir parametreyi göstermektedir ve üyelik fonksiyonları aşağıdaki gibidir (Carlsson and Korhonen, 1986): $\mu_p = 1$ eğer $p \leq p_0$ ise, ve $\mu_p = 0$ ise $p \geq p_1$ üyelik fonksiyonları için, doğrusal, üstel, hiberbolik, ters hiberbolik, parçalı doğrusal gibi pek çok mümkün alternatif mevcuttur. Karar verici uygulama için bunlar arasından kendi tercihine göre bir çözüm seçebilir. Bu çalışmada bulanık parametreler için doğrusal üyelik fonksiyonları kullanılmıştır. Örneğin a parametresi için doğrusal üyelik fonksiyonu aşağıdaki gibidir (Paksoy et al., 2013):

$$a_{ij} = a_{ij}^1 + \mu_{a_{ij}}(a_{ij}^0 - a_{ij}^1) \quad (3.43)$$

Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli (OYEM)

Iniyan and Jagadeesan 1997 yılında tarafından geliştirilen deterministik Optimal Yenilenebilir Enerji Model (OYEM) aşağıdaki gibidir (Iniyan and Jagadeesan, 1997):

Amaç fonksiyonu;

$$\text{Minimize } \sum_{j=1}^6 \sum_{i=1}^l \left(\frac{C_{ij}}{\eta_{ij}} \right) X_{ij} \quad (3.44)$$

Kısıtlar

Sosyal kabul edilebilirlik;

$$\sum_{j=1}^6 \left[\sum_{i=1}^l \left(\frac{X_{ij}}{S_{ij}} \right) \geq D_j \right] \quad (3.45)$$

Potansiyel limit;

$$\sum_{j=1}^6 [\sum_{i=1}^m X_{ik} \leq P_k] \quad (3.46)$$

Talep;

$$\sum_{j=1}^6 [\sum_{i=1}^l X_{ij} \geq D_j] \quad (3.47)$$

Güvenirlilik;

$$\sum_{k=1}^3 \left[\left(\frac{1}{R_k} \right) \sum_{i=1}^m X_{ik} \leq P_k \right] \quad (3.48)$$

Burada; η sistem etkililiği; C sistem maliyeti; D talep; P potansiyel limit; S sosyal kabul edilebilirlik; i yenilenebilir enerji sistemi; m: ilgili kaynak sayısı; j son kullanıcı; k kaynak; l son kullanımdaki sistem sayısı ve X_{ij} i'inci yenilenebilir enerji sisteminden j. enerji çeşidi üretim miktarıdır.

Geliştirilen model, 2020-21 yıllarında son kullanıcıların çeşitli enerji ihtiyaçlarını (aydınlatma, yemek pişirme, pompalama, ısıtma ve taşıma) optimum şekilde karşılayabilmek amacıyla uygulanmıştır. Elde edilen sonuçlar yenilenebilir enerji kaynaklarının son kullanıcılara optimal şekilde dağıtıldığını göstermiştir (Iniyan and Jagadeesan, 1997). Iniyan and Jagadeesan (1998) OYEM modelini kullanarak rüzgâr enerji sisteminin etkinlik performansını analiz etmişlerdir (Iniyan and Jagadeesan, 1998). Sgvanthi and Williams (2000) OYEM modeline emisyon ve istihdam kısıtlarını eklemişlerdir (Suganthi and Williams, 2000). Iniyan and Sumathy (2003) yaptıkları çalışmada son kullanıcıların enerji ihtiyacını karşılamak için optimal şekilde yenilenebilir enerji kaynaklarını atamak için OYEM modelini kullanmışlardır. Modelin geçerliliğini test etmek için hassaslık analizi yapmışlar (Iniyan and Sumathy, 2003). Jebaraj *et al.* (2008) yılında OYEM modeline karbon vergisi ve emisyon kısıtlarını ekleyerek modeli geliştirmişlerdir. Aynı zamanda talep tahmini olarak yapay sinir ağları tahmin modelini kullanmışlardır (Jebaraj *et al.*, 2008). Jebaraj *et al.* (2013) OYEM modeline (Jebaraj *et al.* (2008) tarafından geliştirilen), emisyon ve karbon vergisi kısıtlarını bulanık değer olarak yenilik katmışlardır (Jebaraj *et al.*, 2013).

Gelecek için büyüme planlaması kararlarının alınmasında en önemli belirsizlik kaynaklarından birisi elektrik enerjisi talebinin büyümesidir. Tarihsel olarak enerji talebi büyümesi tahminleri, nüfus büyümesi modelleri, ekonomik büyüme modelleri, teknoloji dönüşümü, enerji fiyatları ve iklim tahminleri vb. modellerinin birleşimi ile elde edilmiştir. Aynı zamanda değişen iklim koşulları, enerji kaynaklarının ekonomik ve politik nedenlerden

dolayı kaynaklanabilecek kuru kapasitesindeki belirsizlik, ekonomik ve politik nedenlerden dolayı enerji kaynaklarından üretilen birim enerji maliyetinin değişimi bu parametrelerin tam olarak bilinemediğini göstermektedir. Ancak yukarıdaki modeller incelendiğinde, bu parametrelerin deterministik bir değer olarak alındığı görülmüştür bu ise gerçek hayat problemlerini tam olarak yansıtmamaktadır. Belirsizlik içeren parametreler stokastik veya bulanık süreçler ile tanımlandığında, bu parametrelerin belirsizliğini matematiksel programlama problemi olarak formüle etmek mümkün olabilmektedir. Bu sayede belirsiz parametreler, sonlu sonuçlar veya senaryolar olarak tanımlanabilmektedir.

GAMS

GAMS (The General Algebraic Modeling System) bir hazır paket programdır. GAMS matematiksel programlama ve optimizasyon için üst düzey bir modelleme sistemidir. İçerisinde dil derleyicisi ve yüksek performanslı bütünleşik çözücüler bulunmaktadır. Bu program, karmaşık ve büyük ölçekli modelleme uygulamaları için tasarlanmıştır ve karşılaşılan yeni durumlara hızlı bir şekilde adapte edilebilen büyük ve incelemesi kolay modeller oluşturmaya olanak sağlar. GAMS, doğrusal, doğrusal olmayan ve karışık tamsayılı optimizasyon problemleri modellemek için özel olarak tasarlanmasına karşın küçük modellere de açık halde çözüm üretme yeteneğine sahiptir (Anonymous, 2021)

Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)

Parçacık sürü optimizasyonu (PSO) çok karmaşık optimizasyon problemlerini bile çözmeye uygun, doğadan ilham alan, sürü zekası tabanlı bir meta-sezgisel optimizasyon algoritmasıdır. PSO ilk olarak 1995 yılında James Kennedy ve Russell Eberhart tarafından balık ve kuş gibi sürü halinde hareket eden bazı hayvanların yiyecek bulmak için temel ihtiyaçlarını giderirken sergiledikleri hareketlerin, sürüdeki diğer bireyleri etkilediğinin ve sürünün amacına daha kolay ulaştığının gözlemlenmesinden esinlenilerek geliştirilmiştir.

Parçacık adı verilen sürüdeki bireyler ilk başta çözüm uzayına rasgele dağılırlar. Ancak bir karınca yiyecek bulduğundan zaman daha sonra diğer karıncalarda orada yoğunlaşırlar. Diğer taraftan sürüdeki bireylerden biri tehlikeyi fark ettiğinde diğer bireylerde terk ederler. Bu durum bireyler arasında bir iletişim olduğunu gösterir. Bu iletişimi karıncaların koku salgılayarak gerçekleştirdiği düşünülmektedir.

Sürüdeki her bir birey yiyeceğe yakınlık bilgisini sürünün diğer bireyleri ile paylaşır, bu algorithmada “pbest” olarak adlandırılmaktadır ve pbest sürünün yerel en iyi konumu anlamına gelmektedir. Yiyecek bulmadan önce, aynı yiyeceğe farklı uzaklıkta bulunan karıncalardan yakın olanı daha çok koyu yayar, bu durum sürüdeki diğer bireyleri bir seçim yapmaya, yani

daha yoğun koku gelen tarafa yönelmeye iter. Algoritmada birde “gbest” diye adlandırılan global en iyi değer vardır. Bu değer sürüdeki bireylerin pbest değerleri içinden en iyi olanın seçilmesi ile elde edilir.

Kuş sürüleri de, karınca sürülerine benzer hareket ederler. Sürüdeki bireyler yiyeceğe yakınlık bilgisini paylaşır ve kuşlar yiyeceğe en yakın kuşa göre hızlarını ve pozisyonlarını belirlerler. Bu noktada öğrenme faktörleri devreye girmektedir. Sürüdeki bireyler hız ve pozisyonlarını “ c_1 ve c_2 ” diye gösterilen öğrenme faktörlerinden yararlanarak ayarlarlar. c_1 ve c_2 genellikle birbirlerine eşittir ve 2 değerini alırlar. Ancak (0,4) arasında farklı değerlerde alabilirler.

Eğer kuş sürüleri yerel en iyi değerlerden yararlanarak sonuca gidiyorsa, o zaman bir sürüdeki kuş sayısı ne kadar çoksa en doğru yolu en hızlı şekilde bulma olasılığı o kadar yüksektir.

“Parçacık sayısı” kullanılacak çözüm sayısıdır. Genellikle problemlerde parçacık sayısı küçük değer alınırken, karmaşık ve gerçek hayat uygulamalarında büyük değerler kullanılabilir.

Kuş ve balık sürüleri yaşam alanı içinde gerekli pozisyon bilgilerini 3 boyutlu $[x \ y \ z]$ düzlem kullanarak ifade ederken, karınca sürüsü için 2 boyutlu $[x \ y]$ bir düzlem bilgisi yiyeceğin yeri için yeterli olacaktır.

En iyi yerel değerler arasında yiyeceğe en yakın olan kuşun bilgisi global en iyi değer seçilip o tarafa yönelirken kuşlar sürü mantığına göre hızlarını ayarlayacaklardır. Fakat bu hızlar sürü içindeki hiyerarşiyi bozmaması için sınırlandırılmıştır. Bir kuş sürüden uzaklaşamaz diğer sürü üyesine olması gerekenden daha fazla yaklaşamaz gibi kuralların yanı sıra bir kuş yaşam alanının dışına kontrolsüz çıkacak şekilde hızlanamaz.

Parçacık sürü optimizasyon algoritması matematiksel olarak aşağıdaki gibi ifade edilir (Alam et al., 2016):

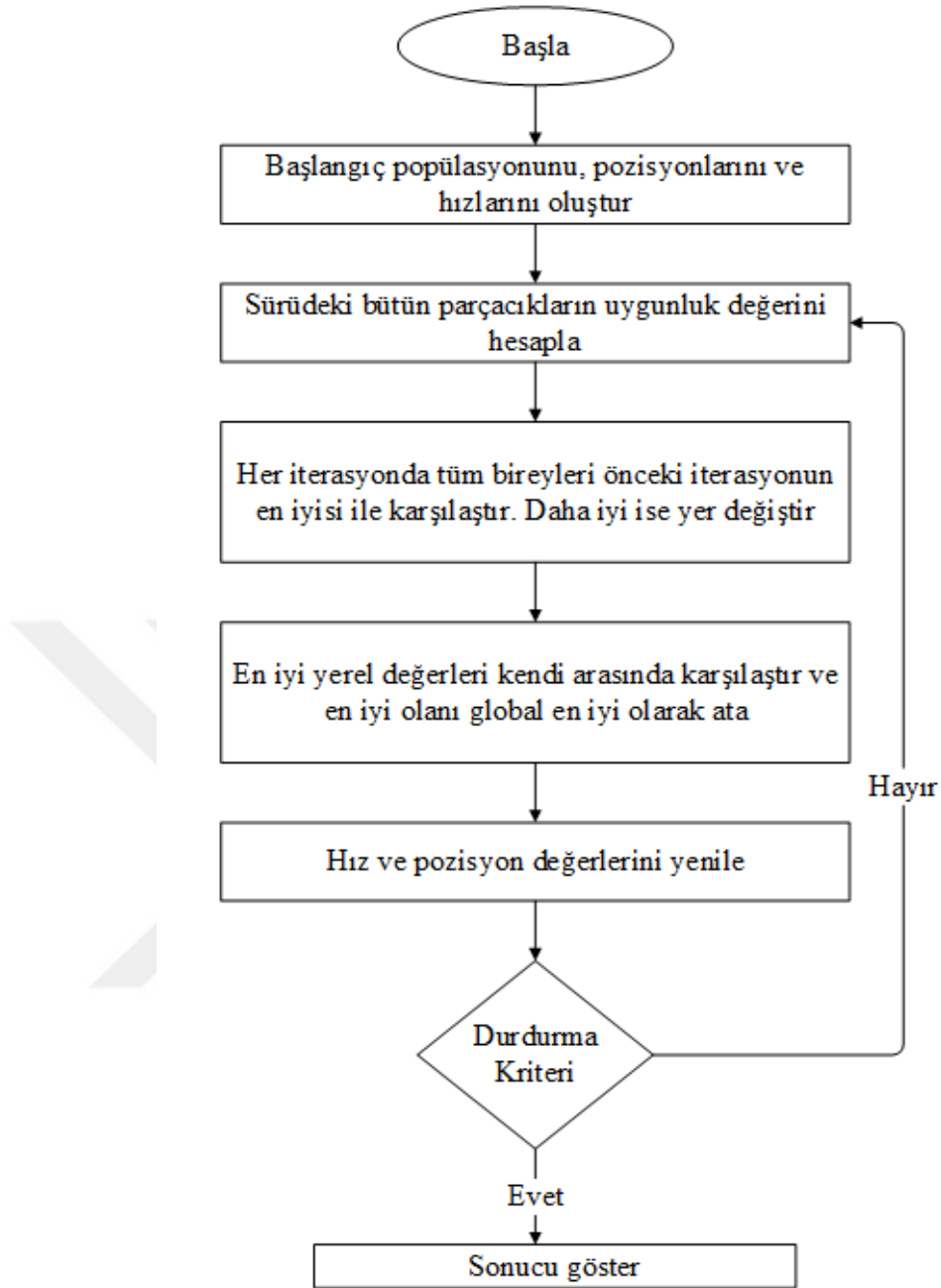
$$v_{i,j}^{t+1} = wv_{i,j}^t + c_1r_1(pbest_{i,j}^t - x_{i,j}^t) + c_2r_2(g_{bestj}^t - x_{i,j}^t) \quad (3.49)$$

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + v_{i,j}^{t+1} \quad (3.50)$$

Burada, başlangıç popülasyon (sürü) sayısı N , $i \in [1, N]$, boyutu D $x = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_N]$, $j \in [1, D]$, olarak gösterilir. Her bir parçacık $x_i = [x_{i,1}, x_{i,2}, x_{i,3}, \dots, x_{i,D}]$ olarak verilirken her bir parçacığın hızı $V_i = (V_{i,1}, V_{i,2}, V_{i,3}, \dots, V_{i,D})$ olarak gösterilir. $pbest_{i,j}^t$ t yinelemesi kadar i. parçacığın en iyi konumunu temsil ederken g_{bestj}^t sürünün global en iyi konumunu temsil eder (Alam et al., 2016). c_1 ve c_2 öğrenme faktörleridir. c_1 ve c_2 , her parçacığı kendisinin pbest ve

gbest'e doğru çeken, hızlanma terimlerini ifade eder. c_1 , parçacığın kendi tecrübelerine göre hareket etmesini, c_2 ise sürüdeki diğer parçacıkların tecrübelerine göre hareket etmesini sağlar. r_1 ve r_2 , (0,1) arasında düzgün dağılmış rasgele sayılardır). Bu değerlerden birisi ile yerel en iyi değer, diğeriyle ise ortak en iyi değer hesaplanır ve algoritmanın olasılıksal doğasını etkilemek için kullanılır (Çavuşlu, 2010). t ise iterasyon sayısını göstermektedir. w eylemsizlik ağırlığıdır, mevcut hız üzerinde önceki hızların etkisini kontrol etmek amacıyla kullanılan bir katsayıdır, 1'den küçük olmalıdır ve $[w_{min} w_{max}]$ arasında değişir. Buradaki amaç global ve yerel en iyiler arasında yapılan aramaların dengesini sağlamaktır. Eylemsizlik ağırlığı büyük olduğunda diğer bireylerin en iyilerini aramak kolaylaşırken, küçük olduğunda ise kendi en iyi değerlerini araması kolaylaşır. PSO 'nun akış şeması Şekil 10'da gösterildiği gibidir (Özsağlam, 2019).





Şekil 10. PSO'nun akış şeması (Özsağlam, 2019)

Tavlama Benzetimi (TB)

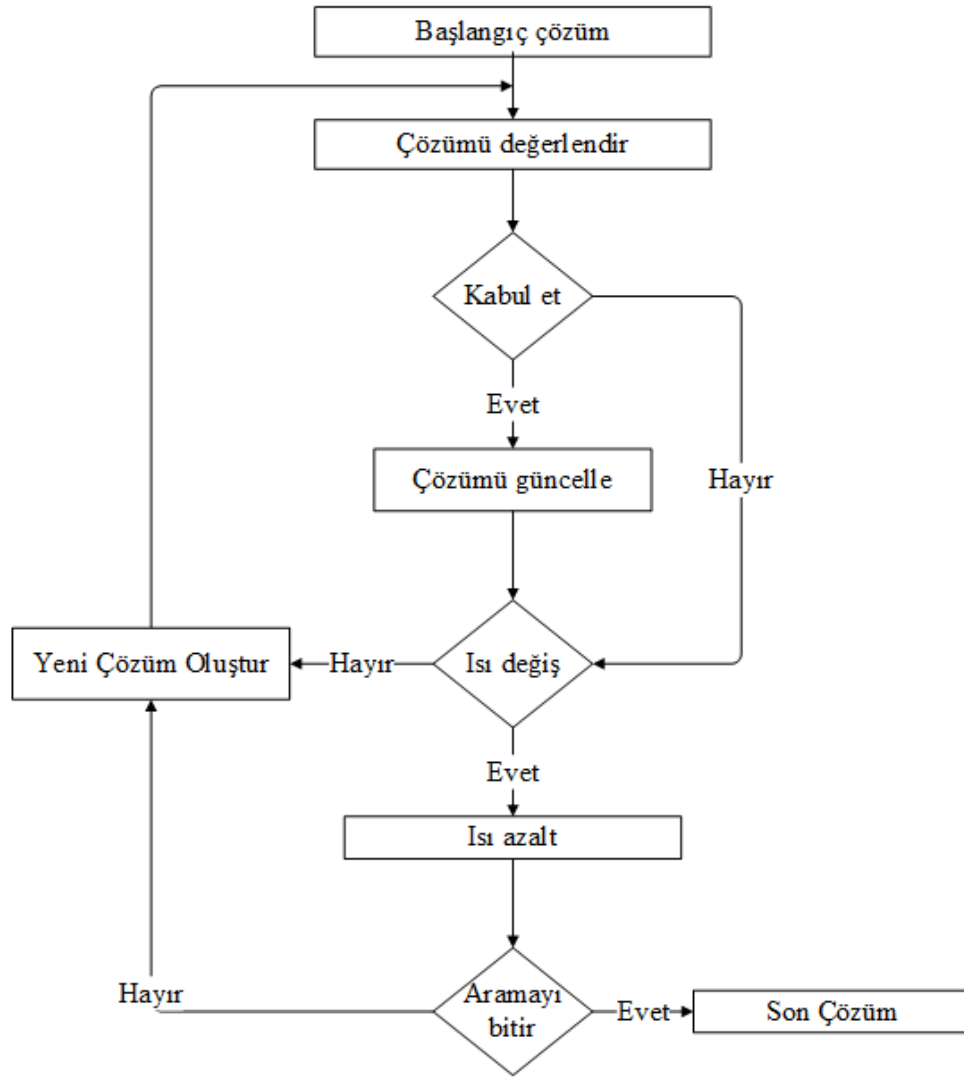
Tavlama benzetimi (TB) algoritması, çeşitli kombinatoriyal optimizasyon problemlerini çözmek için yaygın olarak kullanılan olasılıklı bir arama algoritmasıdır. TB kavramı ilk olarak 1953 yılında Metropolis *et al.* tarafından metallerin tavlama sırasında malzemelerdeki moleküllerin hareketini simüle etmek amacıyla önerilmiştir (Metropolis *et. al.*, 1953). Soğutma hızı moleküllerin hareket etmek için yeterli zamana sahip olmasına izin veriyorsa, moleküller en düşük enerji durumuna ve en yüksek kararlılık durumuna geçme eğilimindedir. Metropolis *et al.* optimum çözümlerle ilişkilendirilen en düşük enerji durumunu bulmak için tavlama

işlemini Monte Carlo olasılık mekanizmalarını kullanarak matematiksel olarak ifade etmişlerdir. 1983 yılında Kirkpatrick *et al.* optimizasyon problemlerinin çözmek için TB'yi kullanmayı önermişlerdir ve yaptıkları çalışma kombinatoriyal optimizasyon problemlerinde TB'yi başarıyla kullanan literatürde ilk çalışma olmuştur (Kirkpatrick *et al.*, 1983).

TB algoritması oluşturulurken ilk olarak başlangıç parametreleri: Başlangıç sıcaklığı (T), soğutma planı (t), her bir iterasyonda bulunacak komşu çözüm sayısı (N), kabul kriteri ve durdurma koşulu belirlenir. Daha sonra bir başlangıç çözümü oluşturulur ve amaç fonksiyon değeri hesaplanır. Komşuluk fonksiyonu kullanılarak yeni çözümler üretilir. Sonra ilk çözüm ile yeni çözümün uygun değerlerine bakılır ve eğer yeni çözümün uygunluk değeri eski çözüme göre daha iyi ise yeni çözüm direk kabul edilir. Fakat eğer yeni çözümün uygunluk değeri eski çözüme göre daha kötü ise bir kabul olasılığı hesaplanır ve rassal atanan sayıya göre yeni çözümü kabul edilir veya edilmez. Bu işlem durdurma kriteri sağlanana kadar devam etmektedir. Tavlama benzetimi algoritmasının genel akış şeması Şekil 11'de verilmiştir (Gözüdeli ve Akcayol, 2010).

TB'nde soğuma işlemi genellikle doğrusal soğuma ve üstel soğuma şeklinde yapılmaktadır. Doğrusal soğuma da sıcaklık her adımda aynı oranda azalırken, üstel soğuma da ise sıcaklık üstel olarak azalmaktadır. TB'nde dikkat edilmesi gereken en önemli hususlardan biri başlangıç sıcaklığının belirlenmesidir. Eğer başlangıç sıcaklığı yüksek seçilirse çözüm iyi veya kötü olsa bile kabul edilecektir. Başlangıç sıcaklığı düşük seçildiğinde ise yerel minimumlara takılabilir. Bu yüzden başlangıç sıcaklığını seçmek çok önemlidir (Akkaş, 2016).

Tavlama benzetimi algoritmasının kullanımının yaygınlaşmasının sebebi; problemlere uygulanmasının kolay olması, yerel optimumdan kurtulma kabiliyeti ve iyi sonuçlara yakınsamadaki performansının iyi olmasıdır. TB'nin uygulandığı bazı problem tipleri şunlardır; tesis tasarım ve planlaması, gezgin satıcı, optimizasyon, araç rotalama, iş sıralama ve çizelgeleme, tedarik zinciri yönetimi, montaj hattı dengeleme, üretim planlama ve envanter problemleridir (Demir, 2002).



Şekil 11. TB'nin akış şeması (Gözüdeli ve Akcayol, 2010)

ARAŞTIRMA BULGULARI ve TARTIŞMA

Bu bölümde öncelikle, bu tez çalışması kapsamında Önerilen Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli (ŞKSB-OYEM)'nin amaç fonksiyonu ve kısıtları detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Ardından Türkiye'ye ait veriler (enerji üretim maliyeti, enerji kaynaklarının kurulu gücü, enerji kaynaklarının etkinlik faktörü, elektrik enerjisine olan talep ve enerji kaynaklarından yayılan emisyon miktarı) kullanılmış ve bu model Türkiye'deki bir enerji-çevre yönetim sistemine uygulanmıştır. Geliştirilen modelin çözümü GAMS paket programında yapılmıştır. Elde edilen sonuçların kıyaslanması ve büyük boyutlu verilerde modelin uygulanabilirliğini göstermek için önerilen model ayrıca PSO ve TB kullanılarak çözülmüştür.

Geliştirilen Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık OYEM

Gerçek hayattaki ekonomik, çevresel ve teknolojik nedenlerden dolayı enerji alanında üretim ve tüketim değerleri değişkenlik gösterebilmektedir. Dolayısıyla parametre değerleri tam veya kesin olarak bilinmemektedir. Bu bağlamda, bu çalışmada, belirsizlikler ve karmaşıklıklar içeren enerji planlama problemini matematiksel olarak ifade edebilmek ve modele aktarabilmek için Jebaraj *et al.* (2008) tarafından önerilen optimal yenilenebilir enerji modeli geliştirilmiştir. Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık OYEM'i geliştirmek için yukarıdaki Şans Kısıtlı Stokastik Programlama ve Bulanık Doğrusal Programlama bölümlerinde verilen eşitlikler kullanılmıştır. Geliştirilen bu modeldeki amaç fonksiyonu ve kısıtların detayları aşağıda gösterilmiştir:

Deterministik amaç fonksiyonu:

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^k C_i X_i \quad (3.51)$$

Eşitlik (3.51)'de enerji maliyetini minimize eden deterministik optimal yenilenebilir enerji modelinin (OYEM) amaç fonksiyonu verilmiştir. Burada, C_i parametresi i . enerji kaynağından ($k=1,2,\dots,7$) 1 kWh elektrik enerjisi üretmek için gereken maliyeti, X_i ise i . enerji kaynağından üretilen elektrik enerjisi miktarını göstermektedir. Elektrik enerjisi üretim maliyeti (C_i), teknolojik, çevresel ve ekonomik nedenlerden dolayı önceden tam olarak bilinmemektedir. Bu bağlamda amaç fonksiyonundaki bu parametre, Carlsson-Korhonen Yaklaşımı ve doğrusal üyelik fonksiyonu (Eşitlik (3.49)'da verilen) kullanılarak bulanıklaştırılmıştır. Bu sayede gerçek hayattaki belirsizlikler daha iyi yansıtılabilmiş ve matematiksel ifade olarak modele

eklenmiştir. Elde edilen yeni doğrusal olmayan bulanık amaç fonksiyonu Eşitlik (3.52)'de verilmiştir.

Bulanık amaç fonksiyonu

$$\text{Minimize } \sum_{i=1}^k [C_i^1 + \mu_{C_i}(C_i^0 - C_i^1)] X_i \quad (3.52)$$

Burada, $(C_i^0 - C_i^1)$ bulanık parametrenin mümkün değerlerini göstermekte ve C_i^0 maliyet değerinin alt sınırını, C_i^1 ise maliyetin üst sınırını temsil etmektedir. μ_{C_i} ise C_i parametresinin üyelik fonksiyonunu ($\mu_{C_i} = [0,1]$) göstermektedir.

Kısıtlar

Deterministik potansiyel limit kısıtı:

$$X_i \leq (P_i) \quad i=1,...,k \quad (3.53)$$

Eşitlik (3.53)'de deterministik optimal yenilenebilir enerji modelinin (OYEM) potansiyel limit kısıtı verilmiştir. Burada, P_i , i. enerji kaynağının kurulu gücünü göstermektedir. Değişen iklim koşulları, sera gazının çevreye verdiği zarar, fosil enerji kaynaklarının rezervlerinin tükenmesi ve salgın gibi birçok önceden tahmin edilemeyen belirsiz durumlardan dolayı enerji kaynaklarından üretilen elektrik enerjisi miktarı değişkenlik göstermektedir. Enerji kaynaklarının kurulu gücündeki (P_i) değişkenlikleri ve belirsizlikleri matematiksel modele aktarabilmek için Eşitlik (3.53)'te verilen deterministik potansiyel limit kısıtı, şans kısıtlı programlama yaklaşımı kullanılarak stokastik olarak ifade edilmiştir.

Eşitlik (3.53) kısıtının sağ taraf değeri olan (P_i) , stokastik olarak ele alındığı zaman elde edilen olasılıksal doğrusal programlama kısıtı Eşitlik (3.54)'e dönüşür:

$$P [\sum_{i=1}^n x_i \leq P_i] \geq 1 - \alpha_i \quad (3.54)$$

Burada; α_i , önceden belirlenen olasılıkları göstermektedir.

Eşitlik (3.54)'teki olasılıksal doğrusal programlama kısıtının çözülebilmesi için (3.21)-(3.26) eşitlikleri kullanılmış ve bu kısıta denk gelen deterministik doğrusal programlama kısıtı aşağıdaki işlem adımlarından sonra Eşitlik (3.60)'da verildiği gibi elde edilmiştir.

P_i parametresinin normal dağıldığı varsayıldığında, $E(P_i)$, i. enerji kaynağının kurulu gücünün ortalamasını, $Var(P_i)$ ise i. enerji kaynağının kurulu gücünün varyansını göstermektedir. Varyans ve ortalamanın Eşitlik (3.54)'e dâhil edilmesiyle Eşitlik (3.55) elde edilmiştir:

$$P \left[\frac{(P_i - E(P_i))}{\sqrt{Var(P_i)}} \leq \frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(P_i))}{\sqrt{Var(P_i)}} \right] \geq p_i \quad (3.55)$$

Burada $p_i = 1 - \alpha_i$ iken $\frac{(P_i - E(P_i))}{\sqrt{\text{Var}(P_i)}}$ standart normal rasgele değişkendir. Bu durumda Eşitlik (3.55), Eşitlik (3.56)'daki gibi ifade edilir.

$$P \left[\frac{(P_i - E(P_i))}{\sqrt{\text{Var}(P_i)}} \leq \frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(P_i))}{\sqrt{\text{Var}(P_i)}} \right] \leq 1 - p_i \quad (3.56)$$

Eğer K_{pi} , $\Phi(K_{pi}) = 1 - p_i$ olan standart normal değişkenin değeri olarak alınırsa Eşitlik (3.56)'da verilen kısıtlar, Eşitlik (3.57)'deki gibi ifade edilir.

$$\Phi \left[\frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(P_i))}{\sqrt{\text{Var}(P_i)}} \right] \leq \Phi[K_{pi}] \quad (3.57)$$

Eşitlik (3.57) sadece, Eşitlik (3.58) ve Eşitlik (3.59)'daki durumların olması halinde sağlanır.

$$\frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(P_i))}{\sqrt{\text{Var}(P_i)}} \leq K_{pi} \quad (3.58)$$

$$X_i \leq +E(P_i) + K_p \sqrt{\text{Var}(P_i)} \quad i=1, \dots, k \quad (3.59)$$

Böylece Eşitlik (3.54)'te verilen olasılıksal doğrusal programlama kısıtına denk olan deterministik doğrusal programlama kısıtı Eşitlik (3.60)'daki gibi ifade edilebilir.

$$X_i \leq +E(P_i) + K_p \sqrt{\text{Var}(P_i)} \quad i=1, \dots, k \quad (3.60)$$

Deterministik talep kısıtı:

$$\sum_{i=1}^k X_i \geq D \quad (3.61)$$

Eşitlik (3.61)'de deterministik optimal yenilenebilir enerji modelinin (OYEM) talep kısıtı verilmiştir. Burada D , yıllık elektrik enerji talebini göstermektedir. Artan nüfus, teknolojik gelişmeler ve gelişen ekonomiye bağlı olarak enerji kaynaklarına olan talep sürekli artmaktadır. Ancak önceden tahmin edilemeyen ekonomik kriz, salgın ve afet gibi beklenmedik olumsuz durumlarda enerjiye olan talep azalabilmektedir. Dolayısıyla gelecekteki enerjiye olan talep tam olarak tahmin edilememekte ve bilinmemektedir. Bu bağlamda, modeldeki önceden bilinmeyen ve tahmin edilemeyen talep parametresini (D) matematiksel olarak ifade edebilmek için Eşitlik (3.61)'de verilen deterministik talep kısıtı şans kısıtlı programlama yaklaşımı kullanılarak stokastikleştirilmiştir.

Eşitlik (3.61) kısıtının sağ taraf değeri (D) stokastik olarak ele alındığı zaman elde edilen olasılıksal doğrusal programlama kısıtı Eşitlik (3.62)'e dönüşür:

$$P [\sum_{i=1}^n x_i \leq D_i] \geq 1 - \alpha_i \quad (3.62)$$

D_i parametresinin normal dağıldığı varsayıldığında, $E(D_i)$, enerji talebinin ortalamasını, $Var(D_i)$ ise enerji talebinin varyansını temsil etmektedir. Bu durumda elde edilen kısıt eşitlik (3.63)'teki gibidir:

$$P \left[\frac{(D_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}} \leq \frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}} \right] \geq p_i \quad (3.63)$$

Burada $p_i = 1 - \alpha_i$ iken $\frac{(D_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}}$ standart normal rasgele değişkendir. Bu durumda Eşitlik (3.63), Eşitlik (3.64)'teki gibi ifade edilir.

$$P \left[\frac{(D_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}} \leq \frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}} \right] \leq 1 - p_i \quad (3.64)$$

Eğer K_{pi} , $\Phi(K_{pi}) = 1 - p_i$ olan standart normal değişkenin değeri olarak alınırsa Eşitlik (3.64)'te verilen kısıtlar, Eşitlik (3.65)'teki gibi ifade edilir.

$$\Phi \left[\frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}} \right] \leq \Phi[K_{pi}] \quad (3.65)$$

Eşitlik (3.65) sadece, Eşitlik (3.66) ve Eşitlik (3.67)'deki durumların olması halinde sağlanır.

$$\frac{(\sum_{i=1}^n x_i - E(D_i))}{\sqrt{Var(D_i)}} \leq K_{pi} \quad (3.66)$$

$$X_i \leq +E(D_i) + K_p \sqrt{Var(D_i)} \quad i=1,...,k \quad (3.67)$$

Böylece Eşitlik (3.62)'de verilen olasılıksal doğrusal programlama kısıtına denk olan deterministik doğrusal programlama kısıtı Eşitlik (3.68)'deki gibi ifade edilir.

$$X_i \leq +E(D_i) + K_p \sqrt{Var(D_i)} \quad i=1,...,k \quad (3.68)$$

Deterministik emisyon kısıt:

$$\sum_{i=1}^k E_i X_i \leq T \quad (3.69)$$

Eşitlik (3.69)'da deterministik optimal yenilenebilir enerji modelinin (OYEM) emisyon kısıtı verilmiştir. Burada, E_i parametresi i. enerji kaynağından ($k=1,2,...,7$) 1 kWh elektrik enerjisi üretildiği zaman ortaya çıkan emisyon miktarını, T ise Türkiye'nin 2023 yılı için hedeflediği emisyon seviyesini göstermektedir. Yayılan emisyon miktarı E_i , iklim koşullarına, fosil enerji kaynaklarının kullanımına, yenilenebilir enerji kaynaklarının sayısına vb. gibi sebeplere bağlı olarak değişkenlik göstermektedir. Bu değişkenliğin modele matematiksel olarak eklenebilmesi için E_i parametresi, Carlsson-Korhonen Yaklaşımı ve doğrusal üyelik fonksiyonu (Eşitlik (3.49)'da verilen) kullanılarak bulanıklaştırılmıştır. Elde edilen yeni doğrusal olmayan bulanık emisyon kısıtı Eşitlik (3.70)'te verilmiştir.

Bulanık emisyon kısıtı

$$\sum_{i=1}^k [E_i^1 + \mu_{E_i}(E_i^0 - E_i^1)] X_i \leq T \quad (3.70)$$

Burada, $(E_i^0 - E_i^1)$ bulanık parametrenin mümkün değerlerini göstermekte ve E_i^0 emisyon değerinin alt sınırını, E_i^1 ise emisyon değerinin üst sınırını temsil etmektedir. μ_{E_i} ise E_i parametresinin üyelik fonksiyonunu ($\mu_{E_i} = [0,1]$) göstermektedir.

Deterministik etkinlik kısıtı:

$$\sum_{i=1}^k n_i X_i \geq D \quad (3.71)$$

Eşitlik (3.71)'de deterministik optimal yenilenebilir enerji modelinin (OYEM) etkinlik kısıtı verilmiştir. Burada, n_i parametresi i. enerji kaynağından ($k=1,2,...,7$) etkinlik değerini (%) gösterir. n_i , parametresi enerji kaynaklarının verimli şekilde kullanılmasına, iklim koşullarına, ekonomik sebeplere ve enerji kaynağının türüne bağlı olarak oluşan teknik sebeplere göre değişmektedir. Bu değişkenliğin modele matematiksel olarak eklenebilmesi için n_i parametresi, Carlsson-Korhonen Yaklaşımı ve doğrusal üyelik fonksiyonu (Eşitlik (3.49)'da verilen) kullanılarak bulanıklaştırılmıştır. Elde edilen yeni doğrusal olmayan bulanık emisyon kısıtı Eşitlik (3.72)'de verilmiştir.

$$\sum_{i=1}^k [n_i^1 + \mu_{n_i}(n_i^0 - n_i^1)] X_i \geq E(D) + K_p \sqrt{Var(D)} \quad (3.72)$$

Burada, $(n_i^0 - n_i^1)$ bulanık etkinlik parametresinin mümkün değerlerini göstermekte ve n_i^0 etkinlik parametresinin alt sınırını, n_i^1 ise etkinlik parametresinin üst sınırını temsil etmektedir. μ_{n_i} ise n_i parametresinin üyelik fonksiyonunu ($\mu_{n_i} = [0,1]$) göstermektedir.

Yukarıda detaylı bir şekilde anlatılan işlem adımları uygulandıktan sonra elde edilen yeni stokastik bulanık şans kısıtlı optimal yenilenebilir enerji modeli aşağıdaki gibidir:

Amaç	Minimize $\sum_{i=1}^k [C_i^1 + \mu_{C_i}(C_i^0 - C_i^1)] X_i$	Enerji üretim maliyeti minimize edilir.
Potansiyel limit	$X_i \leq +E(P_i) + K_p \sqrt{Var(P_i)} \quad i=1,...,k$	Kaynakların enerji üretim maliyetinin üretim potansiyelini aşmaması sağlanır.
Talep kısıtı	$\sum_{i=1}^k X_i \geq E(D) + K_p \sqrt{Var(D)}$	Enerji üretim miktarının talebi karşılaması sağlanır.
Emisyon kısıtı	$\sum_{i=1}^k [E_i^1 + \mu_{E_i}(E_i^0 - E_i^1)] X_i \leq T$	Belirlenen hedef emisyon seviyesinin aşılmamasını sağlar.

Etkinlik kısıtı	$\sum_{i=1}^k [n_i^1 + \mu_{n_i}(n_i^0 - n_i^1)] X_i \geq E(D) + K_p \sqrt{Var(D)}$	Etkin bir şekilde yapılan üretimin talebi karşılmasını sağlar.
Pozitiflik kısıtı	$X_i \geq 0 \quad i=1,...,k$	Üretim miktarının pozitif olması yani sıfırdan büyük olmasını sağlar

Önerilen ŞKSB-OYEM'in Uygulanması

Bu bölümde, bu tez çalışması kapsamında önerilen Şans Kısıtlı Stokastik Bulanık Optimal Yenilenebilir Enerji Modeli (ŞKSB-OYEM)'nin, Türkiye'deki bir enerji-çevre yönetim sistemine uygulanışının gösterilmesi ve elde edilen sonuçların doğruluğunun ve geçerliliğinin kanıtlanması amaçlanmıştır.

Bu bağlamda bu çalışmada, Türkiye'nin elektrik enerji talebinin birincil ve ikincil enerji kaynaklarından karşılanmasının ekonomik analizi yapılmıştır ve birim enerji üretim maliyetini talep, etkinlik, emisyon ve potansiyel kısıtları altında minimize eden şans kısıtlı stokastik bulanık matematiksel modeli geliştirilmiştir. Modelde kullanılan parametreler aşağıda verilmiştir. Bu parametrelerden bazıları modele stokastik (talep ve kurulu güç), bazıları ise bulanık (maliyet, emisyon ve etkinlik) olarak katılmıştır.

Maliyet Faktörü: Enerji kaynaklarından birim enerji üretme maliyetidir (cent/kWh). Santralin ömrü boyunca ortaya çıkabilecek bütün maliyetlerin (santral yeri ve inşaat masrafları, yakıt, işletme ve bakım masrafları vb.) santralin ömrü boyunca ürettiği elektriğe kWh cinsinden bölünmesi şeklinde hesaplanmaktadır (İbiş, 2019).

Kurulu Güç: Bir elektrik santralinin karşılayabileceği, bir elektrik şebekesinin taşıyabileceği veya bir tesisatın kaldırabileceği maksimum kapasiteye kurulu güç denir (kWh/yıl) (TEİAŞ, 2020). Enerji kaynaklarının yıllara göre kurulu güç değerleri Ek-1'de verilmiştir.

Etkinlik Faktörü: Etkinlik mevcut girdiyi kullanarak en fazla çıktıyı üretmek şeklinde yorumlanmaktadır. Etkinlik girdilerle yani eldeki kaynakların kullanımı ile ilgilidir. Bir elektrik santralinin etkinlik faktörü, santralin belli bir periyotta ürettiği toplam enerjinin tam kapasitede üretebileceği enerjiye bölümüdür (%) (İbiş, 2019). Enerji kaynaklarının bulanık etkinlik değerleri Tablo 2'de verilmiştir.

Tablo 2. Enerji Kaynaklarının Bulanık Etkinlik Değerleri (İbiş, 2019)

Enerji Kaynakları	Etkinlik Faktörü (%)
Güneş	20-25
Rüzgar	25-45
Jeotermal	80-90
Hidrolik	35-40
Doğal gaz	85-90
Kömür	50-85
Diğer	50-90

Talep Faktörü: T. C. Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı'nın geçmiş yıl elektrik tüketim verileri alınarak ARENA 9.0 input analyzer programında analizi yapılmıştır ve verilerin % 90 güvenilirlik seviyesinde normal dağılıma uyduğu tespit edilmiştir. Talebin ortalaması (μ) 262.000.000.000 kWh ve standart sapması (σ) 169.705,6275 kWh olarak bulunmuştur (UEA,2019).

Emisyon Faktörü: Günümüzde karbon emisyonunun çevreye verdiği zararlar önemli boyutlara ulaşmıştır. Bu zararı azaltma hedefine yoğunlaşan Ar-Ge faaliyetleri (karbon tutma ve depolama ve temiz kömür teknolojileri) sera gazı emisyonlarının azaltılmasına yönelik olmaktadır. Karbon emisyonlarının büyük bir bölümü enerji sektöründe fosil kaynakların kullanımından kaynaklanmaktadır ve enerji tüketimi arttıkça karbon emisyonu da giderek artmaktadır. Enerji kaynağı olarak kullanılan fosil yakıtlar yakıldıktan sonra katı ve gaz şeklinde atıklar ortaya çıkmaktadır. Bu atıklar herhangi bir şekilde değerlendirilemediği gibi çevre kirliliğine de neden olmaktadır (g-Co₂/kWh) (Koç ve Şenel, 2013). Enerji kaynaklarının bulanık emisyon değerleri Tablo 3'te verilmiştir.

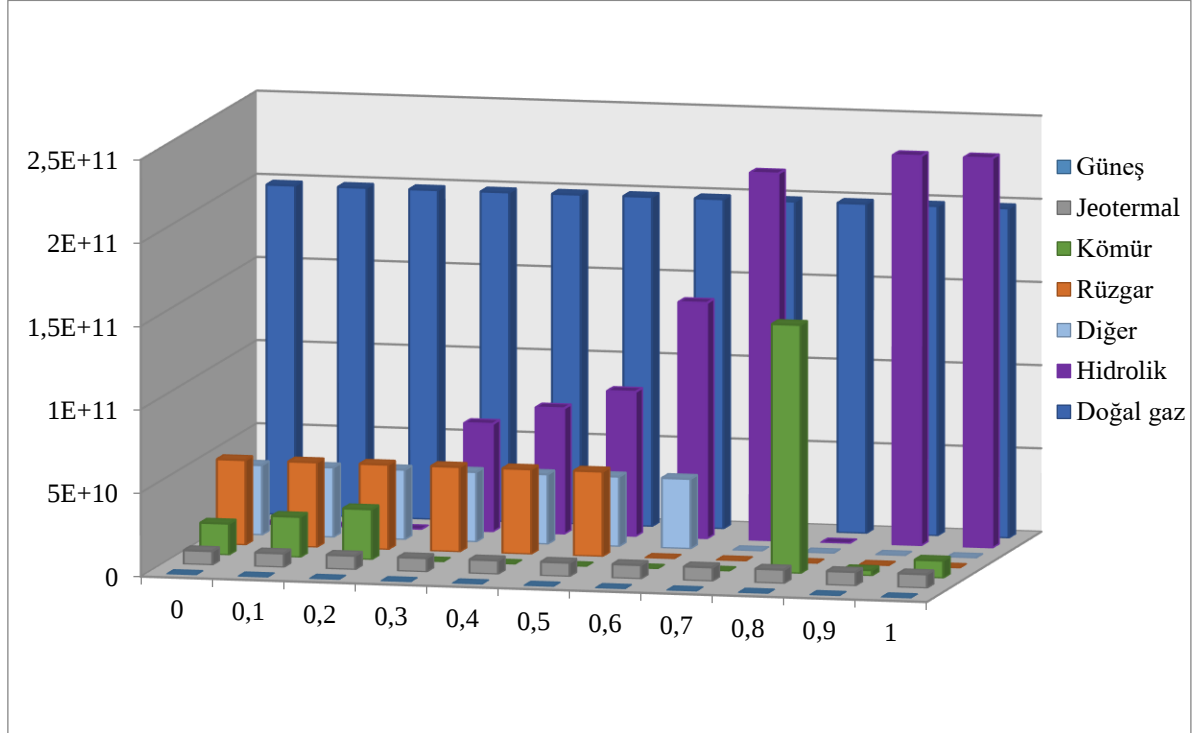
Tablo 3. Enerji Kaynaklarının Bulanık Emisyon değeri (Koç ve Şenel, 2013)

Enerji Kaynakları	Emisyon Değerleri (ton-CO ₂ /GWh)
Güneş	13-731
Rüzgar	6-124
Jeotermal	38
Hidrolik	2-237
Doğal gaz	362-891
Kömür	756-1372
Diğer	10-935

Önerilen ŞKSB-OYEM'in Sonuçları

Bu çalışmada önerilen ŞKSB-OYEM, önceki bölümde verilen stokastik ve bulanık parametre değerleri kullanılarak (stokastik kısıtların bozulma olasılığı $p_i = 0,90$ olarak alınmıştır.) GAMS 24.2.3 paket programı CPLEX çözücü kullanılarak çalıştırılmıştır. Elde edilen sonuç şu şekildedir:

Farklı μ değerleri için enerji kaynaklarından üretilen elektrik miktarındaki değişim Şekil 12'de verildiği gibidir:

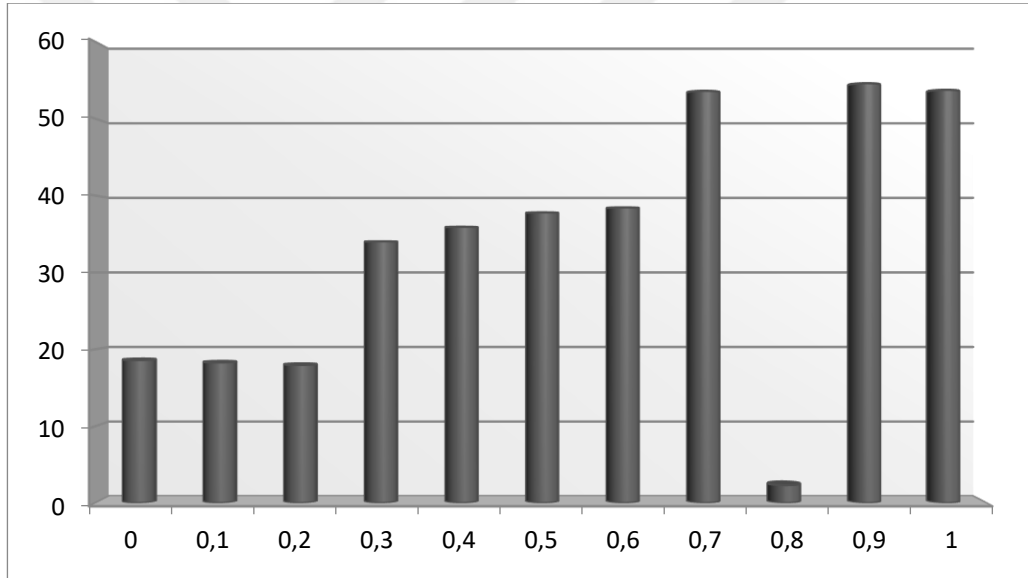


Şekil 12. Farklı μ değerleri için elektrik üretiminin kaynaklara göre dağılımı

Şekil 12'e baktığımızda ilk olarak değişen μ değeri ile birlikte enerji kaynaklarından üretilen enerji miktarının da değişkenlik gösterdiğini söyleyebiliriz. $\mu=0$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,83E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 5,08E+10 kWh'i (%16'sı) rüzgar enerji kaynağından, 8,25E+9 kWh'i (%3'ü) jeotermal enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%62'si) doğal gaz enerji kaynağından, 1,87E+10 kWh'i (%6'sı) kömür enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%13'ü) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 2,48E+14 g-Co2/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,1$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,81E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 5,08E+10 kWh'i (%16'sı) rüzgar enerji kaynağından, 8,25E+9 kWh'i (%3'ü) jeotermal enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%61'i) doğal gaz enerji kaynağından, 2,41E+10 kWh'i (%7'si) kömür enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%13'ü) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 2,3878E+14 g-

Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,2$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,79E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 5,08E+10 kWh'i (%15'i) rüzgar enerji kaynağından, 8,25E+9 kWh'i (%3'ü) jeotermal enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%60'i) doğal gaz enerji kaynağından, 3,00E+10 kWh'i (%9'u) kömür enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%13'ü) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 2,29722E+14 g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,3$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,77E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 5,08E+10 kWh'i (%14'ü) rüzgar enerji kaynağından, 8,25E+9 kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, 6,47E+10 kWh'i (%18'i) hidrolik enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%55'i) doğal gaz enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%11'i) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 1,88067E+14 g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,4$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,75E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 5,08E+10 kWh'i (%14'ü) rüzgar enerji kaynağından, 8,25E+9 kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, 7,55E+10 kWh'i (%20'si) hidrolik enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%53'ü) doğal gaz enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%11'i) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 1,73144E+14 g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,5$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,73E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 5,08E+10 kWh'i (%13'ü) rüzgâr enerji kaynağından, 8,25E+9 kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, 8,67E+10 kWh'i (%23'ü) hidrolik enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%51'i) doğal gaz enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%11'i) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 1,58E+14 g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,6$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,69E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 8,25E+9 kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, 1,42E+11 kWh'i (%36'sı) hidrolik enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%51'i) doğal gaz enerji kaynağından ve 4,18E+10 kWh'i (%11'i) diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 1,43364E+14 g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,7$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,65E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 8,25E+9 kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, 2,21E+11 kWh'i (%52'si) hidrolik enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%46'sı) doğal gaz enerji kaynağından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise 1,19413E+14 g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,8$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri 2,64E+12 cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının 8,25E+9 kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, 1,00E+5 kWh'i (%0.3'ü) hidrolik enerji kaynağından, 1,98E+11 kWh'i (%55.7'si) doğal gaz enerji kaynağından, 1,49E+11 kWh'i (%42'si) kömür enerji kaynağından

karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise $2,23939E+14$ g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=0,9$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri $2,54E+12$ cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının $8,25E+9$ kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, $2,34E+11$ kWh'i (%52.7'si) hidrolik enerji kaynağından, $1,98E+11$ kWh'i (%44.6'sı) doğal gaz enerji kaynağından, $3,34E+9$ kWh'i (%0.7'si) kömür enerji kaynağından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise $9,11624E+13$ g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. $\mu=1$ değerini aldığı zaman amaç fonksiyonu değeri $2,50E+12$ cent/yıl olarak hesaplanmıştır. Bu durumda enerji ihtiyacının $8,25E+9$ kWh'i (%2'si) jeotermal enerji kaynağından, $2,34E+11$ kWh'i (%52'si) hidrolik enerji kaynağından, $1,98E+11$ kWh'i (%44'ü) doğal gaz enerji kaynağından ve $1,04E+10$ kWh'i (%2'si) kömür enerji kaynağından karşılanmaktadır. Ortaya çıkan emisyon miktarı ise $8,03199E+13$ g-Co₂/kWh olarak bulunmuştur. Farklı μ değerleri için elektrik enerjisi üretiminde kullanılan yenilenebilir enerji kaynaklarının yüzdesi Şekil 13'te gösterilmiştir.



Şekil 13. Farklı μ değerleri için yenilenebilir enerji kaynaklarının yüzdesi

Sonuçlar incelendiğinde, elektrik üretiminde en yüksek paya sahip enerji kaynağı doğal gazdır. Aynı zamanda, μ değeri değiştikçe doğal gaz enerji kaynağının üretime katkısı %44-62 arasında değişkenlik göstermiştir. Doğalgazın payının bu kadar yüksek olmasının sebebi daha ekonomik olması ve yayılan emisyon seviyesinin özellikle kömür enerji kaynağına göre daha az olmasıdır. Üretim içinde ikinci olarak en yüksek paya sahip enerji kaynağı hidroliktir ve üretilen yüzdesi %18-53 arasında değişkenlik göstermektedir. $\mu=(0-0,2)$ arasında değerler aldığı zaman hidrolik enerji kaynağı kullanılmamıştır. Kömürün payının düşük olmasının sebebi yayılan emisyon miktarının yüksek olmasından kaynaklanmaktadır. μ değeri değiştikçe, elektrik üretiminde kullanılan enerji kaynakları ve bu enerji kaynaklarından üretilen enerji

miktarının deęişkenlik gösterdiği görülmektedir. Deęişen μ deęeri sayesinde beklenmedik durumların olması halinde ortaya çıkabilecek belirsizlikler ile baş edebilmek için karar vericiye daha geniş çözüm alanı sunulmuştur.

Gerçek hayat problemleri bazen binlerce deęişkene sahip olabilir ve böyle problemler büyük boyutlu problemler olarak adlandırılır. Paket programları bazen böyle problemleri çözmede yetersiz kalabilir. Aynı zamanda bazen enerji problemlerinde ani kararlar vermek gerekebilir ve yeterince zaman olmayabilir. Büyük boyutlu problemlerde meta-sezgisel ve sezgisel yaklaşımlar paket programlara göre daha hızlı çözüm imkanı sunmaktadır. Bu bağlamda, bu tezde önerilen ŞKSB-OYEM'nin büyük boyutlu problemlerde de geçerliliğini göstermek için parçacık sürü optimizasyonu ve tavlama benzetimi tabanlı iki meta-sezgisel algoritma önerilmiştir.

Çalışmada popülasyon temelli PSO ve TB metasezgisel çözüm yaklaşımlarının seçilmesinin sebebi (Ortakçı, 2011):

- Birden fazla çözüm kullanıldığı için arama uzayındaki en iyi noktanın dışında iyi sonuçlar veren bölgeler hakkında da bilgi sağlar.
- Popülasyon ilk iterasyonlarda geniş bir bölgede arama yaparken iterasyonlar ilerledikçe popülasyon üyeleri bilgi paylaşarak en iyi sonuca daha da yaklaşır. Böylece, başlangıçta geniş olan arama alanı, optimum sonuca yaklaştıkça daralır. Popülasyon, bu optimal sonuca herhangi bir kılavuza ihtiyaç duymadan tek başına yaklaşabilir.
- Popülasyon üyelerinin her biri arama uzayında farklı bölgelerde paralel bir arama yaptığandan, yerel optimumlara rastlama riski düşüktür.

ŞKSB-OYEM çözümü için önerilen GAMS kodu Şekil 14'te, PSO algoritması adımları ve açıklaması Şekil 15'te ve önerilen TB algoritmasının adımları ise Tablo 4'te gösterilmiştir.

TB meta-sezgiseli olasılığa dayalı bir kabul kriteri kullanır. f bir uygulanabilir x çözüm kümesi üzerinde en aza indirilecek bir amaç fonksiyonu olsun ve x deki her çözüm (s) için komşuluğu $N(s)$ ile gösterelim. L , x ve $N(s)$ 'nin tanımını gösteren durum uzay grafięi olsun. TB, başlangıç çözümden başlayan ve L 'de adım adım ilerleyerek en uygun çözüme ulaşmaya çalışan yinelemeli bir algoritmadır. Her adımda, mevcut çözüm s 'nin bir komşu çözümü (s') üretilir; eğer hareket maliyet fonksiyonunu iyileştirirse algoritma s 'yi komşu çözüme (s') taşır. Aksi takdirde, s' çözümü, mevcut sıcaklığa ve amaç fonksiyonunun bozulma miktarına bağlı olan bir olasılıkla seçilir. Sıcaklık, tanımlanmış bir soğutma programına göre kademeli olarak azaltılır. Tavlama benzetimi algoritmasının adımları aşağıdaki Tablo 4'te verildięi gibidir (Leite et al., 2019).

Sets

i enerji kaynakları /***/;

Parameter

C(i) i. enerji kaynağının birim elektrik üretim maliyeti /***/;

EP(i) i. enerji kaynağının yıllara göre kurulu güç değerlerinin ortalaması /***/;

VP(i) i. enerji kaynağının yıllara göre kurulu güç değerlerinin standart sapması /***/;

ED enerji talebinin ortalaması /***/;

VD enerji talebinin standart sapması /***/;

E(i) i. enerji kaynağının emisyon yayılımı /***/;

n(i) i. enerji kaynağının etkinliği /***/;

Scalar

K_e standart normal dağılım değişken değeri /***/;

T hedef emisyon seviyesi /***/;

Variables

x(i) i. enerji kaynağından üretilen enerji miktarı

z toplam enerji üretim maliyeti;

Positive variables x(i);

Equations

amac.. z=e= sum((i),c(i)*x(i));

talep.. sum(i,x(i))=g= ED + K_e*VD;

potansiyel(i).. x(i)=l= EP(i)+ K_e*VP(i);

emisyon.. sum(i,E(i)*x(i))=l=T;

etkinlik.. sum(i,n(i)*x(i))=g= ED+ K_e*VD;

amac.. z=e= sum((i),c(i)*x(i));

talep.. sum(i,x(i))=g= ED + K_e*VD;

potansiyel(i).. x(i)=l= EP(i)+ K_e*VP(i);

emisyon.. sum(i,E(i)*x(i))=l=T;

etkinlik.. sum(i,n(i)*x(i))=g= ED+ K_e*VD;

Model enerjiplanlamamodeli /all/;

Solve enerjiplanlamamodeli using minlp minimizing z;

Şekil 14. ŞKSB-OYEM için önerilen GAMS kodu

```

    LB= Değişkenlerin alt sınırlarını tanımla;
    UB= Değişkenlerin üst sınırlarını tanımla;
    %PSO başlangıç parametre değerlerinin atanması
    m: Değişken sayısı;
    n: Popülasyon büyüklüğü;
    wmax: eylemsizlik ağırlığı;
    wmin: eylemsizlik ağırlığı;
    c1: hız faktörü;
    c2: hız faktörü;
    maksiterasyon: maksimum iterasyon sayısını ayarla;
    maksrun: gereken maksimum çalışma sayısını ayarla;
    for run=1:maksrun
        for i=1:n
            for j=1:m
                x0(i,j)=round(LB(j)+rand()*(UB(j)-LB(j)));
            end
        end
        x=x0; % Başlangıç popülasyon
        v=0.1*x0; % Başlangıç hız
        for i=1:n
            f0(i,1)=amacfonk(x0(i,:));
        end
        [fmin0,index0]=min(f0);
        pbest=x0; % İlk pbest değeri
        gbest=x0(index0, :); % İlk gbest değeri
        % PSO Algoritma Başlangıç
        iterasyon=1;
        While iterasyon<=maksiterasyon
            w=wmax-(wmax-wmin)*iterasyon/maksiterasyon; % Eylemsizlik ağırlı güncelle
            for i=1:n
                for j=1:m
                    v(i,j)=w*v(i,j)+c1*rand()*(pbest(i,j)-x(i,j))... +c2*rand()*(gbest(1,j)-x(i,j));
                end
            end
            for i=1:n
                for j=1:m
                    x(i,j)=x(i,j)+v(i,j);
                end
            end
            for i=1:n
                for j=1:m
                    if x(i,j)<LB(j)
                        x(i,j)=LB(j);
                    elseif x(i,j)>UB(j)
                        x(i,j)=UB(j);
                    end
                end
            end
            for i=1:n
                f(i,1)= amacfonk (x(i,:));
            end
            for i=1:n
                if f(i,1)<f0(i,1)
                    pbest(i,:)=x(i,:);
                    f0(i,1)=f(i,1);
                end
            end
            [fmin,index]=min(f0); % En iyi parçacığın bulunması
            ffmn(iterasyon,run)=fmin; % En iyi değeri kaydet
            ffite(run)=iterasyon; % İterasyon sayısını kaydet
            if fmin<fmin0
                gbest=pbest(index,:);
                fmin0=fmin;
            end
            iterasyon=iterasyon+1;
        end
    end

```

Şekil 15. ŞKSB-OYEM için önerilen PSO algoritması

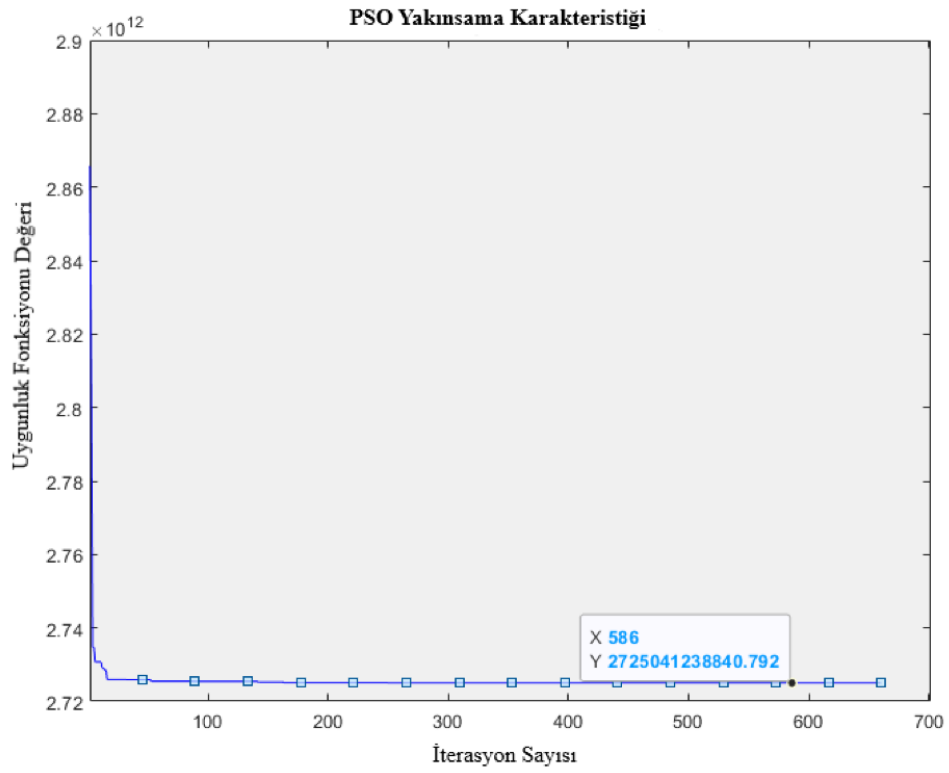
Tablo 4. Tavlama Benzetimi Algoritmasının Adımları**Algoritma 1** Tavlama benzetimi algoritmasının adımları**Input:** Soğutma programı

1. $S \leftarrow S_0$ › Başlangıç çözümün oluşturulması
2. $T \leftarrow T_{max}$ › Başlangıç sıcaklığı
3. **repeat**
- 4: **repeat** › sabit bir sıcaklıkta
- 5: Rastgele bir komşu üret $s' \in N(s)$
- 6: $\Delta f \leftarrow f(s') - f(s)$ › Maliyette göreceli değişiklik $f(s')$ ve $f(s)$
- 7: **if** $\Delta f \leq 0$ **then** $\leftarrow s'$ › Komşu çözümü kabul et
- 8: **else** s' yi bir olasılıkla kabul et $e^{\frac{-\Delta f}{T}}$
- 9: **end if**
- 10: **until** Denge durumu
örneğin, her T sıcaklığında belirli sayıda yineleme yürütülür
- 11: $T \leftarrow g(T)$ › sıcaklığı güncelle
- 12: **until** durdurma kriterleri karşılanana › örneğin, $T < T_{min}$
- 13: **Output:** En iyi çözüm bulundu

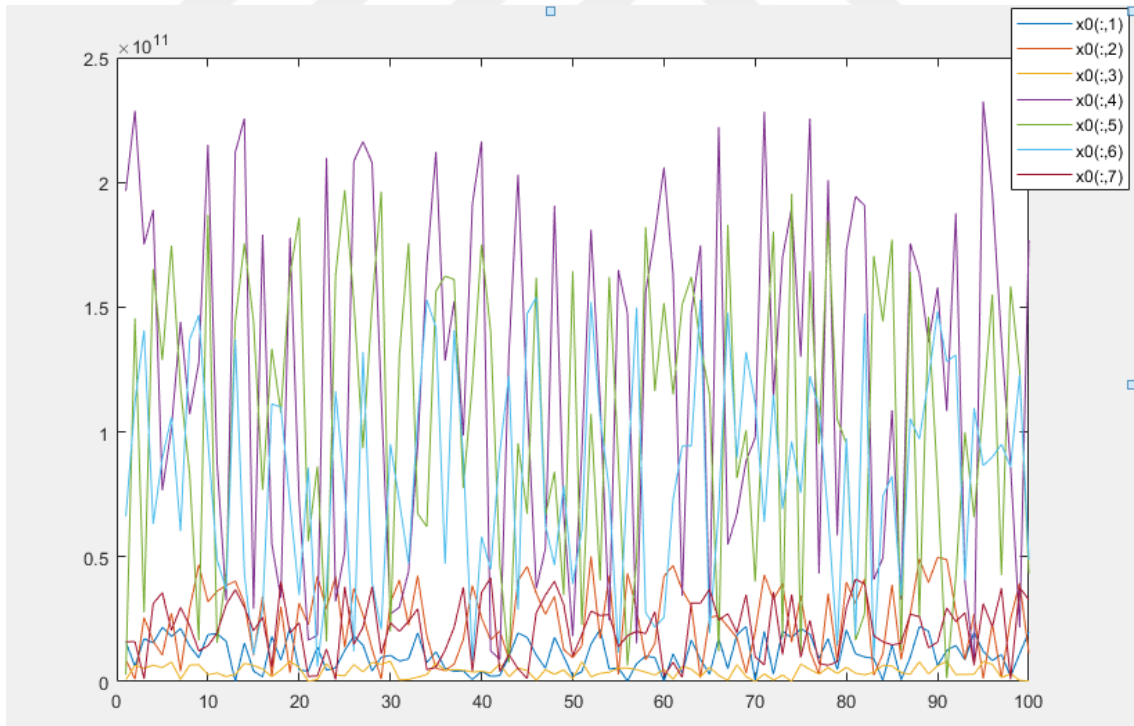
Önerilen ŞKSB-OYEM ilk olarak, $\mu=0,5$ için PSO algoritması kullanılarak çözülmüştür. PSO algoritmasında kullanılan parametre değerleri Tablo 5'te verilmiştir. Önerilen algoritma 1000 iterasyon için çalıştırılmıştır. PSO algoritması önerilen ŞKSB-OYEM'i 4,714 saniyede çözmüştür. Amaç fonksiyonunun en iyi değeri 586. iterasyonda $2,725E+12$ cent/yıl olarak bulunmuştur. Bu durumda üretilen enerjinin $5,08E+10$ kWh'i rüzgâr enerji kaynağından, $8,25E+9$ kWh'i jeotermal enerji kaynağından, $8,67E+10$ kWh'i hidrolik enerji kaynağından, $1,98E+11$ kWh'i doğal gaz enerji kaynağından ve $4,18E+10$ kWh'i diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Şekil 16 uygunluk fonksiyonu (amaç fonksiyonu) değerinin iterasyon sayısına göre değişimini ve Şekil 17 popülasyon sayısına göre x değerlerindeki değişimi göstermektedir.

Tablo 5. PSO'da Kullanılan Parametre Değerleri

Parametreler	Değerleri
Popülasyon boyutu (sürü)	100
Maksimum iterasyon	1000
Değişken sayısı (x)	7
Başlangıç ağırlıkları (w_{min} , w_{max})	(0,9,0,4)
Öğrenme faktörü (sosyal) (c_1)	2
Öğrenme faktörü (kavramsal) (c_2)	2



Şekil 16. İterasyon sayısına göre uygunluk fonksiyonu değerinin değişimi (PSO)



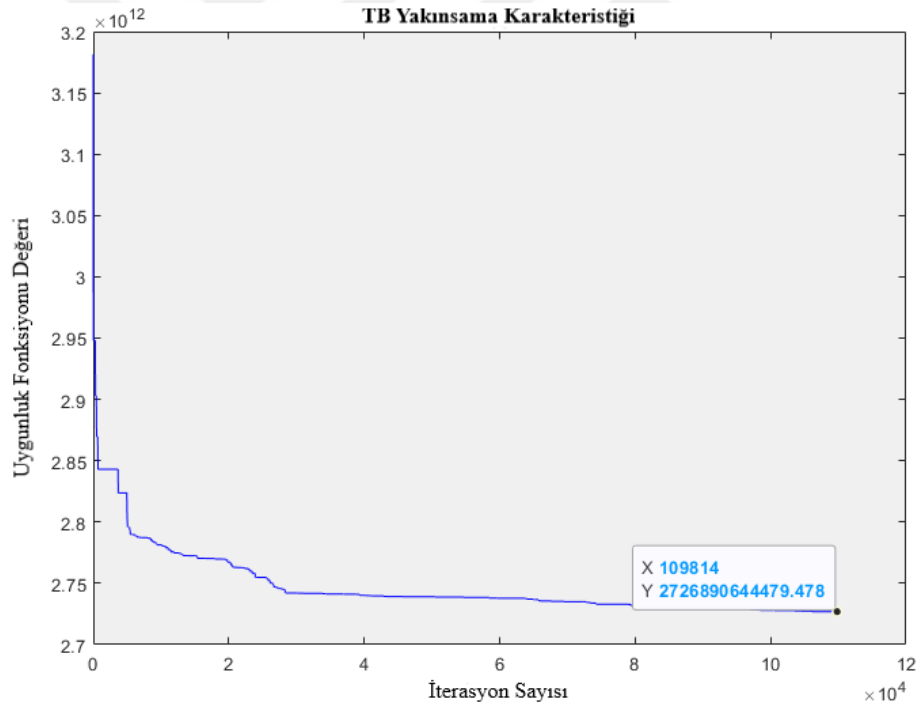
Şekil 17. Popülasyon sayısına göre x değerlerindeki değişimi (PSO)

Önerilen ŞKSB-OYEM daha sonra, $\mu=0,5$ için TB algoritması kullanılarak çözülmüştür. TB algotiması için kullanılan parameter değerleri Tablo 6'da verilmiştir. TB algoritması önerilen stokastik modeli 15.789 saniyede çözmüştür. Amaç fonksiyonunun en iyi

değeri 109814. iterasyonda $2,7269 \times 10^{12}$ cent/yıl olarak bulunmuştur. Bu durumda üretilen enerjinin $8,70 \times 10^9$ kWh'i rüzgâr enerji kaynağından, $8,25 \times 10^9$ kWh'i jeotermal enerji kaynağından, $1,2092 \times 10^{11}$ kWh'i hidrolik enerji kaynağından, $1,98 \times 10^{11}$ kWh'i doğal gaz enerji kaynağından, $1,58 \times 10^9$ kWh'i kömür enerji kaynağından ve $4,18 \times 10^{10}$ kWh'i diğer enerji kaynaklarından karşılanmaktadır. Şekil 18, TB algoritmasının çözümünde uygunluk fonksiyonu (amaç fonksiyonu) değerinin iterasyon sayısına göre değişimini göstermektedir.

Tablo 6. TB’de Kullanılan Parameter Değerleri

Parametreler	Değerleri
Başlangıç arama (popülasyon)	5000
Değişken sayısı (x)	7
Başlangıç sıcaklığı ($T_{\max}$)	1.0
Final durdurma sıcaklığı ($T_{\min}$)	$1e-10$
Soğutma faktörü	0.9



Şekil 18. İterasyon sayısına göre uygunluk fonksiyonu değerinin değişimi (TB)

ŞKSB-OYEM’ni çözmek için bu çalışmada üç çözüm yöntemi önerilmiştir; GAMS paket programı, PSO ve TB meta-sezgisel algoritmaları. Bu yöntemlerin performans karşılaştırmaları Tablo 7’de verilmiştir ($\mu=0,5$ değeri için). Tablo incelendiğinde çözüm yöntemlerinden en hızlı GAMS paket programı olduğu görülmektedir. Aynı zamanda PSO algoritmasının TB algoritmasına göre yaklaşık 3,4 kat daha hızlı olduğu görülmektedir. Ancak çok büyük boyutu problemlerde GAMS paket programı meta-sezgisel algoritmalarla göre daha

hızlı sonuç vermeyebilir. PSO algoritması, GAMS paket programı ile aynı amaç fonksiyonu değeri vermiştir. Bu kapsamda, bu problem türü için PSO algoritması TB algoritmasına göre daha hızlı ve daha iyi sonuç verdiği söylenebilir.

Tablo 7. Karşılaştırmalı sonuçlar

Yöntem	Süre (sn)	İterasyon Sayısı	Amaç fonksiyonu değeri
GAMS	1,719	-	2,725E+12 cent/yıl
PSO	4,714	586	2,725E+12 cent/yıl
TB	15,789	109814	2,7269E+12cent/yıl

SONUÇ ve ÖNERİLER

Günümüz şartlarında firmalar, küreselleşen dünyada ayakta kalabilmek için karar verirken daha dikkatli olmak ve maliyetlerini sürekli sorgulamak zorundadırlar. Dolayısıyla alınacak kararlar için etkin yöntemler kullanılmalı ve karar verme süreci dikkatli bir şekilde yürütülmelidir.

Elektrik üretim endüstrisi için yatırım planlarının değerlendirilmesini konu alan çalışmalar son yıllarda ilgi odağı haline gelmiştir. Yatırım ve üretim planlamasının her aşamasında farklı düzeylerde belirsizliklerle karşılaşılması, üretim ve yatırım önceliklerinin zamanla değişebilmesi, emisyonların ve çevresel etkilerin kontrol edilmesi konusunda artan global düzenleme ihtiyaçları ve artan güvenlik gereksinimleri dikkate alındığında birçok alanda yeni araştırmalar yapılması gerekliliği ortaya çıkmaktadır.

Gerçek hayattaki bu belirsizliklerden dolayı net değerlere ulaşmak mümkün olmayabilir. Belirsizlik içeren parametreler stokastik veya bulanık süreçlerle tanımlandığında, bu parametrelerin belirsizliğini matematik programlama problemi olarak formüle etmek mümkün olabilmektedir. Bu sayede belirsiz parametreler, sonlu sonuçlar veya senaryolar olarak tanımlanabilmektedir. Bu bağlamda bu çalışmada belirsiz parametrelerden talep ve kurulu güç stokastik, maliyet, emisyon ve etkinlik parametreleri bulanık olarak ele alınmış ve şans kısıtlı stokastik bulanık OYEM modeli geliştirilmiştir. Önerilen model, potansiyel, etkinlik, emisyon ve belirsiz talep kısıtları altında birim enerji üretim maliyetini minimize etmek ve yayılan emisyon seviyesinin ülkenin belirlediği hedef seviyenin altında tutmak amacıyla formüle edilmiştir. Önerilen ŞKSB-OYEM farklı μ değerleri için $[0,1]$ arasında değişen) GAMS 24.2.3 paket programı kullanılarak çözülmüştür. Elde edilen sonuçlar, karar vericinin beklenmedik durumlar ile karşılaşması halinde, farklı μ değerleri sayesinde karar vericinin belirsizlikler ile baş edebilmesi için daha geniş çözüm alanı ve alternatifler sunduğunu göstermiştir.

Önerilen modelin, paket programlarının çözmede yetersiz olabileceği çok büyük boyutlu gerçek hayat problemlerine de uygulanabilmesi ve geçerliliğini test etmek amacıyla, önerilen model PSO ve TB tabanlı iki meta-sezgisel algoritma ile de çözülmüştür ve algoritmaların sonuçları ile GAMS paket programının sonuçları karşılaştırılmıştır. Elde edilen sonuçlar, algoritmaların sonuçlarının mantıklı ve tutarlı olduğunu göstermiştir.

Bu tez kapsamında, önerilen model sayesinde bu çalışmanın muhtemel katkıları şu şekilde olduğu düşünülmektedir: Yüksek karmaşıklık ve belirsizlik barındıran enerji

çalışmalarında yaşanan problemlerden biri de parametre değerleri belirlenmesidir. Bu çalışmada önerilen stokastik bulanık model belirsiz parametreler içerdiğinden dolayı gerçek hayat problemine daha uygun olduğu düşünülmektedir. Önerilen model sayesinde, eldeki kaynakların verimli bir şekilde kullanıldığı zaman dışa bağımlı olmadan, ülkenin hedef emisyon seviyesini aşmadan ekonomik bir şekilde ülkenin enerji talebinin karşılanabileceği söylenebilir. Bir diğer katkısı, birincil ve ikincil enerji kaynakları kullanılarak talep, maliyet ve kurulugüç parametrelerinin stokastik ve bulanık olarak alındığı şans kısıtlı stokastik bulanık matematiksel model geliştirilmiştir. Yapılan çalışma ile bu açıdan literatüre katkı sağlanacağı düşünülmektedir. Aynı zamanda, ülkenin dışa bağımlılığını azaltmak için Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı tarafından hazırlanan strateji belgesinde dışa bağımlılığın azaltılması, yerli ve yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımını hedeflemektedir. Geliştirilen model sayesinde de elde edilen sonuçlar bu hedefi desteklemektedir. Son olarak, önerilen PSO ve TB tabanlı iki meta-sezgisel algoritma sayesinde geliştirilen modelin daha büyük boyutlu problemlerde uygulanabilirliği gösterilmiştir.

Tez çalışması boyunca elde edilen deneyimlerimizden yola çıkarak gelecek çalışmalar için şu önerilerde bulunulabilir:

- Bu çalışmada dağıtım maliyetleri göz ardı edilmiştir. Gelecek çalışmalar üretilen enerjinin dağıtım planlamasını da yapabilir.
- Bulanık parametreler için bu çalışmada doğrusal üyelik fonksiyonu kullanılmıştır. Gelecek çalışmalar, üstel, hiperbolik ve diğer üyelik fonksiyonlarını da kullanarak sonuçları karşılaştırabilir.
- Modelin çözümünde farklı sezgisel veya meta-sezgisel algoritmalar kullanılıp sonuçları karşılaştırılabilir.
- Mesken, ticaret, sanayi vd. gibi farklı sektörleri de dikkate alarak enerji planlaması modeli geliştirilebilir.
- Stokastik parametreler ki-kare, gama gibi farklı dağılımlar için modellenenebilir.
- Birden fazla amacı minimize etmek için çok amaçlı matematiksel model geliştirilebilir.

KAYNAKLAR

- Abdelaziz, F. B. and Masmoudi, M., 2012. A multiobjective stochastic program for hospital bed planning. *Journal of the Operational Research Society*, 63(4), 530-538.
- Ahmadi, S. and Amin, S. H., 2019. An integrated chance-constrained stochastic model for a mobile phone closed-loop supply chain network with supplier selection. *Journal of Cleaner Production*, 226, 988-1003.
- Akkaş, S., 2016. Karesel atama probleminin tavlama benzetimi ve paralel programlama teknikleri kullanarak çözümü. Y.Lisans, Fen Bilimleri Enstitüsü, Pamukkale Üniversitesi.
- Alais, J.-C., Carpentier, P. and De Lara, M., 2017. Multi-usage hydropower single dam management: chance-constrained optimization and stochastic viability. *Energy Systems*, 8(1), 7-30.
- Alam, M. N., Mathur, A. and Kumar, K., 2016. Economic load dispatch using a differential particle swarm optimization. Paper presented at the 2016 IEEE 1st International Conference on Power Electronics, Intelligent Control and Energy Systems (ICPEICES).
- Alankaya, G., 2013. Şans kısıtlı stokastik doğrusal programlama. Y.Lisans, Fen Bilimleri Enstitüsü, Marmara Üniversitesi, İstanbul.
- Anonymous, 2021. The General Algebraic Modeling System(GAMS). <http://www.inovadanismanlik.com.tr/gams/> (04.02.2021).
- Aringhieri, R., 2004. Solving chance-constrained programs combining tabu search and simulation. Paper presented at the International Workshop on Experimental and Efficient Algorithms.
- Atalay, K. D., 2006. Çok amaçlı stokastik programlama problemlerine etkileşimli bulanık programlama yaklaşımı. Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı,
- Atalay, K. D. and Apaydin, A. 2011. Gamma distribution approach in chance-constrained stochastic programming model. *Journal of Inequalities and Applications*, 2011(1), 108.
- Azizipanah-Abarghooee, R., Niknam, T., Bina, M. A. and Zare, M., 2015. Coordination of combined heat and power-thermal-wind-photovoltaic units in economic load dispatch using chance-constrained and jointly distributed random variables methods. *Energy*, 79, 50-67.
- Babonneau, F., Vial, J.-P. and Apparigliato, R., 2009. Robust optimization for environmental and energy planning. In *Uncertainty and environmental decision making*, 79-126: Springer.
- Bazmohammadi, N., Tahsiri, A., Anvari-Moghaddam, A. and Guerrero, J. M., 2019. A hierarchical energy management strategy for interconnected microgrids considering uncertainty. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 109, 597-608.
- Bellman, R. E. and Zadeh, L. A. 1970. Decision-making in a fuzzy environment. *Management science*, 17(4), B-141-B-164.
- Birge, J. R. and Louveaux, F., 2011. *Introduction to stochastic programming*: Springer Science & Business Media.
- Bostancı, B. and Demir, H., 2011. Taşınmaz Geliştirmede Doğrusal Programlama.
- Carlsson, C. and Korhonen, P., 1986. A parametric approach to fuzzy linear programming. *Fuzzy Sets and Systems*, 20(1), 17-30.

- Cengiz, Ö. A., 2019. Türkiye’de enerji sektöründe dış ticaret açığı ve yenilenebilir enerji (Doctoral dissertation, Marmara Üniversitesi (Turkey)).
- Charnes, A., & Cooper, W. W. (1959). Chance-constrained programming. *Management science*, 6(1), 73-79.
- Charnes, A. and Cooper, W. W., 1959. Chance-constrained programming. *Management science*, 6(1), 73-79.
- Chen, C., Yu, L., Zeng, X., Huang, G. and Li, Y., 2020. Planning an Energy–Water–Environment Nexus System in Coal-Dependent Regions under Uncertainties. *Energies*, 13(1), 208.
- Chen, Y., Lu, H., Li, J., Huang, G. and He, L., 2016. Regional planning of new-energy systems within multi-period and multi-option contexts: a case study of Fengtai, Beijing, China. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 65, 356-372.
- Çavuşlu, M. A., Karakuzu, C. and Şahin, S., 2010. Parçacık Sürü Optimizasyonu Algoritması ile Yapay Sinir Ağı Eğitiminin FPGA Üzerinde Donanımsal Gerçeklenmesi. *Politeknik Dergisi*, 13(2).
- Dantzig, G. B., 2002. Linear programming. *Operations research*, 50(1), 42-47.
- Deák, I., 1998. Linear regression estimators for multinormal distributions in optimization of stochastic programming problems. *European journal of operational research*, 111(3), 555-568.
- Demir, A. S., 2002. Tavlama benzetimi algoritması ile tesis yerleşim düzenlemesi ve TÜVASAŞ fabrikasında bir uygulama (Master's thesis, Sakarya Üniversitesi).
- Demiral, M. F., 2013. Bulanık Doğrusal Programlama İle Süt Endüstrisinde Bir Uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 18(2), 373-397.
- DePaolo, C. A. and Rader Jr, D. J., 2007. A heuristic algorithm for a chance constrained stochastic program. *European journal of operational research*, 176(1), 27-45.
- Ding, X., Lee, W.-J., Jianxue, W. and Liu, L., 2010. Studies on stochastic unit commitment formulation with flexible generating units. *Electric Power Systems Research*, 80(1), 130-141.
- Ding, X. and Wang, C. 2012. A novel algorithm of stochastic chance-constrained linear programming and its application. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012.
- Dong, J., Zhang, L. and Xiao, T., 2018. A hybrid PSO/SA algorithm for bi-criteria stochastic line balancing with flexible task times and zoning constraints. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 29(4), 737-751.
- Dvorkin, Y., 2019. A chance-constrained stochastic electricity market. *IEEE Transactions on Power Systems*.
- El Sayed, M., Baky, I. A. and Singh, P., 2020. A modified TOPSIS approach for solving stochastic fuzzy multi-level multi-objective fractional decision making problem. *OPSEARCH*, 1-30.
- Falsone, A., Deori, L., Ioli, D., Garatti, S. and Prandini, M., 2019. Optimal disturbance compensation for constrained linear systems operating in stationary conditions: A scenario-based approach. *Automatica*, 110, 108537.
- Fekete, K., Nikolovski, S., Klaić, Z. and Androjić, A. 2019. Optimal Re-Dispatching of Cascaded Hydropower Plants Using Quadratic Programming and Chance-Constrained Programming. *Energies*, 12(9), 1604.

- GAZBİR, 2019. Dünya ve Türkiye’de Enerji Durumu. Ankara, <https://www.gazbir.org.tr/uploads/page/Dunya-ve-Turkiye-Enerji-Gorunumu.pdf> (17.01.2020).
- Ge, X., Xia, S. and Su, X., 2018. Mid-term integrated generation and maintenance scheduling for wind-hydro-thermal systems. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 28(5), e2528.
- Gochet, W. F. and Padberg, M. W., 1974. The triangular E-model of chance-constrained programming with stochastic A-matrix. *Management science*, 20(9), 1284-1291.
- Gözüdeli, Y., and Akcayol, M.A. 2010. XML Veritabanı için Tavlama Benzetimi ile Sorgu Optimizasyonu. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 1(1).
- Guan, P., Huang, G., Wu, C., Wang, L., Li, C. and Wang, Y., 2019. Analysis of emission taxes levying on regional electric power structure adjustment with an inexact optimization model-A case study of Zibo, China. *Energy Economics*, 84, 104485.
- Guo, P. and Huang, G., 2009. Two-stage fuzzy chance-constrained programming: application to water resources management under dual uncertainties. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 23(3), 349-359.
- Gupta, S., Garg, H. and Chaudhary, S., 2020. Parameter estimation and optimization of multi-objective capacitated stochastic transportation problem for gamma distribution. *Complex & Intelligent Systems*, 1-17.
- Güney, B., Teke, Ç. and Taş, M. 2016. Fuzzy Linear Programming Approach For Determining The Manufacturing Amount Of Different Parts In Automotive Supply Industry. 8th International Conference on Latest Trends in Engineering and Technology.
- Hulsurkar, S., Biswal, M. P. and Sinha, S. B., 1997. Fuzzy programming approach to multi-objective stochastic linear programming problems. *Fuzzy Sets and Systems*, 88(2), 173-181.
- Huo, D., Gu, C., Ma, K., Wei, W., Xiang, Y. and Le Blond, S. 2018. Chance-constrained optimization for multienergy hub systems in a smart city. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 66(2), 1402-1412.
- Iniyan, S. and Jagadeesan, T., 1997. On the development of a reliability based optimal renewable energy model for the sustainable energy scene in India. *International journal of ambient energy*, 18(3), 153-164.
- Iniyan, S. and Jagadeesan, T., 1998. Effect of wind energy system performance on optimal renewable energy model—an analysis. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2(4), 327-344.
- Iniyan, S. and Sumathy, K., 2003. The application of a Delphi technique in the linear programming optimization of future renewable energy options for India. *Biomass and Bioenergy*, 24(1), 39-50.
- Jana*, R. and Biswal, M., 2004. Stochastic simulation-based genetic algorithm for chance constraint programming problems with continuous random variables. *International Journal of Computer Mathematics*, 81(9), 1069-1076.
- Jebaraj, S., Iniyan, S., and Goic, R., 2013. An optimal electricity allocation model for sustainable resource use in India. *International journal of energy research*, 37(8), 923-935.
- Jebaraj, S., Iniyan, S., Suganthi, L. and Goić, R., 2008. An optimal electricity allocation model for the effective utilisation of energy sources in India with focus on biofuels. *Management of Environmental Quality: An International Journal*, 19(4), 480-486.

- Khojasteh, S. B., 2014. A Stochastic Programming Model For Decision Making Of Medical Supply Location And Allocation In Disaster Management. (MSC thesis). Çukurova University, Adana.
- Kınay, Ö. B., Saldanha-da-Gama, F. and Kara, B. Y., 2019. On multi-criteria chance-constrained capacitated single-source discrete facility location problems. *Omega*, 83, 107-122.
- King, A. J., and Wallace, S. W., 2012. Modeling with stochastic programming: Springer Science & Business Media.
- Kirkpatrick, S., Gelatt, C. D. and Vecchi, M. P., 1983. Optimization by simulated annealing. *science*, 220(4598), 671-680.
- Koç, E. ve Şenel, M., 2013. Türkiye Enerji Üretim Potansiyeli ve Yatırım-Üretim Maliyet Analizi. *Termodinamik Dergisi*, 2013(245): p. 72-84.
- Koç, A., Yağlı, H., Koç, Y. and Uğurlu, İ., 2018. Dünyada ve türkiye’de enerji görünümünün genel değerlendirilmesi. *Mühendis ve Makina*, 59(692), 86-114.
- Lee, C.-S. and Wen, C.-G., 1996. River assimilative capacity analysis via fuzzy linear programming. *Fuzzy Sets and Systems*, 79(2), 191-201.
- Leite, N., Melício, F. and Rosa, A. C., 2019. A fast simulated annealing algorithm for the examination timetabling problem. *Expert Systems with Applications*, 122, 137-151.
- Lim, G. J., Rungta, M. and Davishan, A., 2019. A robust chance constraint programming approach for evacuation planning under uncertain demand distribution. *IIE Transactions*, 51(6), 589-604.
- Liu, B., 2000. Dependent-chance programming in fuzzy environments. *Fuzzy Sets and Systems*, 109(1), 97-106.
- Liu, B., and Iwamura, K., 1998. Chance constrained programming with fuzzy parameters. *Fuzzy Sets and Systems*, 94(2), 227-237.
- Liu, J., Li, Y., Huang, G., Suo, C. and Yin, S., 2017. An interval fuzzy-stochastic chance-constrained programming based energy-water nexus model for planning electric power systems. *Energies*, 10(11), 1914.
- Liu, Z., Huang, G. and Li, W., 2015. An inexact stochastic-fuzzy jointed chance-constrained programming for regional energy system management under uncertainty. *Engineering Optimization*, 47(6), 788-804.
- Luhandjula, M. and Gupta, M. M., 1996. On fuzzy stochastic optimization. *Fuzzy Sets and Systems*, 81(1), 47-55.
- Marino, C., Quddus, M. A., Marufuzzaman, M., Cowan, M. and Bednar, A. E., 2018. A chance-constrained two-stage stochastic programming model for reliable microgrid operations under power demand uncertainty. *Sustainable Energy, Grids and Networks*, 13, 66-77.
- Marino, M. A. and Simonovic, S. P., 1981. Single multipurpose reservoir design: a modified optimal control problem by chance-constrained programming. *Advances in Water Resources*, 4(1), 43-48.
- Marković, S. R., Vujošević, M. and Makajić-Nikolić, D., 2018. An Optimization-Simulation Approach to Chance Constraint Programming. *Information Technology and Control*, 47(2), 310-320.
- Mazadi, M., Rosehart, W., Zareipour, H., Malik, O. and Oloomi, M., 2013. Impact of wind integration on electricity markets: a chance-constrained Nash Cournot model. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, 23(1), 83-96.

- Mehrjerdi, Y. Z. and Nadizadeh, A., 2013. Using greedy clustering method to solve capacitated location-routing problem with fuzzy demands. *European journal of operational research*, 229(1), 75-84.
- Meng, N., Xu, Y. and Huang, G., 2019. A stochastic multi-objective optimization model for renewable energy structure adjustment management—A case study for the city of Dalian, China. *Ecological indicators*, 97, 476-485.
- Metropolis, N., Rosenbluth, A. W., Rosenbluth, M. N., Teller, A. H. and Teller, E., 1953. Equation of state calculations by fast computing machines. *The journal of chemical physics*, 21(6), 1087-1092.
- Mitra, S., 2006. A white paper on scenario generation for stochastic programming. *Optirisk systems: white paper series*, ref. No. OPT004.
- Mohamed, R. H., 1992. A chance-constrained fuzzy goal program. *Fuzzy Sets and Systems*, 47(2), 183-186.
- Mohammed, W., 2000. Chance constrained fuzzy goal programming with right-hand side uniform random variable coefficients. *Fuzzy Sets and Systems*, 109(1), 107-110.
- Mutluer, M., 1990. Gelişimi, yapısı ve sorunlarıyla Türkiye’de enerji sektörü. *Ege Coğrafya Dergisi*, 5(1), 184-214.
- Nazemi, A. and Tahmasbi, N., 2013. A high performance neural network model for solving chance constrained optimization problems. *Neurocomputing*, 121, 540-550.
- Nembou, C. and Murtagh, B., 1996. A chance-constrained programming approach to modelling hydro-thermal electricity generation in Papua-New Guniea. *Asia-Pacific Journal of Operational Research*, 13(2), 105.
- Özsağlam, M. Y., 2009. Parçacık sürü optimizasyonu algoritmasının gezgin satıcı problemine uygulanması ve performansının incelenmesi (Doctoral dissertation, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- Paksoy, T., Pehlivan, N. Y. and Özceylan, E., 2013. Bulanık Küme Teorisi.
- Piao, M., Li, Y. and Huang, G., 2014. Development of a stochastic simulation–optimization model for planning electric power systems—A case study of Shanghai, China. *Energy conversion and management*, 86, 111-124.
- Quddus, M. A., Chowdhury, S., Marufuzzaman, M., Yu, F. and Bian, L., 2018. A two-stage chance-constrained stochastic programming model for a bio-fuel supply chain network. *International Journal of Production Economics*, 195, 27-44.
- Ren, C., Li, Z. and Zhang, H., 2019. Integrated multi-objective stochastic fuzzy programming and AHP method for agricultural water and land optimization allocation under multiple uncertainties. *Journal of Cleaner Production*, 210, 12-24.
- Ren, C. F., Li, R. H., Zhang, L. D. and Guo, P., 2016. Multiobjective stochastic fractional goal programming model for water resources optimal allocation among industries. *Journal of water resources planning and management*, 142(10), 04016036.
- Resh, M., 1970. Chance constrained programming of the machine loading problem with stochastic processing times. *Management science*, 17(1), 48-65.
- Sawyer, C. S. and Lin, Y. F., 1998. Mixed-integer chance-constrained models for ground-water remediation. *Journal of water resources planning and management*, 124(5), 285-294.
- Sengupta, J. K., 1970. A generalization of some distribution aspects of chance-constrained linear programming. *International Economic Review*, 11(2), 287-304.

- Sevim, U. and Karaman, G., 2019. Türkiye’de Yenilenebilir Enerji Yatırımları Ve Finansman Yöntemleri: Geçmişten Günümüze Eğilimlerin İncelenmesi. *Asya Studies*, 2(8), 97-109.
- Shi, Z., Liang, H. and Dinavahi, V., 2019. Data-Driven Distributionally Robust Chance-Constrained Unit Commitment With Uncertain Wind Power. *IEEE Access*, 7, 135087-135098.
- Sinha, S., Hulsurkar, S. and Biswal, M., 2000. Fuzzy programming approach to multi-objective stochastic programming problems when bi's follow joint normal distribution. *Fuzzy Sets and Systems*, 109(1), 91-96.
- Song, T., Huang, G., Zhou, X. and Wang, X., 2018. An inexact two-stage fractional energy systems planning model. *Energy*, 160, 275-289.
- Sreeraj, E., Chatterjee, K. and Bandyopadhyay, S., 2010. Design of isolated renewable hybrid power systems. *Solar Energy*, 84(7), 1124-1136.
- Suganthi, L., and Williams, A., 2000. Renewable energy in India—a modelling study for 2020–2021. *Energy policy*, 28(15), 1095-1109.
- Sungur, B., 2008. Bulanık vardiya çizelgeleme problemleri için tamsayılı programlama modeli. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*(30), 211-227.
- Symonds, G. H., 1967. Deterministic solutions for a class of chance-constrained programming problems. *Operations research*, 15(3), 495-512.
- Taha, H. A., 1997. Operations research. An introduction. International Edition. In: Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Talınlı, G., 2018. Energy economics, renewable energy & its significance for the Turkish Republic and its economic development. Çankaya Üniversitesi,
- Talluri, S., Narasimhan, R. and Nair, A., 2006. Vendor performance with supply risk: A chance-constrained DEA approach. *International Journal of Production Economics*, 100(2), 212-222.
- Tang, Y., Luo, C., Yang, J. and He, H., 2017. A chance constrained optimal reserve scheduling approach for economic dispatch considering wind penetration. *IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica*, 4(2), 186-194.
- TEİAŞ, 2020. Türkiye kurulu gücünün yıllar itibariyle gelişimi. <https://www.teias.gov.tr/tr-TR/turkiye-elektrik-uretim-iletim-istatistikleri> (13.01.2020).
- T.C. Cumhurbaşkanlığı Strateji ve Bütçe Başkanlığı (SBB), 2019. On Birinci Kalkınma Planı (2019-2023). https://www.sbb.gov.tr/wp-content/uploads/2019/11/ON_BIRINCI_KALKINMA-PLANI_2019-2023.pdf (05.02.2021).
- İbiş, M., 2019. Türkiye Elektrik Piyasası ve İdari Yaptırımlar. <https://www.dunyaenerji.org.tr/turkiye-elektrik-piyasasi-ve-idari-yaptirimlar-1-mehmet-ibis/> (10.02.2020).
- UEA a,(2018). Dünya’da birincil enerji kaynaklarının tüketimi. <https://www.iea.org/data-and-statistics?country=WORLD&fuel=Energy%20consumption&indicator=TFCbySource> (20.01.2020).
- UEA b, 2018. Dünyada elektrik enerjisi üretiminin kaynaklara göre dağılımı. <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/world-gross-electricity-production-by-source-2018> (20.01.2020).
- UEA c, 2018. Türkiye’deki Birincil enerji kaynaklarının tüketiminin yıllar içerisinde değişimi. <https://www.iea.org/data-and->

- [statistics/?country=TURKEY&fuel=Energy%20consumption&indicator=TFCbySource](https://www.iea.org/data-and-statistics/?country=TURKEY&fuel=Energy%20consumption&indicator=TFCbySource) (21.01.2020).
- UEA, 2019. Elektrik Tüketimi. <https://www.iea.org/data-and-statistics?country=TURKEY&fuel=Energy%20consumption&indicator=Electricity%20final%20consumption> (17.12.2019).
- Wang, C., Wang, Z., Wang, J. and Hou, Y., 2018. Chance-constrained maintenance scheduling for interdependent power and natural gas grids considering wind power uncertainty. *IET Generation, Transmission & Distribution*, 13(5), 686-694.
- Wang, K.-J., 2019. Resolving conflict objectives between environment impact and energy efficiency—An optimization modeling on multiple-energy deployment. *Computers & Industrial Engineering*, 138, 106111.
- Wang, Q., Wang, J. and Guan, Y. 2013. Price-based unit commitment with wind power utilization constraints. *IEEE Transactions on Power Systems*, 28(3), 2718-2726.
- Watson, J.-P., Wets, R. J. and Woodruff, D. L., 2010. Scalable heuristics for a class of chance-constrained stochastic programs. *INFORMS Journal on Computing*, 22(4), 543-554.
- Wets, R. J., 2002. Stochastic programming models: wait-and-see versus here-and-now. In *Decision Making Under Uncertainty* (pp. 1-15): Springer.
- Wu, G., Xiang, Y., Liu, J., Zhang, X. and Tang, S., 2019. Chance-constrained optimal dispatch of integrated electricity and natural gas systems considering medium and long-term electricity transactions. *CSEE Journal of Power and Energy Systems*, 5(3), 315-323.
- Xu, Y., Huang, G. and Shao, L., 2017. A stochastic fuzzy chance-constrained programming model for energy–environment system planning and management in the City of Beijing. *International Journal of Green Energy*, 14(2), 171-183.
- Yazenin, A., 1987. Fuzzy and stochastic programming. *Fuzzy Sets and Systems*, 22(1-2), 171-180.
- Yin, J. and Zhao, D., 2018. Fuzzy Stochastic Unit Commitment Model with Wind Power and Demand Response under Conditional Value-At-Risk Assessment. *Energies*, 11(2), 341.
- Yu, J., Li, Z., Guo, Y. and Sun, H., 2019. Decentralized Chance-Constrained Economic Dispatch for Integrated Transmission-District Energy Systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(6), 6724-6734.
- Yu, L., Li, Y. and Huang, G., 2016. A fuzzy-stochastic simulation-optimization model for planning electric power systems with considering peak-electricity demand: A case study of Qingdao, China. *Energy*, 98, 190-203.
- Yu, L., Li, Y., Huang, G. H. and Shan, B., 2017. A hybrid fuzzy-stochastic technique for planning peak electricity management under multiple uncertainties. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 62, 252-264.
- Yuan, X., Ji, B., Zhang, S., Tian, H. and Chen, Z., 2014. An improved artificial physical optimization algorithm for dynamic dispatch of generators with valve-point effects and wind power. *Energy conversion and management*, 82, 92-105.
- Zhang, L., He, L., Huang, G. and Zhu, Y., 2013. Integrated regional renewable and nonrenewable energy policies identified through interval stochastic semi-infinite programming. *Journal of Energy Engineering*, 139(2), 80-90.
- Zhang, Y., Dong, Z. Y., Luo, F., Zheng, Y., Meng, K. and Wong, K. P., 2016. Optimal allocation of battery energy storage systems in distribution networks with high wind power penetration. *IET Renewable Power Generation*, 10(8), 1105-1113.

- Zhao, T., Pan, X., Yao, S., Ju, C. and Li, L., 2018. Strategic bidding of hybrid AC/DC microgrid embedded energy hubs: a two-stage chance constrained stochastic programming approach. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, 11(1), 116-125.
- Zhou, C., Huang, G. and Chen, J., 2018. A multi-objective energy and environmental systems planning model: management of uncertainties and risks for Shanxi province, China. *Energies*, 11(10), 2723.
- Zhou, C., Huang, G. and Chen, J., 2019. A Type-2 Fuzzy Chance-Constrained Fractional Integrated Modeling Method for Energy System Management of Uncertainties and Risks. *Energies*, 12(13), 2472.
- Zhu, H. and Huang, G., 2013. Dynamic stochastic fractional programming for sustainable management of electric power systems. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 53, 553-563.



ÖZGEÇMİŞ

Kişisel Bilgiler	
Adı Soyadı:	Şeyma EMEÇ
Doğum tarihi:	
Doğum Yeri:	
Uyruğu:	
Adres:	
E-mail:	
Eğitim	
Lise:	Konevi Anadolu Lisesi
Lisans:	Atatürk Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi (2013)
Yüksek lisans:	Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı (2015)
Doktora:	Atatürk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı (2021)
Yabancı Dil Bilgisi	
İngilizce:	İyi
Tezden Üretilmiş Yayınlar	
<u>SCI-Expanded Kapsamında Makaleler</u>	
1. Emeç, Şeyma and Akkaya, Gökay. ‘Developing a New Optimization Energy Model Using Fuzzy Linear Programming’. 1 Jan. 2021: 9529 – 9542.	
<u>Diğer Makaleler</u>	
1. Emeç, Ş., & Akkaya, G. (2020). Techno-economic analysis of a university’s electrical energy consumption with hybrid systems. Journal of Information and Optimization Sciences, 1-14.	
2. Emeç, Ş., Adar, T., Akkaya, G., & Delice, E. K. (2019). The Measurement of the Efficiency of Wind Power Plants by Using DEA: A Case Study from TURKEY. Turkish Journal of Electromechanics and Energy, 4(2).	
3. Emeç, Ş., Adar, T., Akkaya, G., & Delice, E. K.. (2019). Efficiency Assessment of Hydroelectric Power Plant in Turkey by Data Envelopment Analysis (DEA). Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi, 34-45.	
<u>Uluslararası Bildiriler</u>	
1. Emeç, Ş., & Akkaya, G. (2018). Türkiye İçin Alternatif Yenilenebilir Enerji	

Kaynak Seçimi Problemi. Uluslararası Multidisipliner Çalışmaları Sempozyumu (ISMS) , 2018.

2. Emeç, Ş., & Akkaya, G. (2019). Turkey's Electricity Consumption Forecasting with Artificial Neural Networks. 4TH INTERNATIONAL ENERGY ENGINEERING CONGRESS, 2019.
3. Emec, S., Sokmen, O. C., Akkaya, G., &Yilmaz, M. (2019, September). Efficiency Assessment of Geothermal Power Plants in Turkey. In 3rd International Conference on Advanced Engineering Technologies.
4. Emeç, Ş., Adar, T., Akkaya, G., & Delice, E. K. (2019). Efficiency Assessment of Wind Power Plants in Turkey. In 3rd International Conference on Advanced Engineering Technologies.
5. Emeç, Ş., Adar, T., Akkaya, G., & Delice, E. K. (2019). Efficiency Assessment of Hydroelectric Power Plant in Turkey by Data Envelopment Analysis (DEA). International Congress on Human-Computer Interaction, Optimization and Robotic Applications (HORA 2019).