

**T.C.
NEVŞEHİR HACI BEKTAŞ VELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**TÜRKİYE’NİN AYLIK ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİM
VERİLERİNİN KARINCA ASLANI OPTİMİZASYON
ALGORİTMASI KULLANILARAK MODELLENMESİ**

**Tezi Hazırlayan
Özge SAĞLIYAN**

**Tez Danışmanı
Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŞİLBUDAK**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi**

**Mayıs 2019
NEVŞEHİR**

**T.C.
NEVŞEHİR HACI BEKTAŞ VELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**

**TÜRKİYE’NİN AYLIK ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİM
VERİLERİNİN KARINCA ASLANI OPTİMİZASYON
ALGORİTMASI KULLANILARAK MODELLENMESİ**

**Tezi Hazırlayan
Özge SAĞLIYAN**

**Tez Danışmanı
Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŞİLBUDAK**

**Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı
Yüksek Lisans Tezi**

**Mayıs 2019
NEVŞEHİR**

Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŞİLBUDAK danışmanlığında Özge SAĞLIYAN tarafından hazırlanan "**Türkiye'nin Aylık Elektrik Enerjisi Tüketim Verilerinin Karınca Aslanı Optimizasyon Algoritması Kullanılarak Modellenmesi**" başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında **Yüksek Lisans Tezi** olarak kabul edilmiştir.

24/05/2019

JÜRİ

Başkan

: Dr. Öğr. Üyesi Bekir Sami TEZEKİCİ

Üye

: Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŞİLBUDAK

Üye

: Dr. Öğr. Üyesi Suad BAŞBUĞ

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun 29.05.2019 tarih ve 31-289 sayılı kararı ile onaylanmıştır.

Prof. Dr. Şahlan ÖZTÜRK
Enstitü Müdürü



TEZ BİLDİRİM SAYFASI

Tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlanan bu çalışmada yer alan bütün bilgilerin bilimsel ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu ve bana ait olmayan her türlü ifade ve bilginin kaynağına eksiksiz atıf yapıldığını bildiririm.

Özge SAĞLIYAN



TEŐEKKÜR

Yüksek lisans öğrenimim ve tez çalışmam süresince bilgi ve tecrübeleriyle yardımcı olan, desteğini esirgemeyen değerli danışmanım Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŐİLBUDAK'a, ayrıca maddi ve manevi desteklerinden dolayı beni yalnız bırakmayan değerli aileme teşekkür ederim.



TÜRKİYE’NİN AYLIK ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİM VERİLERİNİN KARINCA ASLANI OPTİMİZASYON ALGORİTMASI KULLANILARAK MODELENMESİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Özge SAĞLIYAN

NEVSEHİR HACI BEKTAŞ VELİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Mayıs 2019

ÖZET

Elektrik enerjisi endüstrisinde tüketimin modellenmesi önemli bir rol oynamaktadır. Elektrik enerjisi tüketimi modellenerek enerjinin üretimi ve dağıtımını verimli bir şekilde planlamakta ve enerji israfı en aza indirilmektedir. Ayrıca, güç sisteminin ekonomik olarak çalıştırılması ve şebeke yatırımları için uygun kararların alınması da elektrik enerjisi tüketiminin doğru bir şekilde modellenmesine dayanır. Bununla birlikte, elektrik enerjisi tüketimini etkileyen birçok faktör bulunmakta ve bu da modelleme çalışmalarını zorlaştırmaktadır. Bu tez çalışmasında, Türkiye’nin aylık elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması lineer, kuadratik ve üstel fonksiyonlar kullanılarak modellenmiştir. Oluşturulan elektrik enerjisi tüketim modelleri ortalama mutlak yüzdesel hata, karekök ortalama hata ve kare hataların toplamı kararlılık ölçekleri açısından karşılaştırılmıştır. Ayrıca, sıcaklık, rüzgâr hızı, nem miktarı, yağış miktarı ve küresel güneş radyasyonu meteorolojik giriş parametreleri olarak kullanılmıştır. Genel olarak değerlendirildiğinde, karınca aslanı optimizasyon algoritması, üstel modeli içeren uygunluk fonksiyonları için iyi bir tahmin performansı gösterirken, kuadratik modeli içeren uygunluk fonksiyonları için kötü bir tahmin performansı göstermiştir. Elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesindeki en düşük hata üstel model tarafından Ekim ayında başarılırken, en yüksek hata kuadratik model tarafından Nisan ayında gerçekleştirilmiştir.

Anahtar Kelimeler: *Elektrik Enerjisi Tüketimi, Meteorolojik Veri, Karınca Aslanı Optimizasyonu, Modelleme.*

Tez Danışmanı: Dr. Öğr. Üyesi Mehmet YEŞİLBUDAK

Sayfa Adedi: 66

MODELING OF MONTHLY ELECTRICAL ENERGY CONSUMPTION DATA OF TURKEY BY USING ANT LION OPTIMIZATION ALGORITHM

(M. Sc. Thesis)

Özge SAĞLIYAN

NEVSEHIR HACI BEKTAS VELI UNIVERSITY
GRADUATE SCHOOL OF NATURAL AND APPLIED SCIENCES

May 2019

ABSTRACT

The consumption modeling plays a significant role in the electric power industry. By modeling the electrical energy consumption, energy production and distribution are efficiently planned and energy waste is minimized. In addition, the economic operation of the power system and optimal decisions for grid investments are also based on the proper modeling of electrical energy consumption. However, there are a number of factors that affect the consumption of electricity and this makes the modeling works difficult. In this thesis, Turkey's monthly electrical energy consumption data is modeled using the ant lion optimization algorithm and linear, quadratic and exponential functions. The constructed electrical energy consumption models are compared in terms of mean absolute percentage error, root mean squared error and the sum of squares of errors accuracy metrics. In addition, temperature, wind speed, the amount of moisture, the amount of precipitation and global solar radiation are used as meteorological input parameters. In overall evaluation, the ant lion optimization algorithm shows good estimation performance for the fitness functions including the exponential model, while it shows poor estimation performance for the fitness functions including the quadratic model. The lowest error in the modeling of electrical energy consumption data is achieved in October by the exponential model, while the highest one is realized in April by the quadratic model.

Keywords: *Electrical Energy Consumption, Meteorological Data, Ant Lion Optimization, Modeling.*

Thesis Supervisor: Assist. Prof. Dr. Mehmet YEŞİLBUDAK

Page Number: 66

İÇİNDEKİLER

| | |
|---|------|
| KABUL VE ONAY SAYFASI | i |
| TEZ BİLDİRİM SAYFASI | ii |
| TEŞEKKÜR..... | iii |
| ÖZET..... | iv |
| ABSTRACT..... | v |
| İÇİNDEKİLER | vi |
| TABLOLAR LİSTESİ..... | ix |
| ŞEKİLLER LİSTESİ | x |
| SİMGELER ve KISALTMALAR LİSTESİ..... | xiii |
| BÖLÜM 1 | |
| GİRİŞ..... | 1 |
| BÖLÜM 2 | |
| KISA, ORTA VE UZUN DÖNEM ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİMİ..... | 5 |
| 2.1. Kısa Dönem Elektrik Enerjisi Tüketim Modelleri..... | 6 |
| 2.1.1. İstatistiksel Metotlar | 7 |
| 2.1.2. Yapay zekâ metotları | 9 |
| 2.2. Orta ve Uzun Dönem Elektrik Enerjisi Tüketim Modelleri | 10 |
| BÖLÜM 3 | |
| KARINCA ASLANI OPTİMİZASYONU | 13 |

| | | |
|--------|---|----|
| 3.1. | Optimizasyon | 13 |
| 3.1.1. | Tasarım vektörü | 15 |
| 3.1.2. | Tasarım kısıtlamaları | 15 |
| 3.1.3. | Amaç fonksiyonu | 16 |
| 3.2. | Sezgisel Optimizasyon..... | 17 |
| 3.3. | Metasezgisel Optimizasyon | 19 |
| 3.4. | Karınca Aslanı Optimizasyon Algoritması..... | 23 |
| 3.4.1. | Karıncaların rastgele yürüyüşleri..... | 25 |
| 3.4.2. | Karınca aslanı çukurunda tuzağa düşürme | 25 |
| 3.4.3. | Karıncaları karınca aslanına doğru kaydırma | 26 |
| 3.4.4. | Avı yakalama ve çukuru yeniden inşa etme | 26 |
| 3.4.5. | Karınca aslanlarının seçkinliği..... | 26 |
| 3.4.6. | Uygunluk fonksiyonu ve hata ölçekleri | 27 |

BÖLÜM 4

| | | |
|------|---|----|
| | AYLIK ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİM VERİLERİNİN MODELLENMESİ..... | 29 |
| 4.1. | Ocak Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 30 |
| 4.2. | Şubat Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 32 |
| 4.3. | Mart Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi..... | 34 |
| 4.4. | Nisan Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 36 |
| 4.5. | Mayıs Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 38 |
| 4.6. | Haziran Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi..... | 40 |

| | | |
|-------|--|----|
| 4.7. | Temmuz Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 42 |
| 4.8. | Ağustos Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 44 |
| 4.9. | Eylül Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi..... | 46 |
| 4.10. | Ekim Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi..... | 48 |
| 4.11. | Kasım Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 50 |
| 4.12. | Aralık Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi | 52 |

BÖLÜM 5

| | |
|----------------------------|----|
| BULGULAR VE TARTIŞMA | 55 |
|----------------------------|----|

BÖLÜM 6

| | |
|----------------------------|----|
| SONUÇLAR VE ÖNERİLER | 58 |
|----------------------------|----|

| | |
|---------------|----|
| KAYNAKÇA..... | 60 |
|---------------|----|

| | |
|----------------|----|
| ÖZGEÇMİŞ | 66 |
|----------------|----|

TABLolar LİSTESİ

| | |
|---|----|
| Tablo 4.1. Ocak ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları..... | 31 |
| Tablo 4.2. Şubat ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları | 33 |
| Tablo 4.3. Mart ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları | 35 |
| Tablo 4.4. Nisan ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları..... | 37 |
| Tablo 4.5. Mayıs ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları | 39 |
| Tablo 4.6. Haziran ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları.... | 41 |
| Tablo 4.7. Temmuz ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları .. | 43 |
| Tablo 4.8. Ağustos ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları ... | 45 |
| Tablo 4.9. Eylül ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları..... | 47 |
| Tablo 4.10.Ekim için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları | 49 |
| Tablo 4.11.Kasım ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları..... | 51 |
| Tablo 4.12.Aralık ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları | 53 |
| Tablo 5.1. Aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen en düşük hatalar | 55 |
| Tablo 5.2. Aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen en yüksek hatalar | 56 |

ŞEKİLLER LİSTESİ

- Şekil 2.1. Kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde kullanılan metotlar.....6
- Şekil 2.2. Regresyon analizinde doğrusal ve eğrisel ilişki..... 8
- Şekil 3.1. Optimizasyon problemini çözüme ulaştırmak için uygulanacak adımlar..... 17
- Şekil 3.2. Metasezgisel optimizasyon algoritmasının bir problem üzerinde uygulanması22
- Şekil 3.3. Karınca aslanlarının avlanma davranışı.....23
- Şekil 4.2. Türkiye'nin 2017 yılına ait günlük meteorolojik veriler30
- Şekil 4.3. Ocak ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri.....32
- Şekil 4.4. Ocak ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... 32
- Şekil 4.5. Şubat ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... 34
- Şekil 4.6. Şubat ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... 34
- Şekil 4.7. Mart ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri.....36
- Şekil 4.8. Mart ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi.....36
- Şekil 4.9. Nisan ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... 38

| | |
|--|----|
| Şekil 4.10. Nisan ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 38 |
| Şekil 4.11. Mayıs ayı için gerçek ve lineer modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 40 |
| Şekil 4.12. Mayıs ayı için lineer modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 40 |
| Şekil 4.13. Haziran ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 42 |
| Şekil 4.14. Haziran için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 42 |
| Şekil 4.15. Temmuz ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 44 |
| Şekil 4.16. Temmuz ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 44 |
| Şekil 4.17. Ağustos ayı için gerçek ve kuadratik modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 46 |
| Şekil 4.18. Ağustos ayı için kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 46 |
| Şekil 4.19. Eylül ayı için gerçek ve kuadratik modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 48 |
| Şekil 4.20. Eylül ayı için kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 48 |
| Şekil 4.21. Ekim ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 50 |

| | |
|---|----|
| Şekil 4.22. Ekim ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 50 |
| Şekil 4.23. Kasım ayı için gerçek ve lineer modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 52 |
| Şekil 4.24. Kasım ayı için lineer modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 52 |
| Şekil 4.25. Aralık ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri..... | 54 |
| Şekil 4.26. Aralık ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi..... | 54 |

SİMGELER ve KISALTMALAR LİSTESİ

| | |
|-------------------------|---|
| AR | Otoregresif |
| MA | Hareketli ortalama |
| ARMA | Otoregresif hareketli ortalama |
| ARIMA | Otoregresif bütünleşik hareketli ortalama |
| ARMAX | Dışsal değişkenli otoregresif hareketli ortalama |
| ARIMAX | Dışsal değişkenli otoregresif bütünleşik hareketli ortalama |
| OMYH | Ortalama mutlak yüzdesel hata |
| KOH | Karekök ortalama hata |
| KHT | Kare hataların toplamı |
| EET_G | Gerçek elektrik enerjisi tüketim değeri |
| EET_T | Tahmini elektrik enerjisi tüketim değeri |
| MW | Megavat |
| GWh | Gigavat saat |
| °C | Santigrad derece |
| m/s | metre/saniye |
| mm | milimetre |
| kW/m² | Kilovat/metrekare |

BÖLÜM 1

GİRİŞ

Elektrik enerjisine olan ihtiyaç gelişen teknolojiyle birlikte her geçen gün daha da artmaktadır. Birçok farklı alanda elektrik enerjisi yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Ulaşım, üretim, sağlık, savunma sanayi ve hizmet sektörü bu alanlara örnek gösterilebilir. Elektrik enerjisinin kesintiye uğraması çok ciddi kayıpların ve sorunların ortaya çıkmasına sebep olabilmektedir. Bu nedenle, kesintiye uğramayacak şekilde elektrik enerjisi ihtiyacının karşılanması gerekmektedir [1]. Diğer taraftan, gerekenden fazla elektrik enerjisi üretimi ise maliyet açısından ve kaynakların gereğinden fazla tüketilmesi hususunda istenmeyen bir durumdur. Dolayısıyla, enerji tasarrufu ve fayda planlama çalışmalarının temelinde elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi yer almaktadır [2, 3].

1970'lerin ve 1980'lerin deneyimleri, fosil yakıtların çok fazla tüketilmesi sonucu sera gazı emisyonları ile ilgili endişelerin ortaya çıkmasına neden oldu ve enerjinin verimli tüketilmesine olan eğilim arttı [4]. Bu doğrultuda, 1970'lerin başından itibaren elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde istatistiksel metotlar, yapay zeka modelleri ve her iki tekniğin bir araya getirildiği hibrit yaklaşımların kullanımı önem kazandı [5]. Literatürde elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi amacıyla yapılan pek çok çalışma bulunmaktadır.

Hooshmand ve çalışma arkadaşları, kısa dönem elektrik enerjisi tüketimini modellemek için dalgacık dönüşümü, yapay sinir ağları ve adaptif sinirsel bulanık çıkarım sisteminden faydalanmışlardır [6]. Giriş verisi olarak sıcaklık, nem, rüzgâr hızı ve günlük tüketilen elektrik enerjisi miktarını kullanmışlardır. Dalgacık dönüşümü ve adaptif sinirsel bulanık çıkarım sistemine sahip olan modelin ortalama mutlak yüzdesel hatası % 1,603 olarak hesaplanmıştır.

Bahrami ve çalışma arkadaşları, parçacık sürü optimizasyonu tabanlı gri tahmin modeli ve dalgacık dönüşümü kullanarak kısa dönem elektrik enerjisi tüketim modellemesi yapmışlardır [7]. Bu modellemede mevsimsel verilerden sıcaklık, nem ve rüzgâr hızını

kullanmışlardır. Geliştirilen hibrit modeller arasında en düşük ortalama mutlak yüzdesel hata oranı %0,464 olarak bulunmuştur.

Yu ve çalışma arkadaşları, 1990 ve 2009 yılları arasında tüketilen elektrik enerjisi verilerini parçacık sürü optimizasyonu ve genetik algoritmayı içeren hibrit bir model ve yol-katsayı analizini kullanarak modellemişlerdir [5]. Bu modellemede lineer, kuadratik ve üstel modellerden faydalanmışlardır. En düşük yüksek belirlilik katsayısı 0,9992 değeri ile kuadratik model tarafından elde edilmiştir.

Hong, 2004 ve 2009 yılları arasındaki aylık elektrik enerjisi tüketim verilerini kaotik yapay arı koloni algoritması ve mevsimsel yinelemeli destek vektör regresyonunu içeren hibrit modelle analiz etmiştir [8]. Geliştirilen hibrit model aracılığıyla ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %2,387 olarak tespit edilmiştir.

Gürbüz ve çalışma arkadaşları, nüfus, ithalat, ihracat ve gayri safi milli hasıla gibi ekonomik göstergelere sahip verileri yapay arı kolonisi optimizasyonu tabanlı lineer, kuadratik ve yapay sinir ağı modellerinde değerlendirerek üç farklı senaryo ile elektrik enerjisi tüketimini incelemişlerdir [9]. En düşük belirlilik katsayısı yapay arı kolonisi optimizasyon algoritması tabanlı yapay sinir ağı modeli için 0,9862 olarak hesaplanmıştır.

Hong, geçmiş yıllara ait elektrik enerjisi tüketim verileriyle kaotik karınca sürüsü optimizasyonu tabanlı destek vektör regresyonunu eğiterek 1981 ve 2000 yılları arasındaki elektrik enerjisi tüketimini modellemiş ve yapay sinir ağlarıyla karşılaştırmıştır [10]. En düşük ortalama mutlak yüzdesel hata değeri kaotik karınca sürüsü optimizasyonu tabanlı destek vektör regresyonu tarafından %1,3 olarak elde edilmiştir.

Dahl ve çalışma arkadaşları, soğuk kış şartlarının enerji tüketimi üzerindeki etkisini araştırmış ve toplu hava tahmin verilerini kullanarak elektrik enerjisi tüketimini otoregresif modelle değerlendirmişlerdir [11]. Sıcaklık, nem, rüzgâr hızı ve güneş radyasyonunu giriş verisi olarak kullanmışlar ve karekök ortalama hata değeri 41 MW olarak hesaplanmıştır.

Wu ve alıřma arkadařları, ampirik mod ayrıřımı, ařırı ğrenme makinesi ve ekirge optimizasyon algoritması yntemlerini kullanarak yeni bir hibrit model geliřtirmişler ve Avustralya'daki 5 eyalet iin kısa dnem elektrik enerjisi tketim modellemesi yapmışlardır [12]. Geliřtirilen hibrit model tarafından karekk ortalama hata deęeri 336 MW olarak elde edilmiştir.

Wang ve Bielicki, bir regresyon modeli kullanarak Amerika'daki elektrik enerjisi tketime ile mevsimsel veriler arasında iliřki kurmuşlardır [13]. Yapılan alıřma sonucunda, sıcaklık genellikle elektrik enerjisi tketimini belirleyici en nemli etken olmuřtur. Dięer taraftan, rzgr hızının ise, sıcaklıkla karřılařtırıldıęında etkisinin daha az olduęu gzlenmiştir.

Bilgili ve arkadařları, Trkiye'nin konut ve sanayi sektrnde tktilen elektrik enerjisini yapay sinir aęları, doęrusal regresyon ve doęrusal olmayan regresyon yaklařımlarını kullanarak modellemişlerdir [14]. Ortalama mutlak hata 781,5 GWh ile doęrusal olmayan regresyon yntemiyle saęlanmıştır.

Kaynar ve arkadařları, genetik algoritma ile eęitilmiş destek vektr regresyonu kullanarak Trkiye'nin yıllık elektrik enerjisi tketim modelini oluřturmuşlardır [15]. Nfus, ithalat miktarı, ihracat miktarı, gayri safi milli hsıla ve gemiş elektrik enerjisi tketim verileri giriř verisi olarak kullanılmıştır. Ortalama mutlak yzdesel hata oranı % 3,66 olarak bulunmuřtur.

Toksarı, Trkiye'nin enerji tketimini modellemek iin nfus, gayri safi milli hasıla, ithalat ve ihracat verilerinden faydalanan bir karınca kolonisi optimizasyon algoritması geliřtirmiřtir [16]. Geliřtirilen modelde lineer ve kuadratik modelleri kullanmıştır. Lineer model iin baęıl hata -3,87 ve kuadratik model iin baęıl hata -2.83 olarak tespit edilmiştir.

Bu alıřmalara ek olarak, Erkmen ve zdoęan, kısa dnem elektrik enerjisi tketimini modellemek iin Kohonen kmeleme sreci ve genetik algoritma tabanlı yapay sinir aęlarını birlikte kullanmışlardır [17]. Yalnz ve alıřma arkadařları, orta dnem elektrik enerjisi tketime modellemesinde ok katmanlı algılayıcıyı hareketli ortalama metoduyla karřılařtırmışlardır [18]. Kkli ve Barıř, Trkiye'nin yıllık brt

elektrik enerjisi tüketimini modellemek için bulanık mantık yönteminden faydalanmışlardır [19]. Hamzaçebi, Türkiye'nin 1970 ve 2004 yılları arasındaki sektörel net elektrik enerjisi tüketimini yapay sinir ağları kullanarak modellemiştir [20]. Akay ve Atak, Türkiye'nin toplam ve endüstriyel elektrik enerjisi tüketimini modellemek için yuvarlanma mekanizmalı gri tahmin yöntemi üzerinde çeşitli çalışmalar yapmışlardır [21].

Bu tez çalışmasında ise, karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak Türkiye'nin aylık elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi yapılmıştır. Bu optimizasyon algoritmasının tercih edilmesinin sebebi; literatürde yeni geliştirilen metasezgisel bir yöntem olması ve henüz elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde kullanılmamış olmasıdır. Yapılan modellemede giriş olarak günlük ortalama sıcaklık, günlük ortalama rüzgâr hızı, günlük ortalama nem miktarı, günlük ortalama yağış miktarı ve günlük toplam küresel güneş radyasyonu verilerinden faydalanılmıştır. Bu parametrelerin tercih edilmesindeki neden ise, literatürde elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde en çok yararlanılan girişler olmasıdır. Ayrıca, karınca aslanı optimizasyon algoritması içerisinde lineer, kuadratik ve üstel matematiksel modellemelerinin tümü karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, kare hataların toplamı, karekök ortalama hata ve ortalama mutlak yüzdesel hata ölçekleri açısından yüksek performanslı ve verimli aylık elektrik enerjisi tüketim modellemeleri başarılmıştır.

Bu tez çalışması 6 bölümden oluşmaktadır. Bu bölümde elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi ile ilgili literatür taraması sunulmuştur. 2. Bölümde kısa, orta ve uzun dönem elektrik enerjisi tüketimleri ile ilgili temel bilgiler verilmiş ve bu tüketim dönemlerinin modellenmesi için kullanılan metotlardan bahsedilmiştir. 3. Bölümde öncelikle optimizasyon, sezgisel optimizasyon ve metasezgisel optimizasyon hakkında açıklamalar yapılmış, sonrasında bu tez çalışmasında uygulanan karınca aslanı optimizasyonun çalışması ve matematiksel altyapısı anlatılmıştır. 4. Bölümde karınca aslanı optimizasyon algoritmasının aylık elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesindeki performansı detaylı analiz edilmiştir. 5. Bölümde yapılan analizler sonucunda elde edilen bulgular değerlendirilmiştir. 6. Bölümde ise sonuçlar ve öneriler sunulmuştur.

BÖLÜM 2

KISA, ORTA VE UZUN DÖNEM ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİMİ

Enerji şirketleri tüketicinin ihtiyacını karşılayacak kaliteli elektrik enerjisini müşterilerine ulaştırmak zorundadır. Bu nedenle, elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi önem arz etmektedir [19]. Bu sayede, üretim sistemindeki değişikliklere paralel bir şekilde iletim ve dağıtım sistemlerinde de uygun değişiklikler yapılmaktadır. Yapılacak değişikliklere ilişkin yatırım maliyetleri de analiz edilmektedir [22]. Ayrıca, enerji ticareti, enerji yönetimi, enerji planlaması, şebekedeki kapasite artışlarının belirlenmesi, şebeke altyapısının geliştirilmesi, vb. konularda enerji şirketlerine yardımcı olmaktadır [2, 23].

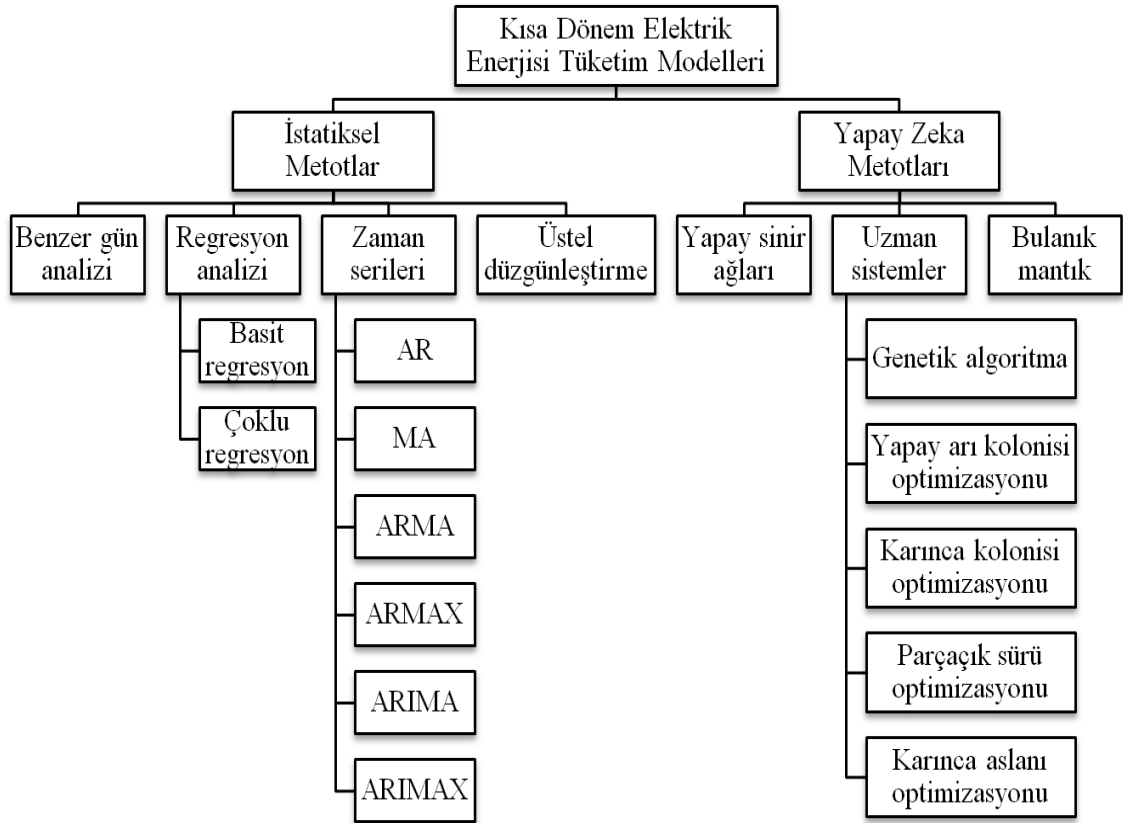
Ekonomi, çevre ve mevsimsel değişiklikler elektrik enerjisi tüketimini etkiler [24, 25]. Özellikle, sıcaklık, nem, rüzgâr hızı, bulutluluk, yağış miktarı, güneş radyasyonu vb. hava koşullarının elektrik enerjisi tüketimi üzerinde etkileri vardır [26]. Çoğu elektrik enerjisi tüketim modelinde sıcaklık ve nem kullanılmaktadır [18]. Yaz aylarında yüksek sıcaklıklar, klima kullanımının artmasına neden olarak güç için yüksek talep yaratırken, kışın da sıcaklıklar düşük olduğunda ısıtma cihazlarının kullanımı aynı etkiyi yaratır [27]. Yoğun yağış alan bölgelerde insanların kapalı alanda kalmaları gerekmekte ve bu durum da farklı amaçlar doğrultusunda daha fazla enerji kullanılmasına neden olmaktadır [18, 27].

Nem görünür sıcaklığı artırır ve yaz aylarında enerji talebini yükseltir [28]. Ayrıca, sıcak ve nemli bir günde aynı mevsimdeki kuru günlerden daha fazla güç tüketilir. Artan rüzgâr hızı ise, görünür sıcaklığı düşürür ve yaz aylarında enerji talebini azaltır [18]. Bulutluluğun, elektrik enerjisi talebine etkisini belirlemek için günün saati de dikkate alınır. Gece boyunca bulutlar serinletici bir etkiye sahiptir ve bu nedenle daha az güç tüketilirken, gündüz saatlerinde bulutlar sıcaklığın artmasına neden olur ve böylece daha fazla güç tüketilir [27]. Bunlara ek olarak, elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde elektrik fiyatı gibi ekonomik değişkenler de filtrelenmektedir [28]. Çoğu durumda insanlar elektrik fiyatı uygun olduğunda daha fazla güç tüketirken, pahalı olduğunda daha az güç tüketir [29, 30].

Elektrik enerjisini tüketiminin modellenmesi, tüketimin yapıldığı zaman aralığına göre farklı faydalar sağlamakta ve kısa dönem, orta dönem ve uzun dönem elektrik enerjisi tüketimleri olmak üzere üç ana kategoride değerlendirilmektedir [27, 31].

2.1. Kısa Dönem Elektrik Enerjisi Tüketim Modelleri

Kısa dönem elektrik enerjisi tüketimi, saatlik elektrik enerjisi tüketimlerini temel alır [2]. Kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi güç sistemlerinin güvenliği ve enerjinin doğru fiyatlandırılması açısından oldukça önemlidir [24]. Hava koşulları, günün belirli saatleri ve konut, sanayi gibi müşterileri türleri modellemede dikkate alınan faktörler arasındadır [27, 32]. Şekil 2.1’de verilen istatistiksel ve yapay zekâ tabanlı yöntemler bu kategoride kullanılmaktadır [27, 33]. 1980’lere kadar yaklaşık tüm elektrik enerjisi tüketim modelleri istatistiksel yöntemlere dayalıydı. 1990 ve sonrasında yapay zekâya dayalı yöntemler kullanılmaya başlandı. Son yıllarda ise, her iki yöntemin birlikte kullanıldığı hibrit metotlar da ortaya çıkmıştır [34, 35].

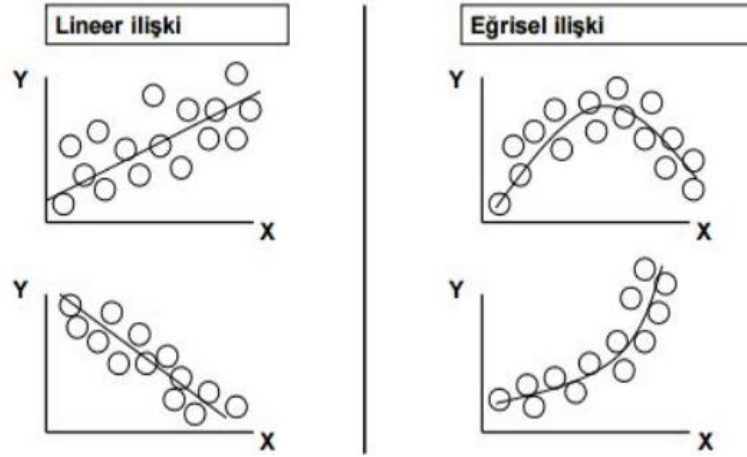


Şekil 2.1. Kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde kullanılan metotlar

2.1.1. İstatistiksel Metotlar

Benzer gün analizi, regresyon analizi, zaman serileri ve üstel düzgünleştirme kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesine kullanılan istatistiksel metotlardır. Benzer gün analizi, elektrik enerjisi tüketiminin gerçekleştirileceği gün ile benzer özelliklere sahip olan geçmiş verilerin kullanılmasına dayanır [16, 20]. Başka bir ifadeyle, model girişlerinden biri benzer özellik gösteren günlük elektrik enerjisi tüketim verisi olacaktır. Ayrıca, sıcaklık, nem, haftanın günü ve tarih de benzer girişler olarak kullanılabilir [6].

Regresyon analizi en çok tercih edilen istatistiksel metotlardan biridir. Bir bağımlı değişkenin bir veya daha fazla bağımsız değişken ile aralarındaki ilişkiyi veren fonksiyondur [33]. Kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. Geçmiş elektrik enerjisi tüketim verileri, geçmiş mevsimsel veriler, ekonomik faktörler vb. bağımlı değişkenler arasında bağlantı kurularak regresyon denklemleri elde edilmektedir [36, 37]. Regresyon analizi sonucunda, Şekil 2.2’de gösterildiği gibi, doğrusal(lineer) veya doğrusal olmayan(lineer olmayan) ilişkiler kurulabilir. Bu yaklaşımın en büyük dezavantajı; ancak orta büyüklükte bir veri seti kullanılarak iyi sonuçların elde edilebilmesi ve veri toplamanın çoğu durumda zorlu ve maliyetli bir süreç olmasıdır [2, 33]. Basit regresyon iki değişkenli regresyon modeli olarak da adlandırılır ve bağımlı değişkeni bağımsız değişkenle açıklar. Çoklu regresyonda ise, bağımlı değişkeni eş zamanlı olarak etkileyen daha fazla bağımsız değişken açıklayıcı olarak kullanılır [2].



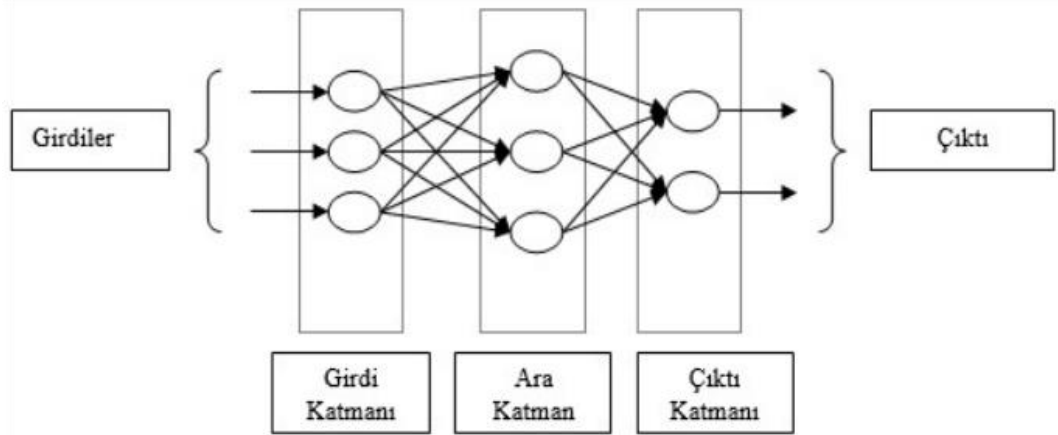
Şekil 2.2. Regresyon analizinde doğrusal ve eğrisel ilişki [38]

Bir zaman serisi, eşit zaman aralıklarında kaydedilen bir veri dizisidir [39, 40]. Karmaşık modelleme süreçlerine sahip olmaları, modelleme performanslarının düşük olması, çok sayıda geçmiş veri gerektirmeleri, yeni koşullara hızlı uyum sağlayamamaları, sıcaklık, nem, yağış miktarı vb. faktörleri dikkate almamalarından ötürü kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde daha az kullanılmaktadır [37, 39, 40]. Otoresif (AR), hareketli ortalama (MA), otoresif hareketli ortalama (ARMA), dışsal değişkenli otoresif hareketli ortalama (ARMAX), otoresif bütünleşik hareketli ortalama (ARIMA) ve dışsal değişkenli otoresif bütünleşik hareketli ortalama (ARIMAX) kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde kullanılan zaman serisi metotlarıdır.

Bahsedilen zaman serisi metotlarının temel prensipleri incelendiğinde [41], otoresif modelde önceki dönemlerdeki değerler ve rastlantısal hata terimine bağlı olarak Y 'nin t dönemindeki değeri elde edilir. Hareketli ortalama modelinde sabit terime ek olarak önceki dönem hatalarının ağırlıklı toplamı kullanılarak Y 'nin t dönemindeki değeri elde edilir. Bir zaman serisi hem otoresif hem de hareketli ortalama özelliklerini içeriyorsa bu tasarıma otoresif hareketli ortalama adı verilir. Ayrıca, AR, MA ve ARMA ilgili zaman serisinin durağan olduğunu kabul eder. Durağan olmayan zaman serisini durağanlaştırmak için otoresif bütünleşik hareketli ortalama modeli kullanılır. Üstel düzgünleştirme metodu ise, hem deterministik hem de stokastik trende sahip olan zaman serilerine uygulanabilmektedir.

2.1.2. Yapay zekâ metotları

Yapay sinir ağıları, uzman sistemler ve bulanık mantık kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde yaygın olarak kullanılan yapay zekâ metotlarıdır. Yapay sinir ağıları, kısa dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde sıklıkla kullanılmaktadır. Yapay sinir ağıları, insan beyninin özelliklerinden olan; öğrenme yolu ile yeni bilgiler üretebilme, yeni bilgiler keşfedebilme, bilgiler arası ilişki kurma vb. yeteneklerin otomatik olarak gerçekleştirilmesi amacıyla geliştirilen bilgisayar sistemleridir [42, 43]. Yapay sinir ağlarının temel çalışma prensibi Şekil 2.3'de gösterilmiştir. Özetle, biyolojik sinir ağlarının çalışmasını taklit ederler. Taklit edilen sinir hücreleri nöronlar ihtiva ederler ve bu nöronlar farklı şekillerde birbirlerine bağlanarak ağı oluştururlar [44, 45]. Ağın nöronları, belirli giriş düzenini öğrenmek için eğitilir ve eğitilmiş ağın performansını değerlendirmek için testler yapılır.



Şekil 2.3. Yapay sinir ağlarının temel çalışma prensibi [42]

İstatistiksel metotların aksine bir sistem modelinin tasarlanmasına gerek olmaması, modelleme için matematiksel formülasyona ihtiyaç duyulmaması, büyük geçmiş veri kümelerine gerek olmaması, gürültülü ve hatalı verilere karşı dayanıklı olması ve doğrusal olmasa bile girdi ve çıktı değişkenleri arasındaki ilişkiyi öğrenebilme becerisi yapay sinir ağlarının avantajları arasında yer almaktadır [46, 47]. Diğer taraftan, modelleme öncesi ağın eğitilmesine ihtiyaç duyulması, kullanılan öğrenme algoritmasına, ağın türüne ve verilerin boyutuna bağlı olarak eğitimin zaman alması ve koşul değişikliklerine karşı daha az esnek olması yapay sinir ağlarının dezavantajları

arasında bulunmaktadır [48, 49]. İleri beslemeli, geriye yayımlı ve çok katmanlı yapay sinir ağı mimarileri bulunmaktadır.

Uzman sistemler, yapay zekâ alanındaki gelişmelerin bir sonucu olarak ortaya çıkan yeni bir alandır ve uzman mühendisler tarafından kurulan bilgisayar programlarıdır [50]. Uzman bilgisi bilgisayardaki If-Then kurallarını veya giriş verilerini değerlendirecek şekilde mevcuttur. Koşullar değiştiğinde, söz konusu değişiklikleri karşılamak için kolayca yeni bilgiler eklenebilir. Bilgi tabanına rahatlıkla yeni kurallar da eklenebilir [48]. İstatistiksel elektrik enerjisi tüketim modellerine kıyasla daha az hesaplama ve daha düşük kapasiteli veri tabanı gerektirirken, yapay sinir ağı modellerine karşın uzman sistem operatörleri ile söz konusu bilgi tabanlı sistem arasında doğrudan etkileşime izin verirler [35]. Ayrıca, yapay zeka optimizasyon algoritmaları uzman sistemler içerisinde incelenebilir. Bunlara örnek olarak; yapay ısıl işlem algoritması, genetik algoritmalar, tavlama benzetimi, tabu araştırması, diferansiyel gelişim, parçacık sürü optimizasyonu, karınca kolonisi optimizasyonu, yapay arı kolonisi algoritması gösterilebilir [9].

Bulanık mantık ise, matematikteki bulanık küme teorisine dayanır ve her bir kelimenin anlamında saklı olan belirsizliği temsil eder [50]. Başka bir ifadeyle, bulanık kümeler sözel ifadelerin bilgisayara aktarılmasında kullanılan matematiksel modellerdir. Klasik bir kümede bir eleman kümenin ya dışındadır (0) ya da içindedir (1). Bulanık kümelerde ise bir eleman 0 ile 1 değerleri arasında bir üyelik değerine sahiptir. Bulanık mantığın, karmaşık, zamanla değişen ve belirsiz sistemlerin denetimine basit, hızlı ve ekonomik çözümler getirmesi avantajları olarak değerlendirilirken, kullanılan mantık kurallarının deneyimden etkilenmesi ve üyelik fonksiyonlarının seçiminde özel bir tekniğin olmaması dezavantajı olarak ortaya çıkar [50].

2.2. Orta ve Uzun Dönem Elektrik Enerjisi Tüketim Modelleri

Orta dönem elektrik enerjisi tüketimi, haftalık, aylık ve yıllık elektrik enerjisi tüketimlerini temel alır [2]. Büyük tesislerin elektrik enerjisi talepleri ve bakım-onarım gereksinimleri, elektrik enerjisi üretim kapasitesine yeni eklemeler ve mevsimsel değişimler orta dönem elektrik enerjisi tüketimini etkileyen faktörler arasındadır [51]. Ayrıca, güneşli tepe elektrik enerjisi miktarı ve haftalık tepe elektrik enerjisi miktarı da

dikkate alınabilmektedir. Orta dönem elektrik enerjisi tüketim modellerinin güç sistemi üzerindeki duyarlılığı kısa dönem elektrik enerjisi tüketim modellerine göre daha düşüktür [52]. Bu nedenle, kısa zaman aralığına dayanan bir durum modeli uzun zaman ölçeğinde kullanılabilir.

Uzun dönem elektrik enerjisi tüketimi ise, gelecek 50 yıl için elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesini temel alır [2]. Yeni nesil tesislerin geliştirilmesi, yeni üretim birimlerinin kurulması ve iletim ve dağıtım sistemlerinin iyileştirilmesi için büyük önem taşımaktadır. Mevsimsel ve günlük hava değişimlerine ilaveten ulusal ekonomik büyüme, sosyal alışkanlıklar vb. bir takım karmaşık ve doğrusal olmayan faktörler uzun dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesini zorlaştırmaktadır [27, 51]. Ayrıca, tüketim fiyatlandırması, nüfus yoğunluğu, gayri safi milli hâsıla ve yeni teknolojilerin kullanım oranı da orta ve uzun dönem elektrik enerjisi tüketimini etkilemektedir.

Elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi güç sisteminin planlanması ve çalıştırılmasında önemli bir etkiye sahiptir ve modellemede ortaya çıkacak hata işletme maliyetinde artışa neden olacaktır. Dolayısıyla, kararlı bir modelin, tüketilen elektrik enerjisi ile zaman, hava koşulları ve ekonomik faktörler gibi değişkenler arasındaki ilişkiyi doğru kurması gerekir [53, 54]. Genel olarak trend analizi, son kullanım analizi ve ekonometrik analiz orta ve uzun dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde kullanılan metotlardır [27, 40]. Yine yapay sinir ağları, bulanık mantık ve genetik algoritmalar orta ve uzun dönem elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde kullanılabilir. Tek fark; bir eğitim yapılması ve verilerin dönemsel olmasıdır.

Trend analizi, yıl boyunca tüketilen elektrik enerjisi oranlarına dayanır ve elektrik enerjisi tüketimindeki geçmiş değişiklikler kullanılır [11]. Basit ve karmaşık olmayan bir prosedüre sahip olması, çok fazla zaman gerektirmemesi ve ucuz olması trend analizinin avantajları arasında yer almaktadır [11, 55]. Buna karşın, elektrik enerjisi tüketimindeki bölgesel davranış biçimine bağlı olması, tüketim davranışını analiz etmemesi ve buna açıklama getirmemesi, enerji fiyatları gibi diğer faktörlerin tüketimi nasıl etkilediğine dair kesin bir değerlendirme yapmaması trend analizinin dezavantajları arasında bulunmaktadır [27].

Son kullanım analizi, elektrik enerjisi tüketiminin son kullanıma bağı olmasına dayanır [56]. Örneğin; daha önceki yılların verileri kullanılarak elektrikli ev aletleri tarafından tüketilen güç miktarının bulunmasında her cihaz tarafından tüketilen güç, her bir evde tahmin edilen elektrikli cihaz sayısı ile çarpılır. Elde edilen sayı, tahmini hane sayısı ile katlanır. Sonuç olarak, tüm elektrikli ev aletlerine gereken toplam gücü vermek için elektrik enerjisi miktarı belirlenir [27]. Son kullanım analizi daha az tarihsel veri gerektirir, zaman içerisinde enerji güvenliğinin sağlanması hakkında bilgi sağlar ve her bir elektrikli cihaz tarafından ne kadar güç tüketildiğini belirler [56]. Diğer taraftan, yapılan modelleme birkaç yıl boyunca geçerli olabilir, ancak on yıl veya daha uzun bir sürede teknolojiye gelişmeler, elektrik fiyatındaki değişiklikler, enerji tasarrufundaki artış vb. hususlar yeniden modellemeyi gerektirecektir [27].

Ekonometrik analiz ise, hem trend analizindeki hem de son kullanım analizindeki birtakım özelliklerin birleştirilmesine dayanır [56]. Ekonomi ve istatistik teorileri orta ve uzun dönem elektrik enerjisi tüketimini modellenmek için bir araya getirilir. Ekonometrik analiz, elektrik enerjisi tüketiminin neden arttığına veya azaldığına dair karmaşık detaylar sunar, nüfus yoğunluğu, gayri safi milli hâsıla gibi faktörlerin elektrik enerjisi tüketimini nasıl etkilendiğine dair ayrıntılı bilgi verir ve konut, ticari ve endüstriyel müşteriler için farklı tüketim modellemeleri yapar [27]. Bu analizin kararlılığı, elektrik enerjisi tüketimini etkileyen faktörlerin öngörülen değerlerinin doğruluğuna bağlı olacaktır [57].

BÖLÜM 3

KARINCA ASLANI OPTİMİZASYONU

3.1. Optimizasyon

Optimizasyon, belirli koşullar altında en iyi sonucu bulma işlemidir. Herhangi bir mühendislik sisteminin tasarım, yapım ve bakımında teknolojik ve yönetsel kararların alınması gerekmektedir [58]. Tüm bu kararların nihai amacı; gerekli çabayı en aza indirmek ve istenen faydayı en üst düzeye çıkarmaktır [58, 59]. Dolayısıyla, optimizasyon için istenen fayda ve gerekli çaba, durum koşullarına bağlı bir fonksiyon olarak ifade edilebilir ve optimizasyon, bu fonksiyonun maksimum veya minimum değerlerini bulma süreci olarak da ifade edilebilir. Bütün optimizasyon problemlerini etkin bir şekilde çözmek için sadece tek bir yöntem yoktur. Bu nedenle, farklı optimizasyon problemlerini çözmek için birçok sayıda optimizasyon metotları geliştirilmiştir [58, 59].

Optimum arama yöntemleri aynı zamanda matematiksel programlama teknikleri olarak da bilinir ve genellikle operasyon araştırmasının bir parçası olarak incelenir. Operasyon araştırması, bilimsel tekniklerin ve yöntemlerin karar verme problemlerine uygulanması ve en iyi, en uygun çözümlerin oluşturulmasıyla ilgili bir matematik alanıdır [59]. Geleneksel optimizasyon problemleri tasarım değişkenlerinin sayısına göre (tek değişkenli, çok değişkenli), tasarım karakteristiğinin türüne göre (sürekli, kesikli), hedef ve kısıtlayıcı fonksiyonlara bağlı olarak (doğrusal, doğrusal olmayan) ve problemin formülasyonuna göre (kısıtlamalı, kısıtlamasız) türlere ayrılmaktadır [49, 58].

Genel olarak optimizasyon işleminde amaç fonksiyonu ve kısıtlayıcılar problemde yer alan tasarım değişkenlerine bağlı olarak ifade edilir [49]. Tasarım değişkenlerinin sayısı (n) ile eşitlik kısıtlayıcılarının sayısı (l) birbiriyle ilişkilidir [58]: $l \leq n$ ise, eşitlik kısıtlayıcılarına sahip optimizasyonun çözüm şartı tasarım değişkenlerinin sayısının l 'den büyük olmasıyla sağlanır. $l > n$ ise, fazla sayıda gereksiz kısıtlayıcılar mevcuttur. Bu durumda optimizasyon gereksiz kısıtlayıcılardan kurtarılarak $l \leq n$ şartı sağlanır. Aksi halde optimizasyon probleminin tanımlanması hatalı yapılmış olur. $l = n$ ise, tanımlanan sistem için optimizasyon problemi gereksizdir. Daha basit denklemler ile

çözümüne ulaşılabilir. Eşitliksiz kısıtlayıcılarında ise tasarım değişkenlerinin sayısı ile ilgili herhangi bir şart yoktur [49]. Ayrıca, optimizasyon problemlerinin bazılarında tasarım kısıtlayıcıları bulunmaz. Buna kısıtlamasız optimizasyon adı verilir. Optimizasyon problemine ait tasarım değişkenlerinde doğrusal olarak birbirlerine bağımlılık söz konusuysa buna da doğrusal optimizasyon denilir ve çözümünü diğerlerine nazaran çok basittir.

Geleneksel olmayan optimizasyon yöntemleri olarak da adlandırılan modern optimizasyon yöntemleri, son zamanlarda çok kompleks optimizasyon problemlerini çözebilmek amacıyla ortaya çıkmıştır [58, 59]. Bu yöntemler arasında yapay ısıl işlem algoritması, genetik algoritmalar, tavlama benzetimi, parçacık sürü optimizasyonu, karınca kolonisi optimizasyonu, yapay sinir ağı tabanlı optimizasyon ve bulanık optimizasyon bulunur [49, 58]. En geniş anlamıyla optimizasyon, herhangi bir mühendislik problemini çözmek için uygulanabilir en iyi yöntemin bulunması anlamına gelmektedir [60]. Farklı mühendislik disiplinlerine ait optimizasyon uygulamaları aşağıda yer almaktadır [58, 61-63].

- Uzay araçlarının optimal yörüngelerini bulma,
- Minimum ağırlık için uçak ve havacılık yapılarının tasarımı,
- Deprem ve diğer afetlere karşı dayanıklı yapılar için minimum ağırlıkta tasarım,
- Temel, köprü, kuleler, bacalar gibi inşaat mühendisliği yapılarının tasarımı ve minimum maliyet hesaplamaları,
- Optimum üretim planlama, kontrol ve zamanlama,
- Maksimum fayda için su kaynakları sistemlerinin tasarımı,
- Dişlilerin, tezgahların ve diğer mekanik malzemelerin optimum tasarımı,
- Metal kesme işlemlerinde minimum üretim maliyeti için işleme koşullarının seçimi,
- Maksimum verim için pompa, türbin ve ısı transfer ekipmanlarının tasarımı,
- Motor, jeneratör ve transformatör gibi elektrikli makinelerin optimum tasarımı,
- Kontrol sistemlerinin optimum tasarımı,
- Elektrik şebekelerinin optimum tasarımı,
- Bir tur sırasında çeşitli şehirleri ziyaret eden bir satış elemanı için en kısa rota,
- Fiziksel olgunun en doğru temsilini elde etmek için istatistiksel verilerin analizi ve deneysel sonuçlardan ampirik modeller oluşturulması,

Genel bir optimizasyon problemi aşağıdaki gibi ifade edilir [58, 59]. Bu denklemlerde n değişkenlerin sayısını, x n boyutlu tasarım vektörünü, $f(x)$ amaç fonksiyonunu, $h_j(x)$ ve $g_i(x)$ sırasıyla eşitlik ve eşitsizlik kısıtlamalarını temsil eder. Başka bir ifadeyle, optimize edilecek büyüklük (maksimum ya da minimum) amaç fonksiyonu olarak tanımlanır. En iyi çözümleri bulmak için aldıkları değerler değiştirilerek kullanılan parametreler tasarım vektörü olarak isimlendirilir. Parametreler değer alırken üzerinde konulan kurallarla bazı kısıtlamalar getirilir. Bunlara da tasarım kısıtlayıcıları adı verilir.

$$x \text{ 'i bul; } x = \begin{cases} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{cases}; \text{ Hangi } x, f(x) \text{ 'i minimize eder?} \quad (3.1)$$

$$h_j(x) = 0, \quad j = 1, 2, \dots, p \quad (3.2)$$

$$g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3.3)$$

3.1.1. Tasarım vektörü

Herhangi bir mühendislik sistemi veya bileşenlerinden bazıları tasarım sürecinde değişkenler olarak görülen bir dizi nitelikler tarafından tanımlanabilir. Genel olarak, belirli nitelikler başlangıçta sabitlenir ve bunlar önceden belirlenmiş parametreler olarak adlandırılır. Diğer tüm nitelikler tasarım sürecinde Denklem 3.4'teki gibi değişkenler olarak kabul edilir ve tasarım veya karar değişkenleri olarak adlandırılır [58]. Tasarım değişkenleri toplu olarak Denklem 3.5'teki gibi bir tasarım vektörü olarak gösterilir.

$$x_i, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (3.4)$$

$$x = \{x_1, \dots, x_n\} \quad (3.5)$$

3.1.2. Tasarım kısıtlamaları

Birçok pratik problemde, tasarım değişkenleri keyfi olarak seçilemez. Bunun yerine belirli işlevsel ve diğer gereklilikleri yerine getirmek zorundadır. Kabul edilebilir bir tasarım üretmek için yerine getirilmesi gereken kısıtlamalar, genel olarak tasarım

kısıtlamaları olarak adlandırılır. Davranış veya performansla ilgili kısıtlamaları temsil eden kısıtlamalar işlevsel kısıtlamalar olarak adlandırılır. Kullanılabilirlik, üretilebilirlik ve taşınabilirlik gibi tasarım değişkenleri üzerindeki fiziksel sınırlamaları temsil eden kısıtlamalar geometrik veya yan sınırlamalar olarak bilinir [58].

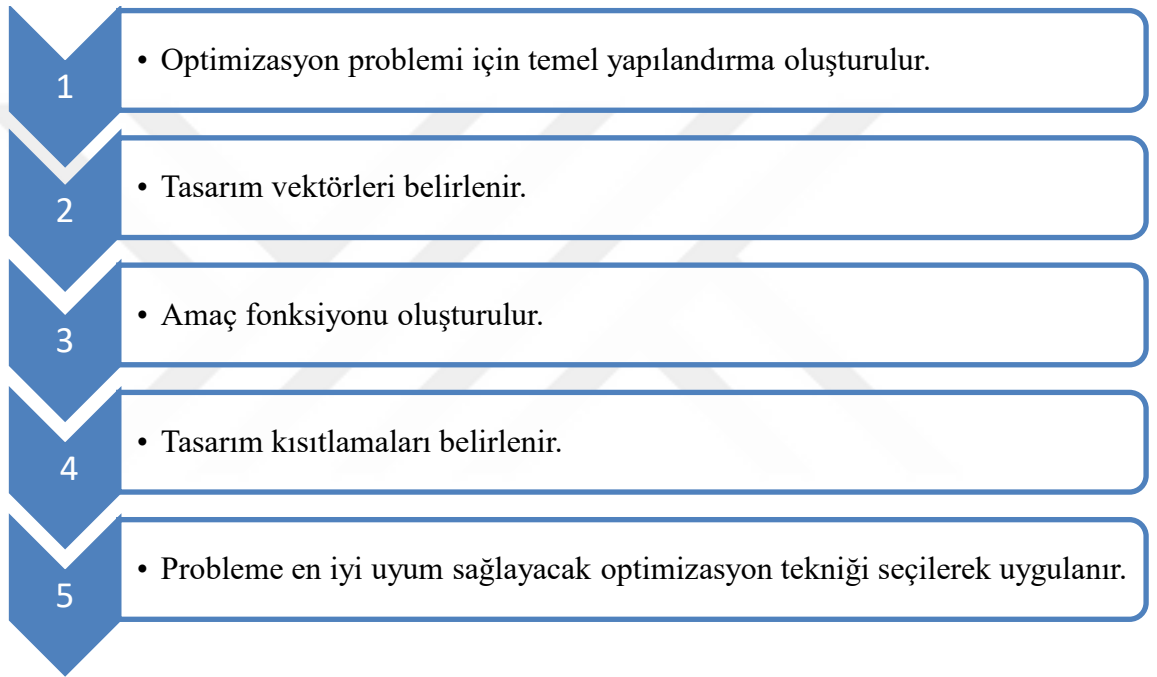
3.1.3. Amaç fonksiyonu

Geleneksel tasarım prosedürleri, problemin işlevsel ve diğer gereksinimlerini karşılayan kabul edilebilir veya yeterli bir tasarımı bulmayı amaçlar. Genel olarak, birden fazla kabul edilebilir tasarım olacaktır ve optimizasyonun amacı; mevcut birçok kabul edilebilir tasarımdan en iyisini seçmektir. Bu nedenle farklı alternatifler değerlendirilerek kabul edilebilir tasarımları karşılaştırmak ve en iyisini seçmek için bir kriter belirlenmelidir. Tasarım değişkenlerinin bir fonksiyonu olarak ifade edildiğinde, tasarımın optimize edilmesine ilişkin kriterler, ölçüt, değer veya amaç işlevi olarak bilinir. Nesnel işlev seçimi, sorunun niteliğine göre belirlenir. Örneğin; havacılık yapı sektöründe amaç fonksiyonu uçağın ağırlığının en aza indirgenmesi olarak bilinir. İnşaat mühendisliğinde amaç fonksiyonu maliyetin en aza indirgenmesidir. Bu nedenle, nesnel işlev seçimi, çoğu tasarım probleminde kolay gibi görünmektedir [58].

Fakat belirli bir kritere göre optimizasyonun, başka bir kritere göre istenmeyen sonuçlara yol açabileceği durumlar olabilir. Bu nedenden dolayı, amaç fonksiyonunun seçimi, tüm optimum tasarım sürecinde en önemli kararlardan biridir. Bazı durumlarda, eşzamanlı olarak karşılanması gereken birden fazla kriter olabilir [49]. Örneğin, bir çifti için minimum ağırlıklı ama maksimum verimlilikte beygir gücüne sahip bir araç tasarlanması gerekebilir. Bu durumda çoklu amaç fonksiyonuna gerek duyulur. Çoklu amaç fonksiyonlarını içeren bir optimizasyon problemi, çoklu hedef programlama problemi olarak da bilinir. Birden çok hedefle birlikte bir çatışma olasılığı ortaya çıkar ve sorunu ele almanın basit bir yolu, çatışan çoklu amaç fonksiyonlarının doğrusal bir kombinasyonu olarak genel bir amaç fonksiyonu oluşturmaktır [58]. Böylece, Denklem 3.6'daki gibi $f_1(x)$ ve $f_2(x)$ iki amaç fonksiyonunu belirtir ve yeni (genel) bir $f(x)$ nesnel işlevini oluştururlar. Bu denklemde a_1 ve a_2 değerleri ise bir objektif işlevin diğerine göre göreceli önemini gösteren sabitlerdir.

$$f(x) = a_1f_1(x) + a_2f_2(x) \quad (3.6)$$

Amaç fonksiyonu sistem tasarımında isteklere bağlı olarak değer alır. Bir sistem tasarımı için amaç fonksiyonu minimum veya maksimum değer alabilir. Örneğin; kar maksimize edilebilir, enerji kullanımı minimize edilebilir, maliyet minimize edilebilir ve ağırlık minimize edilebilir [57]. Şekil 3.1’de optimizasyon probleminin çözüme ulaşması için uygulanacak adımlar verilmiştir.



Şekil 3.1. Optimizasyon problemini çözüme ulaştırmak için uygulanacak adımlar

3.2. Sezgisel Optimizasyon

Klasik (matematiksel) optimizasyon yöntemleri çok yavaş çözümler ürettiğinden ve hatta bazı problemlerde çözüm bulamadığından sezgisel optimizasyon yöntemleri ortaya çıkmıştır. Sezgisel optimizasyon ile problemlerin daha hızlı çözülmesi ve daha az hatalı çözümler bulunabilmesi sağlanmıştır. Sezgisel optimizasyon 1945 yılında Polya tarafından problemlerin nasıl çözüleceği kitabında bahsedilmiştir [64]. 1947 yılında Dantzig tarafından lineer problemler için basit bölgesel arama optimizasyon algoritması üretilmiştir [65]. 1971 yılında Edmonds tarafından literatürde açgözlü arama algoritması oluşturulmuştur [59].

Daha sonra metasezgisel olarak bilinen algoritmalar literatürde yer almıştır [59]. Genetik algoritmalar ilk olarak Holland tarafından 1975'te önerildi [66]. Yapay ısı işlem algoritması 1983'te, tabu araştırma algoritması 1989 yılında geliştirildi [49]. Karınca kolonisi optimizasyonu, yuvalarından yiyeceğe en kısa yolu bulabilen karınca kolonilerinin ortak davranışına dayanır. Bu metot ilk olarak 1992 yılında Dorigo tarafından geliştirilmiştir [59]. Parçacık sürü optimizasyon algoritması, böcek kolonisi veya böcek sürüsü (örneğin, karıncalar, termitler, arılar ve eşekarıları), kuş sürüsü ve bir balık sürüsü gibi sosyal organizmaların davranışlarını taklit eder. Bu algoritma ilk olarak 1995 yılında Kennedy ve Eberhart tarafından bulunmuştur [67].

Sezgisel optimizasyon, optimallik, eksiksizlik, doğruluk ve hassasiyet özelliklerini taşımaktadır. Sezgisel optimizasyon algoritmaları çözüm uzayında spesifik olarak en iyi çözümü doğrudan bulamazlar. Bir problemin sahip olacağı en iyi çözüme yakınsamayı garanti eden algoritmalarlardır [49, 62]. Bir problemin doğru çözüme ulaşabilecek yapıda olmaması, diğer algoritmalara kıyasla daha anlaşılabilir olmaları ve genellikle öğrenmek amacıyla kullanılabilmesi sezgisel optimizasyon algoritmalarına ihtiyaç duyulmasının nedenleri arasındadır [58, 59]. Diğer taraftan, yapılan tanımlamalar matematiksel olduğunda problemlerin zor tarafları genellikle görmezden gelir. Bu durumda parametrelerin belirlenirken verinin hatalı olması ve sezgisel yaklaşıma göre büyük hatalara neden olması sonucunu doğurabilir [49].

Sezgisel optimizasyon algoritmaları çözüm kalitesi ve hesaplama zamanı, kod basitliği ve gerçekleştirilebilirlik, esneklik, dinçlik, basitlik ve analiz edilebilirlik, etkileşimli hesaplama ve teknoloji değişimleri kriterlere göre değerlendirilir [49, 58, 59, 68]. Çözüm kalitesi ve hesaplama zamanı, algoritmanın başarısının değerlendirilmesinde çok önemli bir kriterdir. Bu sebepten dolayı algoritmanın başarısı değiştirilebilir parametrelere sahip olmakla ilişkilendirilebilir. Kullanıcı açısından parametrelerin değiştirilebilir olması, hesaplama zamanı ile çözümün kalitesi arasında bir ilişki kurmasına imkân tanır. Bu ilişki her zaman dışarıdan kontrol edilebilir olmalıdır. Kod basitliği ve gerçekleştirilebilirlik kriterine göre, algoritmanın prensipleri daha kolay anlaşılabilir ve uygulanabilir olmalıdır. Böylece problemin iç kısmıyla alakalı bilgi birikiminin az olması durumunda algoritmanın bu durumla kolaylıkla baş edebilmesi sağlanır.

Esneklik kriteri açısından, amaç fonksiyonları oluşabilecek herhangi bir değişiklik sınırlandırmasına karşı daha esnek olmaktadır. Dinçlik kriterine göre, çözümün başlangıç değerlerinden bağımsız bir şekilde, algoritma, yüksek kaliteli çözümler üretme yeteneğini kendi içerisinde barındırmalıdır. Basitlik ve analiz edilebilirlik açısından, kompleks algoritmalar çözüm kalitesi ve değişime karşı gösterdikleri esneklik bakımından daha basit algoritmalara göre zor analiz edilirler. Bu nedenden dolayı kullanılacak algoritma her zaman daha kolay değerlendirilebilir olmak zorundadır. Etkileşimli hesaplama ve teknoloji değişimlerine göre, algoritma yeniliklere açık hale gelmektedir.

Ayrıca, sezgisel optimizasyon algoritmaları yapıcı algoritmalar ve yerel arama algoritmaları olarak ikiye ayrılmaktadır. Yapıcı sezgisel algoritmaların en bilineni; açgözlü algoritmadır. Açgözlü algoritma, sonuca en yakın çözümü bulmaya amaçlar ve aşamalar halinde çalışır. Her adımda yerel bir optimum seçerek küresel bir optimumda sonuçlanacağı beklenir. Tabi ki bu durum her zaman en iyi çözüme ulaşmakla sonuçlanmayabilir [69, 70]. Sezgisel yerel arama algoritmalarından en çok kullanılanı ise tepe tırmanma algoritmasıdır. Grafiklerde arama işlemi yapıldığından ve bu arama işlemi bir tepeye tırmanmaya benzediğinden bu isimle anılmaktadır. Algoritmanın amacı; grafikteki tırmanıştan en düşük noktanın belirlenmesidir [49, 70].

3.3. Metasezgisel Optimizasyon

Sezgisel optimizasyon algoritmalarının çoğu probleme bağlı olarak oluşturulan algoritmalarıdır. Başka bir ifadeyle, tek bir problem için iyi bir performans gösterirken diğer problemler için aynı şekilde başarılı çözümler üretemeyebilir. Bundan dolayı çok daha genel olarak her probleme uygulanabilen algoritmaların geliştirilmesine ihtiyaç duyulmuştur [58]. Son 30-40 yıl içerisinde bu özelliğe sahip çeşitli algoritmalar geliştirilmiştir. Bu algoritmalar; sosyal, biyoloji, zooloji, fizik, bilgisayar gibi bilimlere temel olarak geliştirilmiştir. Bu tür yaklaşımlar literatürde modern sezgisel yaklaşımlar veya yapay zekâ yaklaşımları olarak da nitelendirilmektedir [61].

Meta kelimesi üst ve ötesinde anlamına gelir. Metasezgisel optimizasyon, sezgisel optimizasyonu bir üst seviyeye taşıyarak arama sürecini yönlendiren stratejileri içerir. Hedef, en uygun çözümü bulabilmek için arama alanını araştırmaktır. Metasezgisel

optimizasyon algoritmaları, probleme özgü değildir. Metasezgiselliğin temel kavramları soyut bir seviye tanımlamasına izin verir. Arama alanının sınırlı alanlarda sıkışıp kalmaması için mekanizmalar içerebilirler [55]. Ayrıca, diğer yöntemlerden farklı olarak metasezgisel optimizasyon, makul bir sürede tatmin edici çözümler sunarak büyük boyutlu problemlerin daha kolay üstesinden gelinmesine olanak sağlar. Ama en iyi olan tek çözümü garanti etmez [49]. Son 30 yıl boyunca metasezgisel algoritmalar üzerinde yapılan çalışmalar büyük ve karmaşık problemlerin metasezgisel algoritmalarla daha hızlı çözüldüğünü göstermiştir [58].

Optimizasyon problemlerindeki kısıtlamaların üstesinden gelmek, metasezgisel algoritmaların tasarımı oldukça önemli bir konudur. Kısıtlamalar her türlü olabilir: doğrusal ya da doğrusal olmayan, eşitlik ya da eşitsizlik komşuları, çözümlerin ya da amaç işlevinin sunumu. Amaç fonksiyonu ve tasarım vektör parametreleri ile doğrudan veya dolaylı olarak ilişkisi bulunmayan kısıtlamalar algoritmadan çıkarılmalıdır [59]. Metasezgisel algoritmaların şu alanlarda kullanımlarına rastlanmaktadır [49, 58, 59]: Mühendislik tasarımları, malzemelerin yapısal optimizasyonu, topolojik optimizasyon, telekomünikasyon, robotik ve otomotiv uygulamaları, akışkan dinamiği ve aerodinamik, bilişimsel biyoloji, maliye, biyoinformatik, makine öğrenmesi ve veri madenciliği, rutin problemlerin planlanması, eğitim, lojistik ve üretim planlamaları vb.

Metasezgisel algoritmalar arama sürecine göre ikiye ayrılmaktadır. Bunlar yörünge yöntemleri ve nüfusa dayalı yöntemlerdir. Yörünge yöntemleri, arama sürecinde arama alanındaki bir yörüngeyi tanımlayan yöntemlerdir. Genellikle tek bir çözümü temel alırlar [69]. Değişken komşuluk arama, yinelenen yerel arama, yapay ısı işlem ve tabu araştırma optimizasyon algoritmaları örnek olarak verilebilir. Nüfusa dayalı yöntemlerde ise, arama sürecinde biyoloji bilimi temel alınarak arama alanındaki noktalar evrimsel olarak tanımlanmaktadır [49]. Genetik, karınca kolonisi, yapay arı kolonisi, yapay bağışıklık, diferansiyel gelişim, parçacık sürü ve karınca aslanı optimizasyon algoritmaları örnek olarak verilebilir.

Genetik optimizasyon algoritması, doğal seleksiyon ve genetik prensiplere dayanılarak oluşturulmuştur [66]. Karınca kolonisi optimizasyon algoritması, yuvalarından yiyecek kaynağına en kısa yolu bulabilen gerçek karınca kolonilerinin ortak davranışlarına dayanır [65]. Yapay arı kolonisi optimizasyon algoritması, gerçek bal arılarının yiyecek

arama davranışlarından esinlenir [49]. Yapay bağışıklık sistemi optimizasyon algoritması, canlılardaki bağışıklık sisteminin çalışmasını temel alır [71]. Diferansiyel gelişim optimizasyon algoritması, popülasyon temelli ve işleyiş bakımından genetik algoritmayı baz alır. Genetik algoritma ile tek farkı; değişkenlerin gerçek değerleriyle ifade edilmesidir [72]. Parçacık sürü optimizasyon algoritması, bir böcek sürüsü, bir kuş sürüsü vb. canlıların koloni davranışına dayanır [67]. Karınca aslanı optimizasyon algoritması ise, karınca aslanının avlanma içgüdüündeki hareketleri baz alınarak oluşturulmuştur.

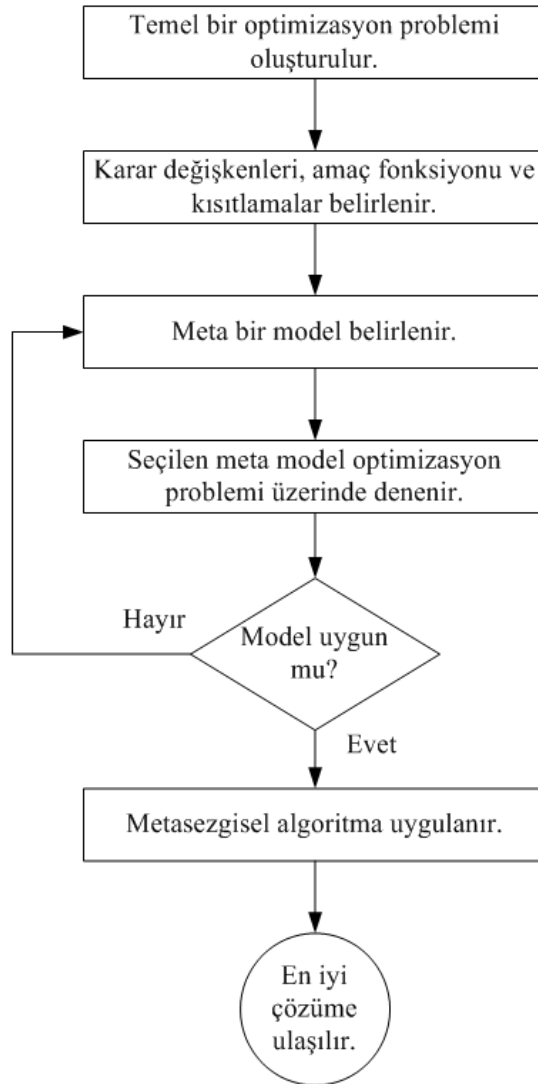
Nüfusa dayalı yöntemler rastgele arama yaparak (çeşitlendirme) arama alanını araştırırken, yörünge yöntemleri bölgesel arama yaparak (yoğunlaştırma) bulunan en iyi çözümleri kullanırlar [59]. Yoğunlaştırmada umut vaat eden bölgeler, daha iyi çözümler bulma ümidiyle daha ayrıntılı olarak incelenmektedir. Çeşitlendirmede ise, arama alanının tüm bölgelerinin eşit bir şekilde keşfedildiğinden ve arama alanının sınırlı sayıda bölgeyle kısıtlı olmadığından emin olmak için keşfedilmemiş bölgeler de ziyaret edilmektedir [73]. Metasezgisel algoritmalar için her tekrar eden aramada en iyi çözüm kriterleri seçilmelidir. Metasezgisel algoritmaların birtakım özellikleri aşağıda yer almaktadır [49, 58, 59, 73]:

- Evrimsel, yapay bağışıklık sistemi vb. optimizasyon algoritmaları gibi doğadan esinlenerek oluşturulabilirler. Tavlama benzetimi optimizasyon algoritması gibi fizik biliminden esinlenerek de oluşturulabilirler.
- Bazı metasezgisel algoritmalar hafızasızdır. Arama süreci boyunca bulunan eski verileri hafızaya almazlar. Buna nüfusa dayalı optimizasyon algoritmaları örnek gösterilebilir. Bölgesel arama yapan algoritmalar ise hafıza kullanmaktadır. Örnek olarak tabu araştırma algoritması verilebilir.
- Metasezgisel algoritmalar bölgesel arama yapanlar deterministik kararlar vererek çözüme ulaşabilirler. Örnek olarak yine tabu araştırma algoritması gösterilebilir. Nüfusa dayalı algoritmalar ise rastgele çözümler ürettiğinden stokastik kararlar vererek çözüme ulaşırlar. Buna örnek olarak evrimsel algoritmalar verilebilir.
- Tek çözüm tabanlı algoritmalar (örneğin yerel arama, tavlama benzetimi) arama süresince tek bir çözümü elinde tutar ve kullanır. Popülasyon tabanlı algoritmalar ise

(örneğin evrimsel algoritmalar, parçacık sürüsü) bütün popülasyonda arama sırasında oluşturduğu çözümü geliştirir.

- Bu iki aile tamamlayıcı özelliklere sahiptir. Tek çözüme dayalı metasezgisel algoritmalar yerel bölgelerde aramayı yoğunlaştırma gücüne sahiptirler. Nüfusa dayalı metasezgisel algoritmalar ise araştırmaya yöneliktir; tüm arama alanında daha iyi bir çeşitliliğe izin verirler.

Metasezgisel optimizasyon algoritmasının bir problem üzerinde nasıl uygulanacağı Şekil 3.2'deki akış diyagramında gösterilmiştir [59]. Akış diyagramına göre en önemli nokta; problemin uygulanacağı meta modelin seçilmesi ve uygunluğunun değerlendirilmesi olacaktır.

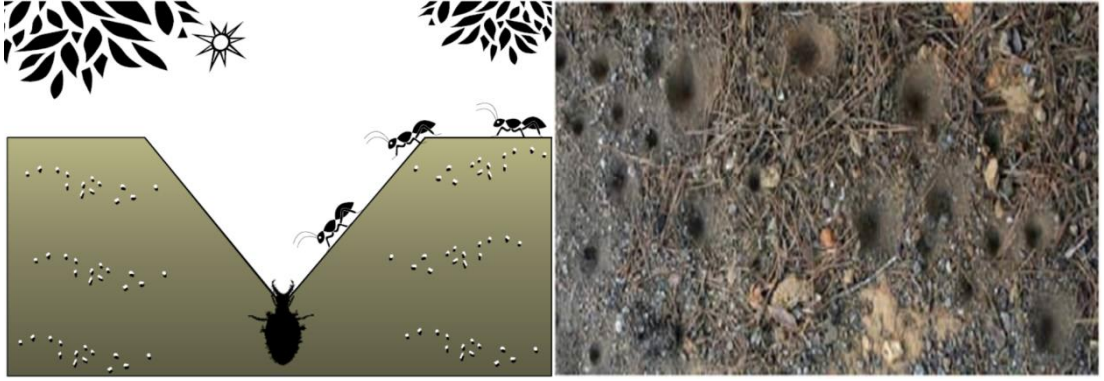


Şekil 3.2. Metasezgisel optimizasyon algoritmasının bir problem üzerinde uygulanması

3.4. Karınca Aslanı Optimizasyon Algoritması

Karınca aslanları, Neuroptera takımına ait Myrmeleontidae familyasında yer alan böceklerdir. Karınca aslanlarının yaşam döngüsü larva ve yetişkinlik olarak adlandırılan iki ana aşamadan oluşur. Doğal yaşam sürelerinin çoğunu larva olarak geçirirler ve daha çok larva döneminde avlanırlar. Adlarını, benzersiz avlanma davranışlarından ve en sevdikleri av olan karıncalardan alırlar.

Karınca aslanları, dairesel bir yol boyunca hareket ederek ve çenesiyle kumları dışarı fırlatarak koni biçimli bir çukur oluştururlar [74]. Şekil 3.3’de gösterildiği gibi tuzağı oluşturduktan sonra çukurun dibinde saklanır ve karıncaların tuzağa düşmesini bekler. Tuzağa düşen bir karıncayı fark ettiğinde onu yakalamaya çalışır fakat karınca genellikle tuzaktan kaçmaya çalışır. Bu durumda karınca aslanı, karıncayı çukurun dibine doğru kaydırmak için çukurun kenarlarına kum fırlatır. Karıncayı çenesiyle yakalayarak toprağın altına çeker, avını tüketir, artıkları çukurun dışına atar ve bir sonraki av için çukuru tekrardan düzeltir.



Şekil 3.3. Karınca aslanlarının avlanma davranışı [75, 76]

Karınca aslanı optimizasyon algoritması karınca aslanları ve tuzakları içerisinde bulunan karıncalar arasındaki etkileşimi taklit eder [75]. Karıncalar yiyecek ararken doğada rastlantısal olarak hareket ederler. Karıncaların rastgele yürüyüşlerini modellemek için Denklem 3.7 kullanılır. Bu denklemde kt kümülatif toplamı, n maksimum iterasyon sayısını ve t rastgele yürüyüş adımını ifade eder. Rastlantısal fonksiyon $rf(t)$ ise Denklem 3.8’deki gibi tanımlanır. Bu denklemde rs 0 ile 1 aralığında tek düze dağılımla üretilen rastlantısal bir sayıdır.

$$RY(t) = [0, kt(2rf(t_1) - 1), kt(2rf(t_2) - 1), \dots, kt(2rf(t_n) - 1)] \quad (3.7)$$

$$rf(t) = \begin{cases} 1, & rs > 0,5 \\ 0, & rs \leq 0,5 \end{cases} \quad (3.8)$$

Optimizasyon sürecinde faydalanılan karıncaların konumları Denklem 3.9'daki $M_{Karınca}$ matrisine kaydedilir. Bu denklemde, n karıncaların sayısını, d değişkenlerin sayısını ve K_{ij} i . karıncanın j . değişkeninin değerini belirtir. Başka bir ifadeyle, bir karıncanın konumu spesifik bir çözümün parametrelerini gösterir.

$$M_{Karınca} = \begin{bmatrix} K_{11} & \dots & K_{1d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ K_{n1} & \dots & K_{nd} \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

Bir uygunluk fonksiyonu kullanılarak her bir karınca için değerlendirme yapılır ve tüm karıncaların uygunluk değerleri Denklem 3.10'daki M_{UK} matrisine kaydedilir. Bu denklemde f uygunluk fonksiyonunu temsil eder.

$$M_{UK} = \begin{bmatrix} f([K_{11}, \dots, K_{1d}]) \\ \vdots \\ f([K_{n1}, \dots, K_{nd}]) \end{bmatrix} \quad (3.10)$$

Karıncalarla birlikte karınca aslanlarının da arama uzayında bir yerlerde saklandıkları varsayılır. Optimizasyon sürecinde yararlanılan karınca aslanlarının konumları Denklem 3.11'deki $M_{KarıncaAslanı}$ matrisinde depolanırken, tüm karınca aslanlarının uygunluk değerleri Denklem 3.12'deki M_{UKA} matrisinde depolanır. Bu denklemlerde n karınca aslanlarının sayısını ve KA_{ij} i . karınca aslanının j . değişkeninin değerini belirtir.

$$M_{KarıncaAslanı} = \begin{bmatrix} KA_{11} & \dots & KA_{1d} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ KA_{n1} & \dots & KA_{nd} \end{bmatrix} \quad (3.11)$$

$$M_{UKA} = \begin{bmatrix} f([KA_{11}, \dots, KA_{1d}]) \\ \vdots \\ f([KA_{n1}, \dots, KA_{nd}]) \end{bmatrix} \quad (3.12)$$

Optimizasyon sürecinde karıncalar farklı rastgele yürüyüşleri kullanarak arama uzayında hareket ederler. Bu rastgele yürüyüşler karıncaların tüm değişkenlerine uygulanır ve karınca aslanlarının tuzaklarından etkilenirler. Karınca aslanları uygunluk değerleriyle orantılı çukurlar oluşturabilirler. Daha büyük çukurlara sahip karınca aslanlarının karıncaları yakalama olasılığı daha büyüktür.

3.4.1. Karıncaların rastgele yürüyüşleri

Her bir arama uzayının belirli bir sınıra sahip olması nedeniyle Denklem 3.7 karıncaların konumlarının güncellenmesinde doğrudan kullanılamaz. Karıncaların rastgele yürüyüşlerini arama uzayı içerisinde tutabilmek için Denklem 3.13'teki normalizasyon uygulanır. Bu denklemde a_i i . değişkenin rastgele yürüyüşünün minimumunu, b_i i . değişkenin rastgele yürüyüşünün maksimumunu, c_i^t t . iterasyonda i . değişkenin minimumunu ve d_i^t t . iterasyonda i . değişkenin maksimumunu temsil ederler.

$$RY_i^t = \frac{(RY_i^t - a_i) \times (d_i - c_i^t)}{d_i^t - a_i} + c_i \quad (3.13)$$

3.4.2. Karınca aslanı çukurunda tuzağa düşürme

Karıncaların rastgele yürüyüşlerinin karınca aslanlarının tuzaklarından etkilenmesi ise Denklem 3.14 ve Denklem 3.15 kullanılarak modellenir. Bu denklemlerde c^t t . iterasyonda tüm değişkenlerin minimumunu, d^t t . iterasyonda tüm değişkenlerin maksimumunu, c_i^t i . karınca için tüm değişkenlerin minimumunu, d_i^t i . karınca için tüm değişkenlerin maksimumunu ve $KarıncaAslan_i^t$ t . iterasyonda seçilen j . karınca aslanının konumunu belirtir. Bunlara ek olarak, karınca aslanlarının uygunluk değerlerine göre avlanma kabiliyetlerini modellemek için rulet tekerleği seçim operatörü kullanılır.

$$c_i^t = KarıncaAslan_i^t + c^t \quad (3.14)$$

$$d_i^t = KarıncaAslan_i^t + d^t \quad (3.15)$$

3.4.3. Karıncaları karınca aslanına doğru kaydırma

Karınca aslanları, bir karıncanın tuzağa düştüğünü anladıklarında çukurun merkezinden dışa doğru kum atarlar. Bu davranış, kaçmaya çalışan kapana kısılmış karıncayı aşağı doğru kaydırır. Bu avlanma mekanizması Denklem 3.16 ve Denklem 3.17 kullanılarak modellenir ve karıncaların rastgele yürüyüşlerinin yarıçapı adaptif olarak azaltılır. Bu denklemlerde T maksimum iterasyon sayısını ve sbt ise mevcut iterasyona göre belirlenen bir sabiti ifade eder. Bu sabit için eğer $t > 0.1T$ ise $sbt = 2$, $t > 0.5T$ ise $sbt = 3$, $t > 0.75T$ ise $sbt = 4$, $t > 0.9T$ ise $sbt = 5$ ve $t > 0.95T$ ise $sbt = 6$ olarak alınır.

$$c^t = \frac{c^t}{10^{sbt \frac{t}{T}}} \quad (3.16)$$

$$d^t = \frac{d^t}{10^{sbt \frac{t}{T}}} \quad (3.17)$$

3.4.4. Avı yakalama ve çukuru yeniden inşa etme

Bir karınca çukurun dibine ulaştığında karınca aslanının çenesi tarafından yakalanarak avlanmanın son aşaması gerçekleşir. Bu aşamada, karıncalar, karşılık gelen karınca aslanlarından daha uygun olduğunda avın yakalandığı varsayılır ve yeni bir av yakalama şansını arttırmak amacıyla bir karınca aslanı, konumunu, avlanan karıncanın en son konumuna günceller. Bu süreç Denklem 3.18 kullanılarak modellenir. Bu denklemde $Karınca_i^t$ t . iterasyonda seçilen i . karıncanın konumunu ifade eder.

$$KarıncaAslan_j^t = Karınca_i^t, f(Karınca_i^t) > f(KarıncaAslan_j^t) \quad (3.18)$$

3.4.5. Karınca aslanlarının seçkinliği

Optimizasyon süreci içerisinde mevcut iterasyona kadar elde edilen en uygun karınca aslanı seçilmiş (elit) olarak kabul edilir. İterasyonlar esnasında, seçilmiş karınca aslanına göre tüm karıncaların hareketleri etkilenir. Başka bir ifadeyle, her bir karıncanın, rulet tekerleği operatörüne göre seçilmiş bir karınca aslanı etrafında

rastlantısal olarak yürüdüğü varsayılır ve elit Denklem 3.19'daki gibi olur. Bu denklemde RF_A^t t . iterasyonda rulet tekerleği tarafından seçilen karınca aslanı etrafındaki rastlantısal yürüyüşü ve RF_E^t t . iterasyonda elit etrafındaki rastlantısal yürüyüşü temsil eder.

$$Karınca_i^t = \frac{RF_A^t + RF_E^t}{2} \quad (3.19)$$

3.4.6. Uygunluk fonksiyonu ve hata ölçekleri

Optimizasyon problemlerindeki temel amaç; belirli kısıtlar altında optimum bir fonksiyonu ve bu fonksiyonun tasarım katsayılarını bulmaktır. Elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi amacıyla karınca aslanı optimizasyon algoritmasında kullanılan uygunluk fonksiyonu Denklem 3.20'de verilmiştir. Bu uygunluk fonksiyonu aracılığıyla hataların karelerinin toplamı minimize edilir. Bu denklemde n toplam veri sayısını, EET_G gerçek elektrik enerjisi tüketim değerini ve EET_T tahmini elektrik enerjisi tüketim değerini temsil eder.

$$KHT = \sum_{i=1}^n (EET_G - EET_T)^2 \quad (3.20)$$

Literatürde elektrik enerjisi tüketimini modellemek için optimizasyon algoritmaları içerisinde sıklıkla lineer, kuadratik ve üstel modeller kullanılmaktadır [5, 9, 16]. Bu nedenle, bahsedilen matematiksel modeller Denklem 3.20'de EET_T fonksiyonları olarak değerlendirilmiştir. Lineer, kuadratik ve üstel modellere ait matematiksel ifadeler Denklem 3.21, Denklem 3.22 ve Denklem 3.23'de verilmiştir. Bu denklemlerde k_1, k_2, \dots, k_j karınca aslanı optimizasyon algoritması tarafından uygun bulunan tasarım katsayılarını belirtir. Diğer taraftan, x_1 günlük ortalama yağış miktarını, x_2 günlük ortalama sıcaklığı, x_3 günlük ortalama nem miktarını, x_4 günlük toplam küresel güneş radyasyonunu ve x_5 günlük ortalama rüzgâr hızını temsil eder.

$$EET_{T_Lineer} = k_1 + k_2 \cdot x_1 + k_3 \cdot x_2 + k_4 \cdot x_3 + k_5 \cdot x_4 + k_6 \cdot x_5 \quad (3.21)$$

$$\begin{aligned}
EET_{T_{Kuatratik}} = & k_1 \cdot x_1 + k_2 \cdot x_2 + k_3 \cdot x_3 + k_4 \cdot x_4 + k_5 \cdot x_5 + k_6 \cdot x_1 \cdot x_2 + k_7 \cdot x_1 \cdot x_3 \\
& + k_8 \cdot x_1 \cdot x_4 + k_9 \cdot x_1 \cdot x_5 + k_{10} \cdot x_2 \cdot x_3 + k_{11} \cdot x_2 \cdot x_4 + k_{12} \cdot x_2 \cdot x_5 \\
& + k_{13} \cdot x_3 \cdot x_4 + k_{14} \cdot x_3 \cdot x_5 + k_{15} \cdot x_4 \cdot x_5 + k_{16} \cdot x_1^2 + k_{17} \cdot x_2^2 + k_{18} x_3^2 \\
& + k_{19} \cdot x_4^2 + k_{20} \cdot x_5^2 + k_{21}
\end{aligned} \tag{3.22}$$

$$EET_{T_{Üstel}} = k_1 \cdot e^{x_1 \cdot k_2} + k_3 \cdot e^{x_2 \cdot k_4} + k_5 \cdot e^{x_3 \cdot k_6} + k_7 \cdot e^{x_4 \cdot k_8} + k_9 \cdot e^{x_5 \cdot k_{10}} + k_{11} \tag{3.23}$$

Ayrıca, lineer, kuadratik ve üstel modelleri kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasının elektrik enerjisi tüketimin verilerinin modellenmesindeki performansını test etmek amacıyla kare hataların toplamı ölççeğine ek olarak ortalama mutlak yüzdesel hata ve karekök ortalama hata ölçeklerinden de faydalanılmıştır. Bahsedilen hata ölçekleri Denklem 3.24 ve Denklem 3.25’de verilmiştir.

$$OMYH = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{EET_G - EET_T}{EET_G} \right| \times 100 \tag{3.24}$$

$$KOH = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (EET_G - EET_T)^2} \tag{3.25}$$

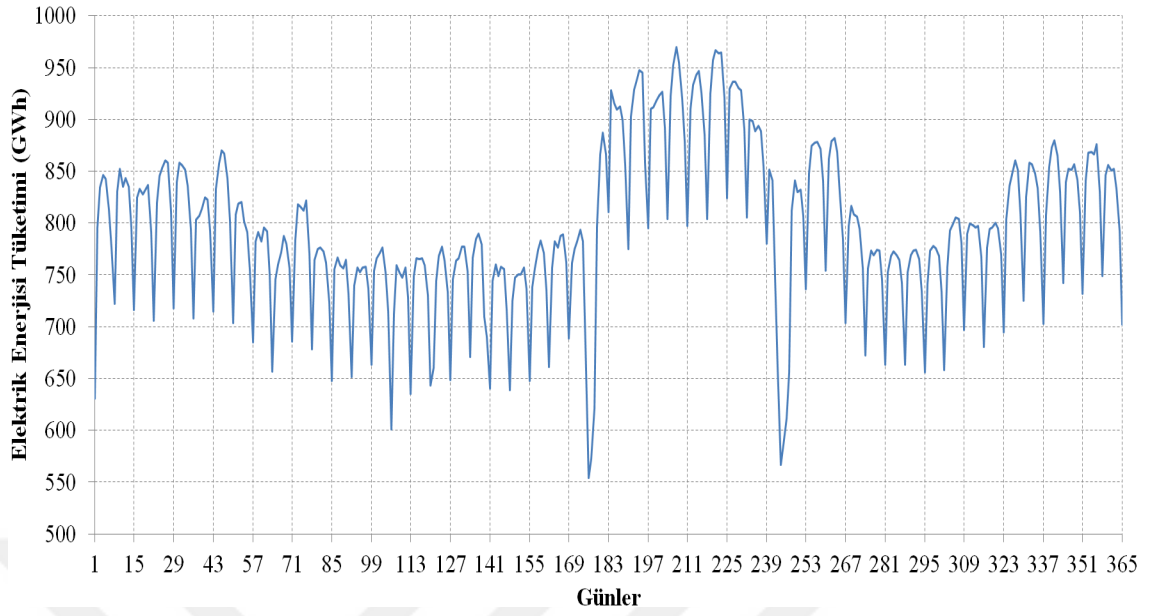
BÖLÜM 4

AYLIK ELEKTRİK ENERJİSİ TÜKETİM VERİLERİNİN MODELLENMESİ

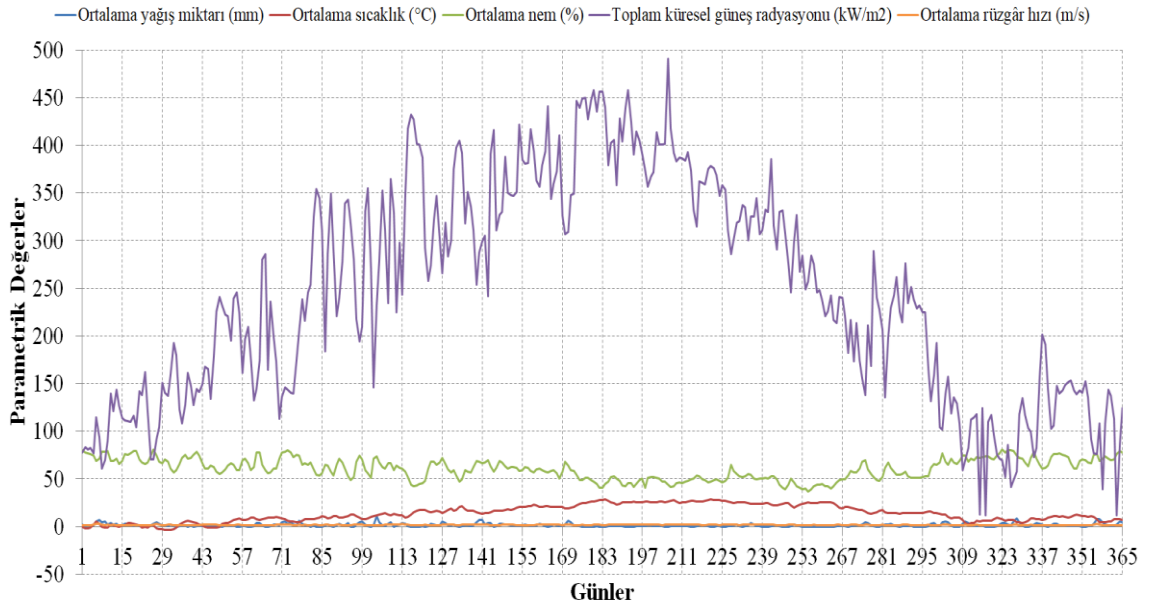
Aylık elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde çıkış olarak kullanılan günlük elektrik enerjisi tüketim verileri Yük Tevzi Bilgi Sistemi'nden alınmıştır [77]. Bu veri seti Türkiye'nin 2017 yılına ait toplamda 365 adet veri içermektedir ve Şekil 4.1'de görselleştirilmiştir. Şekil 4.2'de yıllık olarak görselleştirilen günlük ortalama sıcaklık, günlük ortalama rüzgâr hızı, günlük ortalama nem miktarı, günlük ortalama yağış miktarı ve günlük toplam küresel güneş radyasyonu parametreleri ise giriş olarak kullanılmıştır. Bu veri setleri Meteoroloji Genel Müdürlüğü'nden alınmıştır [78]. Bahsedilen meteorolojik parametrelerin tercih edilmesindeki neden; literatürde elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesinde sıklıkla kullanılan giriş verileri olmasıdır [6, 13, 36].

Çıkış ve giriş verileri yıllık bazda incelendiğinde; maksimum günlük elektrik enerjisi tüketimi 969,673 GWh olarak Temmuz ayında gözlenirken, minimum günlük elektrik enerjisi tüketimi 554,357 GWh olarak Haziran ayında gözlenmiştir. En yüksek günlük ortalama sıcaklık, günlük ortalama rüzgâr hızı, günlük ortalama nem miktarı, günlük ortalama yağış miktarı ve günlük toplam küresel güneş radyasyonu değerleri, sırasıyla, 28,58°C, 3,12 m/s, % 81,31, 10,69 mm ve 490,9 kW/m² olarak Temmuz, Nisan, Aralık, Nisan ve Temmuz aylarında kaydedilmiştir. Bahsedilen meteorolojik parametrelere ait en düşük değerler ise, sırasıyla, -3,65°C, 1 m/s, % 36,89, 0,00123 mm ve 11,832 kW/m² olarak Şubat, Ekim, Eylül, Temmuz ve Aralık aylarında kaydedilmiştir.

Bunların dışında, yapılan deneysel çalışmalara dayanarak elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi için kullanılan karınca aslanı optimizasyon algoritmasında; lineer modellemeler için maksimum iterasyon sayısı 1000, arama ajanlarının sayısı 150 ve tasarım katsayılarının alt ve üst sınırları -10 ile 10 olarak alınmıştır. Kuadratik modeller için maksimum iterasyon sayısı 800, arama ajanlarının sayısı 800 ve tasarım katsayılarının alt ve üst sınırları -1 ile 2 olarak atanmıştır. Üstel modeller için maksimum iterasyon sayısı 1000, arama ajanlarının sayısı 500 ve tasarım katsayılarının alt ve üst sınırları -500 ile 500 olarak kullanılmıştır.



Şekil 4.1. Türkiye'nin 2017 yılına ait günlük elektrik enerjisi tüketimi



Şekil 4.2. Türkiye'nin 2017 yılına ait günlük meteorolojik veriler

4.1. Ocak Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

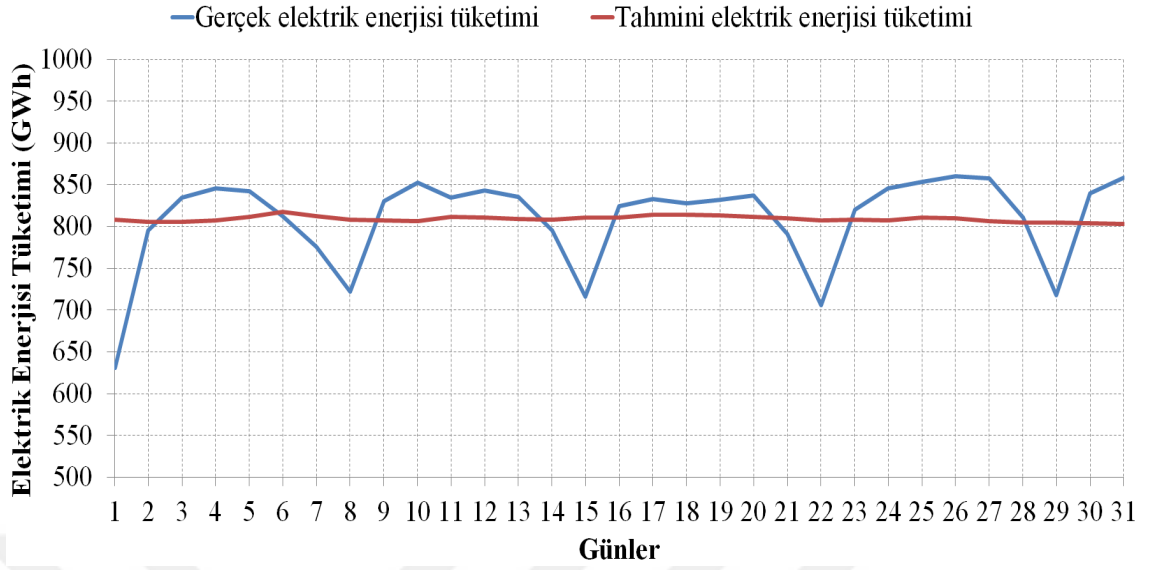
Karınca aslanı optimizasyon algoritması aracılığıyla Ocak ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,55, karekök ortalama hata değeri 57,05 GWh ve kare hataların toplamı değeri 100909 olarak bulunmuştur. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri

%6,60, karekök ortalama hata değeri 64,99 GWh ve kare hataların toplamı değeri 130942 olarak elde edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,32, karekök ortalama hata değeri 54,15 GWh ve kare hataların toplamı değeri 90900 olarak bulunmuştur. Ocak ayı için hesaplanan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.1’de verilmiştir.

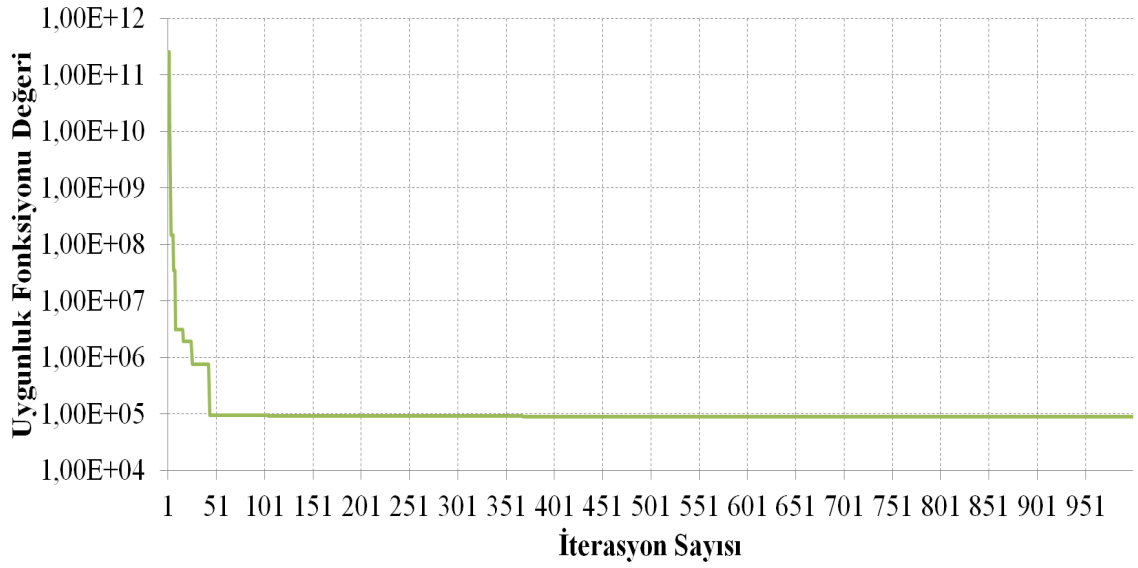
Tablo 4.1. Ocak ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 1,4511 | -0,1926 | 229,1743 |
| k_2 | -1,2204 | 0,7912 | -460,0600 |
| k_3 | 8,8948 | -0.0229 | 330,2221 |
| k_4 | 1,3170 | 0,9878 | 0,0045 |
| k_5 | 10 | 0,9445 | 249,7721 |
| k_6 | -3,5205 | -0,5453 | -392,3429 |
| k_7 | - | 0,3238 | -15,1536 |
| k_8 | - | 0,1302 | -76,6410 |
| k_9 | - | 1,1443 | -390,8588 |
| k_{10} | - | 0,9445 | -217,0530 |
| k_{11} | - | 0,6464 | 478,3863 |
| k_{12} | - | 1,4088 | - |
| k_{13} | - | 0,0341 | - |
| k_{14} | - | 0,8898 | - |
| k_{15} | - | 0,4111 | - |
| k_{16} | - | -0,3513 | - |
| k_{17} | - | 0,1082 | - |
| k_{18} | - | 0,0744 | - |
| k_{19} | - | -0,0103 | - |
| k_{20} | - | 1,7194 | - |
| k_{21} | - | -0,3184 | - |

Dolayısıyla, Ocak ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere kıyasla üstel model en düşük hataları sağlamıştır. Ocak ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.3’te gösterilmiştir. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.4’te gösterilmiştir.



Şekil 4.3. Ocak ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.4. Ocak ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.2. Şubat Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

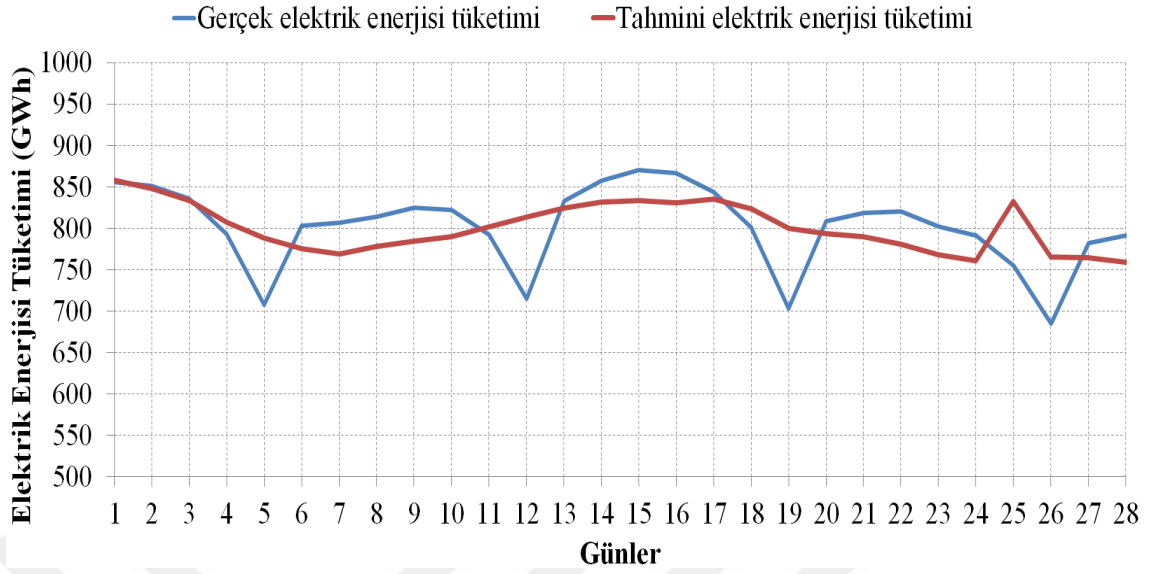
Şubat ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,80, karekök ortalama hata değeri 46,31 GWh ve kare hataların toplamı değeri 60062 olarak hesaplanmıştır. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,78, karekök ortalama hata değeri 53,16 GWh ve kare hataların toplamı değeri 79143 olarak

tespit edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,52, karekök ortalama hata değeri 43,98 GWh ve kare hataların toplamı değeri 54180 olarak hesaplanmıştır. Şubat ayı için bulunan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.2’de verilmiştir.

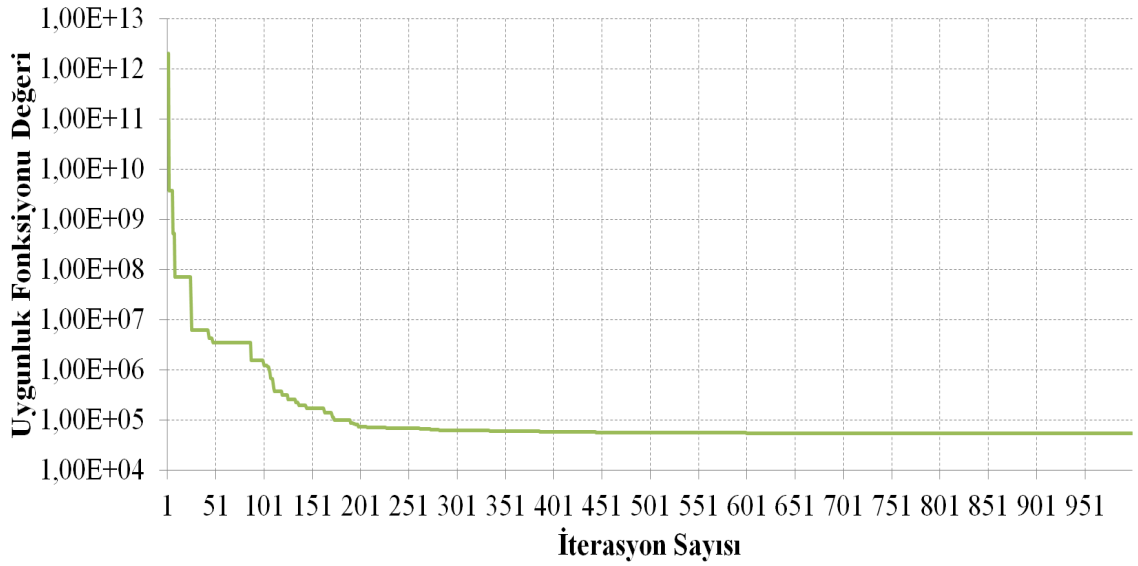
Tablo 4.2. Şubat ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 10 | -0,6009 | 444,0016 |
| k_2 | -10 | 1,6809 | -353,4359 |
| k_3 | 8,7775 | 0,2241 | 323,2029 |
| k_4 | 1,2594 | 1,7658 | -0,0281 |
| k_5 | 10 | 1,7701 | 154,4765 |
| k_6 | 10 | 0,7916 | -208,8164 |
| k_7 | - | -0,3402 | 457,9976 |
| k_8 | - | 0,1308 | -41,1424 |
| k_9 | - | 0,7751 | 167,4960 |
| k_{10} | - | 0,1472 | -209,9179 |
| k_{11} | - | -0,2018 | 499,7466 |
| k_{12} | - | 1,3963 | - |
| k_{13} | - | 0,0226 | - |
| k_{14} | - | -0,9374 | - |
| k_{15} | - | 0,8478 | - |
| k_{16} | - | 0,6823 | - |
| k_{17} | - | 1,6680 | - |
| k_{18} | - | 0,0700 | - |
| k_{19} | - | -0,0061 | - |
| k_{20} | - | 0,2789 | - |
| k_{21} | - | 1,2720 | - |

Böylece, Şubat ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere göre üstel model en düşük hataları vermiştir. Şubat ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.5’te sunulmuştur. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.6’da sunulmuştur.



Şekil 4.5. Şubat ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.6. Şubat ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.3. Mart Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

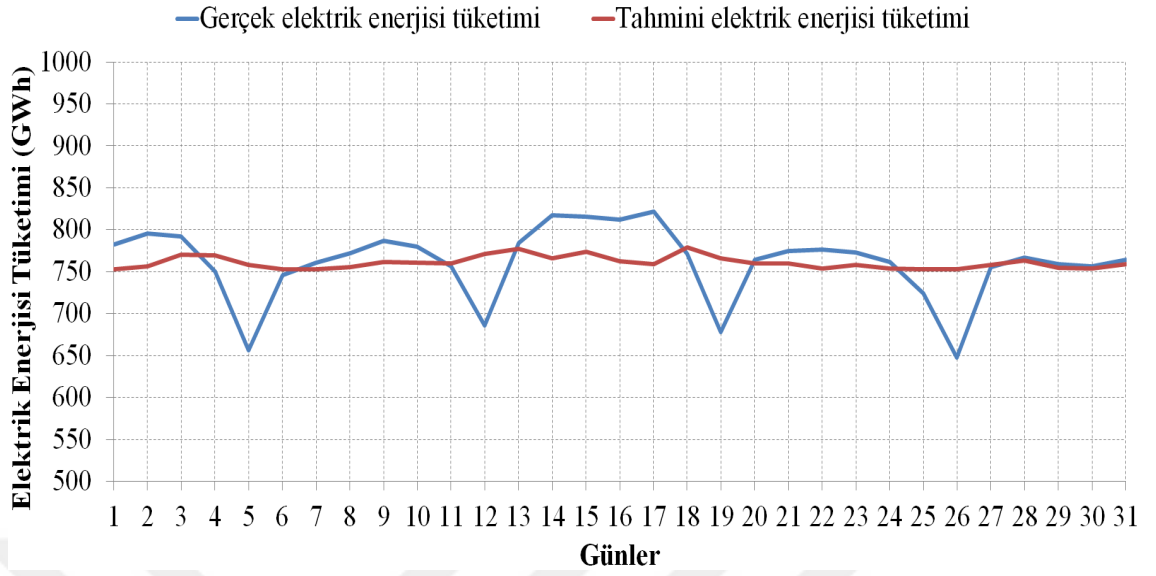
Karınca aslanı optimizasyon algoritması aracılığıyla Mart ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,4, karekök ortalama hata değeri 52,62 GWh ve kare hataların toplamı değeri 85854 olarak bulunmuştur. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %7,77, karekök ortalama hata değeri 71,07 GWh ve kare hataların toplamı değeri 156604

olarak elde edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %3,97, karekök ortalama hata değeri 41,69 GWh ve kare hataların toplamı değeri 53896 olarak bulunmuştur. Mart ayı için tespit edilen lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.3'te verilmiştir.

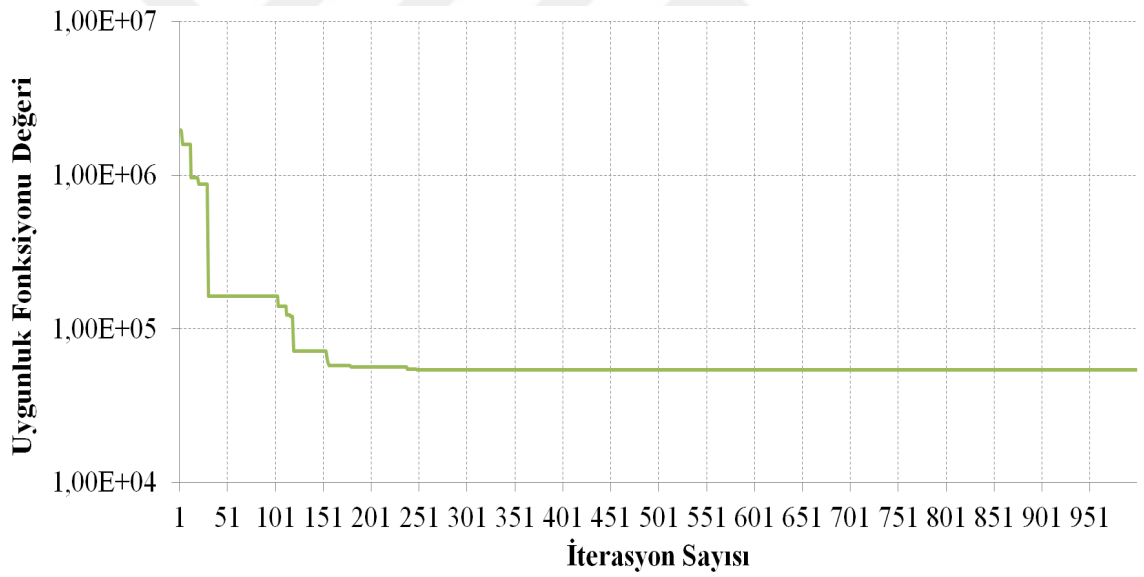
Tablo 4.3. Mart ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 10 | 1,5149 | 253,3515 |
| k_2 | -10 | 1,8016 | 0,0160 |
| k_3 | 9,0391 | 0,1815 | 317,9852 |
| k_4 | 0,3714 | 1,4051 | -492,3764 |
| k_5 | 5,0691 | 0,4088 | 487,1305 |
| k_6 | 10 | 0,7851 | -373,3839 |
| k_7 | - | 0,0389 | -356,8064 |
| k_8 | - | -0,1111 | -248,3853 |
| k_9 | - | -0,5499 | 493,9393 |
| k_{10} | - | 0,3116 | -440,5412 |
| k_{11} | - | -0,0538 | 499,9390 |
| k_{12} | - | 0,6163 | - |
| k_{13} | - | 0,0204 | - |
| k_{14} | - | -0,2162 | - |
| k_{15} | - | -0,2815 | - |
| k_{16} | - | -0,7535 | - |
| k_{17} | - | 0,9925 | - |
| k_{18} | - | 0,0645 | - |
| k_{19} | - | -0,0022 | - |
| k_{20} | - | 0,0251 | - |
| k_{21} | - | 0,2987 | - |

Dolayısıyla, Mart ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere kıyasla üstel model en düşük hataları sağlamıştır. Mart ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.7'de gösterilmiştir. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.8'de gösterilmiştir.



Şekil 4.7. Mart ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.8. Mart ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.4. Nisan Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

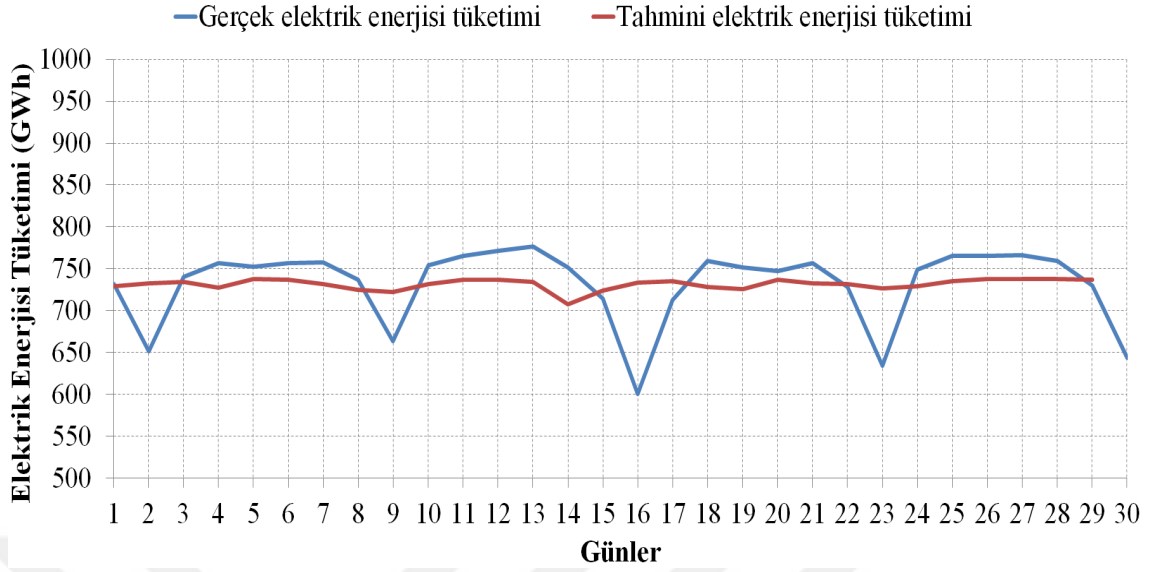
Nisan ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %6,87, karekök ortalama hata değeri 61,83 GWh ve kare hataların toplamı değeri 114695 olarak hesaplanmıştır. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %11,60, karekök ortalama hata değeri 108,12 GWh ve kare hataların toplamı değeri

350726 olarak tespit edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,81, karekök ortalama hata değeri 44,60 GWh ve kare hataların toplamı değeri 59684 olarak hesaplanmıştır. Nisan ayı için hesaplanan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.4'te verilmiştir.

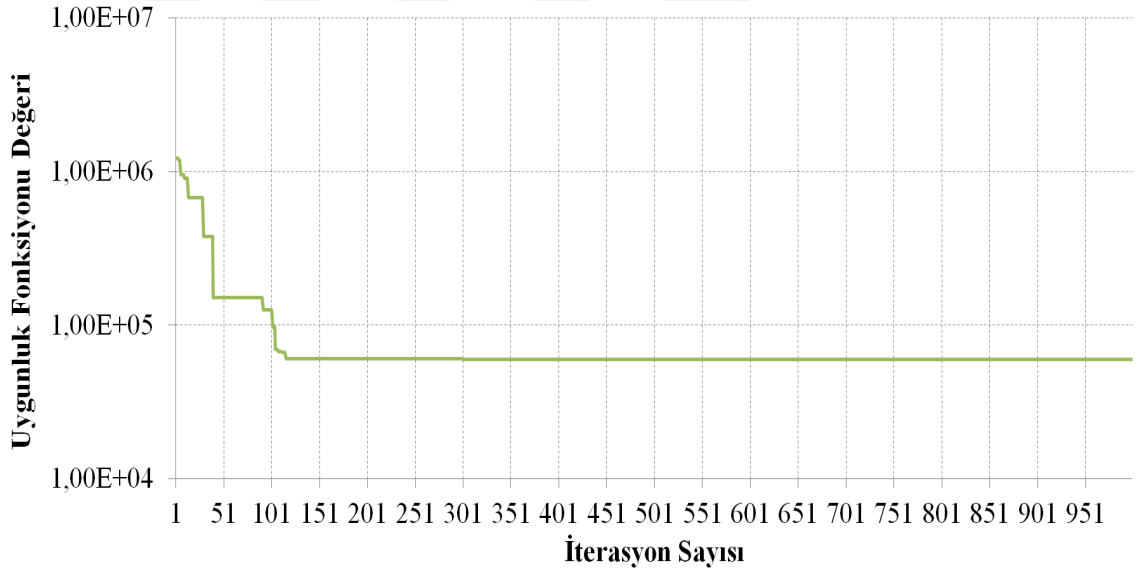
Tablo 4.4. Nisan ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | -9,7397 | 0,9998 | 242,6687 |
| k_2 | 7,3126 | -0,0262 | -0,0121 |
| k_3 | 7,4418 | -0,7725 | 149,8379 |
| k_4 | 0,6756 | -0,1039 | -390,9344 |
| k_5 | 2,9178 | 1,3104 | 172,1592 |
| k_6 | 10 | -0,3659 | -485,7321 |
| k_7 | - | 0,1152 | 48,1435 |
| k_8 | - | -0,0729 | -156,9889 |
| k_9 | - | 0,6837 | -432,6888 |
| k_{10} | - | -0,0269 | -462,7307 |
| k_{11} | - | -0,0531 | 494,8253 |
| k_{12} | - | -0,7746 | - |
| k_{13} | - | -0,0260 | - |
| k_{14} | - | -0,6286 | - |
| k_{15} | - | 1,2038 | - |
| k_{16} | - | 0,0902 | - |
| k_{17} | - | 1,2286 | - |
| k_{18} | - | 0,1508 | - |
| k_{19} | - | 0,0022 | - |
| k_{20} | - | -0,9896 | - |
| k_{21} | - | 0,0729 | - |

Böylece, Nisan ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere göre üstel model en düşük hataları vermiştir. Nisan ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.9'da sunulmuştur. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.10'da sunulmuştur.



Şekil 4.9. Nisan ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.10. Nisan ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.5. Mayıs Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

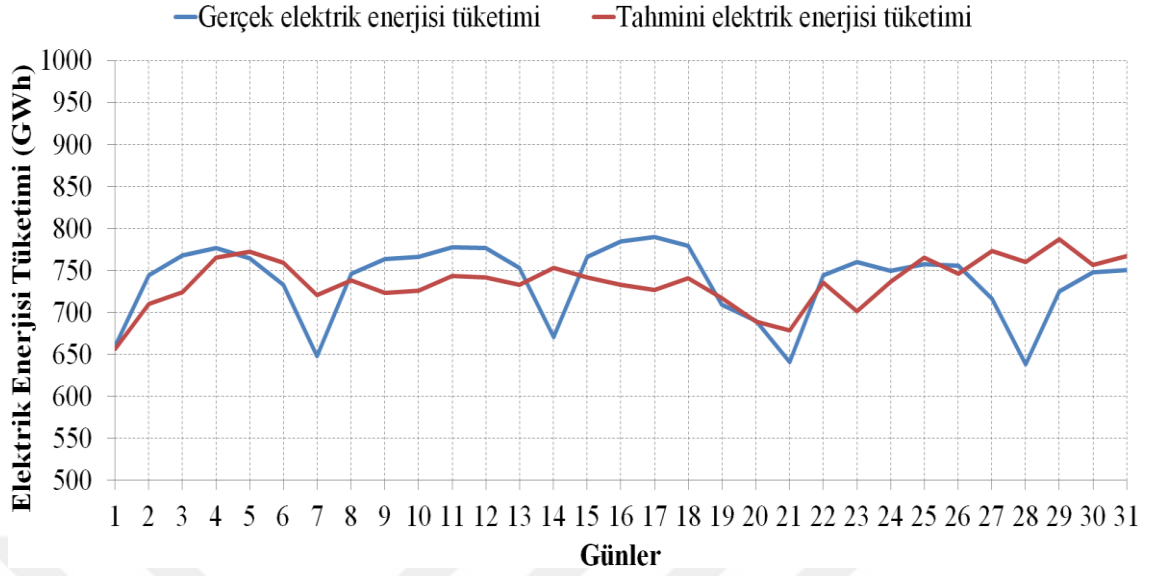
Karınca aslanı optimizasyon algoritması aracılığıyla Mayıs ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,68, karekök ortalama hata değeri 43,35 GWh ve kare hataların toplamı değeri 58269 olarak bulunmuştur. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %6,25, karekök ortalama hata değeri 57,16 GWh ve kare hataların toplamı değeri 101311

olarak elde edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,83, karekök ortalama hata değeri 43,68 GWh ve kare hataların toplamı değeri 59146 olarak bulunmuştur. Mayıs ayı için bulunan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.5'te verilmiştir.

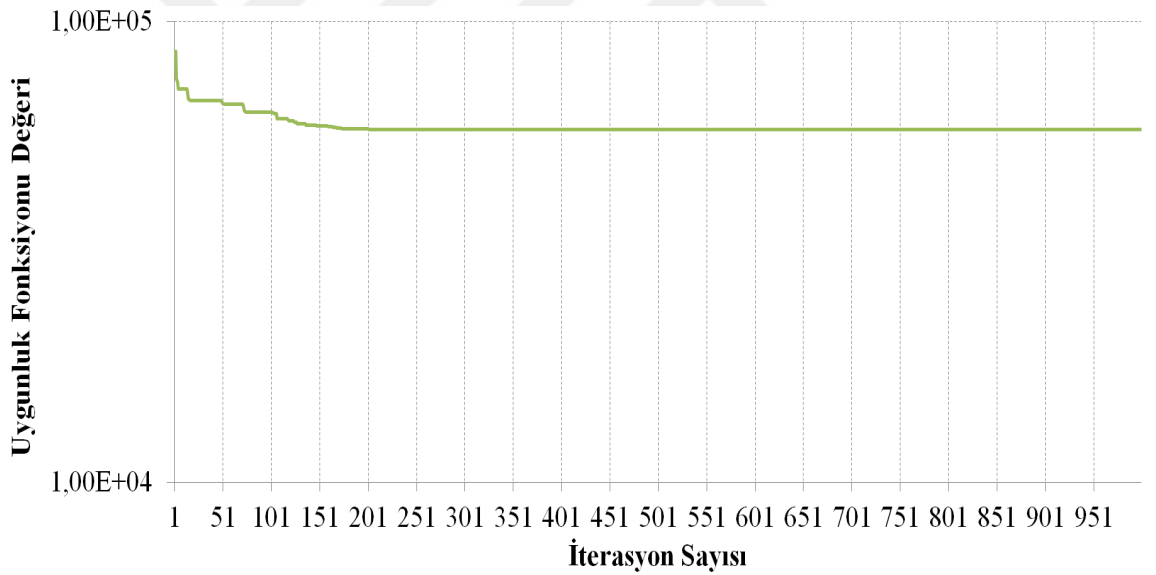
Tablo 4.5. Mayıs ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | -10 | -0,8646 | 1,7882 |
| k_2 | 10 | 0,3968 | -342,0369 |
| k_3 | 6,6347 | -0,6618 | 68,0774 |
| k_4 | 0,4932 | 0,6162 | -251,8967 |
| k_5 | 10 | -0,2974 | -188,8172 |
| k_6 | 2,2862 | -0,1215 | -429,2989 |
| k_7 | - | 0,2174 | 480,0931 |
| k_8 | - | -0,1709 | -18,8012 |
| k_9 | - | -0,4481 | 363,8577 |
| k_{10} | - | -0,7634 | -0,0579 |
| k_{11} | - | 0,2135 | 410,6346 |
| k_{12} | - | -0,8258 | - |
| k_{13} | - | 0,0181 | - |
| k_{14} | - | 0,5388 | - |
| k_{15} | - | 0,4373 | - |
| k_{16} | - | 0,3717 | - |
| k_{17} | - | -0,8662 | - |
| k_{18} | - | 0,1594 | - |
| k_{19} | - | -0,0071 | - |
| k_{20} | - | 0,5805 | - |
| k_{21} | - | 0,7682 | - |

Dolayısıyla, Mayıs ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde üstel ve kuadratik modellere kıyasla lineer model en düşük hataları sağlamıştır. Mayıs ayı için gerçek ve lineer modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.11'de gösterilmiştir. Ayrıca, lineer modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.12'de gösterilmiştir.



Şekil 4.11. Mayıs ayı için gerçek ve lineer modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.12. Mayıs ayı için lineer modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.6. Haziran Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

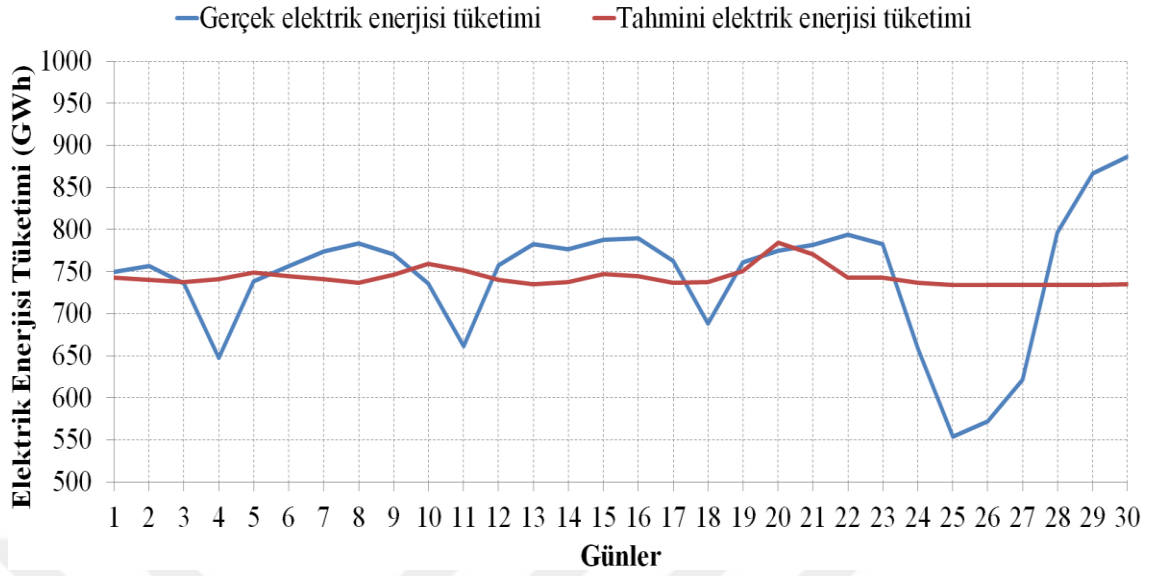
Haziran ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %8,03, karekök ortalama hata değeri 74,69 GWh ve kare hataların toplamı değeri 167387 olarak hesaplanmıştır. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %9,3, karekök ortalama hata değeri 85,16 GWh ve kare hataların toplamı değeri 217568

olarak tespit edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %7,73, karekök ortalama hata değeri 72,75 GWh ve kare hataların toplamı değeri 158781 olarak hesaplanmıştır. Haziran ayı için tespit edilen lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.6’da verilmiştir.

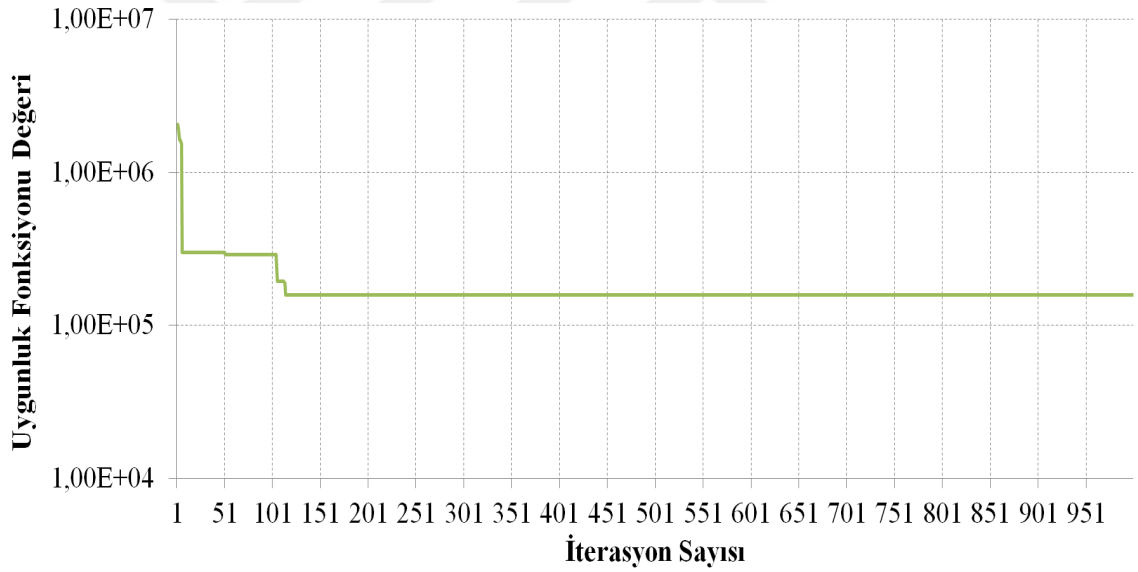
Tablo 4.6. Haziran ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 6,0951 | 1,1020 | 275,8454 |
| k_2 | 10 | 0,6851 | 0,0277 |
| k_3 | 6,7649 | 0,4802 | 462,3442 |
| k_4 | 0,2773 | 0,8434 | -499,6271 |
| k_5 | 10 | -0,0372 | -310,7589 |
| k_6 | 9,3177 | 1,0737 | -475,6039 |
| k_7 | - | 0,6599 | 214,2042 |
| k_8 | - | -0,1870 | -360,8590 |
| k_9 | - | 0,1861 | 488,6036 |
| k_{10} | - | -0,2236 | -499,3041 |
| k_{11} | - | 0,0166 | 458,0280 |
| k_{12} | - | 0,7969 | - |
| k_{13} | - | 0,1449 | - |
| k_{14} | - | 1,2777 | - |
| k_{15} | - | 0,5928 | - |
| k_{16} | - | 0,8293 | - |
| k_{17} | - | 0,4863 | - |
| k_{18} | - | -0,4389 | - |
| k_{19} | - | -0,0132 | - |
| k_{20} | - | 1,2880 | - |
| k_{21} | - | 1,8914 | - |

Böylece, Haziran ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere göre üstel model en düşük hataları vermiştir. Haziran ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.13’te sunulmuştur. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.14’te sunulmuştur.



Şekil 4.13. Haziran ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.14. Haziran için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.7. Temmuz Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

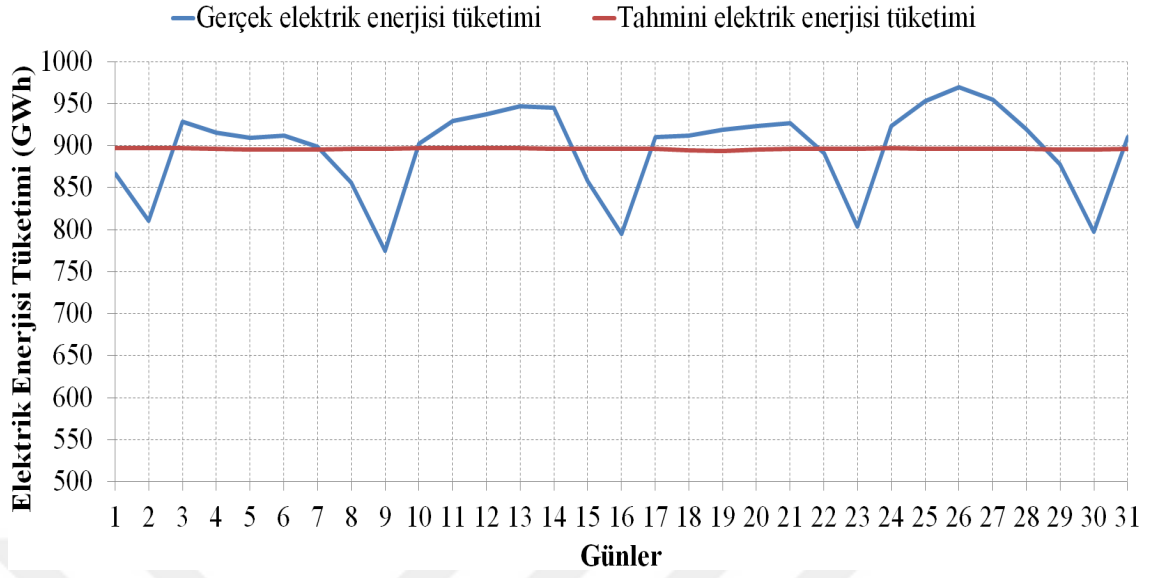
Karınca aslanı optimizasyon algoritması aracılığıyla Temmuz ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,99, karekök ortalama hata değeri 54,23 GWh ve kare hataların toplamı değeri 91168 olarak bulunmuştur. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %6,73, karekök ortalama hata değeri 78,83 GWh ve kare hataların toplamı değeri 192682

olarak elde edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,68, karekök ortalama hata değeri 51,02 GWh ve kare hataların toplamı değeri 80695 olarak bulunmuştur. Temmuz ayı için hesaplanan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.7’de verilmiştir.

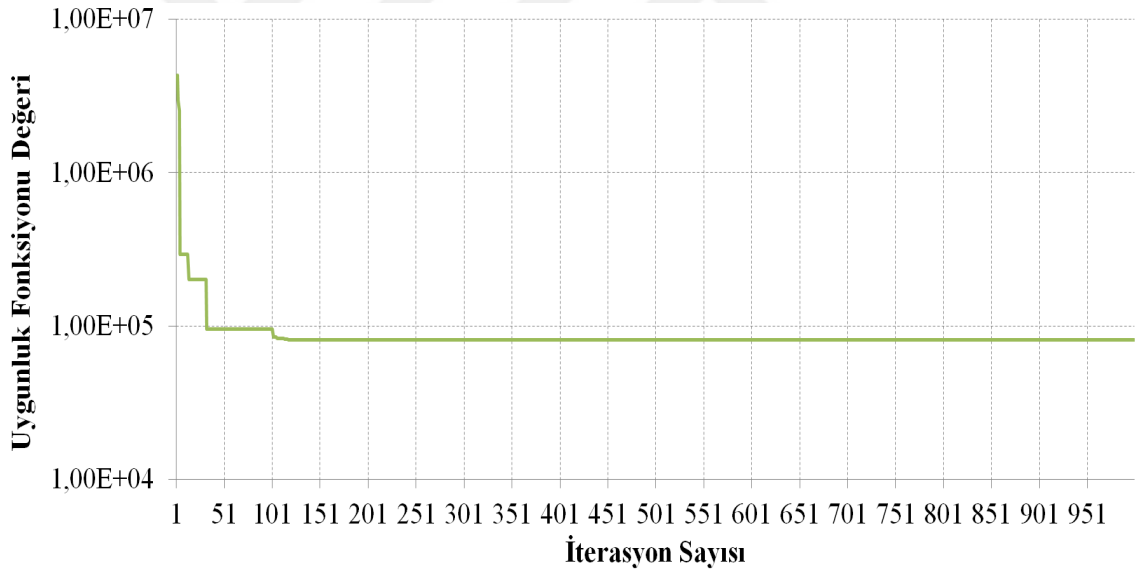
Tablo 4.7. Temmuz ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 2,1754 | 0,5242 | 471,2947 |
| k_2 | 10 | 1,3715 | -0,0047 |
| k_3 | 6,9055 | 0,1395 | -326,0344 |
| k_4 | 0,6992 | 0,5057 | -469,3666 |
| k_5 | 10 | 0,2413 | 72,8917 |
| k_6 | 10 | 0,8933 | -94,0759 |
| k_7 | - | 0,6264 | 140,4268 |
| k_8 | - | -0,3442 | -484,336 |
| k_9 | - | 0,3231 | -456,8662 |
| k_{10} | - | 0,1254 | -459,0335 |
| k_{11} | - | 0,0725 | 425,5193 |
| k_{12} | - | -0,4594 | - |
| k_{13} | - | -0,2437 | - |
| k_{14} | - | 0,2596 | - |
| k_{15} | - | 0,8049 | - |
| k_{16} | - | 1,0197 | - |
| k_{17} | - | -0,1766 | - |
| k_{18} | - | 1,0675 | - |
| k_{19} | - | 0,0089 | - |
| k_{20} | - | 1,6341 | - |
| k_{21} | - | -0,6818 | - |

Dolayısıyla, Temmuz ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere kıyasla üstel model en düşük hataları sağlamıştır. Temmuz ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.15’te gösterilmiştir. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.16’da gösterilmiştir.



Şekil 4.15. Temmuz ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.16. Temmuz ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.8. Ağustos Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

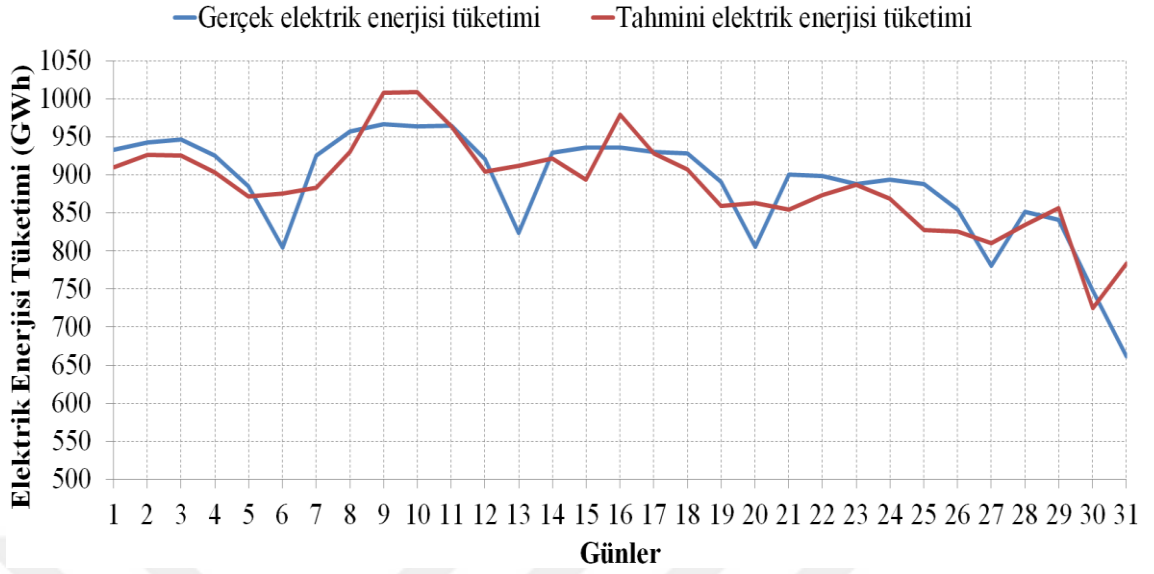
Ağustos ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,58, karekök ortalama hata değeri 60,43 GWh ve kare hataların toplamı değeri 113210 olarak hesaplanmıştır. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %3,92, karekök ortalama hata değeri 41,95 GWh ve kare hataların toplamı değeri 54571

olarak tespit edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %6,45, karekök ortalama hata değeri 69,42 GWh ve kare hataların toplamı değeri 149428 olarak hesaplanmıştır. Ağustos ayı için bulunan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.8’de verilmiştir.

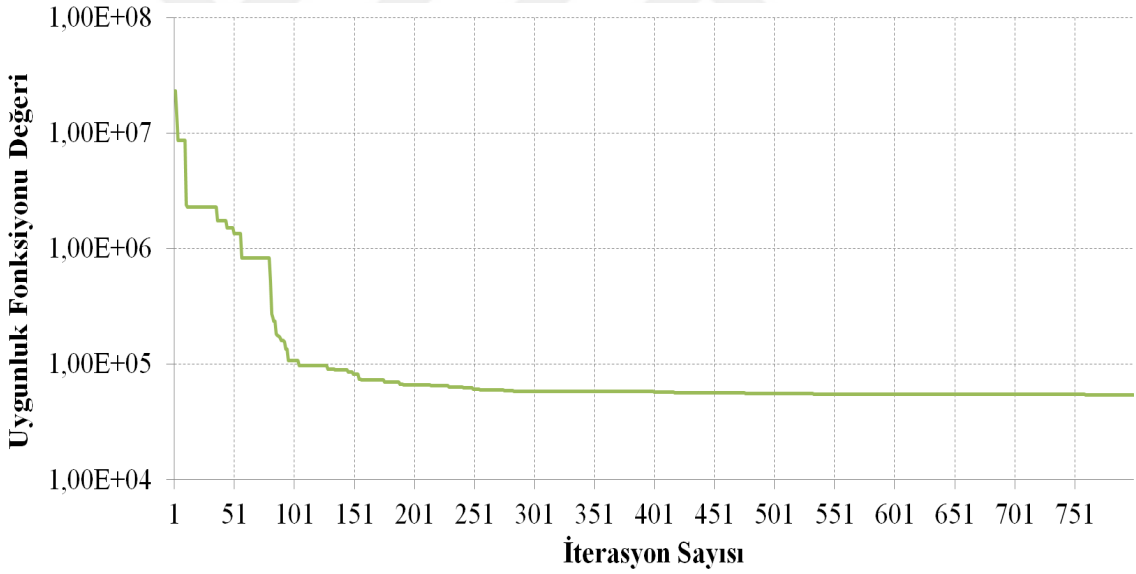
Tablo 4.8. Ağustos ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | -5,44 | 0,7831 | 405,9076 |
| k_2 | 10 | 1,0691 | -0,0182 |
| k_3 | 6,9672 | 1,1891 | 478,3868 |
| k_4 | 0,7633 | 0,9505 | -484,5585 |
| k_5 | 4,6977 | -0,0873 | 471,4811 |
| k_6 | 8,9960 | 1,0415 | -463,4770 |
| k_7 | - | 1,2809 | 439,0898 |
| k_8 | - | -0,2472 | -238,8004 |
| k_9 | - | 0,4347 | 487,8016 |
| k_{10} | - | -0,4428 | -107,0013 |
| k_{11} | - | 0,3034 | 486,4551 |
| k_{12} | - | 0,6332 | - |
| k_{13} | - | -0,0243 | - |
| k_{14} | - | 0,3714 | - |
| k_{15} | - | 0,2378 | - |
| k_{16} | - | 1,4482 | - |
| k_{17} | - | -0,9240 | - |
| k_{18} | - | 0,2128 | - |
| k_{19} | - | -0,0117 | - |
| k_{20} | - | 1,4334 | - |
| k_{21} | - | 0,3942 | - |

Böylece, Ağustos ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve üstel modellere göre kuadratik model en düşük hataları vermiştir. Ağustos ayı için kuadratik modele ait gerçek ve tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.17’de sunulmuştur. Ayrıca, kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.18’de sunulmuştur.



Şekil 4.17. Ağustos ayı için gerçek ve kuadratik modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.18. Ağustos ayı için kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.9. Eylül Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

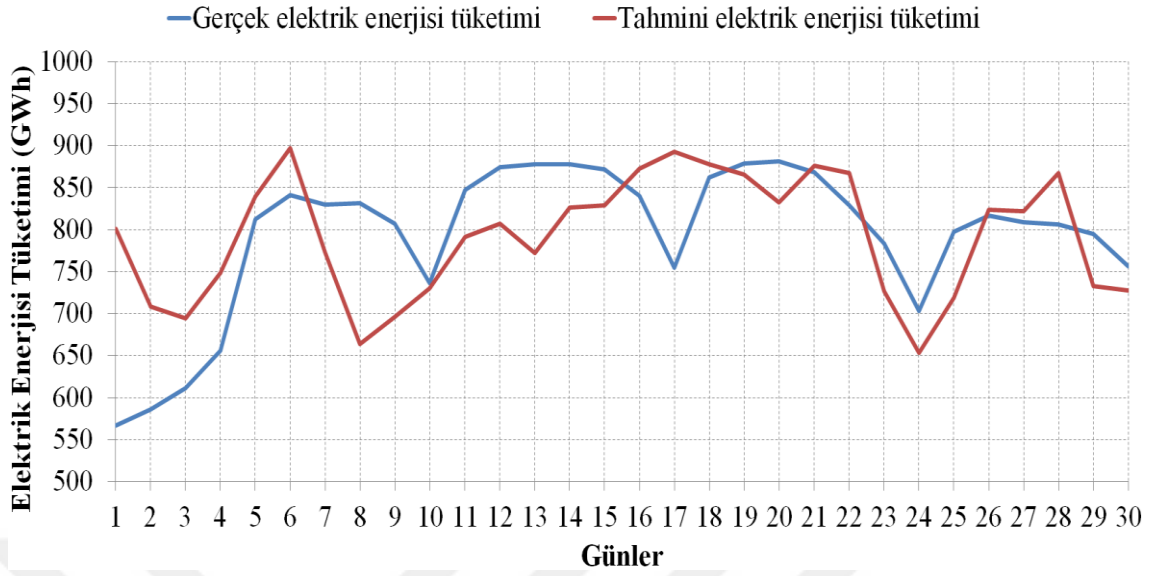
Karınca aslanı optimizasyon algoritması aracılığıyla Eylül ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %10,56, karekök ortalama hata değeri 99,29 GWh ve kare hataların toplamı değeri 295786 olarak bulunmuştur. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %8,70, karekök ortalama hata değeri 81,93 GWh ve kare hataların toplamı değeri

201381 olarak elde edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %9,03, karekök ortalama hata değeri 85,37 GWh ve kare hataların toplamı değeri 218664 olarak bulunmuştur. Eylül ayı için tespit edilen lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.9’da verilmiştir.

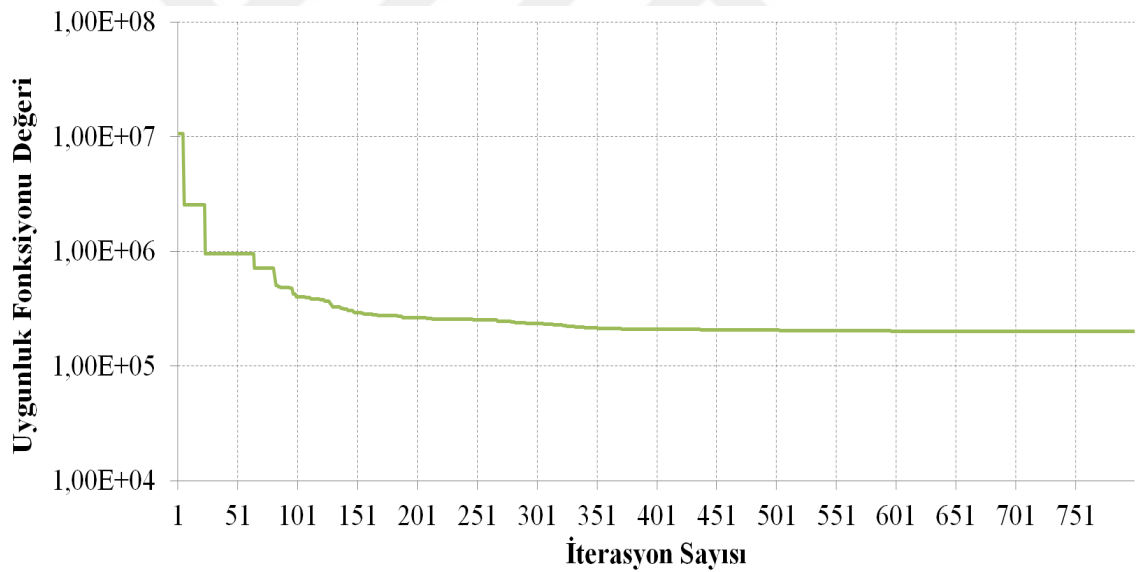
Tablo 4.9. Eylül ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | -10 | 0,4871 | 337,0279 |
| k_2 | 10 | 0,8141 | -0,1006 |
| k_3 | 9,3914 | 1,0662 | -192,3259 |
| k_4 | 0,4363 | 0,8673 | -468,531 |
| k_5 | 10 | -0,5463 | -146,1325 |
| k_6 | 10 | 0,6077 | -94,1562 |
| k_7 | - | 0,6253 | -22,2606 |
| k_8 | - | 0,0681 | -107,0411 |
| k_9 | - | -0,8375 | -236,8612 |
| k_{10} | - | 1,1629 | -403,4945 |
| k_{11} | - | -0,0160 | 469,0121 |
| k_{12} | - | -0,0483 | - |
| k_{13} | - | -0,0540 | - |
| k_{14} | - | 1,2441 | - |
| k_{15} | - | 0,3094 | - |
| k_{16} | - | -0,3176 | - |
| k_{17} | - | -0,0972 | - |
| k_{18} | - | -0,1044 | - |
| k_{19} | - | 0,0064 | - |
| k_{20} | - | 1,7985 | - |
| k_{21} | - | 1,9989 | - |

Dolayısıyla, Eylül ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve üstel modellere kıyasla kuadratik model en düşük hataları sağlamıştır. Eylül ayı için gerçek ve kuadratik modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.19’da gösterilmiştir. Ayrıca, kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.20’de gösterilmiştir.



Şekil 4.19. Eylül ayı için gerçek ve kuadratik modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.20. Eylül ayı için kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.10. Ekim Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

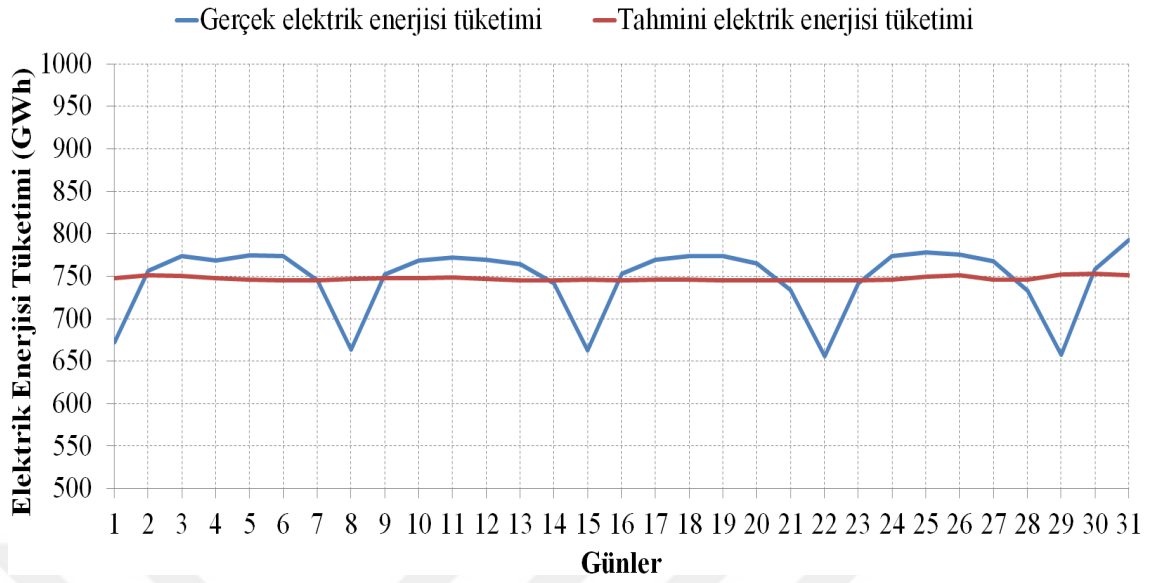
Ekim ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,60, karekök ortalama hata değeri 51,91 GWh ve kare hataların toplamı değeri 83563 olarak hesaplanmıştır. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %7,99, karekök ortalama hata değeri 74,20 GWh ve kare hataların toplamı değeri 170694

olarak tespit edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %3,73, karekök ortalama hata değeri 39,39 GWh ve kare hataların toplamı değeri 48107 olarak hesaplanmıştır. Ekim ayı için hesaplanan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.10’da verilmiştir.

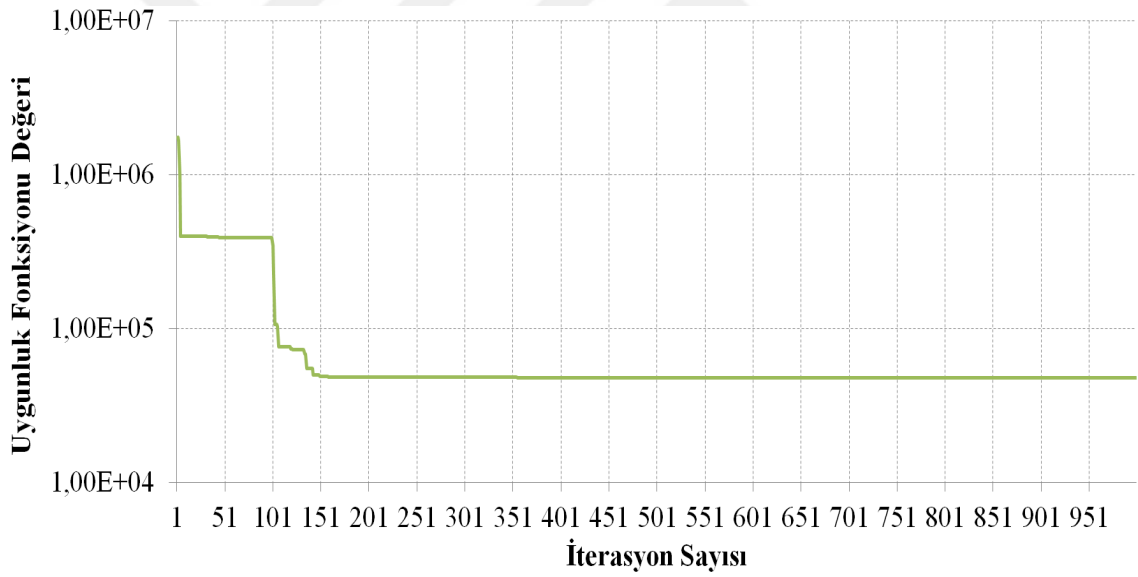
Tablo 4.10. Ekim ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 0,6394 | -0,6191 | 295,8534 |
| k_2 | 10 | -0,1862 | 0,0050 |
| k_3 | 6,6226 | 0,3053 | -237,7439 |
| k_4 | 1,0128 | 0,8490 | -335,7527 |
| k_5 | 1,5367 | 1,4248 | -84,3967 |
| k_6 | 10 | 0,3172 | -98,5149 |
| k_7 | - | 0,7646 | -459,0064 |
| k_8 | - | -0,3227 | -418,2193 |
| k_9 | - | 0,1097 | -142,9248 |
| k_{10} | - | 0,3794 | -333,6450 |
| k_{11} | - | 0,0743 | 448,9365 |
| k_{12} | - | 0,5858 | - |
| k_{13} | - | 0,0467 | - |
| k_{14} | - | 0,9686 | - |
| k_{15} | - | -0,2113 | - |
| k_{16} | - | 0,0191 | - |
| k_{17} | - | -0,5394 | - |
| k_{18} | - | -0,0497 | - |
| k_{19} | - | -0,0062 | - |
| k_{20} | - | 0,6729 | - |
| k_{21} | - | 1,2742 | - |

Böylece, Ekim ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere göre üstel model en düşük hataları vermiştir. Ekim ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.21’de sunulmuştur. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.22’de sunulmuştur.



Şekil 4.21. Ekim ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.22. Ekim ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.11. Kasım Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

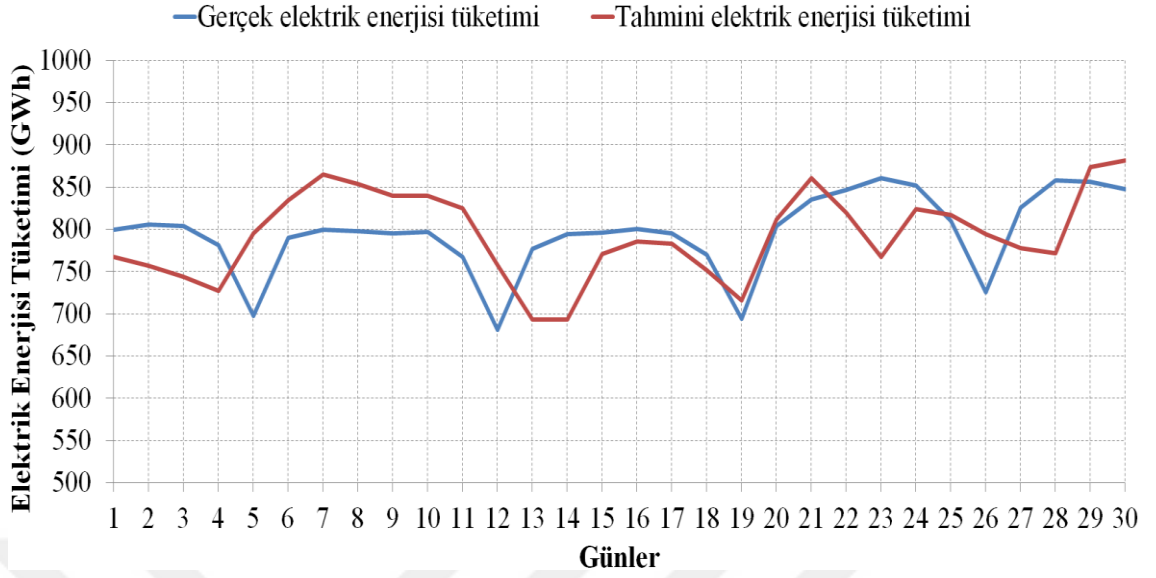
Karınca aslanı optimizasyon algoritması aracılığıyla Kasım ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,93, karekök ortalama hata değeri 54,13 GWh ve kare hataların toplamı değeri 87916 olarak bulunmuştur. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %7,20, karekök ortalama hata değeri 70,75 GWh ve kare hataların toplamı değeri 150187

olarak elde edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %7,46, karekök ortalama hata değeri 67,30 GWh ve kare hataların toplamı değeri 135908 olarak bulunmuştur. Kasım ayı için bulunan lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.11’de verilmiştir.

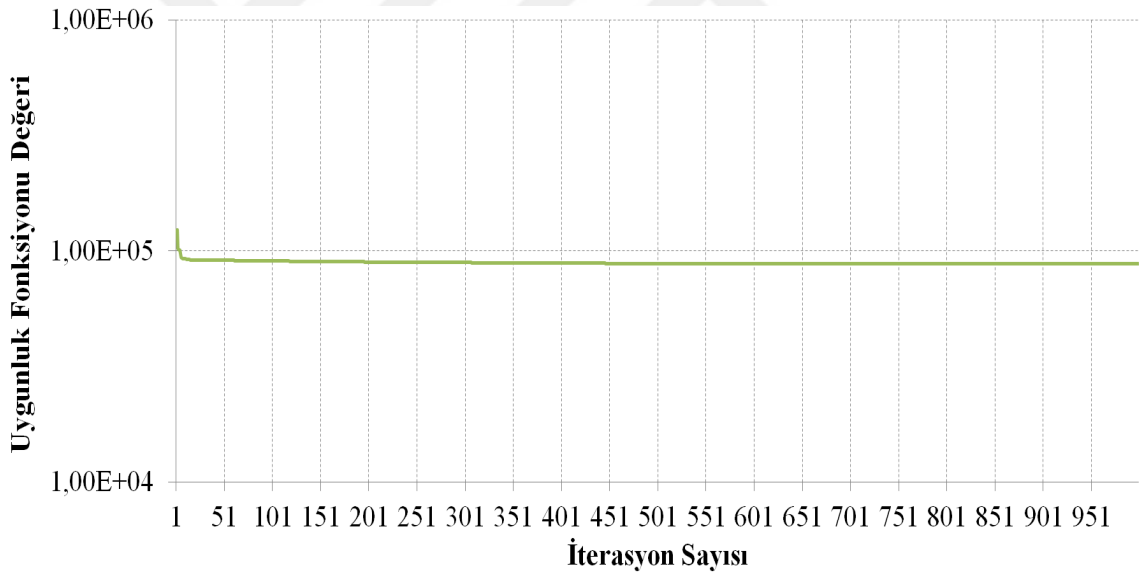
Tablo 4.11. Kasım ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | 5,9059 | 0,4496 | 1,7882 |
| k_2 | -2,6591 | -0,3562 | -342,0369 |
| k_3 | 9,8484 | 0,2072 | 68,0774 |
| k_4 | 0,7184 | 0,3088 | -251,8967 |
| k_5 | 8,3007 | -0,6384 | -188,8172 |
| k_6 | 10 | 0,5332 | -429,2989 |
| k_7 | - | 0,3498 | 480,0931 |
| k_8 | - | -0,3129 | -18,8012 |
| k_9 | - | -0,2005 | 363,8577 |
| k_{10} | - | 0,2985 | -0,0571 |
| k_{11} | - | -0,0590 | 410,6346 |
| k_{12} | - | -0,1683 | - |
| k_{13} | - | -0,0306 | - |
| k_{14} | - | 0,7261 | - |
| k_{15} | - | 0,9882 | - |
| k_{16} | - | -0,5230 | - |
| k_{17} | - | -0,7549 | - |
| k_{18} | - | 0,1009 | - |
| k_{19} | - | 0,0139 | - |
| k_{20} | - | -0,4070 | - |
| k_{21} | - | 0,8535 | - |

Dolayısıyla, Kasım ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde üstel ve kuadratik modellere kıyasla lineer model en düşük hataları sağlamıştır. Kasım ayı için gerçek ve lineer modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.23’te gösterilmiştir. Ayrıca, lineer modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.24’te gösterilmiştir.



Şekil 4.23. Kasım ayı için gerçek ve lineer modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.24. Kasım ayı için lineer modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

4.12. Aralık Ayı Elektrik Enerjisi Tüketiminin Modellenmesi

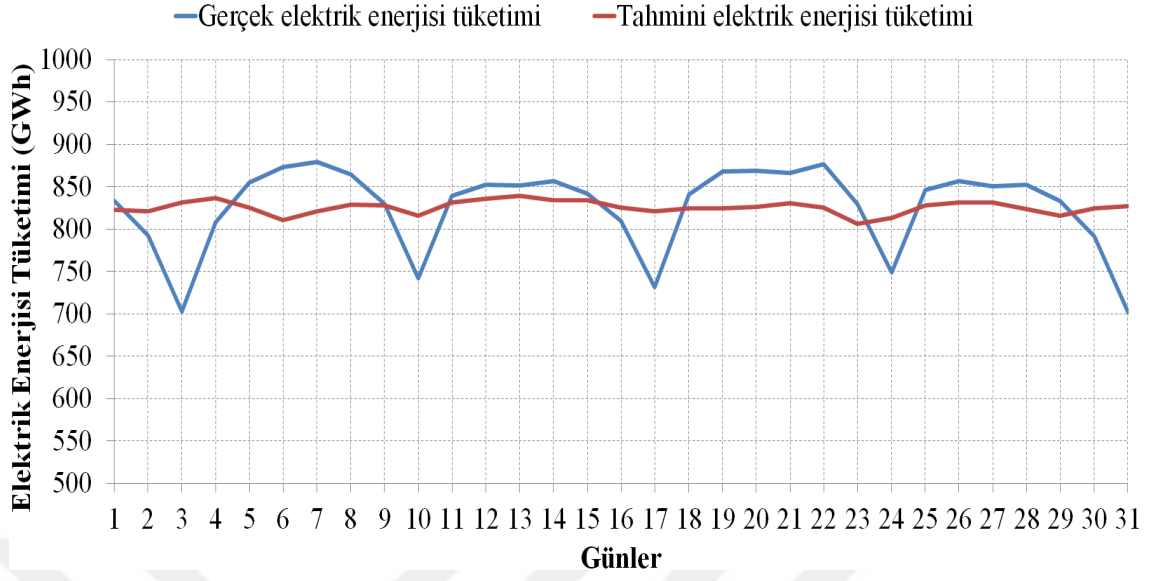
Aralık ayına ait elektrik enerjisi tüketim verileri karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak modellendiğinde, lineer modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,23, karekök ortalama hata değeri 56,06 GWh ve kare hataların toplamı değeri 97450 olarak hesaplanmıştır. Kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %5,52, karekök ortalama hata değeri 62,58 GWh ve kare hataların toplamı değeri 121415

olarak tespit edilmiştir. Üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %4,79, karekök ortalama hata değeri 49,00 GWh ve kare hataların toplamı değeri 74434 olarak hesaplanmıştır. Aralık ayı için tespit edilen lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları Tablo 4.12’de verilmiştir.

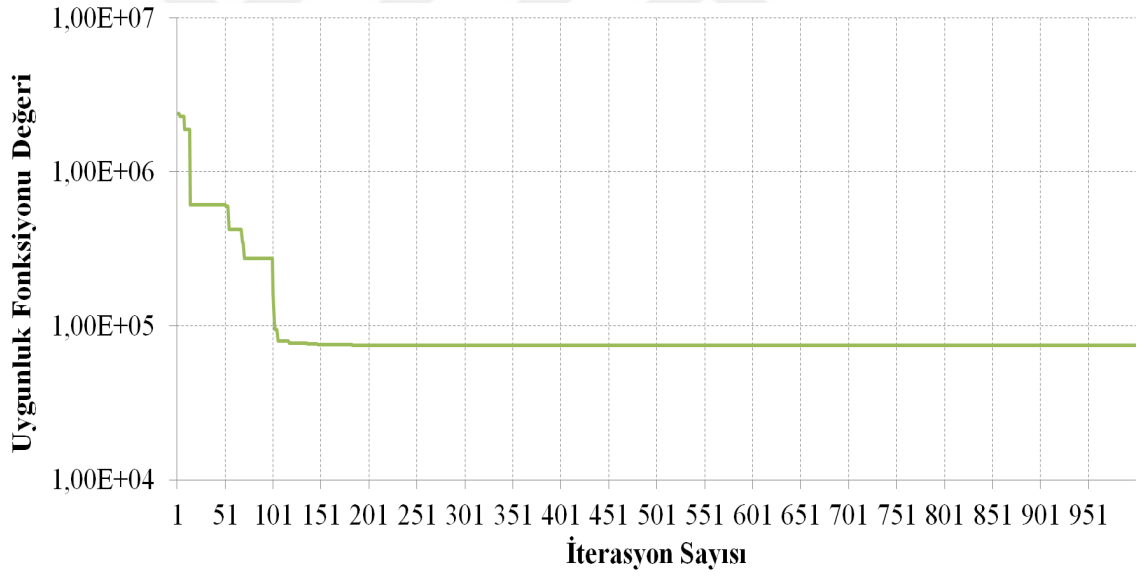
Tablo 4.12. Aralık ayı için lineer, kuadratik ve üstel modellerin tasarım katsayıları

| | Lineer Model | Kuadratik Model | Üstel Model |
|----------|--------------|-----------------|-------------|
| k_1 | -0,4695 | 1,6905 | -3,4150 |
| k_2 | -3,2646 | 0,0163 | -212,3158 |
| k_3 | 10 | 1,8627 | 446,5488 |
| k_4 | 0,9984 | 1,2495 | -236,4093 |
| k_5 | 10 | -0,4190 | 482,7211 |
| k_6 | 10 | 0,0586 | -379,6545 |
| k_7 | - | -0,3050 | -43,6626 |
| k_8 | - | 0,0820 | -60,0686 |
| k_9 | - | 0,2219 | 367,6345 |
| k_{10} | - | 0,0028 | -0,0779 |
| k_{11} | - | -0,1814 | 499,0381 |
| k_{12} | - | -0,9764 | - |
| k_{13} | - | -0,0523 | - |
| k_{14} | - | 0,2669 | - |
| k_{15} | - | 0,9667 | - |
| k_{16} | - | 0,0654 | - |
| k_{17} | - | 0,2052 | - |
| k_{18} | - | 0,1319 | - |
| k_{19} | - | 0,0203 | - |
| k_{20} | - | -0,5698 | - |
| k_{21} | - | 1,2007 | - |

Böylece, Aralık ayı elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde lineer ve kuadratik modellere göre üstel model en düşük hataları vermiştir. Aralık ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri Şekil 4.25’te sunulmuştur. Ayrıca, üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi Şekil 4.26’da sunulmuştur.



Şekil 4.25. Aralık ayı için gerçek ve üstel modele ait tahmini elektrik enerjisi tüketimleri



Şekil 4.26. Aralık ayı için üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasına ait yakınsama eğrisi

BÖLÜM 5

BULGULAR VE TARTIŞMA

Karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen en düşük hatalar Tablo 5.1’de özetlenmiştir. Bu tahmin sonuçları karşılaştırıldığında, Ocak, Şubat, Mart, Nisan, Haziran, Temmuz, Ekim ve Aralık aylarında üstel model en doğru tahminleri sağlamıştır. Buna karşın, Ağustos ve Eylül aylarında kuadratik model en kararlı tahminleri verirken, lineer model ise Mayıs ve Kasım aylarında en doğru tahminleri üretmiştir. Ayrıca, tüm yıl göz önünde bulundurulduğunda en düşük hatalar Ekim ayında üstel model tarafından elde edilmiştir. Dolayısıyla, aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesinde üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritması başarılı performansı ile ön plana çıkmaktadır. Özellikle, Ocak, Mart, Nisan, Haziran, Temmuz, Ağustos ve Ekim aylarında üstel model tarafından hesaplanan tahmini günlük elektrik enerjisi tüketimleri gerçek değerlerden farklılık gösterse de bahsedilen aylar için aylık toplam tahmini elektrik enerjisi tüketimleri gerçek değerlerle aynı bulunmuştur.

Tablo 5.1. Aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen en düşük hatalar

| Ay | En İyi Model | OMYH (%) | KOH (GWh) | KHT |
|---------|--------------|----------|-----------|--------|
| Ocak | Üstel | 5,32 | 54,15 | 90900 |
| Şubat | Üstel | 4,52 | 43,98 | 54180 |
| Mart | Üstel | 3,97 | 41,69 | 53896 |
| Nisan | Üstel | 4,81 | 44,60 | 59684 |
| Mayıs | Lineer | 4,68 | 43,35 | 58269 |
| Haziran | Üstel | 7,73 | 72,75 | 158781 |
| Temmuz | Üstel | 4,68 | 51,02 | 80695 |
| Ağustos | Kuadratik | 3,92 | 41,95 | 54571 |
| Eylül | Kuadratik | 8,70 | 81,93 | 201381 |
| Ekim | Üstel | 3,73 | 39,39 | 48107 |
| Kasım | Lineer | 5,93 | 54,13 | 87916 |
| Aralık | Üstel | 4,79 | 49,00 | 74434 |

Karınca aslanı optimizasyon algoritması kullanılarak aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen en yüksek hatalar ise Tablo 5.2’de özetlenmiştir. Bu tablodan görüldüğü üzere, Ocak, Mart, Nisan, Mayıs, Haziran, Temmuz, Ekim ve Aralık aylarında kuadratik model en yanlış tahminleri vermiştir. Diğer taraftan, lineer model Şubat ve Eylül aylarında en hatalı tahminleri üretirken, Ağustos ve Kasım aylarında ise üstel model en yanlış tahminleri yapmıştır. Ayrıca, tüm yıl göz önüne alındığında en yüksek hatalar Nisan ayında kuadratik model tarafından üretilmiştir. Böylece, aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesinde kuadratik modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritması düşük performansıyla ön plana çıkmaktadır. Özellikle, aylık elektrik enerjisi tüketim verilerine ait standart sapma değerlerinin minimum olduğu Mart, Nisan ve Mayıs aylarında kuadratik modelin tahmin performansı daha kötü çıkmaktadır.

Tablo 5.2. Aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen en yüksek hatalar

| Ay | En Kötü Model | OMYH (%) | KOH (GWh) | KHT |
|---------|---------------|----------|-----------|--------|
| Ocak | Kuadratik | 6,60 | 64,99 | 130942 |
| Şubat | Lineer | 4,80 | 46,31 | 60062 |
| Mart | Kuadratik | 7,77 | 71,07 | 156604 |
| Nisan | Kuadratik | 11,60 | 108,12 | 350726 |
| Mayıs | Kuadratik | 6,25 | 57,16 | 101311 |
| Haziran | Kuadratik | 9,3 | 85,16 | 217568 |
| Temmuz | Kuadratik | 6,73 | 78,83 | 192682 |
| Ağustos | Üstel | 6,45 | 69,42 | 149428 |
| Eylül | Lineer | 10,56 | 99,29 | 295786 |
| Ekim | Kuadratik | 7,99 | 74,20 | 170694 |
| Kasım | Üstel | 7,46 | 67,30 | 135908 |
| Aralık | Kuadratik | 5,52 | 62,58 | 121415 |

Bu değerlendirmelere ek olarak, aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesi sonucu elde edilen hatalar günlük bazda incelendiğinde, diğer günlere kıyasla Pazar günleri hatalar daha yüksek çıkmaktadır. Çünkü Pazar günleri, fabrikaların çalışmayıp çoğunlukla üretimini durduğu; en az elektrik enerjisi tüketimi yapılan günlere denk gelmektedir. Bu da karınca aslanı optimizasyon algoritması için sınırlı sayıda veri örneğini teşkil etmektedir. Buna karşın, hafta sonu günlere kıyasla hafta içi günlerde

hatalar daha az çıkmaktadır. Bunun nedeni ise, her bir ay için hafta içine denk gelen günlerin benzer elektrik enerjisi tüketim karakteristiğine sahip olması ve karınca aslanı optimizasyon algoritması için yeterli sayıda veri örneğini içermesidir.

Üstel modeli kullanan karınca aslanı optimizasyon algoritmasının tahmin performansı aylık bazda incelendiğinde, genel olarak, ortalama sıcaklık ve toplam küresel güneş radyasyonu değerlerinin maksimum değerlere ve ortalama nem miktarı ve ortalama yağış miktarı değerlerinin minimum değerlere ulaştığı Haziran, Temmuz ve Ağustos aylarında ortalama mutlak yüzdesel hata değerleri de artmaktadır. Çünkü, yaz mevsiminde çoğunlukla hem soğutma sistemleri aktif hale getirilmekte hem de tarımsal sulama ihtiyacı arttığı için diğer mevsimlere kıyasla daha fazla elektrik enerjisi tüketimi ortaya çıkmaktadır. Ayrıca, karınca aslanı optimizasyon algoritmasının, aylık elektrik enerjisi tüketim verilerinin modellenmesinde süreklilik referans modeline göre iyi sonuçlar verdiği görülmüştür.

BÖLÜM 6

SONUÇLAR VE ÖNERİLER

Enerji, bir ülkenin ilerlemesinde ve sosyo-ekonomik gelişiminde önemli bir rol oynar. Çünkü çeşitli araştırmalar enerji tüketimini, ülkenin ekonomik, teknolojik ve sosyal gelişimi ile doğrudan ilişkilendirmektedir. Dolayısıyla, enerji üretim maliyetlerini ve çevresel tehlikelerini en aza indirmek için enerji kullanımının doğru bir şekilde yönetilmesi gerekir. Bu amaçla, elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesi talep ve arz arasındaki dengeyi sağlayarak güç sistemlerinin stabilitesini ve güvenilirliğini artırır.

Daha önce elektrik enerjisi tüketiminin modellenmesinde genetik algoritma, parçacık sürü optimizasyonu, karınca kolonisi optimizasyonu, yapay arı kolonisi optimizasyonu, çekirge optimizasyonu vb. algoritmalarından faydalanılmıştır. Bu tez çalışmasında, Türkiye'nin aylık elektrik enerjisi tüketim verilerini modellemek için karınca aslanı optimizasyon algoritmasıyla birlikte lineer, kuadratik ve üstel matematiksel modeller kullanılmıştır. Modelleme sürecinde günlük ortalama sıcaklık, günlük ortalama rüzgâr hızı, günlük ortalama nem miktarı, günlük ortalama yağış miktarı ve günlük toplam küresel güneş radyasyonu parametreleri giriş olarak değerlendirilmiştir.

Yapılan modelleme analizlerinde elektrik enerjisi tüketimini etkileyen pek çok meteorolojik parametrelerin dikkate alınması, uygunluk fonksiyonları içerisinde farklı matematiksel tüketim fonksiyonlarının uygulanması ve performans kıyaslamasında çeşitli kararlılık ölçeklerinin kullanılması aylık elektrik enerjisi tüketimlerinin modellenmesi bazında etkin sonuçlar vermiştir. Geliştirilen tüketim modelleri, güç sisteminin işletilmesi ve planlanmasına katkı sağlayacak, elektrik enerjisi sağlayıcılarının talep tarafı yönetim stratejilerini akıllı şebeke ortamında uygulanmalarına yardımcı olacak ve enerji tasarruf potansiyelini arttıracaktır.

Tahmin sonuçları genel olarak değerlendirildiğinde, uygunluk fonksiyonu içerisinde üstel modele sahip olan karınca aslanı optimizasyon algoritması yüksek modelleme performansı sağlarken, uygunluk fonksiyonu içerisinde kuadratik modele sahip olan karınca aslanı optimizasyon algoritması düşük modelleme performansı ile ortaya çıkmıştır. Özellikle, Ekim ayında üstel modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri

%3,73, karekök ortalama hata değeri 39,39 GWh ve kare hataların toplamı değeri 48107 olarak bulunmuştur. Diğer taraftan, Nisan ayında kuadratik modelin ortalama mutlak yüzdesel hata değeri %11,60, karekök ortalama hata değeri 108,12 GWh ve kare hataların toplamı değeri 350726 olarak elde edilmiştir.

Gelecek yıllarda akıllı şebeke kavramının gelişmesi ve daha fazla uygulamaya geçmesiyle birlikte elektrik enerjisi tüketim modellemesinin artık şebekenin tümü üzerinde değil belirli bir bölgesi üzerinde yapılması verimi arttıracaktır. Ayrıca, modellemede kullanılan toplam veri setine ait özelliklerin detaylandırılması ve geçmiş elektrik enerjisi tüketim verilerine ilaveten yeni harici ve etkili değişkenlerin giriş olarak kullanılması bu alandaki modellemelerin doğruluğunu arttıracaktır. Benzer şekilde, modelleme sonuçlarının aynı türde hata ölçekleriyle sunulması ve farklı çalışmalarda kullanılan elektrik enerjisi tüketim modellerinin performanslarını kıyaslamak için standart bir yöntemin geliştirilmesi çalışmaların kararlılığını yükseltecektir.

KAYNAKÇA

1. Wu, Y. N., Chen, J., Liu, L. R., “Construction of China's smart grid information system analysis”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 15(9), 4236-4241, 2011.
2. Khan, A. R., Mahmood, A., Safdar, A., Khan, N.A., Khan, A.Z., “Load forecasting, dynamic pricing and DSM in smart grid: A review”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 54, 1311-1322, 2016.
3. Boğar, E., Boğar, Z., “Türkiye net elektrik enerjisi tüketiminin parçacık sürü optimizasyonu tabanlı modellenmesi”, *Akademia Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi*, 1(3), 40-47, 2017.
4. Erdogdu, E., “Electricity demand analysis using cointegration and ARIMA modeling: A case study of Turkey”, *Energy Policy*, 35(2), 1129-1146, 2007.
5. Yu, S., Zhu, K., Zhang, X., “Energy demand projection of China using a path-coefficient analysis and particle swarm optimization algorithm - genetic algorithm approach”, *Energy Conversion and Management*, 53(1), 142-153, 2012.
6. Hooshmand, R., Amooshahi, H., Parastegari, M., “A hybrid intelligent algorithm based short-term load forecasting approach”, *Electrical Power and Energy Systems*, 45(1), 313-324, 2013.
7. Bahrami, S., Hooshmand, R., “Short term electric load forecasting by wavelet transform and grey model improved by particle swarm optimization algorithm”, *Energy*, 72, 434-442, 2014.
8. Hong, W. C., “Electric load forecasting by seasonal recurrent support vector regression with chaotic artificial bee colony algorithm”, *Energy*, 36(9), 5568-5578, 2011.
9. Gürbüz, F., Öztürk, C., Pardalos, P., “Prediction of electricity energy consumption of Turkey via artificial bee colony: A case study”, *Energy Systems*, 4(3), 289-300, 2013.
10. Hong, W., “Application of chaotic ant swarm optimization in electric load forecasting”, *Energy Policy*, 38(10), 5830-5839, 2010.
11. Dahl, M., Brun, A., Andresen, G., “Using ensemble weather predictions in district heating operation and load forecasting”, *Applied Energy*, 193, 455-465, 2017.
12. Wu, J., Cui, Z., Chen, Y., Kong, D., Wang, Y., “A new hybrid model to predict the electrical load in five states of Australia”, *Energy*, 166, 598-609, 2019.

13. Wang, Y., Bielicki, J., “Acclimation and the response of hourly electricity loads to meteorological variables”, *Energy*, 142, 473-485, 2018.
14. Bilgili, M., Sahin, B., Yasar, A., Simsek, E., “Electric energy demands of Turkey in residential and industrial sectors”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 16(1), 404-414, 2012.
15. Kaynar, O., Yüksek, G., Demirkoparan, F., “Genetik algoritma ile eğitilmiş destek vektör regresyon kullanılarak Türkiye’nin elektrik tüketim tahmini”, *İktisat Fakültesi Mecmuası*, 66(2), 45-60, 2016.
16. Toksarı, M. D., “Ant colony optimization approach to estimate energy demand of Turkey”, *Energy Policy*, 35(8), 3984-3990, 2007.
17. Erkmén, I., Ozdoğan, A., “Short term load forecasting using genetically optimized neural network cascaded with a modified kohonen clustering process”, *12th IEEE International Symposium on Intelligent Control*, s. 55-60, Istanbul, 1997.
18. Yalçınöz, T., Herdem, S., Eminoglu, U., “Yapay sinir ağları ile Niğde bölgesinin elektrik enerjisi tahmini”, *Elektrik - Elektronik - Bilgisayar Mühendisliği Sempozyumu (ELECO)*, s. 25-29, Bursa, 2002.
19. Kucukali, S., Baris, K., “Turkey’s short-term gross annual electricity demand forecast by fuzzy logic approach”, *Energy Policy*, 38(5), 2438-2445, 2010.
20. Hamzaçebi, C., “Forecasting of Turkey’s net electricity energy consumption on sectoral bases”, *Energy Policy*, 35(3), 2009-2016, 2007.
21. Akay, D., Atak, M. “Grey prediction with rolling mechanism for electricity demand forecasting of Turkey”, *Energy*, 32(9), 1670-1675, 2007.
22. Keleş, M. S., “Elektrik enerjisi talep tahminleri ve Türkiye ekonomisine olan etkileri”, *Hazine Uzmanlık Tezi, Hazine Müsteşarlığı*, s. 2-3, Ankara, 2005.
23. Shu, D., “Short-term load forecasting using system-type neural network architecture”, *Master Thesis, Baylor University*, pp.1-2, Teksas, 2009.
24. Singh, V. V., Srivastava, A., “An introduction to load forecasting: Conventional and modern technologies”, *IRACST-Engineering Science and Technology: An International Journal (ESTIJ)*, 4(2), pp.2250-3498, 2014.
25. Singh, P., Dwivedi P., Kant V., “A hybrid method based on neural network and improved environmental adaptation method using controlled gaussian mutation with real parameter for short term load forecasting”, *Energy*, 174(1), 460-477, 2019.

26. Asber, D., Lefebvre, S., Asber, J., Saad, M., Desbiens, C., “Non parametric short term load forecasting”, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 29(8), 630-635, 2007.
27. Mutsena, J., “Short-term load forecasting for microgrid based on fuzzy logic”, *Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi*, s.1-20, İstanbul, 2018.
28. Park, D. C., El-Sharkawi, M. A., Marks II, R. J., Atlas, L. E., Damborg, M. J., “Electric load forecasting using an artificial neural network”, *IEEE Transactions on Power Systems*, 6(2), 442-449, 1991.
29. Gross, G., Galiana, F. D., “Short-term load forecasting” *Proceedings of the IEEE*, 75, 1558-1573, 1987.
30. Raza, M. Q., Khosravi, A., “A review of artificial intelligence based load demand forecasting techniques for smart grid and buildings”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 50, 1352-1372, 2015.
31. Patel, D. P., Vajpayee, A., Dangra, J., “Short term load forecasting by using time series analysis through smooth techniques”, *International Journal of Engineering Research and Technology (IJERT)*, 2(9), 1110-1114, 2013.
32. Toker, A. C., Korkmaz, O., “Türkiye’nin kısa süreli elektrik talebinin saatlik olarak tahmin edilmesi” *17. Uluslararası Enerji ve Çevre Konferansı*, s. 32-35, İstanbul, 2011.
33. Samuel, I. A., Emmanuel, A., Odigwe, I. A., Felly-Njoku, F. C., “A comparative study of regression analysis and artificial neural network methods for medium-term load forecasting”, *Indian Journal of Science and Technology*, 10(10), 1-7, 2017.
34. Gupta, V., Pal, S., “An overview of different types of load forecasting methods and the factors affecting the load forecasting”, *International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology (IJRASET)*, 5(4), 729-733, 2017.
35. Debnath, B. K., Mourshed, M., “Forecasting methods in energy planning models”, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 88, 297-325, 2018.
36. Çevik, H., “Türkiye’nin kısa dönem elektrik enerjisi tahmini”, *Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Yüksek Lisans Tezi*, s.1-10, Konya, 2013.
37. Geetha, K., Mohiddin, S., “Short-term load forecasting using generalized neuron model with error gradient functions”, *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 3(4), 357-360, 2003.

38. Wooldridge, J. M., "Introductory econometrics: A modern approach", *Cengage: South-Western*, s. 24-30, Ohio, 2000.
39. Janacek, G., Swift, L., "Time series: Forecasting, Simulation, Applications", *Ellis Horwood Limited*, s. 30-35, West Sussex, 1993.
40. Amjady, N., "Short term hourly load forecasting using time series modeling with peak load estimation capability", *IEEE Transactions on Power Systems*, 16(4), 798-805, 2001.
41. Yalta, A. T., Jenal, O., "On the importance of verifying forecasting results", *International Journal of Forecasting*, 25(1), 62-73, 2009.
42. Öztemel, E., "Yapay Sinir Ağları", *Papatya Yayıncılık*, s. 30-35, İstanbul, 2016.
43. Srivasan, D., Lee, M., "Survey of hybrid fuzzy neural approach to electric load forecasting", *IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, s. 4004-4008, Canada, 1995.
44. Kalaitzakis, K., Stavrakakis, G. S., Anagnostakis, E. M., "Short term load forecasting based on artificial neural networks paralel implementation", *Electric Power Systems Research*, 63, 185-196, 2002.
45. Kumar, N. M. G., Raju, P. S. S., Venkatesh, P., "Load forecasting for practical power systems by using artificial neural networks and classical techniques a case study", *International Journal of Computational Engineering Research*, 3(5), 56-65, 2016.
46. Lee, K. Y., Cha, Y. T, Park, J. H., "Short term load forecasting using an artificial neural network", *IEEE Transactions on Power Systems*, 7(1), 124-132, 1992.
47. Elmas, Ç., "Yapay sinir ağları", *Seçkin Yayınları*, s. 22-45, Ankara, 2003.
48. Azadeh, A., Ghaderi, S. F., Sohrabkhani, S., "Annual electricity consumption forecasting by neural network in high energy consuming industrial sectors", *Energy Conversion and Management*, 49(8), 2272-2278, 2008.
49. Karaboğa, D., "Yapay Zeka Optimizasyon Algoritmaları", *Nobel Akademik Yayıncılık*, s. 1-20, 2011.
50. Ali, D., Yohanna, M., Puwu, M. I., Garkida, B. M., "Long-term load forecast modelling using a fuzzy logic approach", *Pacific Science Review A: Natural Science and Engineering*, 18(2), 123-127, 2016.
51. Fahad, M. U., Arbab, N., "Factor affecting short term load forecasting", *Journal of Clean Energy Technologies*, 2(4), 305-309, 2014.

52. Abu-Shikhah, N., Elkarmi, F., “Medium term electric load forecasting using singular value decomposition”, *Energy*, 36(7), 4259-4271, 2011.
53. Soliman, S. A., Al Hamadi, H. M., “Long-term/mid-term electric load forecasting based on short term correlation and annual growth”, *Power System Research Group*, 74(3), 353-361, 2005.
54. Ghods, L., Kalantar, M., “Different methods of long term electric load demand forecasting: a comprehensive review”, *Iranian Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 7(4), 249-259, 2011.
55. Islam, B. U. I., “Comparison of conventional and modern load forecasting techniques based on artificial intelligence and expert systems”, *International Journal of Computer Science Issues*, 8(3), 504-513, 2011.
56. Mandal, P., Senjyu, T., Urasaki, N. and Funabashi, T., “A neural network based several-hour-ahead electric load forecasting using similar days approach”, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 28(6), 367-373, 2006.
57. Vlahovic, V. M., Vujosevic, I. M., “Long-term forecasting: A critical review of direct-trend extrapolation methods”, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, 9 (1), 2-8, 1987.
58. Rao, S., “Engineering Optimization: Theory and Practice”, *John Wiley & Sons Inc.*, s. 1-15, 711-755, New Jersey, 2009.
59. Talib., E., “Metaheuristics from Design to Implementation”, *John Wiley & Sons Inc.*, s. 1-50, New Jersey, 2009.
60. Kvasav, D., Mukhametzhanov, M., “Metaheuristic vs. deterministic global optimization algorithms the univariate case”, *Applies Mathematics and Computation*, 318, 245-259, 2018.
61. Reeves, C. R., “Modern Heuristics Techniques for Combinatorial Problems”, *McGraw-Hill Book Co. Ltd.*, s. 30-35, Maidenhead, 1995.
62. Pham, D. T., Karaboğa D., “Intelligent Optimization Techniques”, *Springer-Verlag*, s. 10-20, London, 2000.
63. Kuo, B. C., Çeviri: Prof. Dr. Atilla Bir, “Otomatik Kontrol Sistemleri”, *Literatür Yayınları*, s. 5-15, 2002.
64. Polya, G., “How to Solve It”, *Princeton University Press*, s. 30-32, Princeton, 1945.

65. Dorigo., M., “Optimization, learning and natural algorithms”, *PhD thesis, Dipartimento di Elettronica*, s. 20-30, Milano, 1992.
66. Koza J. R., “Genetic Programming”, *MIT Press*, s. 15-25, Cambridge, 1992.
67. Kennedy, J., Eberhart, R. C., “Particle swarm optimization”, *IEEE International Conference on Neural Networks*, s. 1942-1948, Perth Australia, 1995.
68. Özkan, Y., “Veri Madenciliği Yöntemleri”, *Papatya Bilim Yayıncılık*, s. 15-20, 2016.
69. Jabal-Ameli, M. S., Moshref-Javadi, M., Bankian-Tabrizi, B., Mohammadi, M., “Cell formation and layout design with alternative routing: a multi-objective scatter search approach,” *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 14(3), 269-295, 2013.
70. Jabalameli, M. S., Bankian-Tabrizi, B., Moshref-Javadi, M., “Using simulated annealing to solve a generalized maximal covering location problem,” *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 2(2), 439-448, 2011.
71. Bersin, H., Varela, F. J. “Hints for adaptive problem solving gleaned from immune networks in problem solving from nature”, *Parallel Problem Solving from Nature*, 496, 343-354, 2005.
72. Price, K., “Genetic annealing”, *Dr. Dobbs Journal*, 127-132, 1994.
73. Moshref-Javadi, M., Lee, S., “Formulations and valid inequalities for minimum latency problem with split delivery”, *Institute of Industrial & Systems Engineers (IISE) Conference*, pp. 20-24, Anaheim, 2016.
74. Scharf, I., Subach, A., Ovadia, O., “Foraging behaviour and habitat selection in pit-building ant lion larvae in constant light or dark conditions”, *Animal Behaviour*, 76(6), 2049-57, 2008.
75. Mirjalili, S., “The ant lion optimizer”, *Advances in Engineering Software*, 83, 80-98, 2015.
76. Subhashini, K. R., Satapathy, J. K., “Development of an enhanced ant lion optimization algorithm and its application in antenna array synthesis”, *Applied Soft Computing*, 59, 153-173, 2017.
77. İnternet: TEİAŞ Yük Tevzi Bilgi Sistemi “Günlük İstatistikler” https://ytbsbilgi.teias.gov.tr/ytbsbilgi/frm_istatistikler.jsf
78. İnternet: Meteoroloji Genel Müdürlüğü “Meteorolojik Veri Bilgi Satış ve Sunum Sistemi” <https://mevbis.mgm.gov.tr/mevbis/ui/index.html#/Workspace>

ÖZGEÇMİŞ

Özge SAĞLIYAN 1993 yılında Nevşehir’de doğdu. İlk ve orta öğrenimini Nevşehir’de tamamladı. 2011 yılında kazandığı Kayseri Erciyes Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Elektrik-Elektronik Mühendisliği Bölümünden 2016 yılında mezun oldu. Aynı yıl Nevşehir Hacı Bektaş Veli Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Elektrik-Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalında Yüksek Lisansa başladı. 2019 yılının Mayıs ayından itibaren İstanbul Teknik Üniversitesi Elektrik-Elektronik Fakültesinde araştırma görevlisi olarak görevine devam etmektedir.

Adres : Bekdik Mah. Toki 2. Etap C1 Blok Kat 5 No: 22 Merkez/Nevşehir.
Telefon No : 05426390930
e-posta : ozgesagliyan@hotmail.com

