MARMARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

K-MEANS VE GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK ELEKTRİKLİ ARAÇ ŞARJ AĞI OPERATÖRLERİ İÇİN ROTA OPTİMİZASYONU

ONUR YENİGÜN

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans Programı

DANIŞMAN
Doç. Dr. Kazım YILDIZ

EŞ-DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Gözde KARATAŞ BAYDOĞMUŞ

İSTANBUL, 2025

MARMARA ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

K-MEANS VE GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK ELEKTRİKLİ ARAÇ ŞARJ AĞI OPERATÖRLERİ İÇİN ROTA OPTİMİZASYONU

ONUR YENİGÜN
523621017

YÜKSEK LİSANS TEZİ
Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı
Bilgisayar Mühendisliği Yüksek Lisans Programı

DANIŞMAN
Doç. Dr. Kazım YILDIZ

EŞ-DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Gözde KARATAŞ BAYDOĞMUŞ

İSTANBUL, 2025

MARMARA ÜNİVERSİTESİ

FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yüksek Lisans Öğrencisi Onur Yenigün'ün "K-means ve Genetik Algoritma Kullanarak Elektrikli Araç Şarj Ağı Operatörleri İçin Rota Optimizasyonu" başlıklı tez çalışması, __ Ocak 2025 tarihinde savunulmuş ve jüri üyeleri tarafından başarılı bulunmuştur.

Jüri Üyeleri

Doç.Dr. Kazım YILDIZ (Danışman)

Marmara Üniversitesi ..... (İMZA).....

Dr. Öğr. Üyesi Eyüp Emre ÜLKÜ (Üye)

Marmara Üniversitesi ..... (İMZA).....

Dr. Öğr. Üyesi Esra ÇALIK BAYAZIT (Üye)

Fatih Sultan Mehmet Üniversitesi ..... (İMZA).....

ONAY

Marmara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun …….. tarih ve ……. sayılı kararı ile Onur Yenigün'ün Bilgisayar Mühendisliği Anabilim Dalı Bilgisayar Mühendisliği Programında Yüksek Lisans derecesi alması onanmıştır.

Fen Bilimleri Enstitüsü Müdürü

Prof. Dr. Bülent Mertoğlu

ÖNSÖZ

Tez çalışmamın tüm aşamalarında destek olan, her fırsatta yardımını esirgemeyen değerli danışmanım Doç. Dr. Kazım YILDIZ'a, çalışmama sağladığı önemli katkılarından dolayı Dr. Öğr. Üyesi Gözde Karataş Baydoğmuş'a ve her daim desteğini arkamda hissettiğim değerli aileme

Teşekkürlerimi sunarım.

OCAK, 2025 **ONUR YENİGÜN**

İÇİNDEKİLER

ÖZET **İV**

ABSTRACT **V**

SEMBOLLER **I**

KISALTMALAR **Vİİ**

ŞEKİL LİSTESİ **Vİİİ**

TABLO LİSTESİ **İX**

1. GİRİŞ **1**

1.1 Problemin Tanımı **2**

1.2. Tez Çalışmasının Amacı **3**

1.3. Tez Çalışmasının Yenilikçi Yönü **4**

1.4. Tez Organizasyonu **4**

2. ELEKTRİKLİ ARAÇ TEKNOLOJİSİ VE ROTA OPTİMİZASYONU **5**

2.1. Elektrikli Araç Teknolojisi ve Şarj Altyapısı **5**

2.1.1. Elektrikli Araçların Yaygınlaşmasının Tarihi ve Geleceği 8

2.1.2. Şarj Altyapısının Önemi 9

2.1.3. Şarj İstasyonları 9

2.1.4. Elektrikli Araçların Karbon Salınımını Azaltmadaki Rolü 12

2.2. Rota Optimizasyonu ve Operasyonel Verimlilik **13**

2.2.1. Rota Planlamasının Operasyonel Süreçlere Etkisi 14

2.2.2. Elektrikli Araç Şarj Operatörleri İçin Rota Optimizasyonu Gereklilikleri 15

2.2.3. Rota Optimizasyonunda Kullanılan Yöntemlerin Sınıflandırılması 16

2.2.4. Elektrikli Araçlar İçin Rota Optimizasyonunun Zorlukları 17

2.3. K-Means Algoritması **18**

2.3.1. K-Means Algoritmasının Çalışma Prensibi 18

2.3.2. Rota Optimizasyonunda K-Means Uygulamaları 20

2.3.4. Elektrikli Araç Şarj İstasyonlarının Coğrafi Kümelenmesi ve Uygulama Alanları 20

2.4. Genetik Algoritma **21**

2.4.1. Rota Optimizasyonundaki Genetik Algoritma Uygulamaları 22

2.5. Benzetilmiş Tavlama **23**

2.5.1. Benzetilmiş Tavlamanın Optimizasyon Problemlerindeki Rolü 24
2.5.2. Termodinamik Kökenleri: Isıl Dengeden İlham Alınması ve Benzetilmiş Tavlamanın Temel Prensipleri 24
2.6. Hibrit Yaklaşımlar ve Elektrikli Araç Şarj Ağı Optimizasyonu 26
2.6.1. Hibrit Algoritmaların Tanımı ve Gelişimi 27
2.6.2. K-Means, Genetik Algoritmalar ve Benzetilmiş Tavlama Kombinasyonları 29
2.7. Literatürdeki Benzer Çalışmalar 30
3. MATERYAL VE YÖNTEM 34
3.1. Materyal 34
3.2. Yöntem 34
3.2.1.Veri Ön İşleme 35
3.2.2. K-Means Algoritması ile Lokasyonları Kümeleme 36
3.2.3. Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing) Algoritması ile Kümeler İçindeki Rotaların Optimizasyonu 37
3.2.4. Genetik Algoritma ile Kümeler Arası Optimum Rotanın Bulunması 39
3.2.5. Rota Görselleştirme ve Harita Çizimi 41
3.2.6. Süreç Akışı 42
4. BULGULAR VE YORUM 45
4.1. Deney Ortamı ve Parametreler 45
4.2. Deneyler 46
5. SONUÇLAR 54
KAYNAKLAR 56

ÖZET

K-MEANS VE GENETİK ALGORİTMA KULLANARAK ELEKTRİKLİ ARAÇ ŞARJ AĞI OPERATÖRLERİ İÇİN ROTA OPTİMİZASYONU

Bu tez çalışması, elektrikli araç şarj ağı operatörlerinin saha operasyonlarını daha etkili ve sürdürülebilir bir şekilde yönetmelerini sağlamak amacıyla yapılmıştır. Elektrikli araç kullanımının yaygınlaşmasıyla birlikte, şarj altyapılarının etkin yönetimi ve operasyonel süreçlerin optimize edilmesi ihtiyacı giderek artmaktadır. Bu kapsamda çalışma, şarj noktalarının bakım ve onarım süreçlerinin en verimli rotalar üzerinden gerçekleştirilmesini hedeflemiş ve yenilikçi bir yöntem önermiştir.

Şarj noktalarının kümelenmesi için K-Means algoritması kullanılmış ve her bir küme içerisindeki rota optimizasyonu Benzetilmiş Tavlama Algoritması ile gerçekleştirilmiştir. Kümeler arasında en kısa rotaların belirlenmesi ise Genetik Algoritma yardımıyla sağlanmıştır. Bu yöntem, operasyonel süreçlerde zaman ve maliyet tasarrufu sağlarken, saha ekiplerinin iş yükünü azaltarak iş gücünün daha verimli kullanılmasına olanak tanımıştır. Bunun yanı sıra, rota optimizasyonu sayesinde enerji tüketimi ve karbon emisyonlarında da belirgin bir azalma sağlanabilmektedir.

Bu çalışma, elektrikli araç şarj altyapısının sürdürülebilir ve etkin bir şekilde yönetilmesine yönelik yenilikçi bir çözüm sunmaktadır. Özellikle, şarj ağı operatörlerinin stratejik karar alma süreçlerine katkı sağlayarak altyapının daha sistematik ve planlı bir şekilde kullanılmasını mümkün kılmaktadır. Çalışmanın sonuçları, yalnızca operatörlerin verimliliğini artırmakla kalmayıp, aynı zamanda elektrikli araç kullanıcılarının kesintisiz ve daha güvenilir bir hizmet almasını sağlamaktadır. Bu yaklaşım, hem sektördeki operasyonel zorlukları çözmeye yönelik güçlü bir model sunmakta hem de e-mobilite alanında sürdürülebilir gelişim için önemli bir adım teşkil etmektedir.

Elde edilen sonuçlar, kümeleme ve optimizasyon algoritmalarının bir arada kullanılmasının e-mobilite sektörünün değişen ihtiyaçlarına cevap verme konusundaki önemini ve pratikliğini ortaya koymaktadır. Veri setindeki lokasyon sırasına dayalı referans rota ile optimize edilmiş rota karşılaştırıldığında, rota mesafesinde yaklaşık ortalama %38 oranında bir iyileşme sağlanmıştır.

ABSTRACT

ROUTE OPTIMIZATION FOR ELECTRIC VEHICLE CHARGE POINT OPERATORS USING K-MEANS AND GENETIC ALGORITHM

This thesis has been conducted to enable electric vehicle (EV) charging network operators to manage field operations more effectively and sustainably. With the increasing adoption of electric vehicles, the need for efficient management of charging infrastructures and the optimization of operational processes is becoming more critical. In this context, the study aims to optimize the maintenance and repair workflows of charging stations by proposing an innovative approach that ensures the most efficient routes.

The K-Means algorithm was employed for clustering charging stations, while the route optimization within each cluster was carried out using the Simulated Annealing Algorithm. Additionally, the shortest routes between clusters were determined with the help of the Genetic Algorithm. This approach not only provided significant time and cost savings in operational processes but also reduced the workload on field teams, enabling more efficient utilization of resources. Furthermore, the optimization of routes contributed to noticeable reductions in energy consumption and carbon emissions.

This study offers an innovative solution for the sustainable and efficient management of EV charging infrastructures. It particularly enhances strategic decision-making processes for charging network operators by facilitating a more systematic and planned use of infrastructure. The findings of this research not only improve the efficiency of operators but also ensure uninterrupted and more reliable services for EV users. This approach presents a robust model for addressing operational challenges in the sector while marking an important step toward sustainable development in e-mobility.

The results underscore the importance and practicality of combining clustering and optimization algorithms to meet the evolving needs of the e-mobility sector. When comparing the optimized route to the reference route, which was based on the location order in the dataset, an average improvement of approximately 38% in route distance was achieved.

SEMBOLLER

k : K-Means ile belirlenen küme sayısı

n : K-Means algoritmasındaki eleman sayısı

X : Verilerin bulunduğu küme, veri seti

G : Yeni oluşan gruplar

C : Merkez

g_i : Aktivasyon fonksiyonu

Σ : Toplam

ΔE : Enerji değişimi

T : Sıcaklık

E : Enerji seviyesi

f : Fonksyion

P : Olasılık

α : Sıcaklık azaltma katsayısı

KISALTMALAR

EV : Electric Vehicle

AC : Alternatif Akım

AI : Artificial Intelligence

DC : Direct Current (Doğru Akım)

IEA : International Energy Agency

IoT : Internet of Things

LNS : Large Neighborhood Search

MINLP : Mixed-Integer Nonlinear Programming

ML : Machine Learning

TÜİK : Türkiye İstatistik Kurumu

ODMD : Otomotiv Distribütörleri ve Mobilite Derneği

GA : Genetik Algoritma

API : Application Programming Interface

SA : Simulated annealing

ŞEKİL LİSTESİ

Şekil 1. Türkiye'de elektrikli otomobil satışı verileri [10]. **6**
Şekil 2. Dünya genelinde elektrikli otomobil satış verileri [11]. **7**
Şekil 3. Şarj istasyonları ünite yapısı [18] **10**
Şekil 4. Türkiye'de AC/DC şarj türüne göre istasyon sayıları [21]. **12**
Şekil 5. K-Means Algoritması ile verilerin kümelere ayrıştırılması. **19**
Şekil 6. Genetik algoritma çalışma prensibi. **22**
Şekil 7. Benzetilmiş tavlama algoritması çalışma prensibi [72]. **25**
Şekil 8. Tez çalışmasında gerçekleştirilen yaklaşıma ait akış diyagramı. **43**
Şekil 9. Tez çalışmasında gerçekleştirilen yöntem uygulanmadan önce ve sonra. **44**
Şekil 10. Parametre seti 1 için sonuç rotası. **47**
Şekil 11. Parametre seti 2 için sonuç rotası. **47**
Şekil 12. Parametre seti 3 için sonuç rotası. **48**
Şekil 13. Parametre seti 4 için sonuç rotası. **49**
Şekil 14. Parametre seti 5 için sonuç rotası. **49**
Şekil 15. Parametre seti 6 için sonuç rotası. **50**
Şekil 16. Parametre seti 7 için sonuç rotası. **51**
Şekil 17. Parametre seti 8 için sonuç rotası. **51**
Şekil 18. Parametre seti 9 için sonuç rotası. **52**
Şekil 19. Parametre seti 10 için sonuç rotası. **53**

TABLO LİSTESİ

Tablo 1. Trafiğe kaydı yapılan otomobillerin yakıt cinslerine göre dağılımı. **6**

Tablo 2. Şarj soket türleri, şarj hızları ve kullanılan bölgeler. **11**

Tablo 3. K-Means Algoritması'nın çalışma adımları. **19**

Tablo 4. Veri setinden rastgele seçilmiş 10 örnek. **35**

Tablo 5. Çalışmanın sözde(pseudo) kodu. **42**

Tablo 6. Deneye dahil edilen parametre konfigürasyonları. **45**

1. GİRİŞ

Elektrikli araçlar, küresel iklim değişikliğiyle mücadelede ve sürdürülebilir ulaşım sistemlerinin geliştirilmesinde kritik bir rol oynamaktadır. Paris İklim Anlaşması ve Avrupa Yeşil Mutabakatı gibi küresel girişimler, fosil yakıt bağımlılığını azaltma ve karbon emisyonlarını düşürme hedeflerini güçlendirirken, elektrikli araçların yaygınlaşmasını teşvik etmektedir [1-2]. Bu dönüşüm yalnızca araç teknolojilerini değil, aynı zamanda bu araçları destekleyen altyapıların, özellikle de şarj istasyonlarının gelişimini gerektirmektedir. Elektrikli araç kullanımındaki artış, bu altyapının etkin bir şekilde planlanması, yönetilmesi ve optimize edilmesi ihtiyacını beraberinde getirmektedir.

Günümüzde şarj altyapıları, elektrikli araçların günlük yaşamda yaygınlaşmasını doğrudan etkileyen kritik bir unsurdur. Şehir içi ulaşımda kullanılan elektrikli araçların hızlı ve güvenilir şarj altyapılarına erişimi, kullanıcı memnuniyetini artırırken, uzun vadeli sürdürülebilirlik hedeflerine ulaşılmasını kolaylaştırmaktadır. Bununla birlikte, artan şarj istasyonu sayıları, bu altyapının etkin yönetimi için operasyonel süreçlerin optimize edilmesini gerektirmektedir [1-3]. Bu noktada rota optimizasyonu, operasyonel maliyetleri azaltma, kaynak kullanımını iyileştirme ve çevresel etkileri en aza indirme konusunda önemli bir çözüm sunmaktadır.

Elektrikli araç şarj altyapısının yönetiminde rota optimizasyonu, yalnızca maliyet ve zaman tasarrufu sağlamakla kalmayıp, aynı zamanda karbon ayak izini azaltarak çevresel sürdürülebilirliğe katkıda bulunmaktadır. Şarj istasyonlarının bakım ve onarımı gibi saha operasyonlarında kullanılacak etkili rotalar, kaynakların daha verimli kullanılmasını ve iş süreçlerinin optimize edilmesini sağlamaya yardımcı olmaktadır. Literatürde, bu tür operasyonel süreçlerin iyileştirilmesi için geliştirilen çeşitli optimizasyon tekniklerinin, hem matematiksel hem de pratik uygulamalarla başarılı sonuçlar verdiği belirtilmektedir [2-4].

Rota optimizasyonu aynı zamanda çevresel etkileri azaltma konusunda önemli bir araçtır. Daha kısa ve enerji verimli rotalar kullanılarak, yakıt tüketimi ve karbon salınımı minimize edilmekte, böylece sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sağlanmaktadır. Avrupa Yeşil Mutabakatı gibi uluslararası girişimlerin desteğiyle şarj istasyonlarının yenilenebilir enerji kaynaklarıyla entegrasyonu, bu süreçte çevresel etkinin daha da azaltılmasına olanak tanımaktadır [5].

Mevcut çalışmada, şarj ağı operatörlerinin saha operasyonlarını kolaylaştıracak bir yöntem sunulmuş; bakım ve onarım süreçlerinin, ziyaret edilmesi gereken şarj noktaları üzerinden

en verimli rotalar kullanılarak gerçekleştirilmesi hedeflenmiştir. Şarj noktalarının kümelenmesi ve optimal rota belirleme teknikleri üzerine odaklanılan çalışmada, K-Means algoritması ile istasyonlar coğrafi yakınlıklarına göre gruplandırılmış; küme içi rota planlaması için benzetilmiş tavlama algoritması, kümeler arası en kısa yolların hesaplanması için ise genetik algoritma kullanılmıştır. Bu yöntem, yalnızca zamandan ve maliyetten tasarruf etmekle kalmayıp, operasyonel verimliliği artırarak saha ekiplerinin iş yükünü de azaltacağı düşünülmektedir.

Sonuç olarak, bu çalışma, elektrikli araç şarj ağlarının yönetiminde yenilikçi bir çözüm sunmaktadır. Hem matematiksel hem de pratik açıdan sağlam temellere dayanan bu yaklaşım, operatörlerin iş süreçlerini daha etkili bir şekilde yönetmelerine olanak tanırken, elektrikli araç kullanıcılarının kesintisiz ve güvenilir bir şarj hizmeti almasını sağlamaktadır. Bu bağlamda çalışma, elektrikli araçların günlük hayatta daha fazla benimsenmesine katkıda bulunarak, çevresel ve ekonomik sürdürülebilirlik hedeflerini desteklemektedir.

1.1. Problemin Tanımı

Elektrikli araçların hem ulusal hem de uluslararası benimsenme oranının hızla artması, ulaşım sektöründe önemli bir dönüşümü de beraberinde getirmiştir. Ancak, elektrikli araçların kullanımının artmasıyla birlikte, bu araçları destekleyen şarj altyapısının yeterliliği ve yönetimi, karşılaşılan en büyük zorluklardan biri haline gelmiştir. Ulusal ve uluslararası benzer çalışmalarda, elektrikli araç şarj istasyonlarının operasyonel süreçlerinin verimliliğini artırmaya yönelik çalışmalara giderek daha fazla odaklanılmaktadır. Ancak bu alanda hâlâ sınırlı sayıda çalışma bulunmaktadır. Şarj altyapısının etkili bir şekilde yönetilmesi, yalnızca elektrikli araç kullanıcılarının ihtiyaçlarını karşılamak için değil, aynı zamanda işletme maliyetlerini düşürmek ve çevresel sürdürülebilirliği desteklemek için de önem arz ettiği düşünülmektedir.

Yapılan çalışmalar incelendiğinde elektrikli araç şarj istasyonlarının bakım ve onarım süreçlerinin bu altyapının sürekliliği ve güvenilirliği açısından önemli bir rol oynadığı görülmektedir. Şarj noktalarının düzenli olarak kontrol edilmesi, olası arızaların önlenmesi ve kullanıcıların kesintisiz hizmet alabilmesi için saha operasyonlarının verimli bir şekilde yönetilmesi gerekmektedir. Ancak, bakım ekiplerinin hangi şarj istasyonlarına hangi sırayla gitmesi gerektiği gibi rota optimizasyonu problemleri, bu süreçlerin etkili bir şekilde gerçekleştirilmesinin önündeki en büyük engellerden biri olarak düşünülmektedir.

Literatürde bu tür operasyonel süreçlerin ele alındığı bazı çalışmalar bulunmasına rağmen, şarj noktalarının kümelenmesi ve rota optimizasyonunun bir arada ele alındığı kapsamlı çalışmalar sınırlı sayıdadır.

Literatürde yapılan önceki araştırmalar, rota optimizasyonu için genetik algoritmalar ve şarj noktalarının kümelenmesi için K-Means gibi algoritmaların etkili sonuçlar verdiğini göstermektedir. Benzer şekilde, K-Means ve genetik algoritmaların kombinasyonu, büyük veri kümeleri üzerinde etkili çözümler sunarak maliyetlerin düşürülmesine ve iş süreçlerinin optimize edilmesine olanak tanımaktadır. Ancak, bu yöntemlerin saha operasyonlarında uygulanabilirliği üzerine yapılan çalışmaların sınırlı olması, ilgili araştırma alanındaki önemli bir boşluğu işaret etmektedir. Bu bağlamda, şarj istasyonlarının kümelenmesi ve rota optimizasyonunun entegre bir yaklaşımla ele alınması, hem mevcut araştırma eksikliğini gidermeyi hem de saha operasyonlarının daha verimli bir şekilde gerçekleştirilmesini hedeflemektedir. Bu çalışmada, bu iki yöntemin bir arada ele alınmasıyla, hem teorik hem de pratik açıdan güçlü bir çözüm önerisi sunulması amaçlanmaktadır.

1.2. Tez Çalışmasının Amacı

Mevcut çalışmanın amacı, elektrikli araç şarj ağı operatörlerinin saha operasyonlarını daha verimli ve sürdürülebilir bir şekilde yönetmelerine olanak tanıyacak bir yöntem geliştirmektir. Araştırmanın temel odak noktası, şarj noktalarının konumlarına göre kümelenmesi ve bu kümeler arasında en kısa rotaların belirlenmesidir. Bu amaç doğrultusunda, K-Means algoritması ile şarj noktaları coğrafi yakınlıklarına göre gruplandırılmış, ardından genetik algoritma kullanılarak bu kümeler arasındaki rotalar optimize edilmiştir. Bu iki yöntemin bir araya getirilmesiyle, operasyonel süreçlerin zaman ve maliyet açısından iyileştirilmesi, saha ekiplerinin iş yükünün azaltılması ve kullanıcı deneyiminin artırılması hedeflenmiştir.

Çalışmada geliştirilen bu yöntem, sadece operasyonel verimliliği artırmakla kalmayıp, karbon ayak izinin azaltılmasına ve enerji tüketiminin optimize edilmesine de katkı sağlamaktadır. Bu kapsamda, çalışma sonuçları, hem şarj ağı operatörlerine stratejik bir rehberlik sağlayacak hem de elektrikli araç kullanıcılarının güvenilir ve kesintisiz bir şarj ağına erişimlerini mümkün kılacaktır. Aynı zamanda, bu tür yöntemlerin şarj altyapısının sürdürülebilirliği ve gelecekteki genişleme stratejileri için bir temel oluşturacağı öngörülmektedir.

1.3. Tez Çalışmasının Yenilikçi Yönü

Bu çalışma, elektrikli araç şarj ağı yönetimine yenilikçi bir perspektif kazandırarak hem akademik literatüre hem de sektörel uygulamalara değerli katkılar sunabilir. Yapılan önceki çalışmalarda, şarj ağı operatörlerinin bakım ve onarım süreçlerini optimize ederek operasyonel verimliliğe doğrudan katkı sağlayacak pratik uygulamaların sınırlı olduğu görülmektedir. Çalışmanın en temel katkısı, şarj ağı operatörlerinin bakım ve onarım süreçlerini daha verimli bir şekilde yönetmelerine olanak tanıması olacaktır. Bu, hem zaman hem de maliyet tasarrufu sağlayarak saha ekiplerinin iş yükünü hafifletirken, aynı zamanda operasyonel süreçlerin etkinliğini artıracaktır. Optimum rota planlaması sayesinde araçların daha az mesafe kat etmesi sağlanarak yakıt tüketimi ve karbon emisyonları azaltılacak, bu da çevresel sürdürülebilirlik hedeflerine doğrudan katkı sağlayacaktır.

Şarj istasyonlarının düzenli bakım ve onarım süreçleri ile işlevselliğinin korunması, elektrikli araç kullanıcılarının güvenilir ve kesintisiz bir şarj hizmetine erişimini mümkün kılacaktır. Bu durum, kullanıcı memnuniyetini artırarak elektrikli araçların benimsenme oranının yükselmesine yardımcı olacaktır. Ayrıca, çalışmada kullanılan K-Means ve genetik algoritma gibi matematiksel ve yapay zeka tabanlı yöntemlerin entegre bir şekilde uygulanması, lojistik ve rota planlama alanında sektörel yeniliklere öncülük edecek bir model sunmaktadır.

Bununla birlikte, bu çalışmanın, elektrikli araç şarj altyapılarının yönetimi ve rota optimizasyonu konularında yapılan araştırmalara kayda değer bir katkı sunacağı düşünülmektedir. Literatürde sınırlı sayıda bulunan bu tür çalışmalar için güçlü bir teorik ve pratik temel oluşturacaktır. Ayrıca, çalışma sonuçlarının şarj ağı operatörlerinin uzun vadeli stratejik planlama ve sürdürülebilir operasyonel süreçlerin tasarımı konusunda rehberlik edici olması öngörülmektedir. Bu yaklaşımın uluslararası uygulanabilirliği de farklı ülkelerde ve bölgelerde elektrikli araç şarj ağlarının yönetiminde kullanılabilmesini sağlayarak çalışmanın uluslararası ölçekte bir etki yaratma potansiyelini artıracağı düşünülmektedir.

1.4.Tez Organizasyonu

Mevcut tez çalışması, beş ana bölümden oluşmaktadır. İlk bölüm olan “Giriş” bölümünde elektrikli araçlar, şarj altyapıları, rota optimizasyonu, K-Means algoritması ve genetik algoritmalara genel bir bakış sunulmuştur. Birbirine entegre sistemlerin rota optimizasyonundaki uygulamalarına ilişkin bilgilere yer verilmiştir. Bu alandaki

yeniliklerin sunduğu avantajlar, ilgili literatürle desteklenerek ortaya koyulmuştur. Ardından, mevcut problem durumu ele alınmış ve tezin amacı ile katkıları açıklanmıştır.

İkinci bölüm "elektrikli araç teknolojisi ve şarj altyapısı, rota optimizasyonu ve operasyonel verimlilik, K-Means algoritması ve şarj noktası kümelenmesi, genetik algoritmalar, benzetilmiş tavlama ve literatürde yapılan çalışmalar" ana başlıklarında sunulmuştur. Ana başlıklar altında ilgili alt başlıklar açılarak, ilgili konuya ilişkin bilgiler, bilgilerin kullanım şekli ve uygulama çıktıları verilmiştir. Son olarak, ilgili literatürde mevcut çalışmanın yöntemine benzer araştırmalar incelenmiş ve bu çalışmalar hakkında özet bilgiler sunulmuştur. Bu bölümde, mevcut durumdaki ilerlemeler kısaca özetlenmiştir.

Üçüncü bölüm "Materyal ve Yöntem" bölümüdür. Bu bölümde araştırma kapsamında geliştirilen ve birbirine entegre edilen K-Means algoritması ve genetik algoritmaların nasıl geliştirildiği, hangi yazılımların kullanıldığı detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

Dördüncü bölüm "Bulgular ve Yorum" bölümüdür. Bu bölümde uygulama çıktıları ve avantajlarına ilişkin bulgulara yer verilmiş ve gerekli açıklamalar yapılmıştır.

Beşinci bölüm "Sonuç ve Tartışma" bölümüdür. Bu bölümde çalışmasından elde edilen ana bulgular ve katkılar vurgulanarak, geleceğe yönelik önerilerde bulunulmuştur.

2. ELEKTRİKLİ ARAÇ TEKNOLOJİSİ ve ROTA OPTİMİZASYONU

Elektrikli araç teknolojisi, gelişen şarj altyapısı ve rota optimizasyonu yaklaşımları operasyonel verimliliği artırmada önemli bir rol oynamaktadır. Bu bölümde, elektrikli araç teknolojisinin temel bileşenleri ve rota optimizasyonunun operasyonel verimlilik üzerindeki etkileri ele alınmıştır.

2.1. Elektrikli Araç Teknolojisi ve Şarj Altyapısı

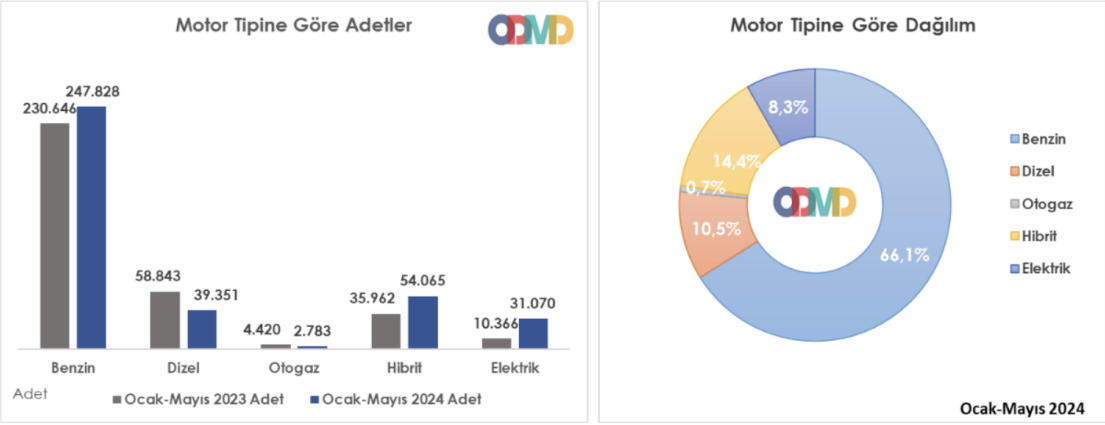
Elektrikli araçlar, fosil yakıtlara bağımlılığı azaltarak karbon salınımını düşürmek ve sürdürülebilir bir ulaşım ekosistemi oluşturmak amacıyla dünya genelinde hızla benimsenmektedir [6]. Paris İklim Anlaşması ve Avrupa Yeşil Mutabakatı, karbon nötrlük hedeflerine ulaşmak için ülkelerin emisyon azaltımına yönelik iddialı taahhütler ortaya koyduğu iki temel çerçevedir. Paris İklim Anlaşması, küresel sıcaklık artışını 1,5°C ile sınırlamayı amaçlarken, Avrupa Yeşil Mutabakatı, bu hedef doğrultusunda Avrupa Birliği'nin 2050 yılına kadar karbon nötr olmasını hedeflemektedir [7]. Elektrikli araçlar, bu çabaların merkezinde yer almakta ve fosil yakıtlı araçların kullanımını sonlandırarak

ulaşım kaynaklı karbon emisyonlarını azaltmada önemli bir araç olarak görülmektedir. Yeşil Mutabakat kapsamında, Avrupa Birliği üye ülkeleri, elektrikli araçların benimsenmesini kolaylaştırmak için her 10 araç başına bir şarj istasyonu kurmayı zorunlu hale getiren düzenlemeler getirmiştir. Bu düzenlemeler, elektrikli araç kullanımını artırarak, enerji verimliliği ve sürdürülebilir ulaşım hedeflerine ulaşılmasını desteklemektedir [1-8]. Elektrikli araç kullanımına ilişkin ulusal ve uluslararası raporlar incelendiğinde araçların kullanım oranlarında artış yaşandığı Tablo 1 ve Şekil 1' de görülmektedir.

Tablo 1. Trafiğe kaydı yapılan otomobillerin yakıt cinslerine göre dağılımı.

	Nisan 2023		**Nisan 2024**		**Ocak-Nisan 2023**		**Ocak-Nisan 2024**	
	Sayı	Pay(%)	Sayı	Pay(%)	Sayı	Pay(%)	Sayı	Pay (%)
Toplam	67.712	100	64.694	100,0	272.378	100,0	343.585	100,0
Benzin	43.378	64.1	40.149	62,1	179.754	65,9	224.370	65,3
Hibrit	7.011	10.3	9.865	15,3	24.505	9,0	45.432	13,2
Dizel	14.666	21.7	8.101	12,5	56.552	20,8	44.121	12,8
Elektrik	**1.827**	**2.7**	**5.846**	**9,0**	**6.697**	**2,5**	**25.581**	**7,5**
LPG	830	1.2	733	1,1	4.870	1,8	4.081	1,2

TUİK verileri incelendiğinde 2023 yılının Nisan ayında trafiğe kaydı yapılan elektrikli araç sayısı 1827 iken, 2024 yılının Nisan ayında bu sayının 5846'ya çıktığı görülmektedir. Genel olarak 2023 yılının Ocak-Nisan arasında elektrikli araç sayısının 6697 olduğu, 2024 yılında Ocak-Nisan ayları arasında 25.581'e yükseldiği görülmektedir [9].

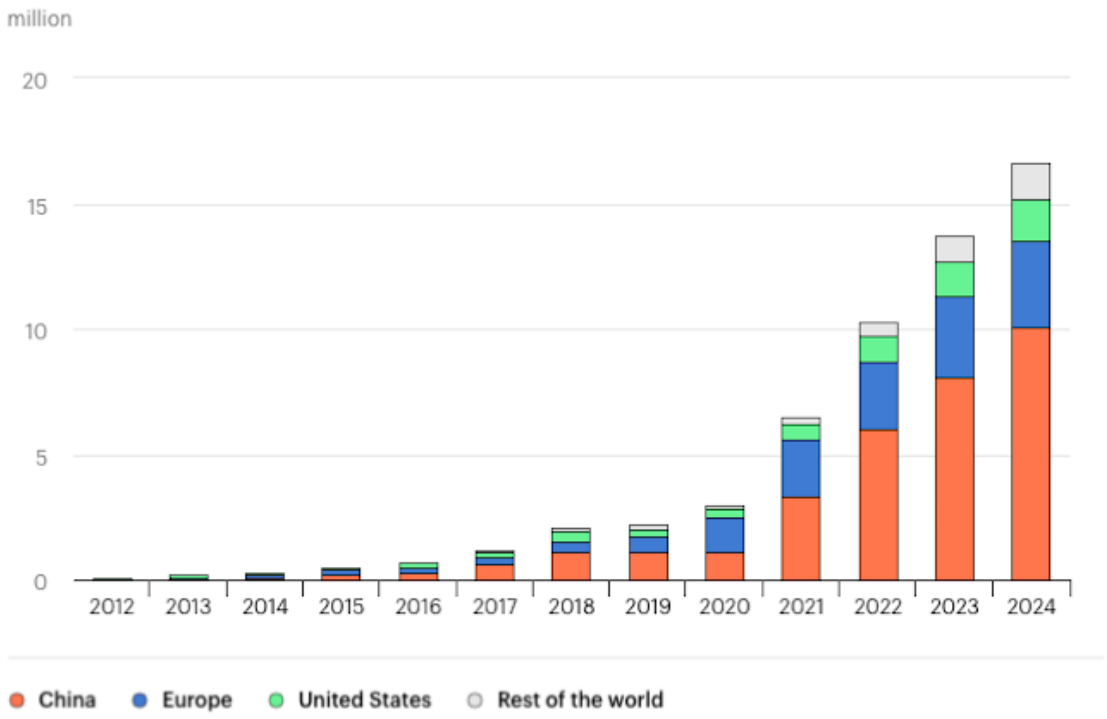


Şekil 1. Türkiye'de elektrikli otomobil satışı verileri [10].

Benzer biçimde ulusal veriler incelendiğinde Otomotiv Distribütörleri ve Mobilite

Derneği’nin (ODMD) raporuna göre 2024 yılının ilk beş ayında Türkiye'de satılan otomobillerin yüzde 8,3’ü elektrikli araçlardan oluşmaktadır. ODMD 2024 yılı itibariyle 52 tane uluslararası markayı temsil eden 32 üyesinin bulunması Türkiye’de elde ettiği istatistiksel verilerinin kapsamlı olduğunun göstergesi kabul edilebilir. Elde edilen verilere göre 2024 yılının ilk beş ayında toplam 375 bin 97 otomobil satılmış ve bu araçların 31 bin 70'i elektrikli araçlardan oluşmuştur. Elektrikli araçların satışlarının hızla yükselmesi gelecekte daha yaygınlaşacağının bir göstergesi olarak kabul edilmektedir [10].

Uluslararası elektrikli araç sayılarına ilişkin bilgiler Şekil 2’de sunulmuştur.



Şekil 2. Dünya genelinde elektrikli otomobil satış verileri [11].

International Energy Agency (IEA)’nın 2024 yılındaki verilerine göre elektrikli araç sayısı, 2023'te satılan tüm otomobillerin yaklaşık %18'ini oluştururken, 2022'de %14 ve 5 yıl öncesine göre 2018'de sadece %2 olarak belirlenmiştir. Bu eğilimler, elektrikli otomobil pazarları olgunlaştıkça büyümenin güçlü kalmaya devam ettiğini göstermektedir. Ülkeler kapsamında değerlendirildiğinde ise 2023 yılında, yeni elektrikli otomobil kayıtlarının yaklaşık %60'ı Çin’de, yaklaşık %25'i Avrupa'da ve %10'u Amerika Birleşik Devletleri'nde gerçekleşmiştir. Bu oranlar küresel elektrikli araç satışlarının yaklaşık %95'ine karşılık gelmektedir. Bu oranlar elektrikli araç kullanımının hem Türkiye’de hem de dünya genelinde arttığını ve enerji verimliliği ve daha sürdürülebilir yaklaşım hedeflerine

ulaşılması yolunda ilerleme kaydedildiğini göstermektedir [11].

Elektrikli araç teknolojileri, araç ekosisteminin önemli parçası olan şarj altyapısının gelişimiyle desteklenmektedir. Şarj altyapısı, elektrikli araçların günlük yaşamda kullanılabilirliğini doğrudan etkileyen bir unsur olarak belirtilmektedir. Özellikle, şehir içi ulaşımda kullanılan elektrikli araçların, hızlı ve güvenilir bir şarj altyapısına erişimi kritik önem taşımaktadır [2]. Ulusal ve yerel politikalar, bu altyapının genişletilmesi ve kullanıcıların elektrikli araçlara geçiş sürecinin kolaylaştırılması için önemli bir çerçeve sunmaktadır. Örneğin, Avrupa Birliği ülkelerinde elektrikli araçlar için bir şarj noktası gerekliliği, altyapı planlamasında bir standart oluşturmuştur. Avrupa Birliği ülkelerinin 2020 yılındaki şarj noktaları 208.011 tane olarak belirtilmektedir [12]. Türkiye, elektrikli araçların yaygınlaşmasında hâlen erken bir aşamada olmasına rağmen hızlı bir gelişim göstermektedir. TÜİK verilerine göre, 2024 yılı itibarıyla elektrikli araç satışları önceki yıllara kıyasla artış göstermiştir. Ancak, şarj altyapısının bu artışa ayak uydurması için önemli yatırımlar gereklidir [2]. Bu bağlamda, elektrikli araç teknolojisinin gelişimi ve şarj altyapısının yaygınlaşması, sürdürülebilir bir ulaşım sistemi oluşturmanın temel taşlarından biri olarak belirtilebilir.

2.1.1. Elektrikli Araçların Yaygınlaşmasının Tarihi ve Geleceği

Elektrikli araçlar, 19. yüzyılın sonlarında ortaya çıkmış ve zamanla içten yanmalı motorların gelişimi ile geri planda kalmıştır. İlk elektrikli araç, Profesör Stratingh tarafından 1835 yılında geliştirilmiş ve sonrasında 1838 yılında Robert Davidson tarafından elektrikli lokomotif geliştirilmiştir. 1859 yılından sonra kurşun-asit bataryaları geliştirilerek elektrikli araçlarda kullanılmaya başlanmıştır. Bu tarihten itibaren 1900'lü yılların sonlarına kadar çeşitli elektrikli araçlar geliştirilmiş ve farklı ülkelerde kullanılmaya başlanmıştır. Geliştirilen elektrikli araçlar arasında 1900-1903 yılları arasında ilk elektrikli-benzinli hibrid araçlar da yer almıştır. Ancak 20. yüzyılın başlarında elektrikli araçlara olan ilgi ve üretim yavaşlamıştır. Bunun nedenleri arasında; Amerika'da yolların fiziksel durumunun iyileşmesi ve araçların daha uzun menzil ve uygun maliyetli olması gerekliliği, hem petrolün bulunması, marş motorunun icadı, Fordist yaklaşımın içten yanmalı motora sahip araçlarda seri üretimi başlatması yer almaktadır. Ancak 1960'lı yıllardaki petrol krizi, kullanılan içten yanmalı motorlu araçların hava kirliliğini arttırması ve birçok ülkenin bu durumu engellemek için adımlar atması elektrikli araçlara olan ilgiyi arttırmaya başlamıştır [13-15].

Günümüzde ise, çevresel kaygılar ve yenilenebilir enerjiye yönelik artan talep, elektrikli

araçların yeniden önem kazanmasına yol açmıştır. Özellikle Paris İklim Anlaşması ve Avrupa Yeşil Mutabakatı gibi uluslararası girişimler, bu dönüşümde önemli bir rol oynamaktadır. Ancak, teknolojinin geçmiş yıllara göre gelişmesi ve elektrikli araç sayılarının hızla artmasıyla birlikte, enerji verimliliğini artırmak için şarj planlamasını optimize etmek ulaşım sistemlerinde temel bir konu haline gelmiştir. Elektrikli araçların gelecekteki büyümesi, batarya teknolojilerindeki ilerlemelere, şarj altyapısının yaygınlaştırılmasına, menzil sorununun çözülmesine ve kullanıcı talebinin teşvik edilmesine bağlıdır [16] .Yerel ve ulusal politikalar, bu büyümenin sürdürülebilir bir şekilde gerçekleşmesi için gerekli destekleyici mekanizmaları sağlamaktadır. Türkiye özelinde, elektrikli araç satışlarının 2024 yılında geçen yıllara göre artması, bu dönüşümün hızlandığını göstermektedir [9].

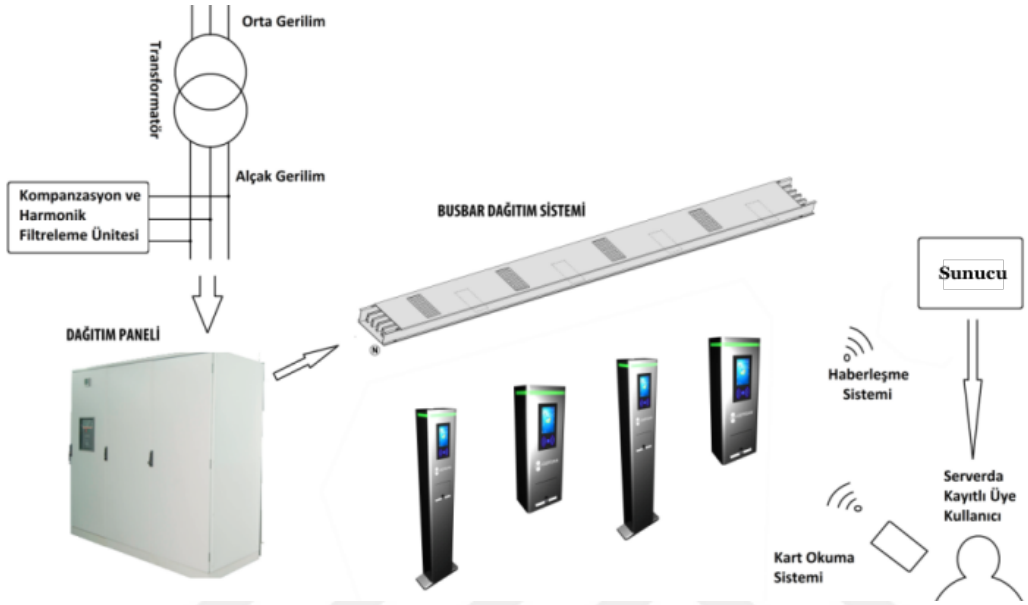
2.1.2. Şarj Altyapısının Önemi

Elektrikli araçların ulusal ve uluslararası ölçekte kullanımının artması bu araçları kullanırken ihtiyaç duyulan şarj altyapısının önemini gündeme getirmiştir. Şarj altyapısı, elektrikli araçların günlük hayatta kullanılabilirliğini artırmakta ve kullanıcıların bu araçlara olan güvenini sağlamaktadır. Özellikle şehir içi ulaşımda hızlı ve güvenilir şarj istasyonlarının erişilebilirliği, elektrikli araçların benimsenme oranını doğrudan etkilemektedir [17-18]. Şarj altyapılarının geliştirilmesi ve yaygınlaştırılması, sadece bireysel kullanıcılar için değil, aynı zamanda farklı endüstrilerin elektrikli araçlara geçişini kolaylaştırmak açısından da önemlidir. Araştırmalar, uygun şarj noktalarının eksikliğinin, elektrikli araçların benimsenmesinin önündeki en büyük engellerden biri olduğunu göstermektedir. Bu altyapının yetersiz olması, özellikle uzun mesafeli yolculuklar için elektrikli araç kullanımını kısıtlayabilir. Akıllı şebekeler ve enerji kaynakları ile entegre edilmiş şarj istasyonları, enerji verimliliğini artırma ve karbon salınımını azaltma açısından büyük bir potansiyele sahiptir. Bu bağlamda, Avrupa Yeşil Mutabakatı gibi girişimler, elektrikli araç şarj altyapısının geliştirilmesi için önemli bir teşvik sağlamaktadır. Bu politikaların etkisiyle şarj istasyonu kurulumuna yönelik düzenlemeler ve yeni istasyonların hayata geçirilmesi için uygulamalar başlatılmıştır (Hildebrand ve Kummer, 2024).

2.1.3. Şarj İstasyonları

Elektrikli araçlarda şarj ihtiyacı, şarj altyapılarının kurulduğu şarj istasyonlarında yapılmaktadır. İstasyonların altındaki altyapı elektrik enerjisinin üretildiği yapı ve tesisattan oluşmaktadır. Bu tesisatlarda araçlara enerji akışını sağlayan ve kontrolünü yapan üniteler

yer almaktadır [18-19] İstasyonlardaki sistemler içerisinde bulunan üniteler sayesinde araçlara elektrik akışı gerçekleştirilmektedir. Şarj ünitelerinin yapısı Şekil 3' de açıklanmıştır.



Şekil 3. Şarj istasyonları ünite yapısı [18]

Şarj istasyonları ünite yapıları farklı ülkelerde farklı şekillerde üretilmektedir. Bu üniteler, uluslararası standartlara (örneğin, IEC 62196) uygun olarak tasarlanmış olup, kullanıcı güvenliği, enerji akışı kontrolü ve tüketim ücretlendirme gibi özellikleri içermektedir. Japonya'da CHAdeMO standardı kullanılarak doğru akım (DC) ile hızlı şarj yapılması sağlanır ve 62,5 kW'a kadar enerji aktarabilir. Avrupa'da IEC 62196 standardı ile alternatif akım (AC) üzerinden şarj yapılmakta ve üç fazlı sistemlerde 43,5 kW'a kadar enerji sunulabilmektedir. Amerika'da SAE J1772 standardı ile 19,2 kW'a kadar şarj kapasitesi sunulmaktadır. Bunlara ek 2015'ten günümüze şarj hızında önemli ilerlemeler kaydedilmiştir. Tablo 2' de 2022 yılına ait şarj soketleri, şarj hızları ve kullanılan ülkelerin bilgileri yer almaktadır.

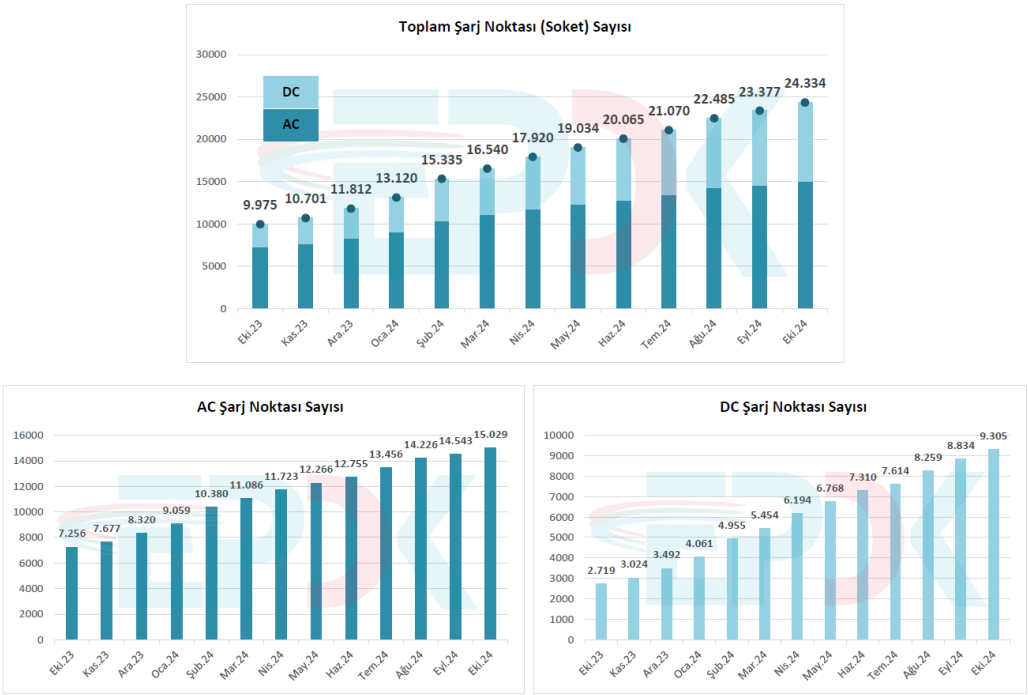
Tablo 2. Şarj soket türleri, şarj hızları ve kullanılan bölgeler [20].

Soket Türü	Şarj Hızı	Kullanılan Bölgeler
CCS Combo 2	350 kW	Türkiye, Avrupa
CCS Combo 1	350 kW	ABD, Kanada
Tesla Şarj Soketi	250 kW	ABD, Kanada
CHAdeMO	400 kW	Japonya, Türkiye vb.
GB/T	250 kW	Çin, Hindistan
Type 1 – SAE J1772	22 kW	ABD, Japonya
Type 2 – SAE J3068	22+ kW	Tüm Dünya
ChaoJi	900 kW	Çin, Japonya

Tablo 2 incelendiğinde şarj soket türlerinde ve kullanılan ülkelerde artışlar yaşandığı ve şarj hızlarının da 900 kW'a kadar erişerek 2015 yılına göre arttığı gözlemlenmektedir. Söz konusu artışların teknolojik yeniliklere göre paralellik gösterdiği göz önünde bulundurulduğunda, gelecekte hem soket türlerinde hem de şarj olma hızlarında ilerlemeler kaydedileceği düşünülmektedir [20].

Şarj üniteleri, genellikle araç ile şebeke arasında sinyal alışverişini gerçekleştiren haberleşme altyapısı ile entegredir. Bu altyapı sayesinde, şarj işleminin uzaktan izlenmesi, kontrol edilmesi ve arıza durumlarının raporlanması mümkün hale gelmektedir. Şarj ünitelerinin, enerji transferinin yanında güvenlik ve iletişim açısından da önemli işlevleri vardır. Örneğin, şarj hızı kontrolü, elektrikli araçlarla sinyal alışverişi ve kullanıcı giriş-çıkış doğrulaması gibi görevleri yerine getirirler. Ayrıca AC/DC şarj türüne göre, araç içi dönüştürücüler aracılığıyla batarya şarj işlemleri gerçekleştirilir. Bu yapı, enerji aktarımını sadece açma-kapama işlevinin ötesinde enerji verimliliği ve güvenlik gereksinimlerini karşılamaktadır [18].

Türkiye'de Enerji Piyasası Düzenleme Kurulu verilerine göre şarj türlerine göre istasyonların sayılarında 2023 Ekim ayından, 2024 Ekim ayına kadar artışlar yaşanmıştır. Şekil 4' de hem toplam hem de AC/DC şarj türüne göre ait veriler almaktadır [21].



Şekil 4. Türkiye'de AC/DC şarj türüne göre istasyon sayıları [21].

Enerji Piyasası Düzenleme Kurulu bir yıllık verileri incelendiğinde, genel olarak her ay hem AC hem DC şarj noktası sayısında Türkiye'de artışlar yaşandığı görülmektedir. Son bir yıl içerisinde elektrikli araç sayısındaki artış şarj noktası ihtiyacını da beraberinde getirmiştir. Bu durumun ilerleyen yıllarda daha da artması öngörülmektedir.

2.1.4. Elektrikli Araçların Karbon Salınımını Azaltmadaki Rolü

Elektrikli araçlar, içten yanmalı motorlara kıyasla karbon salınımını ve dolayısıyla karbon ayak izini önemli ölçüde azaltarak çevre dostu bir ulaşım çözümü sunmaktadırlar. Bu araçların temel avantajı, fosil yakıt yerine elektrik enerjisi kullanarak yakıt rezervlerini tüketmiyor olmamalıdır. Özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarıyla desteklenen bir enerji altyapısı, elektrikli araçların çevresel etkisini daha da azaltabilir. Çünkü yenilenebilir enerji kaynaklarının yoğun kullanıldığı ülkelerde CO_2 salınımı artış göstermektedir. Bunun yerine örneğin, güneş veya rüzgar enerjisiyle üretilen elektrik, sıfır karbonlu bir şarj altyapısı sağlayarak karbon emisyonlarını sıfıra yakın seviyelere çekebilir [22-24].

Küresel ısınma ve küresel karbon salınımına etkisi olan sektörler başında ulaşım sektörü gelmektedir. Elektrikli araçlar bu bağlamda daha sürdürülebilir bir alternatif olarak yaygınlığını arttırmaktadır. Bununla birlikte, elektrikli araçların karbon salınımını azaltma etkisi, enerji üretim kaynaklarının temizliğine doğrudan bağlıdır. Fosil yakıtlarla üretilen elektrik, elektrikli araçların toplam emisyon avantajını sınırlayabilir. Ancak enerji üretiminde yenilenebilir kaynakların kullanım oranının artması, emisyon salınımını azaltma potansiyeline sahiptir [25-27].

Ayrıca, şehir içi ulaşımda elektrikli araçların benimsenmesi, hava kirliliğini azaltarak hava kalitesinin iyileştirilmesine de katkı sağlamaktadır. Hava kirliliğinin en büyük nedenlerinden biri olan ve özellikle %50'si taşımacılık sektöründen kaynaklanan nitrojen oksit ve partikül madde emisyonları, elektrikli araç kullanımının yaygınlaşmasıyla azalma gösterme potansiyeline sahiptir [28-29].

2.2. Rota Optimizasyonu ve Operasyonel Verimlilik

Elektrikli araçlar için rota optimizasyonu, hem kullanıcıların seyahat süresini azaltmak hem de operasyonel verimliliği artırmak için önem arz etmektedir. Bu bağlamda, rota planlaması, yalnızca ulaşım sürelerini azaltmakla kalmaz, aynı zamanda enerji tüketimini de azaltarak ederek maliyetleri düşürür ve karbon salınımını azaltır [30-31].

İlgili çalışmalar incelendiğinde rota optimizasyonuna ilişkin farklı yaklaşımlar geliştirildiği belirlenmiştir. Söz konusu yaklaşımlar:

- **Fuzzy Bi-Objective Optimizasyon:** Şarj talep dağılımını zaman ve mekân açısından tahmin etmek için bulanık mantık tabanlı bir modeldir. Bu model, şarj park yerlerinin konumlarını ve büyüklüklerini optimize ederek hem kullanıcıların bekleme süresini azaltmakta hem de operatörlerin kârlılığını artırmaktadır [30].
- **Hibrit Algoritmalar:** "evS2CP" modeli hem hız hem de şarj planlamasını aynı anda optimize ederek elektrikli araçların seyahat süresini ve enerji tüketimini azaltmayı hedeflemektedir. Bu model, karma tamsayılı programlama ve model tahmin kontrolü tekniklerini kullanarak hızlı ve ölçeklenebilir çözümler sunmaktadır [31].
- **Büyük Mahalle Araması (Large Neighborhood Search - LNS):** LNS algoritması, elektrikli araçların rotalarını optimize etmek için yeni bir yaklaşım sunmaktadır. Bu yöntem, kullanıcılar için fazla sürüş sürelerini en aza indirirken, şarj duraklarını dinamik olarak planlamakta ve rota değişikliklerini entegre etmektedir [32].

Elektrikli araçlarda operasyonel verimlilik, doğru şarj planlaması ve rota optimizasyonuna bağlı bir yapıdır. Operasyonel verimliliği artırmak için trafik durumu ve şarj istasyonlarının doluluk oranlarına ilişkin gerçek zamanlı verilerin entegrasyonu önem arz etmektedir. Ayrıca hibrit modeller, araç ve drone kullanımıyla daha geniş bir dağıtım ağı sağlayarak teslimat sürelerini azaltarak ve enerji maliyetlerini düşürürerek operasyonel verimliliği artırmada önemli bir rol oynamaktadır [27].

Rota optimizasyonu elektrikli araçların yanında operasyonel süreçlerde de maliyet etkinliğini artırmak, kaynak kullanımını iyileştirmek ve çevresel etkileri azaltmak için önem arz etmektedir. Rota optimizasyonu, operasyonel süreçlere olan etkileri detaylı olarak bir sonraki başlıkta ele alınmıştır.

2.2.1. Rota Planlamasının Operasyonel Süreçlere Etkisi

Rota planlaması, lojistik ve ulaşım sektörlerinde operasyonel süreçlerin etkinliğini ve verimliliğini artırmada kritik bir rol oynamaktadır. İyi bir rota planlaması, maliyetleri düşürmede, karbon salınımını azaltmada, teslimat sürelerini optimize etmede ve müşteri memnuniyetini artırmada çok yönlü faydalar sağlamaktadır [34] Örneğin, coğrafi bilgi sistemleri ve algoritmalarla desteklenen optimizasyon süreçleri, lojistik sektöründe maliyetlerin %20 oranında düşmesini sağlayabilir [35].

Rota planlamasının operasyonel süreçlerdeki etkileri devam eden kısımda olduğu gibidir.

Maliyet Azaltımı: Rotaların iyi planlanması, yakıt tüketimini ve araç bakım maliyetlerini azaltmada etkilidir. Örneğin, yapay zeka [Artificial Intelligence (AI)] destekli rota planlama sistemleri, hem enerji tüketimini hem de trafik sıkışıklığını minimize ederek taşımacılık maliyetlerini düşürmektedir [36].

Enerji Verimliliği: Elektrikli araçlarda rota planlaması, enerji tüketiminin azaltılmasına olanak tanımaktadır. Büyük mahalle araması (Large Neighborhood Search) gibi algoritmalar, şarj duraklarını verimli bir şekilde planlayarak enerji tüketimini azaltarak ve araçların maksimum mesafelere ulaşmasını sağlamaktadır [32].

Karbon Salınımının Azaltılması: Lojistik süreçlerde rota planlaması, gereksiz yakıt tüketimini engelleyerek çevresel etkiyi azaltmada etkilidir. Özellikle yenilenebilir enerji kaynaklarıyla entegre edilen sistemler, bu etkinin daha da artırılmasını sağlamaktadır [37].

Gerçek Zamanlı İzleme ve Esneklik: Nesnelerin İnterneti [Internet of Things (IoT)] tabanlı gerçek zamanlı izleme sistemleri, lojistik operasyonlara esneklik kazandırmaktadır.

Anlık trafik bilgileri ve şarj istasyonlarının doluluk oranlarına ilişkin veri entegrasyonu, rota değişikliklerinin hızlıca yapılmasına olanak tanıyarak operasyonel aksaklıkların önlenmesine yardımcı olmaktadır [38].

Yapılan çalışmalar, rota planlamasında yapay zeka ve makine öğrenmesi uygulamalarının süreçlerin daha verimli hale getirilmesini sağladığını göstermektedir. Ayrıca, dronlar ve otonom araçlarla entegre edilen sistemlerin daha geniş bir lojistik ağının yönetilmesine olanak tanıdığı da belirtilmiştir. Bu tür yenilikler, sadece maliyet ve enerji tüketimi açısından değil, aynı zamanda operasyonel hız ve doğruluk açısından da büyük avantajlar sağlayama potansiyeline sahiptir.

2.2.2. Elektrikli Araç Şarj Operatörleri İçin Rota Optimizasyonu Gereklilikleri

Elektrikli araç şarj operatörleri için rota optimizasyonu, operasyonel verimliliği artırmada ve kullanıcı memnuniyetini sağlamada önemli bir gereklilik olarak öne çıkmaktadır. Rota planlamasında ana hedef, enerji yönetimini optimize etmek ve şarj istasyonlarının kullanıcılar tarafından etkili bir şekilde kullanılmasını sağlamaktır. Örneğin, şarj noktalarının doğru şekilde planlanması, enerji gereksinimlerini karşılamak için gerekli olan rotaların en verimli şekilde belirlenmesine olanak tanır. Özellikle doluluk oranlarını gerçek zamanlı izleyebilen sistemler, elektrikli araç kullanıcılarının bekleme sürelerini en aza indirerek hizmet kalitesini artırmaktadır [5]

Zaman ve maliyet optimizasyonu, rota planlamasının bir diğer gerekliliği olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu kapsamda, gelişmiş algoritmalar kullanılarak rotalar optimize edilmekte ve enerji tasarrufunun yanı sıra maliyet avantajları sağlanmaktadır. Örneğin, çok amaçlı gri kurt algoritması (multi-objective grey wolf optimization), hem şarj sürelerini hem de maliyetleri minimize ederek operatörlerin verimliliğini artırmaktadır Bu algoritmalar, enerji tüketimini azaltırken kullanıcı konforunu da maksimize etmeyi hedeflemektedir [39].

Dinamik ve gerçek zamanlı planlama, modern şarj ağlarının bir diğer temel unsuru olarak belirtilmektedir. Gerçek zamanlı veri analizine dayalı sistemler, trafik yoğunluğu ve şarj istasyonlarının doluluk durumu gibi faktörleri dikkate alarak rotaları sürekli olarak güncellemektedirler. Örneğin, büyük mahalle araması (large neighborhood search) gibi yöntemler, operasyonel süreçlerin esnekliğini artırarak kullanıcıların ihtiyaçlarına anında cevap verebilmektedir [40].

Yapılan araştırmalar, elektrikli araç şarj operatörleri için rota optimizasyonunun enerji yönetiminden, maliyet kontrolüne ve kullanıcı deneyimine kadar çok sayıda faktörü içeren

bütünsel bir yaklaşım gerektirdiğini göstermektedir. Bu gereklilikleri karşılayan teknolojik çözümler, hem operatörlerin karlılığını artırmakta hem de elektrikli araç kullanıcıları için daha sürdürülebilir bir ulaşım sistemi sunma potansiyeline sahiptir.

2.2.3. Rota Optimizasyonunda Kullanılan Yöntemlerin Sınıflandırılması

Rota optimizasyonunda kullanılan yöntemler problem türüne ve hedefe bağlı olarak farklı kategorilere ayrılmaktadır. Devam eden kısımda sıkça kullanılan rota optimizasyon yöntemlerinin sınıflandırması yer almaktadır:

Tam Sayılı Doğrusal Programlama (Integer Linear Programming): Bu yöntem, optimizasyon problemlerini doğrusal bir yapı içinde ifade etmekte ve karar değişkenlerinin tam sayı olması gerektiğini varsaymaktadır. Rota optimizasyonu için özellikle şarj istasyonlarının en uygun yerleşimini belirlemede etkili bir yöntem olarak belirtilmektedir [41].

Heuristik ve Metaheuristik Yöntemler: Heuristik yöntemler, karmaşık problemleri çözmek için sezgisel yaklaşımlar kullanılan bir yöntemdir. Metaheuristikler yöntemler ise daha geniş bir arama alanı içinde, global optimizasyon hedeflerine ulaşmak için geliştirilmiş tekniklerdir. Örneğin, genetik algoritmalar ve karınca kolonisi optimizasyonu gibi yöntemler, büyük ölçekli lojistik problemleri çözmek için sıklıkla tercih edilmektedir [42-43].

Makine Öğrenimi Tabanlı Yöntemler: Makine öğrenimi algoritmaları, geçmiş verilere dayanarak rotaları dinamik bir şekilde optimize etmek için kullanılır. Örneğin, destek vektör makineleri ve derin öğrenme teknikleri, rota planlamasında daha karmaşık ve dinamik senaryoların çözülmesine olanak tanır [44].

Dinamik ve Gerçek Zamanlı Optimizasyon: Bu yöntemler, gerçek zamanlı verileri kullanarak sürekli değişen koşullara uyum sağlayabilmektedir. Trafik yoğunluğu, hava durumu ve enerji tüketimi gibi faktörler göz önünde bulundurularak rotalar anlık olarak yeniden düzenlenebilir [45].

Karışık Tamsayılı Doğrusal Olmayan Programlama (Mixed-Integer Nonlinear Programming-MINLP): Bu yöntem, doğrusal olmayan hedef fonksiyonları ve kısıtları içeren problemlerin çözümünde kullanılmaktadır. Elektrikli araçların enerji tüketimi ve şarj süreleri gibi karmaşık değişkenlerin optimize edilmesinde etkili bir yöntem olarak belirtilmektedir [46].

Rota optimizasyonunda kullanılan yöntemler incelendiğinde lojistik ve ulaşım süreçlerinde

farklı hedeflere yönelik olarak geliştirilmiş oldukları görülmektedir. Bu yöntemler, problemin karmaşıklığı, çözüm hızına duyulan ihtiyaç ve dinamik koşullar gibi faktörlere bağlı olarak tercih edilmektedir. Tam sayılı doğrusal programlama ve karışık tamsayılı doğrusal olmayan programlama yaklaşımları matematiksel yaklaşımlardır ve daha çok kesin çözümler üretmek için kullanılmaktadırlar. Metaheuristik ve makine öğrenimi tabanlı yöntemler ise büyük veri setlerinde ve dinamik ortamlarda daha hızlı ve esnek çözümler sunmak için kullanılmaktadırlar. Gerçek zamanlı ve dinamik optimizasyon yöntemleri, trafik yoğunluğu ve şarj istasyonlarının durumu gibi değişkenlerin sürekli izlenmesini sağlayarak güncel çözümler üretebilmektedirler. Ayrıca, makine öğrenimi algoritmalarının yardımıyla, geçmiş verilerin analizine dayanarak rota optimizasyonu sağlamak daha öngörülebilir bir hale gelmektedir [47].

2.2.4. Elektrikli Araçlar İçin Rota Optimizasyonunun Zorlukları

Elektrikli araçlar için rota optimizasyonu, enerji yönetimi, kullanıcı memnuniyeti ve operasyonel süreçlerin verimliliği açısından önem taşımaktadır [48-50]. Ancak bu süreç, çeşitli teknik ve çevresel zorlukları da beraberinde getirmektedir. İlk olarak, elektrikli araçların yetersiz batarya gücü, uzun dolma süreleri ve kısa ömürlü bataryalar uzun mesafeli seyahatlerde rotaların dikkatli bir şekilde planlanmasını gerektirmektedir [4]. Şarj istasyonlarının kent merkezlerinde yoğunlaşması, kullanıcıların uygun şarj noktalarına erişimini zorlaştırarak verimliliği düşürmektedir [51]. Bunların yanında gerçek zamanlı trafik ve şarj istasyonu doluluk verilerinin toplanması, rota optimizasyonu için önem arz etmektedir. Ancak, bu verilerin toplanması ve analiz edilmesi sırasında altyapı eksiklikleri ve teknolojik sınırlamalar, dinamik optimizasyon süreçlerini olumsuz etkileyebilmektedir [52]. Enerji tüketimi ve sürdürülebilirlik de önemli bir zorluk olarak karşımıza çıkmaktadır. Şarj altyapılarının enerji tüketiminin artması, karbon emisyonlarını azaltmayı hedefleyen sürdürülebilir ulaşım stratejileri için sorun oluşturmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonundaki yetersizlikler, şarj altyapılarının çevresel etkinliğini sınırlayarak daha yenilikçi enerji yönetimi stratejilerine ihtiyaç doğurmaktadır [53]. Son olarak, rota optimizasyonunda kullanılan algoritmaların karmaşıklığı ve hesaplama zorlukları, büyük veri kümelerini işleme sürecinde performans sorunlarına yol açmaktadır. Özellikle çok değişkenli ve dinamik problemlerin çözümünde daha güçlü hesaplama altyapıları ve yenilikçi algoritmalar gerekmektedir. Bu zorluklar, rota optimizasyonunun daha etkili bir şekilde uygulanabilmesi için ileri teknoloji kullanımını zorunlu kılmaktadır [54].

2.3. K-Means Algoritması

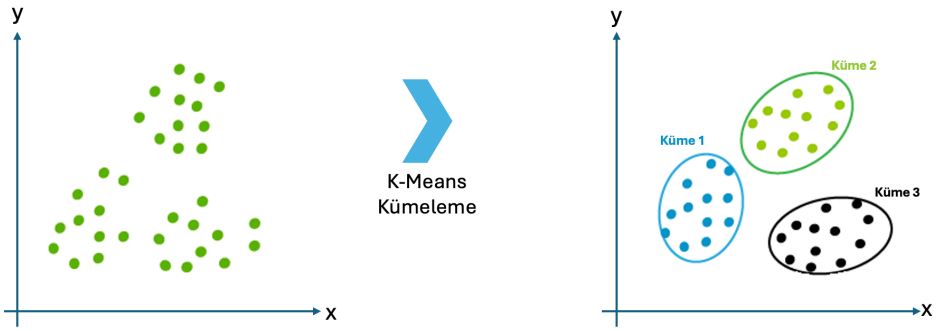
K-Means algoritması, 1967'de MacQueen tarafından geliştirilen ve çeşitli amaçlar için kullanılabilen bir kümeleme yöntemidir. Elektrikli araçlar kapsamında, şarj noktalarının konumlandırılmasında ve kapasite planlamasında sıklıkla kullanılan etkili bir yöntem olarak da karşımıza çıkmaktadır. Bu algoritma, büyük veri setlerini analiz ederek şarj noktalarının coğrafi ve talep tabanlı en uygun yerlerini belirlemek için kullanılır. Özellikle yoğun şehir bölgelerinde veya sınırlı kaynaklara sahip bölgelerde şarj altyapısının optimizasyonunda kritik bir rol oynamaktadır [55-56].

K-Means algoritması, belirli kriterlere göre şarj istasyonlarını kümelere ayırarak, enerji tüketimini optimize ederek kullanıcıların ulaşım kolaylığını artırmaktadır. Örneğin, enerji talebi ve trafik yoğunluğu gibi verileri dikkate alarak şarj noktalarının yerleşimi optimize edilebilir. Bu yöntem, aynı zamanda yenilenebilir enerji kaynaklarıyla çalışan şarj istasyonlarının kapasite planlamasında da kullanılmaktadır [57] Aynı zamanda kullanıcıların talepleri, enerji tüketimi ve trafik yoğunluğu gibi büyük veri setlerini analiz ederek, elektrikli araç şarj altyapısının planlanmasını sağlamaktadır. Bu analizler, şarj istasyonlarının doğru konumlandırılması ve kapasite planlamasında kritik bir rol oynamaktadır. Ayrıca, algoritmanın uygulanabilirliği, hem şehir içi yoğun bölgelerde hem de kırsal alanlarda etkili çözümler sunmasını sağlamaktadır. Farklı bölgesel koşullara göre özelleştirilebilen algoritma, altyapının bölgeye uygun olarak optimize edilmesine olanak tanımaktadır. Bunun yanında, enerji ve maliyet verimliliği sağlayarak ve şarj istasyonlarının doğru yerleştirilmesiyle enerji dağılımını optimize ederek operasyonel maliyetlerin düşürülmesini mümkün kılmaktadır. Bu özellikler, K-Means algoritmasını, enerji yönetimi ve ulaşım altyapısı planlamasında güçlü bir araç haline getirmektedir [58].

2.3.1. K-Means Algoritmasının Çalışma Prensibi

K-Means algoritması, veri noktalarını belirli sayıda kümeye ayırmayı hedefleyen ve bu kümelerin merkez noktalarını optimize ederek verilerin sınıflandırılmasını sağlayan bir kümeleme yöntemidir.

Algoritma, benzer özelliklere sahip noktaları bir araya getirerek kümeler oluşturur. Şekil 5, K-Means algoritmasının kümelere ayrıştırma ve gruplama sürecini görselleştirmektedir.



Şekil 5. K-Means Algoritması ile verilerin kümelere ayrıştırılması ve gruplanması.

Algoritma, öklid uzaklığını minimize eden bir hedef fonksiyon kullanarak veri noktalarını en uygun kümelere yerleştirir. Süreç, Tablo 3'deki adımları içermektedir.

Tablo 3. K-Means Algoritması'nın çalışma adımları.

k: Belirlenen küme(cluster) merkezlerinin sayısı
n: Toplam veri elemanı adedi
Veri seti: X = (x_1, x_2, …x_n)
Yeni oluşan gruplar: G = (g_1, g_2, … g_k.) olmak üzere;
X = (x_1, x_2, …x_n) veri setinden rastgele C = (c_1, c_2, … c_k) merkezi seç.
C = (c_1, c_2, … c_k) nesneler, en yakın küme merkezine Öklid uzaklığına göre dahil et.
C' = (c'$_1$, c'$_2$, ……, c'$_k$) güncel merkez noktalarını
$c'_i = 1/n_{gi} \sum_{xj \in gi} x_j$ (i= 1,2,3 …. k) formülüyle hesapla
Maksimum iterasyon sayısına ulaşılmışsa veya küme merkezlerinde değişiklik olmamışsa (ci = c'i), algoritma sonlandırılır. Olmuşsa, ci = c'i olarak güncellenir ve Atama Adımı**na** geri dönülür. [59]

K-Means algoritması, yüksek hızda çalışarak büyük veri kümeleri üzerinde etkili sonuçlar

üretebilmektedir. Ancak, algoritma başlangıç noktalarına duyarlıdır ve farklı sonuçlar üretebilir. Ayrıca, küme sayısının (k) önceden belirlenmesi gerekliliği, yöntemin en önemli sınırlamalarından biridir [60]

2.3.2. Rota Optimizasyonunda K-Means Uygulamaları

K-Means algoritması, rota optimizasyonunda etkili bir araç olarak kullanılan ve lojistik süreçlerin verimliliğini artıran bir kümeleme yöntemi olarak belirtilmektedir. Algoritma, veri noktalarını kümelere ayırarak rota planlaması ve enerji yönetimi gibi problemlere yönelik çözümler sunmaktadır. Özellikle yoğun trafik alanlarında ve büyük veri setleriyle çalışırken, K-Means algoritması lojistik maliyetlerin düşürülmesi ve zaman yönetiminin iyileştirilmesinde önemli bir rol oynamaktadır [61] Örneğin, belirli bölgelerdeki kullanıcıların taleplerini analiz ederek, teslimat araçlarının rotaları düzenleyebilir. Bu süreç, enerji tüketimi ve teslimat sürelerinin azaltılmasına, ayrıca müşteri memnuniyetini artırmada rol oynayabilir [62]

Ayrıca K-Means uygulamaları, elektrikli araç şarj istasyonlarının doğru konumlandırılması için kullanılmaktadır. Algoritma, enerji talebi ve şarj istasyonlarına erişim verilerini analiz ederek, şarj noktalarının en uygun bölgelere yerleştirilmesini sağlamakatadır. Bu durum özellikle büyük şehirlerde ve yoğun nüfuslu alanlarda enerji dağılımını düzenleyebilmek için kritik öneme sahiptir [63].

K-Means algoritmasının bir diğer uygulama alanı, trafik yönetimi ve ulaşım ağlarının düzenlenmesidir. Trafik akış verilerini analiz edilerek, rotaların yeniden düzenlenmesi ve trafik sıkışıklığının azaltılması için çözümler üretilmektedir. Bu yaklaşım, sadece lojistik süreçlerde değil, şehir içi ulaşımda da operasyonel verimliliği artırmaya katkı sağlamaktadır [64].

2.3.4. Elektrikli Araç Şarj İstasyonlarının Coğrafi Kümelenmesi ve Uygulama Alanları

Elektrikli araçların, şarj istasyonlarının coğrafi kümelenmesi, enerji talebine göre şarj noktalarının verimli bir şekilde konumlandırılmasını sağlayan bir stratejidir. Bu yöntem, şehir içi ve kırsal bölgelerdeki enerji altyapısını düzenleyerek kullanıcıların şarj istasyonlarına kolay erişimini ve enerji tüketiminin dengeli kullanılmasını sağlamaktadır. Şarj istasyonlarının coğrafi kümelenmesi, yerel ve bölgesel trafik verileri ile kullanıcı davranışlarını dikkate alarak, enerji tüketimi ve altyapı gereksinimlerini öngörmeyi

mümkün kılmaktadır [65]. Bu durum kişisel, ticari ve lojistik sektörlerini önemli şekilde etkilediğini göstermektedir. Bunun yanında havaalanı gibi ulaşım veya turizm bölgelerini de etkileme potansiyeline sahip olduğu düşünülmektedir. Coğrafi kümelenme, aynı zamanda sürdürülebilirlik stratejilerine de önemli katkılar sunmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarıyla entegre edilen şarj istasyonlarının yerleşimi, karbon emisyonlarının azaltılmasına ve enerji maliyetlerinin azaltılmasına yardımcı olmaktadır. Özellikle şehir planlamasında, şarj istasyonlarının ulaşılabilirliğini artırarak elektrikli araçların yaygınlaşmasına katkı sağlamaktadır [66]. Yapılan çalışmalar incelendiğinde elektrikli araç şarj istasyonlarının coğrafi kümelenmesinin uygulama alanlarında geniş bir çerçeve sunduğu görülmektedir.

2.4. Genetik Algoritma

Genetik algoritmalar, karmaşık optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılan etkili bir yöntem olarak kullanılmaktadır. Evrimsel biyolojiyi temel alan bu algoritmalar, doğal seçilim, çaprazlama ve mutasyon gibi biyolojik süreçleri model alarak çözümler üretir. Elektrikli araçlar kapsamında değerlendirildiğinde genetik algoritmalar enerji yönetimi, rota optimizasyonu, şarj istasyonu yerleşimi ve diğer lojistik süreçlerde önemli bir rol oynamaktadır [67]. Genetik algoritmanın temel çalışma prensibi şu şekildedir:

1. **Başlangıç Popülasyonu Oluşturma:** Rastgele genlerden oluşan kromozomlardan bir başlangıç popülasyonu yaratılır.
2. **Uygunluk Değerlendirmesi:** Her kromozom bir uygunluk fonksiyonu ile değerlendirilir.
3. **Seçilim:** Daha yüksek uygunluk değerine sahip kromozomlar seçilir ve bir sonraki popülasyonu oluşturmak için kullanılır.
4. **Çaprazlama ve Mutasyon:** Çözümler, çaprazlama ve mutasyon gibi genetik operatörlerle değiştirilir.
5. **Amaca Uygunluk:** Algoritma, belirli bir uygunluk düzeyine ulaştığında veya iterasyon sınırına geldiğinde durur.

Şekil 6'da Genetik Algoritma çalışma prensibi temel adımları verilmiştir:



Şekil 6. Genetik algoritma çalışma prensibi.

Genetik algoritma çalışma prensibi elektrikli araçlara uygulandığında devam eden bölümde yer aldığı biçimde uygulanabilir:

1. Bir elektrikli araç filosunun belirli bir bölgede izleyebileceği rotalar popülasyonu temsil edebilir (Başlangıç Popülasyonu Oluşturma).
2. Elektrikli araçlar için enerji tüketimi, karbon salınımı veya teslimat sürelerini minimize eden bir hedef olabilir (Uygunluk Değerlendirmesi)
3. Bu süreç, daha verimli şarj ve rota stratejilerini geliştirmeye yöneliktir (Seçilim).
4. İki farklı rota planından yeni ve daha iyi bir rota türetilebilir (Çaprazlama ve Mutasyon).
5. Algoritma, belirlenen amaçlar için belirli bir uygunluk düzeyine ulaşıldığında veya iterasyon sınırına geldiğinde durur [68].

2.4.1. Rota Optimizasyonundaki Genetik Algoritma Uygulamaları

Genetik algoritmalar, rota optimizasyonu problemlerinde en etkili yöntemlerden biri olarak kabul edilmektedir. Özellikle karmaşık ve çok değişkenli problemlerde, doğal seçilim, çaprazlama ve mutasyon gibi biyolojik süreçlerden esinlenerek rota planlamasında yenilikçi çözümler üretilmektedir. Rota optimizasyonundaki genetik algoritma uygulamaları, lojistik, taşımacılık ve elektrikli araçlar gibi çeşitli alanlarda yaygın bir şekilde kullanılmaktadır. Örneğin, teslimat sürelerini minimize etmek ve yakıt tüketimini optimize etmek amacıyla, araçların en kısa ve en verimli rotaları belirlenir. [69].

Elektrikli araçlarda genetik algoritmalar, rota planlaması ile şarj noktaları arasındaki etkileşimi optimize etmek için uygulanmaktadır. Bu, hem enerji tüketimini en aza

indirgemeye katkı sağlar hem de şarj altyapısının daha verimli kullanılmasını sağlar. Ayrıca, elektrikli araçların batarya kapasiteleri ve şarj süreleri gibi kısıtları göz önünde bulundurularak, en uygun güzergahların belirlenmesine olanak tanımaktadır. Ayrıca acil durumlarda genetik algoritmalar, afet bölgelerine ulaşımda en hızlı ve güvenli rotaları belirlemek için kullanılabilmektir. Yapılan araştırmalar insansız hava araçları için genetik algoritmalar ve kümeleme yöntemlerini birleştirerek, afet yönetiminde başarılı sonuçlar elde edildiğini göstermektedir [70].

2.5. Benzetilmiş Tavlama

Benzetilmiş tavlama, optimizasyon problemlerini çözmek için sıkça kullanılan esnek ve etkili bir algoritma olarak karşımıza çıkmaktadır. Doğadaki tavlama sürecinden esinlenen bu yöntem, 1980'li yıllarda Kirkpatrick vd. tarafından optimizasyon problemlerinin maliyetini en aza indirgemek için geliştirilmiştir. Algoritmanın geniş bir uygulama yelpazesi bulunmakla birlikte, enerji yönetimi, lojistik optimizasyon, yapay zeka ve ağ tasarımı gibi alanlarda güçlü sonuçlar ortaya koymaktadır [71]

Benzetilmiş tavlama, lojistik optimizasyonunda özellikle dikkat çeken bir yöntem olarak belirtilmektedir. Örneğin, Zheng vd. (2024), elektrikli araç lojistiğinde batarya değişim istasyonlarının yerleşimini ve rota planlamasını optimize etmek için SA ve Harris Hawk algoritmasını birleştirmiştir. Bu hibrit yöntem, enerji tüketimini ve operasyonel maliyetleri azaltmada başarılı olmuştur [72]. Benzer şekilde, Liu vd. (2025), robotik mobil tamamlama sistemlerinde sipariş toplama ve depolama atamalarını optimize etmek için benzetilmiş tavlama tekniğini kullanmıştır [73]. Bu uygulamalar, hem enerji verimliliğini artırmak için hem de süreçlerin dinamik yapısına uyum sağlamaktadır.

Yapay zeka tabanlı modellerde de benzetilmiş tavlama algoritmasının sıklıkla kullanıldığı görülmektedir. Hu vd. (2024), protein-ligand modelleme ve biyoinformatik alanlarında benzetilmiş tavlama yöntemini entegre ederek enerji yüzeylerinin keşfinde daha yüksek doğruluk oranları elde etmiştir [74].

Benzetilmiş tavlama algoritması, akademik iş yükü dağılımı gibi karmaşık planlama problemlerinde uygulanmıştır. González-Capot vd. (2024), akademik iş yüklerini dengeli bir şekilde dağıtmak için benzetilmiş tavlama yöntemini kullanarak hem süreç verimliliğini artırmış hem de eşitlikçi bir çözüm sağlamıştır. Bu çalışma, algoritmanın planlama ve optimizasyon problemlerinde ne kadar geniş bir uygulama alanına sahip olduğunu göstermektedir [75].

Yapılan çalışmalar, benzetilmiş tavlama algoritmasının çeşitli alanlarda hem teorik hem de pratik uygulamalarda önemli bir yere sahip olduğunu göstermektedir. Çeşitli disiplinlerdeki kullanımları, bu yöntemin esnekliği ve geniş çaplı uygulanabilirliği ile birleşerek, benzetilmiş tavlama yöntemini karmaşık problemlerin çözümünde güçlü bir araç haline getirmektedir.

2.5.1. Benzetilmiş Tavlamanın Optimizasyon Problemlerindeki Rolü

Benzetilmiş tavlamanın sıklıkla kullanıldığı alanlardan biri, karmaşık yapıdaki optimizasyon problemleridir. Örneğin, Luo vd. (2025), benzetilmiş tavlama algoritmasını ağ güvenliği için geliştirdikleri hızlı saldırı algılama sistemine entegre etmiş ve ağ trafiğindeki tehditleri minimum gecikme ile belirlemişlerdir. Ayrıca, sistemin esnekliği sayesinde farklı saldırı senaryolarında başarı oranını artırmıştır [76]. Enerji yönetimi ve kaynak tahsisi, benzetilmiş tavlama algoritmasının etkili olduğu diğer bir alandır. Omari vd. (2024), atomik enerji optimizasyonu ile benzetilmiş tavlama algoritmasını birleştirerek, enerji üretim sistemlerinde maliyetlerin düşürülmesini sağlamıştır. Bu çalışma, enerji üretim süreçlerinde benzetilmiş tavlama algoritmasının global optimizasyon kapasitesini göstermiştir [77].

Robotik sistemlerde de benzetilmiş tavlama algoritması, hareket planlaması ve rota optimizasyonu gibi problemlerde yaygın olarak kullanılır. Örneğin, Wu vd. (2025), elektrikli araç bazlı mikro şebekeler için hibrit bir benzetilmiş tavlama algoritması geliştirmiştir. Bu yöntem, araçların enerji tüketimini ve toplam ulaşım maliyetlerini optimize etmiştir. Çalışmada özellikle karmaşık şehir planlamalarında bu modelin etkili olduğu vurgulanmıştır [78].

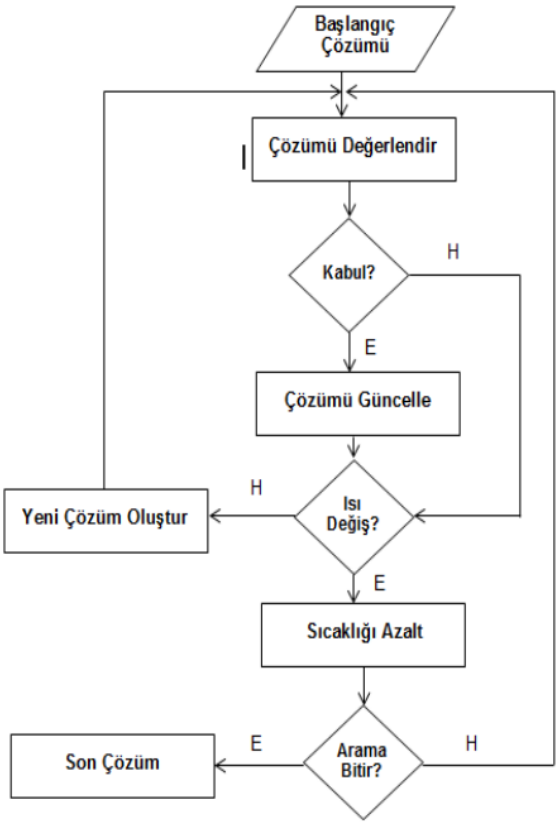
Benzetilmiş tavlama algoritmasının bir diğer uygulama alanı görsel modelleme ve simülasyonlar olarak belirlenmiştir. Pan vd. (2025), termal görüntülerin işlenmesinde benzetilmiş tavlama algoritmasını kullanmış ve bu algoritmayı, karmaşık görüntü tanıma sistemlerinde uygulamışlardır. Çalışma, sanal gerçeklik ve görüntü işleme alanlarında benzetilmiş tavlama algoritmasının kullanımına örnek oluşturmuştur [79]

2.5.2. Termodinamik Kökenleri: Isıl Dengeden İlham Alınması ve Benzetilmiş Tavlamanın Temel Prensipleri

Isıl denge, bir sistemin enerji seviyelerinin zamanla kararlı bir duruma geçmesi sürecini ifade etmektedir. Fizikte, bir maddenin tavlama işlemi sırasında, yüksek sıcaklıklarda atomlar hareketliliğini artırır ve bu durum enerji seviyelerinin farklı konfigürasyonlarını

keşfetmesine olanak tanır. Sistem soğutuldukça, atomlar düşük enerji konumlarına yerleşir ve böylece kararlı bir yapı elde edilir. Bu süreçte, maddenin termodinamik dengesine ulaşması için kontrollü bir soğuma hızı önem arz etmektedir. Bu süreç, metalurjide bir malzemenin yüksek sıcaklıklara ısıtılıp ardından kontrollü bir şekilde soğutulmasıyla kristal yapının enerji açısından daha kararlı bir duruma geçmesi prensibine dayanmaktadır. Benzetilmiş tavlamada bu termodinamik süreç, optimizasyon problemlerinde global optimuma ulaşmak için modellenmiştir [80].

Benzetilmiş tavlama algoritması, optimizasyon problemlerini çözmek için ısıl dengeden ilham alarak geliştirilmiştir. Benzetilmiş tavlama, arama yöntemlerinin yerel minimuma ulaştıktan sonlanıp, sonrasında global minimum için daha fazla arama yapmamasından kaynaklanan eksikliğini gidermek için kullanılan bir yöntemdir Algoritma, bir enerji fonksiyonunu minimize etmeye çalışır ve Şekil 7'deki adımları izler.



Şekil 7. Benzetilmiş tavlama algoritması çalışma prensibi [72].

1. **Başlangıç Durumu:** Problemin bir başlangıç çözümü oluşturulur. Bu çözüm, fiziksel sistemdeki yüksek sıcaklık durumuna benzer şekilde rastgele seçilir.
2. **Sıcaklık Parametresi:** Algoritma, bir sıcaklık parametresi kullanır. Yüksek sıcaklıklar, çözüm uzayının daha geniş bir şekilde taranmasına izin verirken, sıcaklığın zamanla düşürülmesi (soğuma) daha kararlı bir çözümün elde edilmesini sağlar.
3. **Enerji Değişimi:** Yeni bir çözüm oluşturulup uygunluk fonksiyonu hesaplanır. Eğer yeni çözüm daha iyiyse, hemen kabul edilir. Daha kötü çözümler ise belirli bir olasılıkla kabul edilir. Bu olasılık, sistemin enerji seviyesindeki artış ve sıcaklıkla orantılıdır:

   $$P=e^{-\Delta E/T}$$

   Burada ΔE, enerji değişimini, T ise sıcaklığı temsil eder.
4. **Soğutma:** Sıcaklık belirlenen bir hızla düşürülür (soğuma programı). Algoritma, sistem global minimuma ulaştığında veya sıcaklık çok düşük bir seviyeye indiğinde durur.

Benzetilmiş tavlamanın termodinamik kökenlerinden kaynaklanan bazı avantajları devam eden bölümde yer almaktadır [80].

- **Yerel Minimumlardan Kaçış:** Algoritmanın kötü çözümleri belirli bir olasılıkla kabul etmesi, yerel minimumlara sıkışmayı engellemektedir.
- **Çözüm Uzayının Keşfi:** Başlangıçta geniş çözüm taranması, daha iyi global çözümlerin bulunmasına olanak tanır.
- **Esneklik:** Çeşitli problem türlerine uyarlanabilir ve farklı enerji fonksiyonları için optimize edilebilir.

Benzetilmiş tavlama algoritması, optimizasyon problemlerine termodinamik süreçlerin güçlü bir analojisini sunmaktadır. Isıl denge prensibinden alınan ilham, algoritmanın çözüm uzayında etkili bir şekilde gezinmesini sağlamaktadır. Bu durum, Benzetilmiş tavlama algoritmasını hem teoride hem de pratikte güçlü bir araç haline getirmiştir.

2.6. Hibrit Yaklaşımlar ve Elektrikli Araç Şarj Ağı Optimizasyonu

Hibrit yaklaşımlar, optimizasyon süreçlerinde farklı algoritma ve yöntemlerin birleşiminden oluşmakta ve elektrikli araç şarj ağları gibi karmaşık sistemlerin yönetiminde önemli bir rol oynamaktadır. Bu yaklaşımlar, tek başına kullanılan algoritmaların zayıf yönlerini ortadan kaldırarak daha güçlü, verimli ve esnek çözümler sunmaktadır. Enerji tüketiminin azaltılmasından kullanıcı deneyimini geliştirmeye kadar birçok alanda fırsat sunmaktadırlar [3].

Hibrit yaklaşımlar, özellikle enerji yönetimi ve şarj istasyonlarının yerleşimi gibi problemlerde etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Örneğin, Rao vd. (2024) tarafından geliştirilen Hibrit Aslan Sürü ve Yarasa Algoritması , şarj istasyonlarının konumlandırılmasında ve boyutlandırılmasında yüksek başarı sağlamıştır. Bu algoritma, elektrik dağıtım şebekelerindeki enerji dengesizliklerini azaltarak hem maliyetleri düşürmüş hem de şebeke stabilitesini artırmıştır. Bu tür hibrit sistemler, birden fazla hedefi eşzamanlı olarak optimize etme yeteneği sunmaktadır [3].

Kullanıcı merkezli hibrit yaklaşımlar, elektrikli araç şarj istasyonlarının sürücü tercihleri doğrultusunda optimize edilmesini sağlamaktadır. Saleh (2024), Gri İlişki Analizi ve En İyi-Kötü Yöntemi kullanarak, sürücü ihtiyaçlarına uygun şarj istasyonu planlaması yapmıştır. Bu yaklaşım, hem müşteri memnuniyetini artırmış hem de şarj ağlarının etkinliğini geliştirmiştir. Kullanıcı odaklı planlamanın şehir içi ulaşımda enerji verimliliğini artırmak için önemli bir araç olduğunu göstermiştir [81].

Enerji yönetimi bağlamında, hibrit enerji depolama sistemleri önemli bir avantaj sağlamaktadır. Fekih Hassen vd. (2024), hibrit enerji depolama sistemlerini kullanarak şarj istasyonlarının enerji kullanımını optimize etmişlerdir. Bu yöntem, şebeke üzerindeki enerji talebini dengeleyerek hem operasyonel maliyetleri düşürmüş hem de yenilenebilir enerji kaynaklarının entegrasyonunu kolaylaştırmıştır. Bu tür hibrit yaklaşımlar, sürdürülebilir enerji yönetimi hedeflerine ulaşmak için güçlü bir çözüm sunmaktadır [82].

Hibrit yaklaşımlar ayrıca lojistik ve enerji tüketimi optimizasyonunda geniş bir uygulama alanına sahiptir. Bhattacharjee ve arkadaşları (2025), enerji yönetim sistemlerini geliştirmek için bir meta-model kullanarak hibrit bir yaklaşım geliştirmişlerdir. Bu yaklaşımın uygulama sonuçlarında yakıt tüketimini azalttığı ve lojistik operasyonların verimliliğini artırdığı belirlenmiştir. Bu tür uygulamalar, elektrikli araç şarj ağlarının hem çevresel hem de ekonomik sürdürülebilirlik hedeflerine katkı sağlamaktadır [83].

Hibrit yaklaşımlarına ilişkin çalışmalar incelendiğinde, bu yaklaşımların esnekliği artırdığı, farklı problemleri çözmek için adapte edilebilir ve kullanıcı ihtiyaçlarına göre kişiselleştirilmiş çözümler sunduğu görülmektedir. Bu özellikleri sayesinde hibrit modeller, elektrikli araç şarj ağlarının gelecekteki genişlemesi ve sürdürülebilirliği için önemli ve etkili bir araç olarak öne çıkacağı düşünülmektedir.

2.6.1. Hibrit Algoritmaların Tanımı ve Gelişimi

Hibrit algoritmalar, optimizasyon ve problem çözme süreçlerinde birden fazla algoritmanın

güçlü yönlerini birleştirerek daha etkili ve sağlam çözümler üreten yöntemlerdir. Bu algoritmalar, özellikle karmaşık ve çok değişkenli problemlerin çözümünde önemli bir rol oynamaktadır. Hibrit yaklaşımlar, meta-sezgisel algoritmaların (örneğin, genetik algoritmalar, parçacık sürü optimizasyonu) yerel arama yöntemleri veya diğer optimizasyon teknikleriyle birleştirilmesiyle oluşturulmaktadır. Bu özellik, hibrit algoritmaların hız ve doğruluk sağlamasının yanında ayrıca farklı problemlere uyarlanabilir olmasını da sağlamaktadır. Hibrit algoritmaların esnek yapısı, farklı problemler için daha verimli çözümler üretmelerine olanak tanımaktadır Örneğin, Zhang vd. (2025), Jaya algoritması ile diferansiyel evrim algoritmasını birleştirerek mühendislik problemlerinde global optimuma ulaşmayı başarmışlardır. Bu tür kombinasyonlar, sorunlar karşısında etkili sonuçlar elde etmeyi mümkün kılmaktadır [84].

Hibrit algoritmaların gelişimi, bilgisayar mühendisliği ve yapay zeka alanındaki teknolojik ilerlemelerle hızlanmıştır. İlk hibrit algoritmalar, temel meta-sezgisel yöntemlerin kombinasyonlarından oluşurken, günümüzde makine öğrenimi, derin öğrenme ve büyük veri teknikleriyle birleştirilerek daha gelişmiş hale gelmiştir. Silva vd. (2024), enerji sistemleri optimizasyonunda yapay bağışıklık sistemlerini genetik algoritmalarla entegre ederek karmaşık problemlere ve 2030 yılında öngörülen enerji kaynakları ve iklimsel değişiklikler için çözüm yolları önermişlerdir [85].

Hibrit algoritmaların önemi, karmaşık problemler için esnek ve çok yönlü çözümler sunabilme yetenekleri sayesinde artmaktadır. Bu yetenekler devam eden bölümde belirtildiği gibi özetlenebilir:

- **Enerji ve Zaman Tasarrufu:** Hibrit yaklaşımlar, optimizasyon süreçlerini hızlandırarak işlem maliyetlerini düşürmektedir.
- **Global ve Yerel Optimizasyon Dengesi:** Farklı yaklaşımlarla entegre çalışarak global optimuma ulaşma şansını artırmaktadır.
- **Karmaşık Problemleri Çözme Yeteneği:** Çok değişkenli ve dinamik sistemler için uyarlanabilir çözümler sunmaktadır [78].

Hibrit algoritmaların modern optimizasyon problemlerinde giderek artan bir şekilde kullanıldığı görülmektedir. Bu algoritmaların tanımı ve gelişimi, teknolojik ilerlemelerle desteklenerek enerji, ulaşım, yapay zeka ve lojistik gibi farklı alanlarda yeni fırsatlar yaratmıştır. Hibrit yaklaşımlar, günümüzde daha iyi çözümler sunmaktadır ancak bu yaklaşımların gelecekte daha karmaşık problemlerin çözümünde de anahtar bir rol

oynayacağı düşünülmektedir.

2.6.2. K-Means, Genetik Algoritmalar ve Benzetilmiş Tavlama Kombinasyonları

Hibrit algoritmalar, optimizasyon süreçlerinde farklı algoritmaların güçlü yönlerini bir araya getirerek daha verimli ve etkili çözümler üretmeyi hedeflemektedir. K-Means, genetik algoritmalar ve benzetilmiş tavlama kombinasyonları, bu amaca hizmet eden güçlü hibrit yaklaşımlar arasında yer almaktadır. İki algoritmanın birleştirilmesiyle başlayan bu süreç, üçünün bir araya getirilmesiyle daha kapsamlı ve karmaşık problemlere yönelik çözümler sunmaya başlamıştır.

K-Means ve genetik algoritmaların kombinasyonu, kümeleme ve evrimsel optimizasyon yeteneklerini birleştirerek daha iyi sonuçlar üretmek için kullanılmaktadır. K-Means, başlangıç popülasyonlarını oluşturmak ve veri kümelerini analitik olarak bölmek için kullanılırken genetik algoritmalar bu kümeler arasındaki ilişkileri optimize ederek global optimuma ulaşmayı sağlamaktadır. Weng ve arkadaşları (2025), bu yaklaşımı acil durum lojistiğinde araçların çok depolu rotalama problemini çözmek için kullanmış ve bu yaklaşımın çözüm süresini önemli ölçüde kısalttığını belirlemişlerdir [86]

K-Means ve benzetilmiş tavlama, özellikle kümeleme ve yerel optimizasyon süreçlerini birleştirerek daha etkili sonuçlar elde etmeyi hedeflemektedir. K-Means, veri kümelerini bölme ve başlangıç noktalarını belirleme sürecinde kullanılırken, benzetilmiş tavlama, bu kümeleme sonuçlarını optimize ederek daha iyi bir çözüm sunmayı sağlamaktadır. Bu yaklaşım, coğrafi optimizasyon problemleri, enerji yönetimi ve lojistik uygulamalarda geniş bir şekilde kullanılmaktadır. Örneğin, Yue ve Zhang (2024), K-Means ve benzetilmiş tavlama algoritmalarını insansız hava araçları için rota planlamasında uygulamışlardır. Çalışmada, K-Means algoritması ile rotaların başlangıç konumları belirlenmiş, ardından benzetilmiş tavlama kullanılarak bu rotalar optimize edilmiştir. Bu yaklaşım, toplam enerji tüketimini ve uçuş sürelerini azaltarak maliyet etkinliğini artırmıştır [87].

Genetik algoritmalar ve benzetilmiş tavlama, birbirini tamamlayan güçlü optimizasyon yöntemleridir. Genetik algoritmalar, çözüm yollarını geniş bir şekilde keşfetme ve global optimuma ulaşma yeteneği ile, benzetilmiş tavlama yerel çözümleri hassas bir şekilde optimize ederek mevcut çözümü geliştirme kapasitesine sahiptir. Bu iki algoritmanın birleştirilmesi, karmaşık ve çok değişkenli problemlerde etkili sonuçlar sunmaktadır. Örneğin, genetik algoritmalar ve benzetilmiş tavlama şarj istasyonlarının yerleşim planlamasında başarılı bir şekilde uygulanmıştır. Rao vd. (2024), bu yöntemi kullanarak

enerji tüketimini ve kullanıcıların bekleme sürelerini optimize eden bir model geliştirmiştir [3]. Benzer şekilde Bhattacharjee vd. (2025), hibrit bir genetik algoritmalar ve benzetilmiş tavlama algoritması kullanarak çok depolu araç rotalama problemine çözüm getirmişlerdir. Bu yöntem, yakıt tüketimini minimize ederken teslimat sürelerini iyileştirmiştir [83].

K-Means, genetik algoritmalar ve benzetilmiş tavlama algoritmaları, özellikle karmaşık optimizasyon problemlerinde kullanılan bir hibrit yaklaşım olarak ön plana çıkmaktadır. Bu yöntem, verilerin kümelenmesi ve daha sonra çözümlerin optimize edilmesi için bir araya getirilmiş algoritmaların gücünden yararlanmaktadır. K-Means, başlangıç kümelenmesi sağlarken, genetik algoritmalar çözüm yöntemini etkili bir şekilde araştırır. Benzetilmiş tavlama ise çözümler arasında daha derin bir arama yaparak global en iyi sonuca ulaşma olasılığını artırır. Bu kombinasyon, özellikle lojistik, rota planlama ve yük taşımacılığı gibi alanlarda uygulanmaktadır. Eker (2020) çalışmasında, K-Means ve benzetilmiş tavlama yöntemlerinin kapasite kısıtlı araç rotalama problemi üzerinde kullanıldığı bir hibrit algoritma önermiştir. Çalışma, bulanık kümelenme yaklaşımlarını kullanarak başlangıç çözümü oluşturmuş ve bu çözümü benzetilmiş tavlama algoritması ile optimize etmiştir. Yöntem, lojistik problemlerinde daha kısa rotalar ve maliyet düşüşleri sağlamıştır [88]. Kaş (2023), çalışmasında, genetik algoritma ve benzetilmiş tavlama kombinasyonunu yük taşımacılığı optimizasyonu için kullanmıştır. Çalışma, karınca kolonisi algoritması ve K-Meansla entegre edilen hibrit bir yaklaşım sunmuş, bu sayede rota planlama performansını iyileştirmiştir. Çalışmada geliştirilen yöntem, karmaşık veri kümelerinde etkili sonuçlar elde edilmesini sağlamıştır [89].

2.7. Literatürdeki Benzer Çalışmalar

Montazeri vd. (2006), hibrit araçlarda enerji yönetim stratejilerinin optimizasyonu için genetik algoritmalar kullanmışlardır. Çalışmada, yakıt tüketimi ve emisyonları azaltmayı hedefleyen bir kontrol stratejisi geliştirilmiştir. Avrupa, ABD ve İran'a özgü sürüş döngüleri üzerinde yapılan simülasyonlar, genetik algoritmanın çoklu hedef optimizasyonunda etkili olduğunu göstermiştir [90].

Marikanis ve Marikani (2010) çalışmalarında araç rotalama problemlerinde genetik algoritmalar ve parçacık sürü optimizasyonunun hibrit bir kombinasyonu uygulamışlardır. Bu yaklaşım, genetik algoritmaların global arama yeteneklerini yerel iyileştirme süreçleriyle birleştirerek daha hızlı ve etkin çözümler üretmiştir. Özellikle, büyük ölçekli araç rotalama problemlerinde hesaplama sürelerini önemli ölçüde azaltmıştır [91].

Önder (2011), çalışmasında İstanbul Halk Ekmek için çok depolu araç rotalama problemini çözmek amacıyla genetik algoritma ve parçacık sürü optimizasyonu yöntemlerini birleştirmiştir. Bu yaklaşım, dağıtım maliyetlerini düşürmüş ve araç rotalarını optimize etmiştir. Çalışma, lojistikte sezgisel ve meta-sezgisel yöntemlerin etkinliğini göstermektedir [92].

Ji ve Huang (2012) çalışmalarında K-Means algoritmasını yapay balık sürüsü algoritması ile birleştirerek lojistik dağıtım problemlerine yönelik bir çözüm geliştirmişlerdir. Bu yaklaşım, hesaplama sürelerini azaltırken algoritmanın yakınsama hızını artırmış ve lojistik maliyetleri düşürmüştür. Ayrıca, çoklu hedef ve kısıtların bulunduğu zor problemler için etkili çözümler sunmuşlardır [93].

Vahdani vd. (2012) çalışmalarında araç rotalama ve çizelgeleme problemini çözmek için parçacık sürü optimizasyonu, benzetilmiş tavlama ve değişken komşuluk arama gibi meta-sezgisel yöntemlerin birleştirildiği bir hibrit algoritma önermiştir. Çalışmada, çapraz yükleme sistemlerinde verimliliği artırmak ve taşımacılık maliyetlerini minimize etmek amaçlanmıştır [94].

Deniz (2016), veri madenciliği teknikleriyle yakıt tüketimi ve emisyon seviyelerini analiz ederek, araçların çevresel etkilerini azaltmaya yönelik çözümler üretmiştir. K-Means ve diğer segmentasyon algoritmalarını kullanarak, enerji tüketimi ve karbon salınımını azaltan stratejiler geliştirmiştir. Çalışma, araç optimizasyonunda büyük veri analitiğinin önemini vurgulamaktadır [95].

Shirazi ve Mirabedin (2016), çalışmalarında Mobil Ad-hoc ağları için dinamik bir K-Means algoritması geliştirmiş, rota optimizasyonundaki gecikme ve enerji tüketimi gibi problemleri çözmeyi hedeflemiştir. Bu algoritma, hareketli düğümler arasında daha verimli iletişim yolları belirleyerek ağ performansını artırmıştır [96].

Alegre vd. (2017), çalışmalarında elektrikli ve paralel hibrit araçların modellemesi ve şarj istasyonlarının planlanması üzerine odaklanmışlardır. MATLAB/Simulink ortamında gerçekleştirilen simülasyonlarla, araç dinamiği ve batarya performansı gibi değişkenlerin etkileri incelenmiştir. Ayrıca, coğrafi bilgi sistemi ve genetik algoritmalar kullanılarak şarj istasyonlarının optimum konumlandırılması yapılmıştır. Geliştirilen modelin maliyetleri azaltarak hizmet kalitesini artırdığı sonucuna ulaşmışlardır [97].

Mohammed vd. (2017), öğrenci taşımacılığında okul servislerinin rotalarının optimize edilmesi için genetik algoritmalar kullanmıştır. Çalışma, yakıt tüketimini azaltma,

taşımacılık maliyetlerini düşürme ve ulaşım sürelerini kısaltma gibi hedeflerle gerçekleştirilmiştir. Çalışma sonucu genetik algoritmanın karmaşık problemleri çözme yeteneğini göstermiştir [98].

Çelik (2018) çalışmasında, bulut bilişim ortamında görev çizelgeleme problemini ele almıştır. Bu NP-zor problem için, benzetilmiş tavlama tabanlı bir metasezgisel çözüm geliştirilmiş ve seri ile paralel uygulamaları tasarlanmıştır. Paralel versiyon için OpenMP kullanılmıştır. Bu yöntem, ilgili alandaki çalışmalara göre daha iyi sonuçlar elde ederek bulut bilişimde etkili bir çizelgeleme sağlayabildiğini göstermiştir [99].

Davoodi vd. (2019), araç rotalama problemi için hibrit bir optimizasyon yöntemi önermiştir. Önerilen yöntem, yapay arı kolonisi ve genetik algoritmayı birleştirerek çözüm elde etmeyi amaçlamaktadır. Çalışma, müşteri hizmet maliyetlerini azaltmaya ve rota optimizasyonu yapmaya odaklanmıştır. Simülasyon sonuçları, algoritmanın hızlı bir şekilde etkili çözümler üretebildiğini göstermektedir [100].

Güzey vd. (2020), otonom kara ve hava araçları için hasat optimizasyonuna odaklanmışlardır. K-Means algoritmasını, tarım arazisinde otonom araçların hareketlerini optimize etmek ve durak yerlerini belirlemek için kullanmışlardır. Bu yaklaşım, hasat sürelerini kısaltmış ve enerji verimliliğini artırmıştır [101].

Al-Khayyat ve İbrahim (2020), çalışmalarında kablosuz sensör ağları için rota optimizasyonu üzerine odaklanmışlardır. K-Means ve karınca kolonisi algoritmasını birleştirerek, enerji tüketimini en aza indirirken iletişim verimliliğini artırmayı hedeflemişlerdir. Bu yaklaşım, kablosuz sensör ağlarının düğümleri arasında daha az enerji harcayan rotalar belirleyerek sensör ömürlerini uzatmıştır [102].

Urazel ve Keskin (2021), Elektrikli araçlar için bir rotalama problemi, genetik algoritma ve benzetilmiş tavlama yöntemlerini birleştiren hibrit bir algoritma ile çözülmüştür. Bu çalışma, enerji tüketimi, şarj süreleri ve zaman pencerelerini içeren bir modelle, elektrikli araçların rotalama problemlerini daha etkili bir şekilde çözmeyi amaçlamıştır. Çalışma sonuçları, hibrit algoritmanın genetik algoritmaya göre daha iyi sonuçlar elde ettiğini göstermiştir [103].

Şahin vd. (2021), heterojen filolar için yeşil araç rotalama problemini ele almıştır. Benzetilmiş tavlama yöntemi kullanılarak, minimum emisyon hedefiyle çevresel olarak duyarlı çözümler geliştirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, toplam mesafede %38,5 ve emisyon değerinde %86,7 oranında iyileştirme sağlamıştır [104].

Dörtköşe vd. (2022) çalışmalarında elektrikli araç şarj istasyonlarının konumlandırılması problemini ele almıştır. Akış yakıt ikmal yer modeli ve ağırlıklı toplam yöntemi kullanılarak çok amaçlı bir çözüm geliştirilmiştir. Çalışma, Türkiye'de şarj istasyonlarının maliyet etkin bir şekilde yerleştirilmesi üzerine odaklanmıştır [105].

Büyüközdemir (2023), araç rotalama problemleri için kümeleme algoritmalarını kullanarak veri işleme yöntemleri geliştirmiştir. K-Means algoritmasını, rotaların zaman ve maliyet açısından optimizasyonuna ön hazırlık olarak uygulamış ve meta-sezgisel yöntemlerle rotalama verimliliğini artırmayı başarmıştır. Çalışma, lojistik operasyonlarda hem maliyetleri düşürmüş hem de teslimat sürelerini iyileştirmiştir [106].

Yılmaz (2023), elektrikli araçların rotalama problemlerine yönelik değişken komşuluk arama algoritmalarını kullanmıştır. Çalışma, elektrikli araçlar için rotalama problemini zaman penceresi ve eş zamanlı toplama/dağıtım kısıtları ile ele almış ve büyük boyutlu problemler için etkili sezgisel çözümler geliştirmiştir. [108].

3. MATERYAL ve YÖNTEM

Bu bölümde, çalışmada kullanılan veri seti ve uygulanan yöntemlerle ilgili detaylar yer almaktadır.

3.1. Materyal

Bu çalışmanın ana verileri, İstanbul'daki halka açık elektrikli araç şarj istasyonlarının konum bilgilerini içermektedir. Bu kapsamda, her şarj istasyonuna ait enlem, boylam, istasyon ismi bilgilerinden oluşan bir veri seti hazırlanmıştır. Veri seti, şarj istasyonlarının etkin bir şekilde yönetilmesi ve rota optimizasyonu yapılabilmesi amacıyla derlenmiştir.

Veri Dosyası: Çalışmada kullanılan veri seti, İstanbul'daki halka açık 100 elektrikli araç şarj istasyonuna ait verileri içermektedir. Her bir satır, bir şarj istasyonunu temsil etmekte ve her istasyon için enlem, boylam ve isim gibi temel veriler yer almaktadır. Bu veriler, istasyonların yerleri arasındaki mesafeleri hesaplamak, kümelenme işlemleri ve rota optimizasyonu gibi analizler için temel alınmıştır.

API ve Harita Kaynakları: Veri görselleştirme ve konum tabanlı rota planlaması amacıyla Google Maps API ve gmplot kütüphanesi kullanılmıştır. Google Maps API, harita üzerinde şarj istasyonlarının doğru bir şekilde gösterilmesi ve kümelenmiş istasyonlar arasındaki en uygun rotaların belirlenmesi için kritik bir rol oynamaktadır. API, gerçek zamanlı veri sağlayarak, algoritmaların hesapladığı rotaların optimize edilmesine olanak tanımaktadır. Gmplot ise, belirli güzergahların harita üzerinde görselleştirilmesine olanak sağlayan bir araç olarak kullanılmıştır.

Python Kütüphaneleri: Veri analizi ve algoritma uygulamaları için Python programlama dili tercih edilmiştir. Python, güçlü veri işleme ve analiz kütüphanelerine sahip olması nedeniyle bu çalışma için ideal bir dil olarak seçilmiştir. Temel kütüphaneler arasında Pandas, NumPy, gmplot, math ve random yer almaktadır.

3.2. Yöntem

Bu çalışmada, elektrikli araç şarj istasyonları arasındaki ulaşımı sağlayacak rotanın optimizasyonu için beş aşamalı bir yaklaşım kullanılmaktadır. İlk aşamada, verilerin düzgün bir şekilde işlenmesi ve optimizasyon algoritmalarının uygulamaya uygun hale getirilmesi amacıyla veri ön işleme işlemi gerçekleştirilmektedir. Bu adımda, şarj istasyonlarına ait gerekli coğrafi bilgiler düzenlenmekte ve optimize edilecek veriler belirli bir formata getirilmektedir. Verilerin hazırlanmasının ardından, şarj istasyonlarının coğrafi

yakınlıklarına göre gruplandırılması amacıyla K-Means Kümeleme algoritması kullanılmaktadır. Bu algoritma, şarj istasyonlarını kümeler halinde gruplayarak her bir küme için belirli bir rota oluşturulmasına olanak tanımaktadır. Üçüncü aşamada, her bir küme içindeki şarj istasyonlarının sıralamasını optimize etmek için Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing) algoritması uygulanmaktadır. Bu algoritma, küme içindeki noktaların sırasını, toplam mesafeyi minimize edecek şekilde düzenleyerek daha verimli bir rota elde edilmesini sağlamaktadır. Dödüncü aşama, kümeler arasındaki en kısa ve en verimli rotayı belirlemek için Genetik Algoritma kullanılmaktadır. Genetik algoritma, kümeler arasındaki bağlantıları optimize ederek tüm sistemin genel verimliliğini artırmaktadır. Bu dört aşamalı süreç, her biri belirli bir optimizasyon amacı güden matematiksel yöntemlerle şarj istasyonları arasındaki ulaşım rotasını daha verimli hale getirecek şekilde uygulanmaktadır. Son olarak beşinci aşamada ise oluşturulan rotanın görselleştirilmesi ve harita çizilmesi sağlanmaktadır.

3.2.1. Veri Ön İşleme

Veri ön işleme aşamasında, istasyonların bulunduğu konum verileri Pandas kullanılarak okunmuş ve analiz edilecek uygun formata getirilmiştir.

Koordinatların Ayrılması: Şarj istasyonlarına ait enlem ve boylam bilgileri coordinates adı verilen bir listeye aktarılmıştır. Böylece her bir şarj istasyonunun konumu çiftler halinde tutulmuştur.

İstasyon Adlarının Ayrılması: Şarj istasyonlarının isimleri de names adı verilen bir listeye alınmıştır.

Bu veri seti üzerinde kümelenme, küme içi rota optimizasyonu ve kümeler arası rota optimizasyonu yapılmaya hazır hale getirilmiştir. Kullanılan veri seti içerisinden rastgele alınan 10 veri Tablo 4'de paylaşılmıştır.

Tablo 4. Veri setinden rastgele seçilmiş 10 örnek.

Şarj Noktası	Enlem	Boylam
Optimum Metro	40.910919	29.296356
Nuvo Dragos	40.917536	29.159728
Gesan	40.943433	29.137293
Up City Flats	40.934643	29.21515
RES	40.979457	29.267345

Sultanbeyli TEM	40.958642	29.289594
Ritim İstanbul	40.960240	29.159271
Göztepe Bağlantı Yolu	40.910919	29.187367
Aydos	40.961621	29.219283
Bostancı	40.956555	29.103615

3.2.2. K-Means Algoritması ile Lokasyonları Kümeleme

Bu adımda şarj istasyonu noktalarının coğrafi koordinatları kullanılarak K-Means Kümeleme algoritması uygulanmaktadır. K-Means, verileri, her birinin merkez noktası (centroid) olan k adet kümeye ayıran bir algoritmadır. Bu algoritma, her bir noktanın en yakın centroid'e atanmasıyla kümeleri oluşturur ve centroid'lerin konumları, kümeler içindeki noktaların ortalaması alınarak güncellenir. Bu işlem belirli bir iterasyon sayısına kadar devam eder. Sonuç olarak, elektrikli araç şarj istasyonları, konumlarına göre kümelenmiş olur.

K-Means algoritmasının avantajı, büyük veri setlerinde hızlı bir şekilde kümeler oluşturulabilmesi ve bu kümeler içinde istasyonlar arasındaki mesafenin minimize edilmesidir. Bu aşamada, şarj istasyonları birbirine yakın olan coğrafi bölgelerde gruplanır, bu da daha sonraki optimizasyon adımlarının verimli bir şekilde uygulanmasını sağlar. İlerleyen bölümde K-Means algoritmasının uygulanma aşamaları detaylandırılmıştır

1. Başlangıç Merkezlerinin Seçilmesi: Belirlenen k değerine göre k adet merkez noktası (centroid) rastgele seçilir. Bu merkezler, başlangıçta veri setindeki rastgele k istasyondan alınır.

2. Noktaların Küme Merkezlerine Atanması: Her bir şarj istasyonu, en yakın merkeze atanır. Bu işlem için Euclidean (Öklid) mesafesi kullanılmıştır:

$$d(x, y) = \sqrt{((x_1 - y_1)^2 + (x_2 - y_2)^2)}$$

3. Küme Merkezlerinin Güncellenmesi: Her küme için yeni merkez, küme içinde bulunan noktaların ortalaması alınarak güncellenir. Bu işlem, kümelerin daha dengeli bir şekilde dağılmasını sağlar:

$$C_i = (1 / n) \sum x_j$$

4. Tekrar Adımı: Noktalar tekrar merkezlere atanır ve merkez güncellenmesi yapılır. Bu süreç, merkezler ve kümeler değişmez hale gelene veya belirli bir iterasyon sınırına ulaşana kadar devam eder.

Bu işlemler sonucunda, yakın konumlarda yer alan istasyonlar kümelere ayrılmış ve rota optimizasyonu için uygun hale getirilmiştir.

3.2.3. Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing) Algoritması ile Kümeler İçindeki Rotaların Optimizasyonu

Kümelenmiş noktaların her biri Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing) algoritması ile optimize edilmektedir. Benzetilmiş Tavlama, ısıtma (annealing) sürecine benzer bir şekilde, başlangıçta yüksek bir sıcaklık değeriyle başlamakta ve zamanla sıcaklık düşürülerek çözüm uzayında en iyi çözüm aranmaktadır.
Bu aşamada, kümeler içerisindeki her bir noktanın sıralaması, minimum mesafeyi elde edebilmek için değiştirilmektedir. İlk olarak, rastgele iki nokta seçilmekte ve yer değiştirilmekte, ardından bu değişikliğin sonucu olarak toplam mesafe hesaplanmaktadır. Eğer bu yeni çözüm, mevcut çözümden daha kısa bir mesafeye sahipse, bu çözüm kabul edilmektedir. Ayrıca, daha uzun mesafeye sahip bir çözüm bulunması durumunda, bu çözüm belirli bir olasılıkla kabul edilmektedir. Bu olasılık, sıcaklığın yüksek olduğu başlarda daha yüksek olmakta ve sıcaklık düştükçe azalmaktadır. Bu yöntemle algoritma, düşük mesafe ve optimal çözüm için iteratif olarak ilerlemektedir.
Benzetilmiş Tavlama algoritması her bir küme içerisindeki şarj istasyonları için en verimli rotayı oluşturmaktadır. İlerleyen bölümde, Benzetilmiş Tavlama algoritmasının uygulanma aşamaları detaylı bir şekilde açıklanmaktadır.

- **Başlangıç Durumu ve İlk Çözüm Seçimi**

İlk olarak, şarj istasyonlarının sıralaması rastgele belirlenmektedir. Bu sıralama, algoritmanın başlangıç çözümü olarak kabul edilmektedir. Genellikle mevcut küme içindeki noktaların herhangi bir sırasıyla oluşturulmaktadır.

- **Enerji Fonksiyonu**

Her çözümün kalitesi bir 'enerji' fonksiyonu ile değerlendirilmektedir. Bu fonksiyon, sıralamanın toplam mesafesini veya maliyetini hesaplamaktadır. Enerji fonksiyonu;

$$E(x) = \sum_{i=1}^{n-1} d(x_i, x_{i+1})$$

Burada $d(x_i, x_{i+1})$ iki nokta arasındaki mesafeyi (örneğin, Öklid mesafesi) temsil etmektedir.

- **Komşu Çözüm Üretimi**

Mevcut çözüm x üzerinden küçük bir değişiklik yapılarak komşu çözüm x' üretilmektedir. Bu değişiklik genellikle iki noktanın yer değiştirilmesi ile yapılmaktadır.

$$x' = \text{Swap}(x_i, x_j)$$

Burada i ve j, seçilen iki rastgele noktayı temsil etmektedir.

- **Kabul Kriteri**

Yeni çözüm, mevcut çözüm ile karşılaştırılarak değerlendirilmektedir. Eğer yeni çözüm, toplam mesafe açısından daha düşük bir enerji seviyesine sahipse, bu çözüm doğrudan kabul edilmektedir. Ancak, yeni çözüm daha yüksek bir enerji seviyesine sahipse, yine de kabul edilme olasılığı bulunmaktadır. Bu olasılık, sıcaklık parametresine bağlı bir fonksiyon ile belirlenmektedir. Sıcaklık parametresi, algoritmanın başlangıçta daha geniş bir çözüm alanını keşfetmesine olanak tanımakta, süreç ilerledikçe ise bu olasılık azalarak sistemin daha iyi çözümleri seçmeye yönelmesini sağlamaktadır. Bu yöntem, optimum çözümün bulunması sırasında yerel minimumlara takılma riskini azaltmak amacıyla uygulanmaktadır.

- **Soğuma Programı**

Algoritmanın sıcaklık parametresi T, zamanla azalır. Bu soğuma süreci genellikle T_{new} formülü ile ifade edilmektedir.

$$T_{new} = \alpha * T_{old}$$

Burada α genellikle 0.9 ile 0.99 arasında bir değere sahiptir ve sıcaklığın azalma oranını belirlemektedir.

- **Durma Kriteri**

Algoritma, belirli bir iterasyon sayısına ulaşıldığında veya sıcaklık T çok düşük bir seviyeye indiğinde sonlandırılmaktadır. Sonuç olarak elde edilen çözüm, en iyi sıralamadır.

3.2.4. Genetik Algoritma ile Kümeler Arası Optimum Rotanın Bulunması

Bu adımda, Genetik Algoritma (GA) kullanılarak kümeler arasındaki noktalar için en uygun rota belirlenmektedir. Genetik Algoritma, biyolojik evrim süreçlerine dayalı bir optimizasyon tekniği olup, çözüm uzayında genetik varyasyonları (mutasyonlar ve çaprazlamalar) kullanarak daha iyi çözümler üretmeyi hedeflemektedir.

Bu aşamada, kümeler arasındaki yolculuğu optimize etmek için her bir çözüm, kümelerin sırasını temsil eden bir permütasyon (genetik popülasyon) olarak ifade edilmektedir. İlk nesil çözümler, rastgele oluşturulmakta ve ardından, toplam mesafeleri minimize eden performans kriterlerine göre değerlendirilmektedir. Daha başarılı çözümler (daha kısa mesafelerle sonuçlanan) seçilmekte ve yeni bir nesil oluşturulurken bu çözümler kullanılmaktadır. [107]

Yeni nesillerin oluşturulması sırasında çaprazlama (crossover) işlemi uygulanmaktadır. Bu işlem, iki çözümün (ebeveynlerin) genetik bilgilerini birleştirerek yeni bir çözüm üretmektedir. Ayrıca, çeşitliliği artırmak ve daha önce keşfedilmemiş çözümlere ulaşmak için bazı bireyler üzerinde mutasyonlar gerçekleştirilmektedir. Mutasyon işlemi, çözüm uzayında daha geniş bir arama yapılmasını sağlayarak algoritmanın yerel minimumlara takılmasını önlemektedir.

Genetik Algoritma, kümeler arasındaki rotayı optimize etmek için, her iki küme arasındaki mesafeleri minimize edecek en iyi rotayı belirlemeyi hedeflemektedir. Bu süreç, elektrikli araçların şarj istasyonları arasında en kısa ve en verimli yolların bulunmasını sağlamaktadır. Ayrıca, algoritma, çözüm uzayını iteratif bir şekilde keşfederek her nesilde daha iyi sonuçlara ulaşmayı amaçlamaktadır. Böylece, genel optimizasyon sürecine önemli bir katkı sunmaktadır. İlerleyen bölümde, Genetik Algoritma'nın uygulanma aşamaları detaylı bir şekilde açıklanmaktadır. [108]

- **Başlangıç Popülasyonunun Oluşturulması**

Genetik Algoritma sürecine başlarken, kümeler arasındaki tüm geçiş noktalarını temsil eden

bir başlangıç popülasyonu oluşturulmaktadır. Bu popülasyon, her küme çifti için rastgele çözüm çiftlerinden oluşmaktadır. Bu çiftler, kümeler arasında olası yolları ve geçişleri ifade etmektedir. Rastgele oluşturulan bu çözümler, algoritmanın çözüm uzayında geniş bir başlangıç noktası ile başlamasını sağlamaktadır.

- **Uygunluk (Fitness) Değerlendirmesi**

Her bir çözüm çiftinin uygunluk değeri, kümeler arasındaki toplam mesafeyi hesaplayarak belirlenmektedir. Bu hesaplama genellikle Euclidean mesafesi kullanılarak yapılmaktadır. Çözüm çiftlerinin mesafesi ne kadar kısa ise, o çözümün uygunluk puanı o kadar yüksek olmaktadır. Bu adım, algoritmanın daha iyi çözümleri seçmesine ve optimize etmesine olanak tanımaktadır.

- **Seçim (Selection)**

Uygunluk değerlendirmesi sonucunda, en yüksek uygunluk değerine sahip olan (en kısa mesafeyi sağlayan) çözüm çiftleri bir sonraki nesil için seçilmektedir. Seçim işlemi, genellikle elitizm veya rulet çarkı seçimi gibi yöntemlerle gerçekleştirilmektedir. Bu yöntem, algoritmanın iyi çözümleri koruyarak nesiller boyunca gelişim sağlamasını mümkün kılmaktadır.

- **Çaprazlama (Crossover)**

Seçilen çözüm çiftleri arasında çaprazlama işlemi uygulanmaktadır. Bu işlem, iki çözümün genetik bilgilerini birleştirerek yeni çözümler üretmektedir. Örneğin, bir çözüm çiftinin bir kısmı bir ebeveynden, diğer kısmı ise diğer ebeveynden alınarak yeni bir çözüm oluşturulmaktadır. Çaprazlama işlemi, farklı küme noktalarının kombinasyonlarından oluşan yeni rotaların ortaya çıkmasını sağlamaktadır. [109]

- **Mutasyon (Mutation)**

Mutasyon işlemi, rastgele olarak seçilen bazı çözüm çiftlerinin değiştirilmesini içermektedir. Bu işlem, çözüm uzayında daha geniş bir arama yapılmasını sağlayarak algoritmanın yerel minimumlara takılmasını engellemektedir. Mutasyon oranı genellikle düşük tutulmakta, ancak bu küçük değişiklikler algoritmanın daha iyi çözümler bulmasına önemli katkı sağlamaktadır.

- **Sonlandırma**

Genetik algoritma, önceden belirlenmiş bir iterasyon sınırına ulaştığında veya uygunluk değerleri arasında çok az bir farklılık kaldığında sona erdirilmektedir. Bu durum, algoritmanın en iyi çözüme ulaştığını göstermektedir.

3.2.5. Rota Görselleştirme ve Harita Çizimi

Bu çalışmanın çıktılarının anlaşılır bir şekilde sunulabilmesi amacıyla, elde edilen kümeler ve rotalar görselleştirilerek harita üzerinde ifade edilmektedir. Görselleştirme sürecinde, hem gmplot kütüphanesi hem de Google Maps API etkin bir şekilde kullanılmaktadır. Bu yöntem, şarj istasyonlarının konumlarını ve bu istasyonlar arasındaki optimum rotaları etkili bir şekilde görselleştirmeyi sağlamaktadır. Süreç ilerleyen bölümde belirtilen adımlarla gerçekleştirilmektedir.

- **Google Maps API Kullanımı:**

Haritalama sürecinin ilk adımında, Google Maps API kullanılmaktadır. API, her iki küme arasındaki sürüş rotalarını ve mesafelerini sağlayarak, kümeler arasındaki en kısa rotaların tespit edilmesine olanak tanımaktadır. Google Maps API, konum verilerinin hassas bir şekilde işlenmesini ve görselleştirilmesini mümkün kılmaktadır. Böylece her iki istasyon arasındaki optimum sürüş rotası elde edilmektedir.

- **Rota Çizimi:**

Elde edilen sonuçların harita üzerinde görselleştirilmesi için gmplot kütüphanesi kullanılmaktadır. K-means algoritması ile elde edilen kümeler, birbirinden ayırt edilebilmeleri için farklı renklerle işaretlenmektedir. Ayrıca, kümeler arasında genetik algoritma kullanılarak belirlenen en kısa yollar, harita üzerinde siyah çizgilerle gösterilmektedir. Bu görsel temsil, rotaların optimizasyon süreçlerini açık bir şekilde ortaya koymaktadır ve şarj istasyonları arasında en uygun rotaları net bir şekilde göstermektedir.

- **HTML Dosyasına Aktarma:**

Çizim işlemi tamamlandıktan sonra, oluşturulan harita bir HTML dosyasına kaydedilmektedir. Bu dosya, şarj ağı operatörlerinin saha operasyonlarını kolaylıkla

planlayabilmeleri için interaktif bir rota haritası sunmaktadır. HTML formatında sunulan bu harita, kullanıcıların tüm rotaları inceleyebilmelerine ve gerektiğinde yeniden değerlendirmelerine imkan tanımaktadır.

3.2.6. Süreç Akışı

Çalışma kapsamında izlenen adımlar Tablo 5' de Sözde kod olarak verilmiştir.

Tablo 5. Çalışmanın sözde(pseudo) kodu.

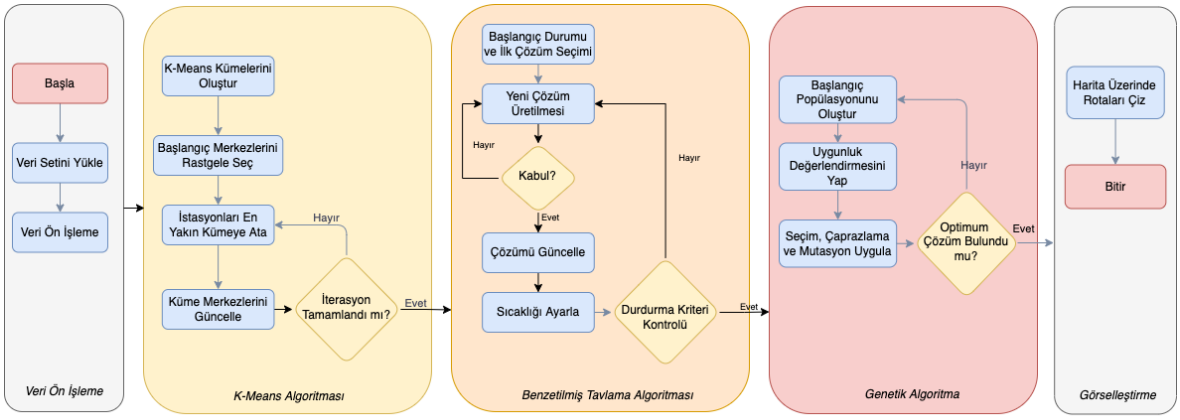
#1 Veri Ön İşleme
Elektrikli araç şarj istasyonu verilerinin işlenmesi ve algoritma parametrelerinin okunması data = electric_vehicle_charging_points max_clusters = params['max_clusters'] mutation_rate = params['mutation_rate'] iterations = params['iterations'] initial_temperature = params['initial_temperature'] cooling_rate = params['cooling_rate']
#2 K-Means ile Lokasyonların Kümelenmesi
K-Means ile yakın olan noktalar kümelenir. kmeans_model = KMeans(n_clusters=max_clusters) kmeans_model.fit(data) cluster_centers = kmeans_model.cluster_centers_ clusters = kmeans_model.labels_
#3 Benzetilmiş Tavlama Algoritması ile Kümeler İçindeki Rotanın Optimizasyonu

# Küme içindeki rotaların optimizasyonu 	
 	
routes = []
for cluster_id in unique(clusters):
  points = data[clusters == cluster_id]
  route = determine_optimal_route_within_cluster(points)
  optimized_route = simulated_annealing(route, initial_temperature, cooling_rate)
  routes.append(optimized_route)

#4 Genetik Algoritma ile Kümeler Arası Rotanın Optimizasyonu
Genetik algoritma ile kümeler arasındaki rotanın optimize edilmesi genetic_algorithm = GeneticAlgorithm(cluster_centers, mutation_rate, iterations) global_route = genetic_algorithm.optimize()
#4 Rota Görselleştirme ve Harita Çizimi
Nihai rotanın oluşturulması ve harita üzerinde çizilmesi

```
final_route = []
for index in global_route:
    final_route.extend(routes[index])
plot_on_map(final_route, cluster_centers)
```

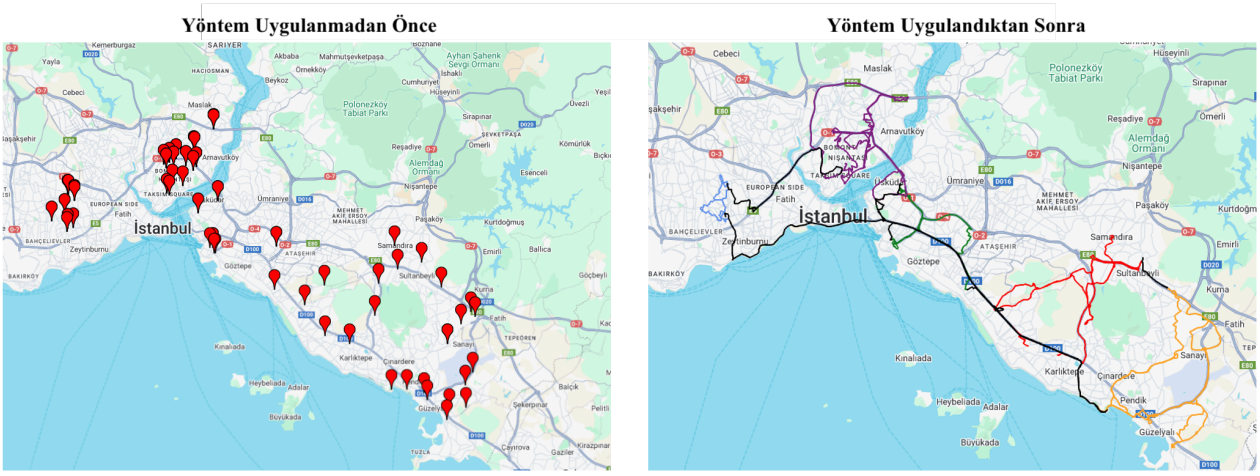
Çalışma kapsamında izlenen adımlar Şekil 8' de akış diyagramı olarak verilmiştir. Bu diyagram, önerilen yöntemin her aşamasını sistematik bir şekilde görselleştirirken, temel olarak beş ana bölümden oluşmaktadır. İlk bölüm, verilerin hazırlanması ve ön işlenmesi adımını içermekte olup, bu aşama veri setinin optimizasyon süreçlerine uygun hale getirilmesini sağlamaktadır. İkinci bölümde, K-Means kümeleme algoritması ile şarj noktaları gruplandırılmakta ve kümelerin merkezleri belirlenmektedir. Üçüncü bölümde, Benzetilmiş Tavlama algoritması kullanılarak, her bir küme içindeki şarj noktalarının sıralaması optimize edilerek rotalar daha verimli hale getirilmektedir. Dördüncü bölümde ise, Genetik Algoritma ile kümeler arasındaki en kısa ve verimli rotalar belirlenmekte, bu sayede küme içi ve küme dışı mesafeler optimize edilmektedir. Son olarak, beşinci bölümde, elde edilen rotalar ve kümeler harita üzerinde görselleştirilmekte, sonuçlar kullanıcılar için daha anlaşılır ve erişilebilir hale getirilmektedir. Her bir adım, optimizasyon sürecinin önemli bir parçasını oluştururken, tüm bu aşamalar bir arada kullanılarak sistemin genel verimliliği artırılmaktadır.



Şekil 8. Tez çalışmasında gerçekleştirilen yaklaşıma ait akış diyagramı.

Önerilen yöntemin çıktısını daha anlaşılır ve etkili bir şekilde sunabilmek amacıyla, şarj istasyonlarının başlangıçtaki konumları ile uygulanan optimizasyon tekniklerinin sonucunda elde edilen optimize edilmiş rota örneği Şekil 9'da sunulmuştur. Yöntem uygulanmadan önce şarj istasyonlarının konumları, mevcut yerleşim düzenine göre harita

üzerinde gösterilmekte olup, optimizasyon ve görselleştirme sonrası sonrasında tüm şarj noktalarını kapsayan bir rotanın oluşturulduğu gözlemlenmektedir. Yöntem uygulandıktan sonra oluşan görüntüde farklı renklerde kümelenmelerin oluştuğu, bu kümelerin ise siyah çizgiyle birbirine bağlandığı gözlemlenmektedir.



Şekil 9. Tez çalışmasında gerçekleştirilen yöntem uygulanmadan önce ve sonra.

4. BULGULAR ve YORUM

Bu bölümde gerçekleştirilen deneyler ve elde edilen sonuçlar detaylandırılmaktadır. Öncelikle kullanılan parametreler açıklanacak, ardından deney süreçleri ve elde edilen sonuçlar değerlendirilecektir.

4.1. Deney Ortamı ve Parametreler

Bu bölümde, önerilen optimizasyon yönteminin performansı, farklı konfigürasyon parametreleriyle yapılan 10 farklı deneme üzerinden değerlendirilmiştir. Her bir konfigürasyonda, K-Means, Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing) ve Genetik Algoritma yöntemleri bir arada kullanılarak, elektrikli araç şarj istasyonlarının konumlarına göre en kısa rotaların hesaplanması amaçlanmıştır. Her bir denemenin sonucunda elde edilen rota optimizasyonu görsel olarak sunulacaktır. Konfigürasyonlar arasında yapılan farklı parametre değişikliklerinin sonuçları, elde edilen optimizasyon başarısını daha iyi anlamamıza yardımcı olacaktır. Deneye tabi olan konfigürasyon bilgileri Tablo 6'da belirtilmiştir.

Tablo 6. Deneye dahil edilen parametre konfigürasyonları.

Parametre Seti	K-Means Küme Sayısı	K-Means İterasyon Sayısı	GA Mutasyon Oranı	GA İterasyon Sayısı	SA Başlangıç Sıcaklığı	SA Soğuma Oranı	SA İterasyon Sayısı
1	3	10	0,1	100	900	0,9	200
2	3	20	0,1	100	900	0,9	200
3	5	20	0,1	100	900	0,9	200
4	5	20	0,05	200	900	0,9	200
5	5	20	0,05	300	900	0,9	200
6	5	20	0,05	300	1000	0,9	300
7	7	30	0,05	300	1200	0,85	300
8	7	30	0,05	300	1000	0,95	350
9	7	30	0,05	300	1000	0,9	500
10	10	30	0,05	500	1000	0,95	800

Tabloda verilen parametrelere ait açıklamalar ilerleyen bölümde yer almaktadır.

K-Means Küme Sayısı: K-Means algoritmasında, verilerin hangi kümelere ayrılacağını belirleyen parametreyi ifade eder. Küme sayısı, algoritmanın veri setini kaç farklı grupta toplayacağına karar verir.

K-Means İterasyon Sayısı: K-Means algoritmasında, kümeler üzerinde yapılan tekrar sayısını belirtir. Bu parametre, algoritmanın kümeleri ne kadar süreyle iyileştireceğini tanımlar. Yüksek iterasyon sayıları daha doğru sonuçlar verebilir ancak hesaplama süresini uzatır.

Genetik Algoritma Mutasyon Oranı: Genetik algoritmalarda, bir çözümün yeni bir çözümle değiştirilmesi sürecinin oranını belirler. Bu oran, çözümün ne kadar "rastgele" değiştirileceğini belirler. Düşük bir mutasyon oranı daha kararlı sonuçlar, yüksek bir oran ise daha fazla çeşitlilik sağlar.

Genetik Algoritma İterasyon Sayısı: Genetik algoritmalarda, bir neslin kaç kez yenileneceğini belirler. Bu parametre, algoritmanın çözüm alanını keşfetme süresiyle ilgilidir. Yüksek iterasyon sayıları daha iyi sonuçlar verebilir, ancak hesaplama zamanını artırır.

Benzetilmiş Tavlama(SA) Başlangıç Sıcaklığı: Benzetilmiş Tavlama (Simulated Annealing) algoritmasında, algoritmanın başlangıç noktasındaki sıcaklık değerini ifade eder. Bu sıcaklık, algoritmanın başlangıçta çözüm uzayında nasıl geniş bir arama yapacağını belirler. Yüksek bir sıcaklık, algoritmanın daha geniş bir arama yapmasına olanak tanır.

SA Soğuma Oranı: Benzetilmiş Tavlama algoritmasında, çözümün zamanla "soğuma" hızını belirler. Soğuma oranı, başlangıçtaki yüksek sıcaklık değerinin nasıl düşeceğini ve algoritmanın daha dar bir arama alanında çözüm aramasını sağlar.

SA İterasyon Sayısı: Simüle Tavlama algoritmasında, her sıcaklık seviyesinde yapılacak iterasyon sayısını belirler. Yüksek iterasyon sayıları, her sıcaklık seviyesinde daha fazla çözüm değerlendirmesi yaparak daha iyi sonuçlar elde edilmesine yardımcı olur.

4.2. Deneyler

4.2.1. Parametre Seti 1

Amaç: Küme sayısının düşük olduğu ve düşük iterasyon sayılarına sahip bir senaryoda temel performansı test etmek. Düşük mutasyon oranı ile daha az çeşitlilik sağlayarak, algoritmanın hızını görmek.

Sonuç: Küme sayısının düşük ve iterasyon sayısının az olması nedeniyle çözüm tam anlamıyla optimize olmamış olabilir. Kümeler daha geniş olur, rotalar tam olarak optimize

edilmemiş olabilir. Ancak işlem süresi hızlıdır.

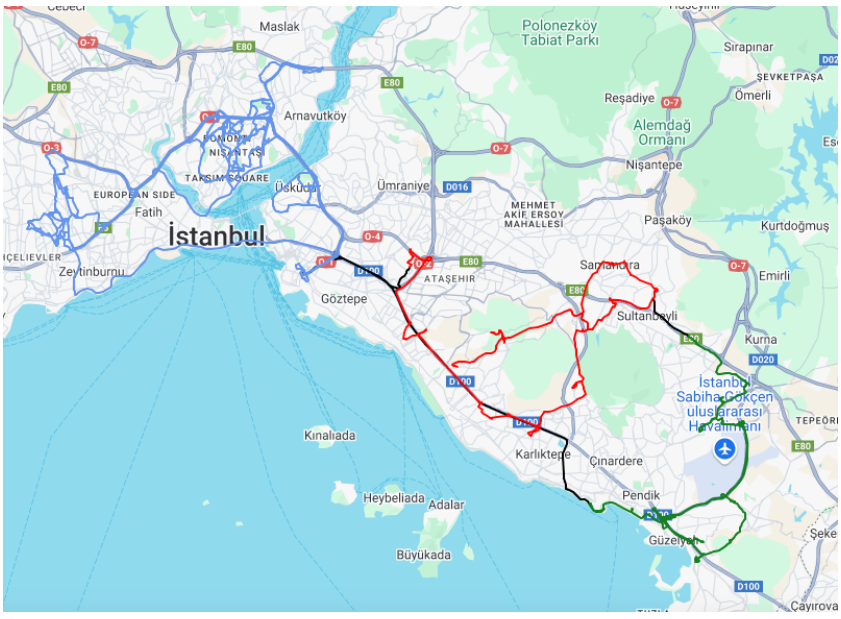


Şekil 10. Parametre seti 1 için sonuç rotası.

4.2.2. Parametre Seti 2

Amaç: Küme sayısının aynı kalıp, iterasyon sayısının artırılması ile çözümün daha hassas ve doğru olmasını sağlamak. Performans ve doğruluk arasındaki dengeyi görmek.

Sonuç: Küme sayısı aynı kalıp iterasyon sayısının artırılması, kümelerin daha doğru bir şekilde ayrılmasını sağlar. Bu da rotaların daha optimize olmasına olanak tanır. İşlem süresi biraz daha uzun olabilir, ancak doğruluk artar.

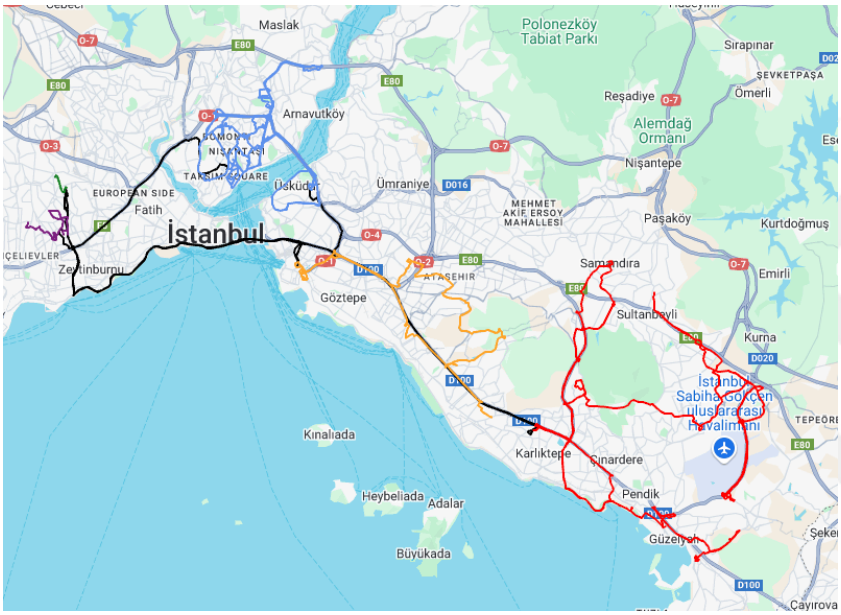


Şekil 11. Parametre seti 2 için sonuç rotası.

4.2.3. Parametre Seti 3

Amaç: Küme sayısının artırılması ile daha fazla çözüm adayı ve daha hassas sonuçlar elde etmek. Kümelerin daha ayrıntılı bir şekilde ayrılmasını sağlamak.

Sonuç: Küme sayısının artırılması, daha fazla çözüm ve ince ayrım ile daha optimize edilmiş sonuçlar sağlar. Ancak işlem süresi önemli ölçüde uzar. Kümeler daha net tanımlanabilir ve sonuçlar daha hassas olabilir.

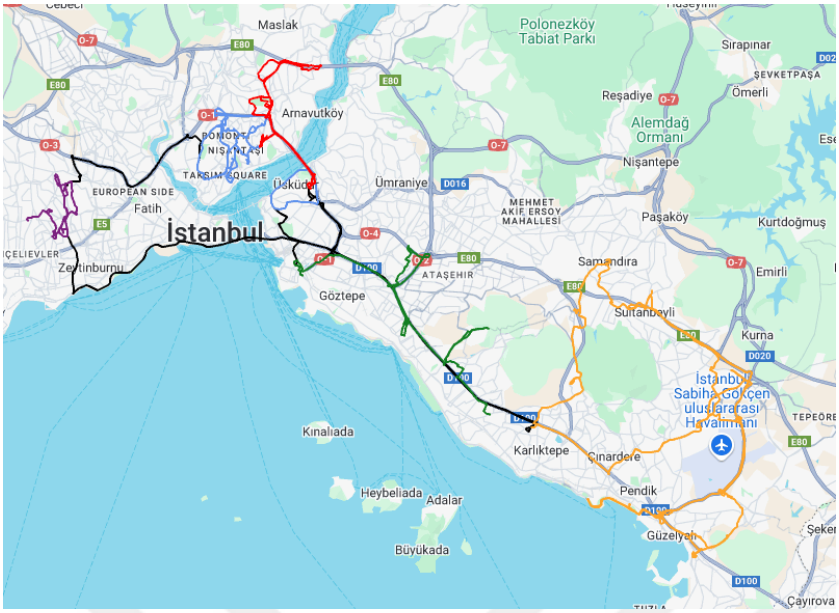


Şekil 12. Parametre seti 3 için sonuç rotası.

4.2.4. Parametre Seti 4

Amaç: Düşük mutasyon oranı ile çözümün kararlılığını artırırken, çeşitliliği sınırlamak. Daha stabil ancak zaman açısından daha uzun süren bir çözüm elde etmek.

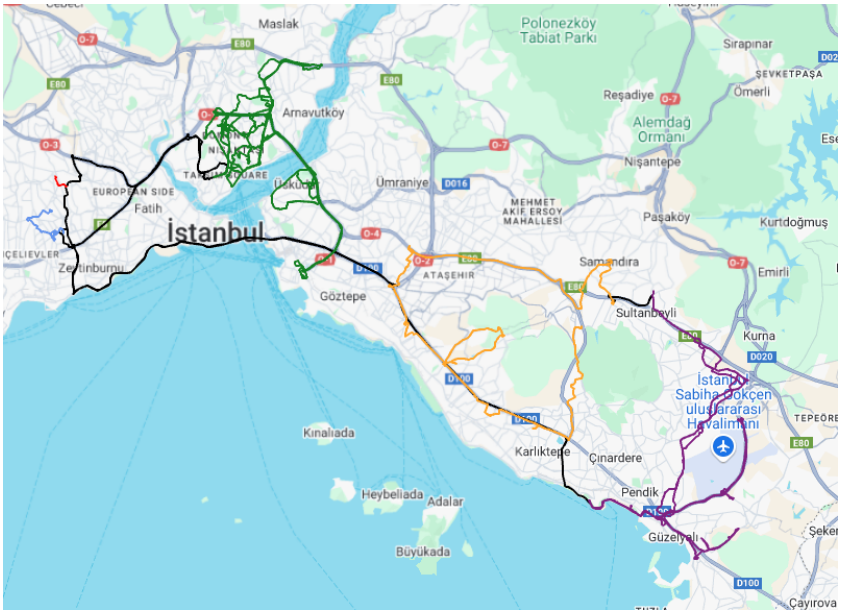
Sonuç: Düşük mutasyon oranı ile çözüm daha kararlı olur, ancak çeşitlilik sınırlıdır. Bu, çözümün stabilitesini artırabilir fakat daha az keşif yapılır. Algoritma stabil kalırken, çözümün çeşitliliği azalabilir.



Şekil 13. Parametre seti 4 için sonuç rotası.

4.2.5. Parametre Seti 5

Amaç: Daha uzun genetik iterasyonları ile çözümün daha optimize edilmiş ve kararlı hale gelmesini sağlamak. Küme sayısını ve mutasyon oranını artırarak daha derin analiz yapmak.
Sonuç: Daha uzun genetik iterasyonları, çözümün daha optimize olmasına yardımcı olur. Küme sayısının artırılması ve mutasyon oranının düşük olması, çözümün kararlı kalmasını sağlar ancak işlem süresi uzun olabilir.

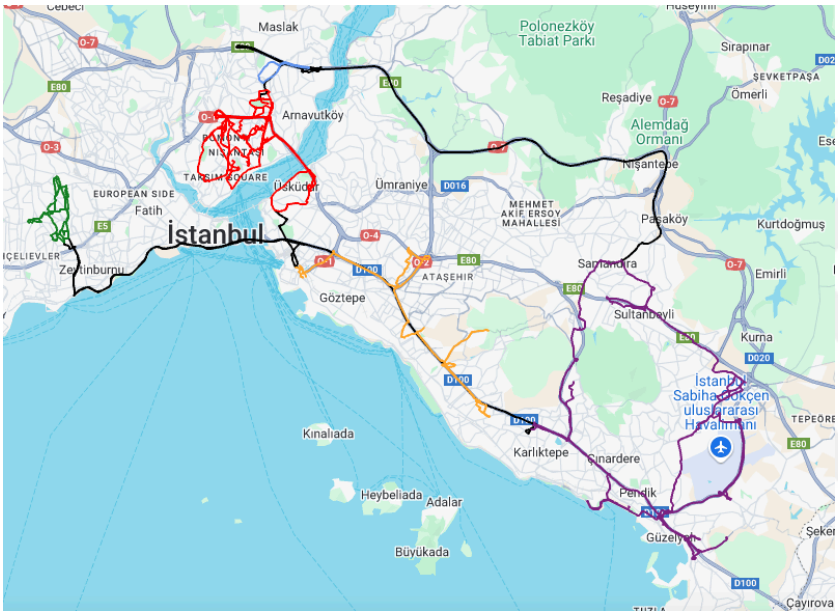


Şekil 14. Parametre seti 5 için sonuç rotası.

4.2.6. Parametre Seti 6

Amaç: Mutasyon oranı ve genetik iterasyon sayısını artırarak çözümün daha fazla çeşitlilik kazanmasını sağlamak. Küme sayısının yüksek olması ile daha karmaşık çözüm alanları oluşturmak.

Sonuç: Mutasyon oranı ve genetik iterasyon sayısının artırılması, çözümün daha fazla çeşitliliğe sahip olmasını sağlar. Küme sayısının yüksek olması, daha fazla çözüm önerisi sunar, ancak işlem süresi daha uzun olacaktır.

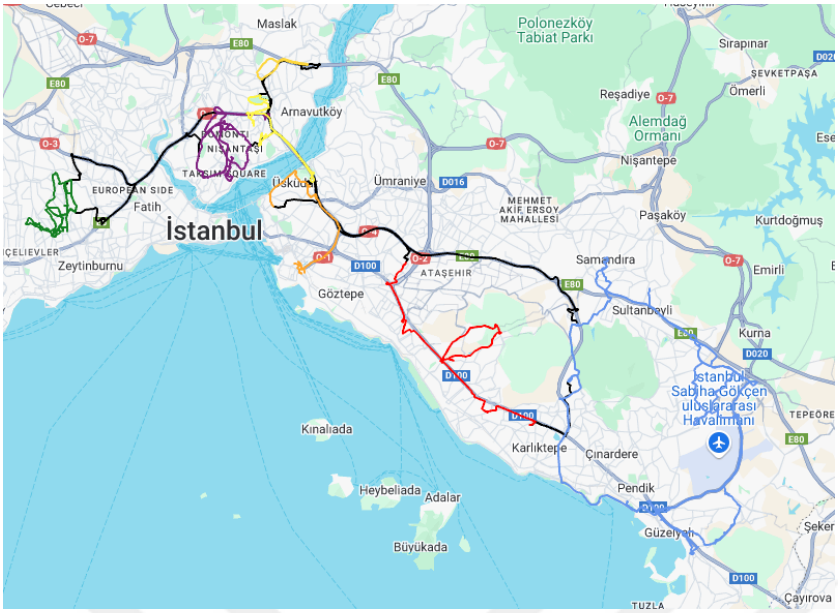


Şekil 15. Parametre seti 6 için sonuç rotası.

4.2.7. Parametre Seti 7

Amaç: Küme sayısının daha da artırılması ile daha karmaşık bir çözüm alanı oluşturmak. Sıcaklık ve soğuma oranının değiştirilmesiyle daha etkili bir benzetilmiş tavlama süreci sağlamak.

Sonuç: Küme sayısının artırılması, çözümün daha ayrıntılı hale gelmesini sağlar. Soğuma oranının değiştirilmesi ile benzetilmiş tavlamanın daha etkili hale gelmesi beklenir. Bu, daha doğru sonuçlar verir, ancak işlem süresi oldukça uzun olabilir.



Şekil 16. Parametre seti 7 için sonuç rotası.

4.2.8. Parametre Seti 8

Amaç: Soğuma oranını artırarak daha etkili bir tavlama süreci sağlamak. Bu ayar ile daha uzun süreli keşif yapılacak ve daha hassas bir çözüm elde edilecektir.

Sonuç: Soğuma oranının artırılması, daha doğru ve optimize edilmiş sonuçlar sağlar. Ancak, işlem süresi daha uzun olur. Daha hassas sonuçlar elde edilirken işlem süresi artacaktır.

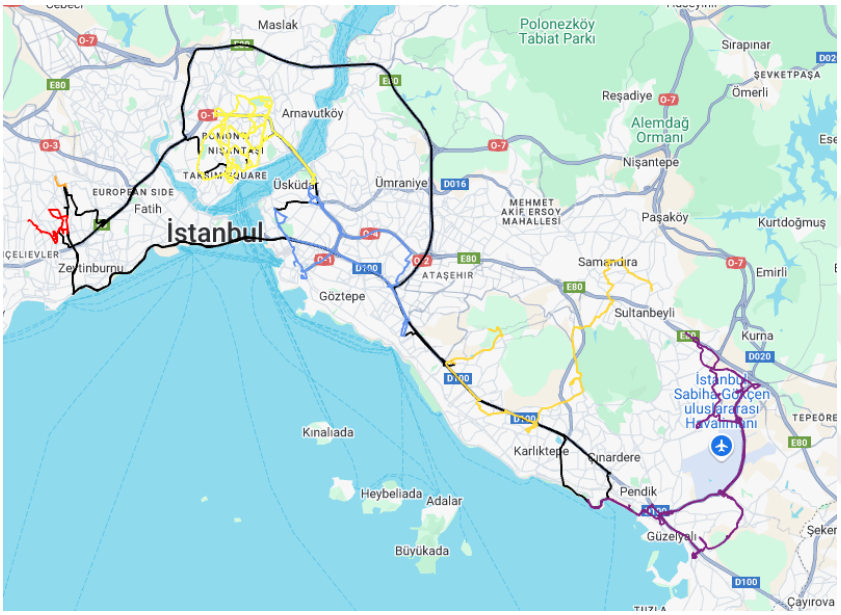


Şekil 17. Parametre seti 8 için sonuç rotası.

4.2.9. Parametre Seti 9

Amaç: Genetik algoritmanın iterasyon sayısını artırarak daha kapsamlı bir arama yapmayı hedeflemek. Küme sayısının artması ile daha karmaşık ve doğruluğu yüksek bir çözüm elde etmek.

Sonuç: Genetik iterasyonlarının uzun olması, çözümün daha optimize olmasını sağlar. Küme sayısının artması ile daha fazla çözüm adayı ve daha ayrıntılı sonuçlar elde edilir, fakat işlem süresi uzar.

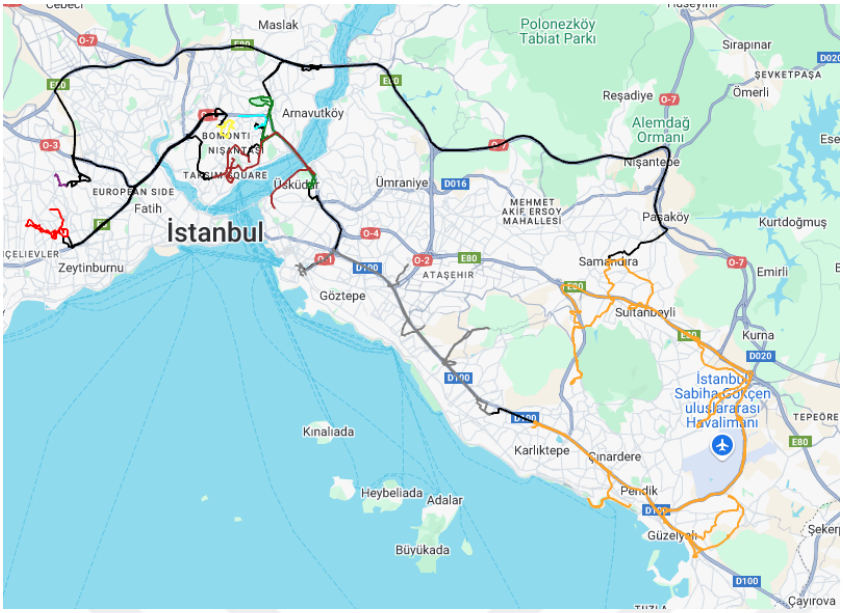


Şekil 18. Parametre seti 9 için sonuç rotası.

4.2.10. Parametre Seti 10

Amaç: Genetik algoritmanın iterasyon sayısının ve sıcaklık-soğuma oranlarının optimize edilerek en iyi çözümün elde edilmesi. En geniş çözüm alanı ile en optimize sonucu almak.

Sonuç: Genetik algoritmanın uzun iterasyonları ve optimize edilmiş sıcaklık-soğuma oranları, çözümün çok daha optimize olmasını sağlar. Bu ayarlarla elde edilen sonuçlar oldukça hassas ve doğru olacaktır, ancak işlem süresi en uzun olan konfigürasyondur.



Şekil 19. Parametre seti 10 için sonuç rotası.

5. SONUÇLAR

Bu çalışmada, elde edilen en yüksek verimlilik, veri setindeki konumların sırasına dayalı olarak oluşturulan referans rota ile karşılaştırılmıştır. Referans rota, herhangi bir optimizasyon algoritması kullanılmadan oluşturulmuş ve toplam mesafe, verilerdeki konumların sırasıyla ziyaret edilerek hesaplanmıştır.

Sonuçlar, optimizasyon algoritmalarının (K-Means, Benzetilmiş Tavlama ve Genetik Algoritma) referans rotaya kıyasla yaklaşık %38'lik bir mesafe azalma sağladığını göstermektedir. Ancak, referans rotanın tamamen veri noktalarının sırasına bağlıdır. Bu nedenle, bu yüzde, bir ortalama iyileştirmeyi temsil etmektedir.

Hesaplama Metodolojisi

- **Referans Rota Mesafesi**: Verideki konumlar arasındaki ardışık Euclid mesafelerinin toplamı ile hesaplanmıştır.
- **Optimizasyonlu Rota Mesafesi**: K-Means algoritmasından türetilen küme içi mesafeler ve Genetik Algoritma ile optimize edilen kümeler arası mesafelerin toplamı ile hesaplanmıştır.
- **İyileştirme (%)**:

  İyileştirme (%) = (Referans Rota Mesafesi - Optimize Edilmiş Rota Mesafesi) / Referans Rota Mesafesi × 100

Bu bulgular, optimizasyon algoritmalarının, optimizasyon yapılmamış referans rotaya kıyasla mesafede sağladığı önemli azalmayı vurgulamaktadır. Ayrıca, optimizasyon tekniklerinin pratik faydalarını da ortaya koymaktadır.

Bu çalışma, elektrikli araç (EV) şarj ağı operatörlerinin karşılaştığı operasyonel zorlukları, bakım ve onarım iş akışlarını optimize etmek için geliştirdiği bir yöntemle ele almıştır. Deneysel sonuçlar, önerilen yaklaşımın, zaman, maliyet ve kaynak taleplerini azaltarak saha operasyonlarını iyileştirmedeki etkinliğini doğrulamaktadır.

K-means, benzetilmiş tavlama ve genetik algoritmaların birleşimi, bu hedeflere ulaşmada önemli bir rol oynamıştır. K-means, şarj istasyonlarını coğrafi yakınlığa göre etkili bir şekilde gruplandırarak, bakım ekiplerinin kümeleri daha verimli bir şekilde kapsamasını sağlamıştır. Benzetilmiş tavlama algoritmasıyla küme içi noktalar için optimum rota çizilirken, genetik algoritma kümeler arasındaki optimal rotaların belirlenmesine yardımcı olmuş, saha personelinin toplam seyahat mesafesini ve süresini önemli ölçüde azaltmıştır.

Çalışma sonuçları, bu tür optimizasyon yöntemlerinin yalnızca bakım ekiplerinin

verimliliğini artırmakla kalmayıp, aynı zamanda daha güvenilir ve kullanıcı dostu bir şarj ağına katkıda bulunduğunu ortaya koymaktadır. Kaynak tahsisini ve operasyonel süreçleri düzenleyerek, önerilen yaklaşım EV kullanıcıları için kesintisiz erişimi sağlamaktadır ve endüstrinin sürdürülebilirlik ve verimlilik hedefleriyle uyumlu bir şekilde çalışmaktadır.

Ayrıca, kümeleme ve rota optimizasyonu çerçevesi, çeşitli operasyonel senaryolara uyarlanabilen ölçeklenebilir bir çözüm sunmaktadır ve farklı bölgelerde veya farklı lojistik kısıtlamalar altında dağıtım için uygundur. Bu bulgular, algoritmik yaklaşımların karmaşık operasyonel zorlukları çözme potansiyelini vurgulamakta ve e-mobilite sektöründeki gelecekteki yeniliklere kapı aralamaktadır.

KAYNAKLAR

[1] M. L. Nachidi, O. , Smouni, T. , Ky, A. Rabhi, ve E. Macabebe, "Advancing sustainable transportation: A feasibility study on EV green charging station with fuzzy control systems in France and the Philippines", *Elsevier*, c. 85, 2025, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S097308262400262X

[2] E. Köksal, S. Ardiyok, ve B Ikiler, "Elektrikli Araçlar Için şarj altyapısı–Türkiye için Fırsatlar ve öneriler (Charging infrastructure for electric vehicles–opportunities and suggestions for Turkey)", *Baseak CORE Papers*, sy 11, 2021, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=3933614

[3] R. Rao, P. Chinda, K. Cherukupalli, ve undefined (2024). "A Hybrid Lion Pride and Bat Algorithm (HLPBA) for Optimal Spot and Size of EV Charging Stations in Distribution Networks." *jatit.org. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, 2024•jatit.org*, c. 15, sy 23, 2024, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: http://www.jatit.org/volumes/Vol102No23/19Vol102No23.pdf

[4] M. Yenigün, Z. U.-M. ve Makina, ve undefined 2018, "Elektrikli araçlarda kullanılan batarya soğutma sistemlerinin incelenmesi ve değerlendirilmesi", *dergipark.org.trM Yenigün, Z UtluMühendis ve Makina, 2018•dergipark.org.tr*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/muhendismakina/issue/48388/614244

[5] S. Sharma, I. A.-P.-A. in E. Engineering, ve undefined 2024, "Efficient energy management and cost optimization using multi-objective grey wolf optimization for EV charging/discharging in microgrid", *Elsevier*, Erişim: 10 Ocak 2025. Url: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S277267112400384X

[6] İ. Çözel, "Sakarya İli İçin Örnek Bir Pv-Rüzgâr Hibrit Enerjili Şarj İstasyonu Tasarımı. Yüksek Lisans Tezi", Sakarya Uygulamalı Bilimler Üniversitesi, Sakarya, 2021. Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://acikerisim.subu.edu.tr/xmlui/bitstream/handle/20.500.14002/913/695818.pdf?sequence=1

[7] Tuncay. Baydemir, "Avrupa Yeşil Mutabakatı", *TUBİTAK Bilim ve Teknik Dergisi* , ss. 13-29, Tem. 2021.

[8] D. K.-I. J. of S. and Humanities ve undefined 2024, "Elektrikli Araçların Avantajları, Dezavantajları ve Yangın Riskleri: Batarya Güvenliği ve Yangın Söndürme Çözümleri Üzerine Bir İnceleme", *jshsr.orgD KazakInternational Journal of Social and Humanities Sciences Research (JSHSR), 2024•jshsr.org*, doi: 10.5281/zenodo.13625454.

[9] "TÜİK Kurumsal". Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://data.tuik.gov.tr/Bulten/Index?p=Motorlu-Kara-Tasitlari-Nisan-2024-53456

[10] "Türkiye'de elektrikli otomobil pazarının güncel durumu - Webrazzi". Erişim: 13 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://webrazzi.com/2024/06/04/turkiyede-elektrikli-araclarin-guncel-durumu/

[11] "Electric vehicles - IEA". Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.iea.org/energy-system/transport/electric-vehicles

[12] R. Çakmak ve A. Turan, "Türkiye'de İller Bazında Elektrikli Araç Şarj İstasyonu Altyapısı: Ölçevler Aracılığıyla Analizi", *Karadeniz Fen Bilimleri Dergisi*, c. 12, sy 1, ss. 246-268, 2022, doi: 10.31466/kfbd.1029677.

[13] A. Kerem, "Elektrikli araç teknolojisinin gelişimi ve gelecek beklentileri", *Mehmet*

Akif Ersoy Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi, c. 5, sy 1, ss. 1-13, 2014, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/makufebed/issue/19419/206527

[14] A. A. Sayin ve İ. Yüksel, "Elektrikli Renault Fluence Aracı, Lityum-İyon Bataryasının Modellenmesi ve Batarya Yönetimi. ", *Engineer & the Machinery Magazine*, sy 615, 2011, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://search.ebscohost.com/login.aspx?direct=true&profile=ehost&scope=site&authtype=crawler&jrnl=13003402&AN=61966832&h=8gUZLc9eDudG1yZ98OiwdmMTWuYFU3FhYV51Cj2jbX0XgCb1fhV32p%2FNOzJJcv8zay303tzJvQ4pSUVznH5u5Q%3D%3D&crl=c

[15] "elektrikli araçlar". Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://scholar.google.com/scholar?hl=en&as_sdt=0%2C5&q=%C3%9Cnl%C3%BC%2C+N.%2C+Karahan%2C+%C5%9E.%2C+T%C3%BCr%2C+O.%2C+U%C3%A7arol%2C+H.%2C+%C3%96zsu%2C+E.%2C+Yazar%2C+A.%2C+Turhan%2C+L.%2C+Akg%C3%BCn%2C+F.%2C+T%C4%B1r%C4%B1s%2C+M.+%282003%29.+Elektrikli+Ara%C3%A7lar%2C+T%C3%9CB%C4%B0TAK+Marmara+Ara%C5%9Ft%C4%B1rma+Merkezi+Enerji+Sistemleri+ve+%C3%87evre+Ara%C5%9Ft%C4%B1rma+Enstit%C3%BCs%C3%BC%2C+Gebze.&btnG=

[16] S. K. Dergisi, "Elektrikli otomobillerin dünü, bugünü ve geleceği", *Akıllı Ulaşım Sistemleri ve Uygulamaları Dergisi*, c. 1, sy 1, ss. 16-23, 2018, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/jitsa/issue/35759/396912

[17] M Alatiyyah, "Optimizing Long-Distance Electric Vehicle Routes Based on Passenger Satisfaction Model", *World Electric Vehicle Journal*, c. 16, sy 1, 2024, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2032-6653/16/1/3

[18] A. Birleştirici *vd.*, "Elektrikli Araç şarj Istasyonlari", *emo.org.trA Birleştirici, MS Şalci, A Dikkulak, F Güler, E Turhan, GE Tic, S AŞTuzla, Istanbul, 2015•emo.org.tr*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.emo.org.tr/ekler/e05712f50f36d7c_ek.pdf

[19] Durmuş, "Elektrikli Araç Şarj Yöntemleri", *Akıllı Ulaşım Sistemleri ve Uygulamaları Dergisi, 2020•dergipark.org.tr*, Erişim: 10 Ocak 2025. Url: https://dergipark.org.tr/en/pub/jitsa/issue/57732/742474

[20] "Elektrikli Araç Şarj Soketi Çeşitleri". Erişim: 13 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dolubatarya.com/haber/elektrikli-arac-sarj-soketi-cesitleri

[21] "EPDK | Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu". Erişim: 13 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.epdk.gov.tr/Detay/Icerik/4-15716/sarj-hizmeti-piyasasi-aylik-istatistikleri

[22] "(PDF) Hibrit Elektrikli Araçlar, Fişe Takılabilir Hibrit Elektrikli Araçlar ve Tamamen Elektrikli Araçların SWOT Analizi ile Karşılaştırılması". Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.researchgate.net/publication/376168799_hibrit_elektrikli_araclar_fise_takilabilir_hibrit_elektrikli_araclar_ve_tamamen_elektrikli_araclarin_swot_analizi_ile_karsilastirilmasi

[23] J. Costa, A. Lunardi, … L. L.-I. O. J., ve undefined 2025, "Disturbance Robust Generalized Predictive Control Applied to an EV Charger Grid Converter", *ieeexplore.ieee.orgJS Costa, A Lunardi, LFN Lourenço, L Rodrigues, AJ Sguarezi FilhoIEEE Open Journal of Industry Applications, 2025•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 10 Ocak 2025.Url: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10824861/

[24] N. Hildebrand, S. K.-W. E. V. Journal, ve undefined 2024, "Exploring Urban Environment Heterogeneity: Impact of Urban Sprawl on Charging Infrastructure

Demand over Time", *mdpi.comN Hildebrand, S KummerWorld Electric Vehicle Journal, 2024•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2032-6653/15/12/589

[25] Y. Lisans Tezi Buşra TEMUR, "Küresel İsınmanın Türkiye'De Tarım Sektörü Üzerine Etkisi: Bir Ardl Modeli Uygulaması", 2017, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://search.proquest.com/openview/63d3499a7abf92da756bf33def0beaa5/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y

[26] K. Horváth, A. Z.-C. E. Transactions, ve undefined 2024, "Noise Reduction Methods in the Vehicle Industry: Using Vibroacoustic Simulation for Sustainability", *cetjournal.itK Horváth, A ZeleiChemical Engineering Transactions, 2024•cetjournal.it*, c. 114, ss. 763-768, 2024, doi: 10.3303/CET24114128.

[27] E. Savran, E. Karpat, F. K.- Sustainability, ve undefined 2024, "Sustainable Energy Management in Electric Vehicles Through a Fuzzy Logic-Based Strategy", *mdpi.comE Savran, E Karpat, F KarpatSustainability, 2024•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2071-1050/17/1/89

[28] B. A.-K. Akademisi ve undefined 2023, "Kentsel Mekân ve Pandemi Sürecinde Değişen Hareketlilik: İstanbul-Büyükada Örneği İle Bir Değerlendirme", *dergipark.org.trBU AlpayKent Akademisi, 2023•dergipark.org.tr*, doi: 10.35674/kent.1189896.

[29] M. Özen, "Karayolu ulaşımının hava kirliliğine etkileri ve çözüm önerileri", 2006, Erişim: 10 Ocak 2025. https://acikbilim.yok.gov.tr/handle/20.500.12812/301967

[30] Q. Bao, M. Gao, J. Chen, X. T.- Mathematics, ve undefined 2024, "Location and Size Planning of Charging Parking Lots Based on EV Charging Demand Prediction and Fuzzy Bi-Objective Optimization", *mdpi.comQ Bao, M Gao, J Chen, X TanMathematics, 2024•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2227-7390/12/19/3143

[31] M. Gwon, J. Kim, S. Yoo, ve K.-K. K. Kim, "evS2CP: Real-time Simultaneous Speed and Charging Planner for Connected Electric Vehicles", Ara. 2024, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: http://arxiv.org/abs/2412.09109

[32] M. Bresich, "Improvements in Large Neighborhood Search for the Electric Autonomous Dial-A-Ride Problem", *ac.tuwien.ac.atS Limmerac.tuwien.ac.at*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.ac.tuwien.ac.at/files/pub/bresich_24c.pdf

[33] J. Ma, X. Ma, C. Li, T. L.-D. Computing, ve undefined 2024, "Vehicle-drone collaborative distribution path planning based on neural architecture search under the influence of carbon emissions", *SpringerJ Ma, X Ma, C Li, T LiDiscover Computing, 2024•Springer*, c. 27, sy 1, s. 42, Ara. 2024, doi: 10.1007/s10791-024-09469-y.

[34] M. H. Abdelati, J. M. Alrajhi, H. A. Abdelwali, ve S. A. M. Swilem, "An Efficient Methodology to Calculate Unit Transportation Costs: Case Studies for Trucks and Busses", *International Journal of Traffic and Transportation Engineering*, c. 2024, sy 3, ss. 56-65, doi: 10.5923/j.ijtte.20241303.02.

[35] D. V.-J. of A. Intelligence, M. L. and, ve undefined 2024, "From Complexity to Simplicity: AI's Route Optimization in Supply Chain Management", *academia.eduDK VakaJournal of Artificial Intelligence, Machine Learning and Data Science, 2024•academia.edu*, 2024, doi: 10.51219/JAIMLD/dilip-kumar-vaka/100.

[36] A. Elentably, "Explores the application of Artificial Intelligence (AI) to mitigate carbon emissions generated by the Saudi commercial fleet", *gsarpublishers.comA Elentablygsarpublishers.com*, 2024, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://gsarpublishers.com/wp-content/uploads/2024/12/GSARJMS2322024-

Gelary-script.pdf
[37] A. Ahmed, … C. S.-I. J. of, ve undefined 2018, "Study on environmental impact through analysis of big data for sustainable and green supply chain management", *academia.eduAK Ahmed, CB Senthilkumar, S NallusamyInternational Journal of Mechanical and Production Engineering Research, 2018•academia.edu*, 2018, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.academia.edu/download/56432755/145.IJMPERDFEB2018145.pdf
[38] N. Suryadevara, A. D.-C. on W. and S. Systems, ve undefined 2021, "Meshtastic Infrastructure-less Networks for Reliable Data Transmission to Augment Internet of Things Applications", *SpringerNK Suryadevara, A DuttaInternational Conference on Wireless and Satellite Systems, 2021•Springer*, c. 410 LNICST, ss. 622-640, 2022, doi: 10.1007/978-3-030-93398-2_55.
[39] S. Ghaleb, V. V.-I. J. A. S. Technol, ve undefined 2020, "Energy efficient multipath routing using multi-objective grey wolf optimizer based dynamic source routing algorithm for manet", *researchgate.netSAM Ghaleb, V VasanthiInt J Adv Sci Technol, 2020•researchgate.net*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.researchgate.net/profile/Dr-Sulaiman-Ghaleb/publication/355370043_Energy_Efficient_Multipath_Routing_Using_Multi-Objective_Grey_Wolf_Optimizer_based_Dynamic_Source_Routing_Algorithm_for_MANET/links/616d4bf1951b3574c65ecd85/Energy-Efficient-Multipath-Routing-Using-Multi-Objective-Grey-Wolf-Optimizer-based-Dynamic-Source-Routing-Algorithm-for-MANET.pdf
[40] C. Wang, M. Cao, H. Jiang, … X. X.-I. T. on, ve undefined 2024, "A Deep Reinforcement Learning-Based Adaptive Large Neighborhood Search for CapacitatedElectric Vehicle Routing Problems", *ieeexplore.ieee.orgC Wang, M Cao, H Jiang, X Xiang, X ZhangIEEE Transactions on Emerging Topics in Computational Intelligence, 2024•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10660531/
[41] A. Bley, "An integer programming algorithm for routing optimization in IP networks", *Algorithmica (New York)*, c. 60, sy 1, ss. 21-45, May. 2011, doi: 10.1007/S00453-009-9381-5.
[42] A. Makalesi *vd.*, "Genetik Algoritma ve Coğrafi Sistemlerle İstanbul'daki Elektrikli Araç Şarj İstasyonlarının Optimal Konumunun Belirlenmesi", *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, c. 17, sy 1, ss. 1-9, Oca. 2024, doi: 10.17671/GAZIBTD.1329029.
[43] M. B.-S. D. Systems ve undefined 2020, "Heuristics, metaheuristics, and hyperheuristics for rich vehicle routing problems", *Elsevier*, 2020, doi: 10.1016/B978-0-12-815715-2.00009-9.
[44] C. Shi, Y. Zhang, J. Wang, X. Guo, Q. Z.-I. J. of Applied, ve undefined 2025, "Multimodal urban areas of interest generation via remote sensing imagery and geographical prior", *ElsevierC Shi, Y Zhang, J Wang, X Guo, Q ZhuInternational Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2025•Elsevier*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1569843224006848
[45] D. Prof ve Y. Tuncay, "Dinamik okul servisi rotalama probleminin sezgisel yöntemler ve kümeleme teknikleri kullanılarak gerçek zamanlı optimizasyonu", 2017, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://acikbilim.yok.gov.tr/handle/20.500.12812/276659
[46] E. Epelle, D. G.-C. E. R. and Design, ve undefined 2019, "Mixed-Integer Nonlinear Programming (MINLP) for production optimisation of naturally flowing and

artificial lift wells with routing constraints", *Elsevier*, doi: 10.1016/j.cherd.2019.09.042.

[47] E. A.-J. of the I. of S. and Technology, "Elektrikli Araçların Enerji Tüketimini Tahmin Etmede Makine Öğrenimi Algoritmalarının Performanslarının Karşılaştırılması", *dergipark.org.trE AslanJournal of the Institute of Science and Technology•dergipark.org.tr*, doi: 10.21597/jist.1448216.

[48] G. Akyün, E. Gümrükçü, M. Y.-E. B. Dergi, ve undefined 2024, "Elektrikli Araç Şarj Kümelerinin Çok Temsilcili Sistem Yaklaşımıyla Enerji Yönetimi ve Şarj Koordinasyonu", *dergipark.org.trG Akyün, E Gümrükçü, M YilmazEMO Bilimsel Dergi, 2024•dergipark.org.tr*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/emobd/issue/83029/1311140

[49] D. Boyraz, "Hibrid elektrikli araçlarda bulanık mantık tabanlı enerji yönetimi", 2019, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://search.proquest.com/openview/230f11e331101f75e28af1c9ed4b43f3/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y

[50] Y. Lisans Tezi, "Endüstri 4.0 uygulamalarının lojistik sektöründe operasyonel verimlilikle ilişkisi üzerine bir araştırma", 2019, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://search.proquest.com/openview/e2c83ceda316da4847127d69d1ccff5a/1?pq-origsite=gscholar&cbl=18750&diss=y

[51] M. Demirtaş, E. YILMAZ, … Ü. C.-G. J. S. C., ve undefined 2021, "Elektrikli Araçlar ve Şarj İstasyonlarının Konumlandırılması", *dergipark.org.trM Demirtaş, E YILMAZ, Ü Ceren, T Küçükpehlivan, B Ağaçsapan, T AksoyGSI Journals Serie C: Advancements in Information Sciences and Technologies, 2021•dergipark.org.tr*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/download/article-file/1427428

[52] B. Yang, T. Ren, H. Yu, J. Chen, Y. W.-S. and Evolutionary, ve undefined 2025, "An evolutionary algorithm driving by dimensionality reduction operator and knowledge model for the electric vehicle routing problem with flexible charging strategy", *ElsevierB Yang, T Ren, H Yu, J Chen, Y WangSwarm and Evolutionary Computation, 2025•Elsevier*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210650224003523

[53] N. Moradi, N. M. Boroujeni, N. Aftabi, A. Aslani, ve N. Mirzavand Boroujeni, "Two-echelon Electric Vehicle Routing Problem in Parcel Delivery: A Literature Review", Ara. 2024, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: http://arxiv.org/abs/2412.19395

[54] M. Deng *vd.*, "Optimal Layout Planning of Electric Vehicle Charging Stations Considering Road–Electricity Coupling Effects", *mdpi.comM Deng, J Zhao, W Huang, B Wang, X Liu, Z OuElectronics, 2025•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2079-9292/14/1/135

[55] R. Wang, Z. Wu, Z. S.-J. G. Econ. L.-C. Dev, ve undefined 2024, "Optimization of charging-station location and capacity determination based on optical storage, charging integration, and multi-strategy fusion", *library.acadlore.comR Wang, Z Wu, Z SunJ. Green Econ. Low-Carbon Dev, 2024•library.acadlore.com*, doi: 10.56578/jgelcd030101.

[56] S. S. Khan ve A. Ahmad, "Cluster center initialization algorithm for K-means clustering", 2004, doi: 10.1016/j.patrec.2004.04.007.

[57] A. Khazali *vd.*, "Planning a Hybrid Battery Energy Storage System for Supplying Electric Vehicle Charging Station Microgrids", *Energies 2024, Vol. 17, Page 3631*, c. 17, sy 15, s. 3631, Tem. 2024, doi: 10.3390/EN17153631.

[58] M. R. Abdullahi, Q. C. Lu, A. Hussain, S. Tripura, P. C. Xu, ve S. X. Wang, "Location optimization of EV charging stations: A custom K-means cluster algorithm approach", *Energy Reports*, c. 12, ss. 5367-5382, Ara. 2024, doi: 10.1016/J.EGYR.2024.09.075.

[59] S. Çınaroğlu ve H. Bulut, "New initialization approaches for the k-means and particle swarm optimization based clustering algorithms", *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, c. 33, sy 2, ss. 413-423, 2018, doi: 10.17341/gazimmfd.41635.

[60] L. Dey, A. M.-P. of the International, ve undefined 2011, "Microarray gene expression data clustering using PSO based K-means algorithm", *academia.eduL Dey, A MukhopadhyayProceedings of the International Conference on Advanced Computing, 2011•academia.edu*, c. 232, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.academia.edu/download/83874874/Microarray_Gene_Expression_Data_Clusteri20220412-1-1ogdgvf.pdf

[61] S. Zhang, H. Liu, X. Cao, Z. M.- Agriculture, ve undefined 2024, "Agricultural Machinery Movement Trajectory Recognition Method Based on Two-Stage Joint Clustering", *mdpi.comS Zhang, H Liu, X Cao, Z MengAgriculture, 2024•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2077-0472/14/12/2294

[62] Y. Quan, X. Wu, Z. Zhu, C. L.- Systems, ve undefined 2024, "Origin-Destination Spatial-Temporal Patterns of Dockless Shared Bikes Based on Shopping Activities and Its Application in Urban Planning: The Case of", *mdpi.comY Quan, X Wu, Z Zhu, C LiuSystems, 2024•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2079-8954/12/11/506

[63] "Transportation Models and Unsupervised Learning Methods to Minimize Food Waste in Schools of Medellin | IEEE Conference Publication | IEEE Xplore". Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/document/10770962

[64] A. Hilmani, Y. Sabri, A. Maizate, … S. A.-2024 7th, ve undefined 2024, "Energy Efficiency Optimization of Wireless Sensor Networks with K-Means Integration", *ieeexplore.ieee.orgA Hilmani, Y Sabri, A Maizate, S Aouad, M Koundi, F Ayoub2024 7th International Conference on Advanced Communication, 2024•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10793341/

[65] E. Magsino, F. Espiritu, K. G.-I. I. J. of Geo, ve undefined 2024, "Discovering Electric Vehicle Charging Locations Based on Clustering Techniques Applied to Vehicular Mobility Datasets", *mdpi.comE Magsino, FMM Espiritu, KD GoISPRS International Journal of Geo-Information, 2024•mdpi.com*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2220-9964/13/10/368

[66] Z. Tang, Q. Hu, Y. Cui, W. Rao, Y. L.-2024 I. 4th International, ve undefined 2024, "Predicting Electric Vehicle Charging Load Using Graph Attention Networks and Autoformer", *ieeexplore.ieee.orgZ Tang, Q Hu, Y Cui, W Rao, Y Li2024 IEEE 4th International Conference on Power, Electronics and, 2024•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 10 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10471157/

[67] P. Guo, H. Shi, Y. Wang, ve J. Xiong, "Multi-objective scheduling of cloud-edge cooperation in distributed manufacturing via multi-agent deep reinforcement learning", *Int J Prod Res*, Mar. 2024, doi: 10.1080/00207543.2024.2329316.

[68] A. Hakan, M. Bilen, ve T. Yiğit, "İnteraktif ve Web Tabanlı Genetik Algoritma

Eğitim Yazılımı", *Süleyman Demirel University Journal of Natural and Applied Sciences*, c. 21, sy 3, ss. 928-934, 2017, doi: 10.19113/sdufbed.20460.

[69] L. Liu, T. Tian, R. Wang, ve S. Li, "Time Varying Route Optimization of Hazardous Materials Transportation Considering Risk Equity", 2025, Erişim: 11 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.preprints.org/frontend/manuscript/0c1258f1037e290a5b5076ba0b51281a/download_pub

[70] M. Adam, N. Abdullah, A. Abu-Samah, ve O. Amodu, "Advanced Path Optimization for UAV Swarms in Disaster Response Scenarios Using Hybrid Metaheuristic Algorithms", 2024, Erişim: 11 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.preprints.org/manuscript/202412.1122/download/final_file

[71] A. Makalesi *vd.*, "Benzetilmiş Tavlama Algoritması İle Fazör Ölçüm Birimlerinin Optimal Yerleşimi", *dergipark.org.trE Şık, S TosunDüzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 2021•dergipark.org.tr*, doi: 10.29130dubited.847805.

[72] X. Zheng *vd.*, "Built-in reliability-oriented R-KQC intelligent identification based on SA-HHO and proactive reliability assurance strategy", *ElsevierX Zheng, Y He, Z Chen, J Li, J Lu, S YuComputers & Industrial Engineering, 2024•Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835224009392

[73] Z. Liu *vd.*, "Joint optimization of storage assignment and order batching in robotic mobile fulfillment system with dynamic storage depth and surplus items", *ElsevierZ Liu, J Lu, C Ren, J Chen, Z Xu, G ZhaoComputers & Industrial Engineering, 2025•Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0360835224008891

[74] Q. Hu *vd.*, "OpenDock: a pytorch-based open-source framework for protein–ligand docking and modelling", *academic.oup.comQ Hu, Z Wang, J Meng, W Li, J Guo, Y Mu, S Wang, L Zheng, Y WeiBioinformatics, 2024•academic.oup.com*, 2024, doi: 10.1093/bioinformatics/btae628.

[75] F. González-Capot, … L. C.-A.-… C. of the, ve undefined 2024, "Optimising Planned Academic Workload Distribution: A Multiobjective Approach for the Balanced Academic Curriculum Problem", *ieeexplore.ieee.orgF González-Capot, L Chourio-Acevedo, OC Vásquez, M Villalobos-Cid2024 43rd International Conference of the Chilean Computer Science, 2024•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10767644/

[76] Y. Luo *vd.*, "An Improved Binary Simulated Annealing Algorithm and TPE-FL-LightGBM for Fast Network Intrusion Detection", *mdpi.comY Luo, R Chen, C Li, D Yang, K Tang, J SuElectronics, 2025•mdpi.com*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2079-9292/14/2/231

[77] M. Omari, M. Kaddi, K. Salameh, … A. A.-I., ve undefined 2024, "Atomic Energy Optimization: A Novel Meta-Heuristic Inspired by Energy Dynamics and Dissipation", *ieeexplore.ieee.orgM Omari, M Kaddi, K Salameh, A Alnoman, M BenhadjiIEEE Access, 2024•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10818694/

[78] W. Wu, Z. Chen, T. Han, Y. Ruan, … T. H.-F. A. F. of, ve undefined 2025, "An Improved Artificial Fish Swarm Algorithm for 3D Path Planning of Power Inspection UAVs", *SpringerW Wu, Z Chen, T Han, Y Ruan, T He, Y ZhengFrontier Academic Forum of Electrical Engineering, 2025•Springer*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-981-97-8812-5_66

[79] Z. Pan, F. Wang, D. Luan, H. P.-T. S. and Engineering, ve undefined 2025, "Design

and simulation of thermal radiation image recognition based on simulated annealing algorithm in image VR creation and acquisition system", *Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2451904925000356

[80] S. Kirkpatrick, C. G. Jr, M. V.- science, ve undefined 1983, "Optimization by simulated annealing", *science.org*, c. 220, s. 4598, 1983, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.science.org/doi/abs/10.1126/science.220.4598.671

[81] H. S.-W. E. V. Journal ve undefined 2024, "Empowering User-Centric Selection of Electric Vehicles Charging Stations: A Hybrid Approach Using the Best–Worst Method and Grey Relational Analysis", *mdpi.comH SalehWorld Electric Vehicle Journal, 2024•mdpi.com*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2032-6653/15/12/575

[82] W. F. Hassen, L. Schoppik, S. Schiegg, A. G.-S. Cities, ve undefined 2024, "Power Management Approach of Hybrid Energy Storage System for Electric Vehicle Charging Stations", *mdpi.comW Fekih Hassen, L Schoppik, S Schiegg, A GerlSmart Cities, 2024•mdpi.com*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.mdpi.com/2624-6511/7/6/156

[83] D. Bhattacharjee, S. Mandol, T. G.-D. S. and Management, ve undefined 2025, "Meta-model-based optimization of rule-based energy management in second-hand plug-in hybrid electric vehicles", *Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2666764924000675

[84] G. Zhang, C. Wan, Z. Yang, L. Xie, S. X.- Measurement, ve undefined 2025, "Damage detection of civil structures based on hybrid optimization algorithm and combined correlation function of heterogeneous responses", *ElsevierG Zhang, C Wan, Z Yang, L Xie, S XueMeasurement, 2025•Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224125000375

[85] C. Silva, D. Couçeiro, R. C.-J. of E. Storage, ve undefined 2024, "The role of pumped hydro storage in the Portuguese National Plan for energy and climate for 2030: A hybrid approach using Energy PLAN and machine learning", *ElsevierCS Silva, D Couçeiro, RMG CastroJournal of Energy Storage, 2024•Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X24037800

[86] X. Weng, W. She, H. Fan, J. Zhang, ve L. Yun, "Multi-depot vehicle routing problem with drones in emergency logistics", *Cluster Comput*, c. 28, sy 1, s. 64, Şub. 2025, doi: 10.1007/S10586-024-04809-5.

[87] X. Yue ve W. Zhang, "UAV Path Planning Based on K-Means Algorithm and Simulated Annealing Algorithm", *Chinese Control Conference, CCC*, c. 2018-July, ss. 2290-2295, Eki. 2018, doi: 10.23919/CHICC.2018.8483993.

[88] A. F. Eker, "Bulanık C ve K-Ortalamalarla Başlangıç Çözümü Oluşturulmuş Tavlama Benzetimi Hibrit Algoritması ile Kapasite Kısıtlı Araç Rotalama Problemimin Çözümü", Sakarya Üniversitesi, Sakarya, 2020.

[89] A. Kaş, "Yük Taşımacılığı Optimizasyonunda Karınca Kolonisi ve Benzetilmiş Tavlama Algoritması Yöntemlerinin Kullanılması", İskenderun Teknik Üniversitesi, Hatay, 2023.

[90] M. Montazeri-Gh, A. Poursamad, B. G.-J. of the F. Institute, ve undefined 2006, "Application of genetic algorithm for optimization of control strategy in parallel hybrid electric vehicles", *ElsevierM Montazeri-Gh, A Poursamad, B GhalichiJournal of the Franklin Institute, 2006•Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim

adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0016003206000329
[91] Y. Marinakis, M. M.-E. S. with Applications, ve undefined 2010, "A hybrid genetic–Particle Swarm Optimization Algorithm for the vehicle routing problem", *ElsevierY Marinakis, M MarinakiExpert Systems with Applications, 2010•Elsevier*, doi: 10.1016/j.eswa.2009.06.085.
[92] E. Önder, İ. Üniversitesi, İ. Fakültesi, S. Yöntemler, ve A. Dalı, "İstanbul Halk Ekmek AŞ (İHE)'ye Ait Çok Depolu Araç Rotalama Probleminin Meta-Sezgisel Yöntemler İle Optimizasyonu", *dergipark.org.trE ÖnderİstanbulÜniversitesi İşletme Fakültesi İşletme İktisadı Enstitüsü, 2014•dergipark.org.tr*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/iuiieyd/issue/9200/115531
[93] D. Ji, D. H.-2012 8th I. C. on Natural, ve undefined 2012, "A research based on k-means clustering and artificial fish-swarm algorithm for the vehicle routing optimization", *ieeexplore.ieee.orgD Ji, D Huang2012 8th International Conference on Natural Computation, 2012•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 12 Ocak 2025. Url: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/6234729/
[94] B. Vahdani *vd.*, "Vehicle routing scheduling using an enhanced hybrid optimization approach", *SpringerB Vahdani, R Tavakkoli-Moghaddam, M Zandieh, J RazmiJournal of Intelligent Manufacturing, 2012•Springer*, c. 23, sy 3, ss. 759-774, Haz. 2012, doi: 10.1007/s10845-010-0427-y.
[95] S. Deniz, "Otomotiv Sektöründe Yakıt Tüketimi ve Emisyon Seviyelerinin Veri Madenciliği ile Analizi", Gazi Üniversitesi, Ankara, 2016. Erişim: 12 Ocak 2025.Url: https://acikbilim.yok.gov.tr/bitstream/handle/20.500.12812/298030/yokAcikBilim_10136737.pdf?sequence=-1
[96] Z. Shirazi, S. M.-I. J. of C. Science, ve undefined 2016, "Dynamic k-means algorithm for optimized routing in mobile ad hoc networks", *academia.eduZZ Shirazi, SJ MirabediniInternational Journal of Computer Science & Engineering Survey, 2016•academia.edu*, c. 7, sy 2, 2016, doi: 10.5121/ijcses.2016.7201.
[97] S. Alegre, J. Míguez, J. C.-R. and S. Energy, ve undefined 2017, "Modelling of electric and parallel-hybrid electric vehicle using Matlab/Simulink environment and planning of charging stations through a geographic information", *ElsevierS Alegre, JV Míguez, J CarpioRenewable and Sustainable Energy Reviews, 2017•Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032117303660
[98] M. Mohammed, M. A. Ghani, … R. H.-J. of computational, ve undefined 2017, "Solving vehicle routing problem by using improved genetic algorithm for optimal solution", *Elsevier*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877750317303848
[99] Y. Lisans, T. B. Mühendisliği, A. Dalı, Ö. Üyesi, ve D. Dal, "Bulut görev çizelgelemesi için benzetilmiş tavlama tabanlı bir optimizasyon yaklaşımı", 2018, Erişim: 12 Ocak 2025.Url: https://acikbilim.yok.gov.tr/handle/20.500.12812/47819
[100] M. Davoodi, M. Malekpour Golsefidi, M. S. Mesgari, ve in Gis, "A hybrid optimization method for vehicle routing problem using artificial bee colony and genetic algorithm", *isprs-archives.copernicus.orgM Davoodi, M Malekpour Golsefidi, MS MesgariThe International Archives of the Photogrammetry, Remote, 2019•isprs-archives.copernicus.org*, ss. 12-14, 2019, doi: 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W18-293-2019.
[101] O. Kara ve Hava Araçları ile Akıllı Tarım, H. Optimizasyonu Üzerine Bir Uygulama, A. Güzey, M. Mutlu AKINCI, ve Ş. Altan, "Otonom kara ve hava araçları ile akıllı tarım: Hasat optimizasyonu üzerine bir uygulama", *dergipark.org.trA Güzey, MM*

Akıncı, Ş AltanAnkara Hacı Bayram Veli Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler, 2020•dergipark.org.tr, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/ahbvuibfd/article/706304

[102] A. Al-Khayyat, A. I.-2020 4th I. Symposium, ve undefined 2020, "Energy optimization in wsn routing by using the K-means clustering algorithm and ant colony algorithm", *ieeexplore.ieee.orgATA Al-Khayyat, A Ibrahim2020 4th International Symposium on Multidisciplinary Studies and, 2020•ieeexplore.ieee.org*, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9254459/

[103] B. Urazel, K. K.- El-Cezeri, ve undefined 2021, "A Hybrid Solution Approach for Electric Vehicle Routing Problem with Soft Time-Windows", *dergipark.org.trB Urazel, K KeskinEl-Cezeri, 2021•dergipark.org.tr*, doi: 10.31202/ecjse.908159.

[104] A. Makalesi *vd.*, "Heterojen filolu yeşil araç rotalama probleminin tavlama benzetimi yöntemi ile çözümü", *dergipark.org.trY Şahin, K Karagül, E AydemirDüzce Üniversitesi Bilim ve Teknoloji Dergisi, 2021•dergipark.org.tr*, doi: 10.29130/dubited.1011735.

[105] E. Araç Şarj İstasyon Yerlerinin Akış Yakıt İkmal Yer Modeli Kullanılarak Belirlenmesi Sena Dörtköşe *vd.*, "Elektrikli araç şarj istasyon yerlerinin akış yakıt ikmal yer modeli kullanılarak belirlenmesi", *dergipark.org.trS Dörtköşe, HR Yazgan, SE CömertErciyes Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Fen Bilimleri Dergisi, 2022•dergipark.org.tr*, c. 38, sy 2, s. 2022, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://dergipark.org.tr/en/pub/erciyesfen/issue/72216/1113808

[106] K. Büyüközdemir, "Araç Rotalama Problemleri Için Kümeleme Algoritmaları Ile Veri Işleme", 2023, Erişim: 12 Ocak 2025. [Çevrimiçi]. Erişim adresi: https://search.proquest.com/openview/7b7069a95c4f30027dbb8953671c0d95/1?pq-origsite=gscholar&cbl=2026366&diss=y

[107] J. Ochelska-Mierzejewska, A. Poniszewska-Marańda, ve W. Marańda, "Selected Genetic Algorithms for Vehicle Routing Problem Solving", *Electronics 2021, Vol. 10, Page 3147*, c. 10, sy 24, s. 3147, Ara. 2021, doi: 10.3390/ELECTRONICS10243147.

[108] C. Li, Y. Zhu, ve K. Y. Lee, "Route Optimization of Electric Vehicles Based on Reinsertion Genetic Algorithm", *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, c. 9, sy 3, ss. 3753-3768, Eyl. 2023, doi: 10.1109/TTE.2023.3237964.

[109] M. Alolaiwy, T. Hawsawi, M. Zohdy, A. Kaur, ve S. Louis, "Multi-Objective Routing Optimization in Electric and Flying Vehicles: A Genetic Algorithm Perspective", *Applied Sciences 2023, Vol. 13, Page 10427*, c. 13, sy 18, s. 10427, Eyl. 2023, doi: 10.3390/APP131810427.

ÖZGEÇMİŞ

Adı Soyadı : Onur Yenigün

Yabancı Dil : İngilizce

Öğrenim Bilgileri

Derece	**Bölüm**	**Üniversite**	**Yıl**
Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Selçuk Üniversitesi	2010-2014
Yüksek Lisans	Bilgisayar Mühendisliği	Marmara Üniversitesi	2022-2025

İş Deneyimi

Yıl	**Kurum**	**Görevi**
2014	Kuveyt Türk	Yazılım Mühendisi
2016	Architecht	Chapter Lead
2022	Üçay Grup	Yazılım Geliştirme Müdürü

Bilimsel Eserler

1. YILDIZ, Kazım, Onur Yenigün, and Tülin BOYAR. "Determination of Optimal Location of Electrical Vehicle Charging Stations in Istanbul with Genetic Algorithm and Geographical Systems." International Journal of InformaticsTechnologies 17.1 (2024).