Son Kilometre Lojistiğinde Otonom Elektrikli Araçların Dinamik Rota Planlaması

Taha Akkurt

DOKTORA TEZİ

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Nisan 2026

Dynamic Route Planning of Autonomous Electric Vehicles in Last Mile Delivery

Taha Akkurt

DOCTORAL DISSERTATION

Department of Industrial Engineering

April 2026

Son Kilometre Lojistiğinde Otonom Elektrikli Araçların Dinamik Rota Planlaması

Taha Akkurt

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Lisansüstü Eğitim ve Öğretim Yönetmeliği Uyarınca
Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı
Üretim ve Servis Sistemleri Bilim Dalında
DOKTORA TEZİ
olarak hazırlanmıştır.

Danışman: Prof. Dr. İnci SARIÇİÇEK
İkinci Danışman: Prof. Dr. Ahmet YAZICI

TÜBİTAK 222N269 numaralı Elektrikli Araç Otonomisinin Optimizasyonu (OPEVA) projesi kapsamında desteklenmiştir.

YÖK 100/2000 Doktora Bursiyeri
İleri Robotik Sistemler ve Mekatronik Alt Alanı

Nisan 2026

ONAY

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı Doktora öğrencisi **Taha Akkurt**'un DOKTORA tezi olarak hazırladığı "**Son Kilometre Lojistiğinde Otonom Elektrikli Araçların Dinamik Rota Planlaması**" başlıklı bu çalışma, jürimizce lisansüstü yönetmeliğin ilgili maddeleri uyarınca değerlendirilerek oybirliği ile kabul edilmiştir.

Danışman : Prof. Dr. İnci SARIÇİÇEK

İkinci Danışman : Prof. Dr. Ahmet YAZICI

Doktora Tez Savunma Jürisi:

Üye: Prof. Dr. İnci SARIÇİÇEK

Üye: Prof. Dr. Servet HASGÜL

Üye: Prof. Dr. Nihal ERGİNEL

Üye: Doç. Dr. Sinem BOZKURT KESER

Üye: Doç. Dr. Mehmet ALEGÖZ

Fen Bilimleri Enstitüsü Yönetim Kurulu'nun ……..…….. tarih ve ……..…… sayılı kararıyla onaylanmıştır.

Prof. Dr. Fatma TÜMSEK

Enstitü Müdürü

ETİK BEYAN

Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kılavuzuna göre, Prof. Dr. İnci SARIÇİÇEK ve Prof. Dr. Ahmet YAZICI danışmanlığında hazırlamış olduğum "Son Kilometre Lojistiğinde Otonom Elektrikli Araçların Dinamik Rota Planlaması" başlıklı Doktora tezimin özgün bir çalışma olduğunu; tez çalışmamın tüm aşamalarında bilimsel etik ilke ve kurallarına uygun davrandığımı; tezimde verdiğim bilgileri, verileri akademik ve bilimsel ilke ve kurallara uygun olarak elde ettiğimi; tez çalışmamda yararlandığım eserlerin tümüne atıf yaptığımı ve kaynak gösterdiğimi ve bilgi, belge ve sonuçları bilimsel etik ilke ve kurallara göre sunduğumu beyan ederim. 09/04/2026

Taha AKKURT

İmza

T.C.
ESKİŞEHİR OSMANGAZİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ
ÜRETKEN YAPAY ZEKÂ KULLANIMI BEYAN FORMU

Bu tezi/projeyi hazırlarken aşağıdaki Üretken Yapay Zekâ (ÜYZ) araçlarından destek aldığımı beyan ederim:

Aşağıdaki ÜYZ araçlarını kullandım. (Birden fazla seçenek işaretlenebilir)

✓Claude
✓ChatGPT
☐ DeepSeek
☐ Gemini
☐ Copilot
☐ Diğer (Belirtiniz): .....

ÜYZ araçlarını tezimin/projemin aşağıdaki aşamalarında ilgili amaçlar için kullandım. (Birden fazla seçenek işaretlenebilir**.**

✓Metin oluşturma
☐ Literatür tarama
☐ Çeviri
☐ Düzenleme/dil kontrolü
✓Veri işleme ve analizi
☐ Veri görselleştirme
☐ Görüntü üretme
☐ Kaynakça düzenleme
☐Diğer (Belirtiniz): ……

Bu çalışmada ÜYZ kullanımı ***Yükseköğretim Kurumları Bilimsel Araştırma ve Yayın Faaliyetlerinde Üretken Yapay Zekâ Kullanımına Dair Etik Rehber***'e ve akademik dürüstlük ilkelerine uygun şekilde gerçekleştirilmiş olup ÜYZ araçlarından alınan destek etik kurallar ve kaynak gösterme esaslarına uygun biçimde belirtilmiştir.

ÜYZ araçlarının sağladığı bilgilerin doğruluğunu kontrol ettiğimi, yanlış veya eksik bilgi bulunması halinde tüm sorumluluğun tarafıma ait olduğunu; ayrıca çalışmamla ilgili bu beyana aykırı bir durumun herhangi bir zamanda tespit edilmesi durumunda ortaya çıkabilecek akademik ve hukuki sonuçları kabul ettiğimi beyan ederim.

Öğrenci Adı Soyadı
03/06/2026

(İmza)

ÖZET

Bu tez çalışmasında, son kilometre lojistiğinde kentsel alanlarda faaliyet gösteren otonom elektrikli araçlar için rota planlama problemi ele alınmıştır. Çalışmanın temel amacı, gerçek yaşam koşullarını yansıtan kentsel dağıtım ortamlarında otonom elektrikli araç filoları için etkin, sürdürülebilir ve uygulanabilir rota planlama yöntemleri geliştirmektir. Bu kapsamda otonomluk, araçların algılama ve hareket kontrolü katmanından ziyade, insan müdahalesi olmaksızın yeniden planlama yapabilen ve dinamik olaylara tepki verebilen operasyonel karar verme katmanı üzerinden ele alınmıştır. Problem, Kapasiteli ve Zaman Pencereli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (CEVRPTW) çerçevesinde modellenmiş olup enerji, zaman ve kapasite kısıtları altında statik ve dinamik karar ortamları birlikte değerlendirilmiştir. Tez kapsamında gerçek yol ağına dayalı ESOGU-CEVRPTW veri seti kullanılmıştır. Çözüm sürecinde Tavlama Benzetimi, Yasaklı Arama ve Genetik Algoritma olmak üzere üç meta-sezgisel yöntem geliştirilmiş ve karşılaştırılmıştır. Statik analizlerde, yöntemlerin performansı CPLEX çözücü ile elde edilen optimal çözümlerle karşılaştırılmıştır. Bulgular, Yasaklı Arama algoritmasının ortalama %2,30 sapma değeri ile optimal çözümlere en yakın sonuçları verdiğini göstermiştir. Dinamik boyutta sipariş iptali, yeni müşteri eklenmesi, trafik yoğunluğu ve zaman penceresi değişimi gibi olaylar altında yeniden rotalama senaryoları oluşturulmuştur. Deney tasarımı kapsamında 13 senaryoda toplam 1755 deney gerçekleştirilmiştir. İstatistiksel analizler, algoritmalar arasındaki performans farklılıklarının anlamlı olduğunu göstermiştir. ANOVA sonuçları, algoritma türünün yanı sıra müşteri sayısı, senaryo yapısı ve veri dağılımının performans göstergeleri üzerinde etkili olduğunu ortaya koymuştur. Genetik Algoritma mesafe ve araç kullanımı açısından, Tavlama Benzetimi ise hesaplama süresi ve enerji yönetimi açısından öne çıkmaktadır. Sonuç olarak bu tez, otonom elektrikli araçlar için gerçek yol ağına dayalı, dinamik ve çok kısıtlı bir rota planlama yaklaşımı sunarak literatüre metodolojik ve uygulamalı katkı sağlamaktadır. Çalışma, dinamik olay yönetimi ve meta-sezgisel yöntemlerin karşılaştırmalı istatistiksel analizi ile son kilometre lojistiği ve kentsel dağıtım literatüründeki önemli bir boşluğa katkı sunmaktadır.

Anahtar Kelimeler: Otonom Elektrikli Araçlar, Son Kilometre Lojistiği, Dinamik Araç Rotalama, CEVRPTW, Meta-sezgisel Algoritmalar, Deney Tasarımı

SUMMARY

This dissertation addresses the route planning problem for autonomous electric vehicles operating in urban last-mile logistics. The main objective is to develop effective, sustainable, and practically applicable route planning methods for autonomous electric vehicle fleets in urban distribution environments that reflect real-life conditions. In this context, autonomy is considered not at the level of vehicle perception and motion control, but through the operational decision-making layer, which enables replanning without human intervention and response to dynamic events. The problem is modeled as a Capacitated Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows (CEVRPTW), and static and dynamic decision-making environments are jointly evaluated under energy, time, and capacity constraints. The study uses the ESOGU-CEVRPTW dataset, which is based on a real road network. Three metaheuristic methods, namely Simulated Annealing, Tabu Search, and Genetic Algorithm, are developed and compared. In the static analyses, their performance is compared with the optimal solutions obtained by the CPLEX solver. The results show that Tabu Search provides the closest solutions to the optimum, with an average deviation of 2.30%. In the dynamic dimension, rerouting scenarios are constructed for common last-mile logistics events, including order cancellation, new customer insertion, traffic congestion, and time-window changes. Within the experimental design, 1,755 experiments are conducted across 13 scenarios. Statistical analyses show significant performance differences among the algorithms. ANOVA results indicate that algorithm type, number of customers, scenario structure, and data distribution affect the performance indicators. The Genetic Algorithm stands out in travel distance and vehicle utilization, whereas Simulated Annealing performs better in computational time and energy management. Consequently, this dissertation contributes to the literature by presenting a real-road-network-based, dynamic, and highly constrained route planning approach for autonomous electric vehicles, supported by dynamic event management and comparative statistical analysis of metaheuristic methods.

Keywords: Autonomous Electric Vehicles, Last-Mile Logistics, Dynamic Vehicle Routing, CEVRPTW, Metaheuristic Algorithms, Experimental Design

TEŞEKKÜR

Lisans eğitimimden yüksek lisansıma ardından doktora sürecime kadar tüm akademik hayatımda bana yol gösteren, motive eden, bilgi ve deneyimleriyle her zaman yanımda olan çok kıymetli danışmanım Prof. Dr. İnci SARIÇİÇEK'e en içten teşekkürlerimi sunuyorum. Desteği, sabrı ve ilgisi için kendisine minnettarım. Değerli bilgi ve görüşleriyle tezime çok değerli katkılar sağlayan ikinci danışmanım Prof. Dr. Ahmet YAZICI'ya ve bu uzun yolculukta fikirleriyle bizleri destekleyen tez izleme komite üyelerimiz Prof. Dr. Servet HASGÜL ve Doç. Dr. Sinem BOZKURT KESER'e içtenlikle teşekkürlerimi sunuyorum. Doktora eğitimim süresince YÖK tarafından 100/2000 Doktora Burs Programı kapsamında almış olduğum destek için Yükseköğretim Kurulu'na içten teşekkür ediyorum. Aynı zamanda bu tez Ufuk Avrupa Chips Joint Undertaking (Chips JU) 101097267 numaralı ve TÜBİTAK 222N269 numaralı Elektrikli Araç Otonomisinin Optimizasyonu (OPEVA) projesi kapsamında desteklenmiştir. Destek için teşekkür ederim.

Tüm eğitim hayatım boyunca beni destekleyen, teşvik eden, başarılarımda önemli bir yere sahip aileme ve arkadaşlarıma sonsuz teşekkür ederim. Son olarak, en özel teşekkürümü sevgili eşim Nagihan'a etmek isterim. Bu tez sürecinin tüm yükünü benimle birlikte taşıyan, her vazgeçişe yaklaştığım anda bana yeniden yola devam etme gücü veren, her konuda destekçim olan kişi o oldu. Bu çalışmanın tamamlanmasında onun desteği, inancı ve varlığı benim için tarif edilemez bir önem taşımaktadır. Bana olan inancını hiçbir zaman kaybetmeden her an yanımda durarak hedeflerime ulaşmamı sağladığı için ve sonsuz sevgisi için minnettarım.

İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET ..... **vii**
SUMMARY ..... **viii**
TEŞEKKÜR ..... **ix**
ŞEKİLLER DİZİNİ ..... **xii**
ÇİZELGELER DİZİNİ ..... **xiii**
SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ ..... **xiv**
1. GİRİŞ VE AMAÇ **1**
2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI **7**
2.1. Elektrikli Araç Rotalama Problemi 9
2.2. Dinamik Araç Rotalama Problemi 20
2.3. Otonom Robot Araç Rotalama Problemi 24
2.4. Son Kilometre Lojistiği 27
2.5. Literatürdeki Çözüm Algoritmaları 31
2.6. İlgili Literatürün Analizi 36
3. MATERYAL VE YÖNTEM **43**
3.1. Problemin Tanımı 43
3.2. Matematiksel Model 44
3.3. Önerilen Yaklaşım 47
3.4. ESOGÜ Veri Seti 49
3.5. Çözüm Yöntemleri 51
3.5.1. Clarke-Wright kazanım algoritması 51
3.5.2. Tavlama benzetimi algoritması 52
3.5.3. Yasaklı arama algoritması 56
3.5.4. Genetik algoritma 59
4. BULGULAR VE TARTIŞMA **63**
4.1. Statik Modelleme ve Sonuçların Karşılaştırılması 63
4.2. Dinamik Rotalama 68
4.2.1. Faz 1: Statik planda başlangıç çözümünün üretilmesi 68

İÇİNDEKİLER

Sayfa

4.2.2. Faz 2: Dinamik planlamada simülasyon ve olay yönetimi 69
4.2.3. Deneysel bulgular 70
4.3. Deney Tasarımı 76
4.3.1. Deney tasarım senaryoları 76
4.3.2. Deney tasarım sonuçları 83
4.3.3. İstatistiksel Analizler 90
5. SONUÇ VE ÖNERİLER 97
KAYNAKLAR DİZİNİ 101

ŞEKİLLER DİZİNİ

Şekil **Sayfa**

2.1. VRP ve EVRP Örnekleri 11
2.2. Otonom Teslimat Robotu Örnekleri 24
2.3. EVRP Modeli Çözüm Algoritmalarının Sınıflandırılması (Ye vd., 2022) 31
2.4. Son Kilometre Lojistiğinde Araştırma Eğilimleri 36
2.5. EVRP Literatüründe Statik ve Dinamik Planlama Çalışmalarının Dağılımı 37
2.6. Literatürde Dinamik Rotalama Senaryolarının Dağılımı 37
2.7. Literatürde Dinamik Olay Türlerinin Dağılımı 38
2.8. Son Kilometre Lojistiğinde Ele Alınan Problem Çeşitleri 39
2.9. Son Kilometre Lojistiğinde Modelleme Çeşitliliği 40
2.10. Son Kilometre Lojistiği Çözümünde Kullanılan Yöntemler 41
2.11. Son Kilometre Lojistiği Çözümünde Kullanılan Meta-sezgisel Yöntemler 41
3.1. Dinamik CEVRPTW İçin Önerilen Yaklaşım 48
3.2. ESOGU-CEVRPTW Veri Setindeki Coğrafi Konumlar (Aslan Yıldız vd., 2025) 49
4.1. Yöntemlerin Optimumdan Yüzdelik Farkları 65
4.2. Problem Büyüklüğüne Göre Yöntemlerin Optimumdan Yüzdelik Farkları 66
4.3. Problem Tiplerine Göre Yöntemlerin Optimumdan Yüzdelik Farkları 67
4.4. Araç 1'e Ait Detaylı Zaman Çizelgesi 73
4.5. Araç 2'ye Ait Detaylı Zaman Çizelgesi 73
4.6. Başlangıç ve Nihai Rotaların Harita Üzerinde Gösterimi 74
4.7. Nihai Rotaların Performans Metrikleri 75
4.8. Senaryolara Göre Performans Göstergeleri 85
4.9. Müşteri Sayısına Göre Performans Göstergeleri 87
4.10. Veri Dağılımına Göre Performans Göstergeleri 89

ÇİZELGELER DİZİNİ

Çizelge **Sayfa**

2.1. EVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar 12
2.2. CEVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar 15
2.3. EVRPTW Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar 18
2.4. DVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar 22
2.5. AVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar 25
2.6. Son Kilometre Lojistiği Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar 28
4.1. Statik Rotalama Çözümlerinin Karşılaştırılması 64
4.2. ESOGU_C5_TW1 Örneklem Veri Seti 70
4.3. Problemin Başlangıç Çözümünde Oluşturulan Rotalar 71
4.4. Dinamik Olay Simülasyonu ve Çözüme Etkileri 71
4.5. Nihai Rotalar ve Performans Ölçütleri 72
4.6. Dinamik Olayların Kümülatif Etkileri 75
4.7. Deney Tasarımı Senaryoları ve Parametre Değerleri 78
4.8. Talep Artış Senaryoları: Algoritma Performans Karşılaştırması 79
4.9. Talep Azalış Senaryoları: Algoritma Performans Karşılaştırması 80
4.10. Trafik ve TW Etkili Senaryolar: Algoritma Performans Karşılaştırması 81
4.11. Yüksek Yoğunluk Etkili Senaryolar: Algoritma Performans Karşılaştırması 82
4.12. Algoritmaların Genel Ortalama Performansı 83
4.13. Senaryo Bazlı Kazanan Algoritmalar 84
4.14. Müşteri Sayısı Bazlı Performans Göstergeleri 86
4.15. Veri Dağılımı Bazlı Performans Göstergeleri 88
4.16. Veri Dağılımı ve Müşteri Sayısı Bazlı Kazanan Algoritmalar 90
4.17. Çok Faktörlü ANOVA Sonuçları 92
4.18. Algoritmalar Arası t-Testi Sonuçları 93
4.19. Algoritmalar Arası t-Testi Sonuçlarının Özeti 94

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar	Açıklama
ABC	Artificial Bee Colony (Yapay Arı Kolonisi)
ACO	Ant Colony Optimization (Karınca Kolonisi Optimizasyonu)
ALNS	Adaptive Large Neighborhood Search (Uyarlanabilir Geniş Komşuluk Araması)
ANOVA	Analysis of Variance (Varyans Analizi)
AV	Autonomous Vehicle (Otonom Araç)
AVRP	Autonomous Vehicle Routing Problem (Otonom Araç Rotalama Problemi)
CVRP	Capacitated Vehicle Routing Problem (Kapasiteli Araç Rotalama Problemi)
CW	Clarke-Wright Savings Algorithm (Clarke-Wright Kazanım Algoritması)
DVRP	Dynamic Vehicle Routing Problem (Dinamik Araç Rotalama Problemi)
EV	Electric Vehicle (Elektrikli Araç)
EVRP	Electric Vehicle Routing Problem (Elektrikli Araç Rotalama Problemi)
GA	Genetic Algorithm (Genetik Algoritma)
ILS	Iterated Local Search (Yenilemeli Yerel Arama)
LNS	Large Neighborhood Search (Geniş Komşuluk Araması)
LS	Local Search (Yerel Arama)
MILP	Mixed-Integer Linear Programming (Karma Tam Sayılı Doğrusal Programlama)
MIP	Mixed-Integer Programming (Karma Tam Sayılı Programlama)
PSO	Particle Swarm Optimization (Parçacık Sürü Optimizasyonu)

SİMGELER VE KISALTMALAR DİZİNİ

Kısaltmalar	Açıklama
SA	Simulated Annealing (Tavlama Benzetimi)
TS	Tabu Search (Yasaklı Arama)
TSP	Travelling Salesman Problem (Gezgin Satıcı Problemi)
VLNS	Variable Large Neighborhood Search (Değişken Geniş Komşuluk Araması)
VNS	Variable Neighborhood Search (Değişken Komşuluk Araması)
VRP	Vehicle Routing Problem (Araç Rotalama Problemi)
VRPTW	Vehicle Routing Problem with Time Windows (Zaman Pencereli Araç Rotalama Problemi)

1. GİRİŞ VE AMAÇ

Günümüzde lojistik sektörü, küresel ticaretin ve ekonomik kalkınmanın temel dinamiklerinden biri haline gelmiştir. Sektör, müşteri memnuniyetini artırmak, üretim ve dağıtım maliyetlerini azaltmak, tedarik zincirini optimize etmek, üretim süreçlerini iyileştirmek ve daha hızlı teslimat yapmak için sürekli olarak yenilikler ve geliştirmeler yapmaktadır. Özellikle son on yılda, dijitalleşmenin hızlanması ve e-ticaretin patlama yapması, lojistik operasyonlarının yapısını köklü bir şekilde değiştirmiştir. COVID-19 pandemisi sonrasında çevrimiçi alışveriş oranlarının dramatik şekilde artması, bu dönüşümü daha da hızlandırmıştır. Örnek olarak İsveç'te, e-ticaret 2005 ile 2019 yılları arasında yılda ortalama %18 oranında artmış, COVID-19 pandemisi sırasında ise 2020 yılında %40'lık bir artış daha yaşanmıştır (Alverhed vd., 2024). E-ticaret şirketleri ve geleneksel perakende şirketleri, artan müşteri beklentilerini karşılamak ve rekabet avantajı elde edebilmek için hızlı, güvenilir ve esnek teslimat süreçleri geliştirmek zorunda kalmıştır. Bu bağlamda, lojistik sektörünün sürdürülebilirlik, maliyet etkinliği ve operasyonel verimlilik üçgeninde dengeli çözümler üretme gerekliliği giderek daha kritik bir hal almıştır.

Son Kilometre Lojistiği, tedarik zincirinin son ulaşım aşamasını ifade etmektedir (Bosona, 2020). Bir diğer ifadeyle ürünlerin dağıtım merkezlerinden veya depolardan nihai tüketiciye ulaştırılması sürecidir. Bu süreç, tüm lojistik operasyonlarının en karmaşık, en maliyetli ve en kritik aşamasıdır. Bu yüksek maliyet, kentsel alanlardaki yoğun trafik, dar sokaklar, park etme zorlukları, çok sayıda teslimat noktası ve sık duruş-kalkışlar gibi operasyonel zorluklardan kaynaklanmaktadır. Son kilometre lojistiğinde karşılaşılan başlıca zorluklar arasında dinamik talep dalgalanmaları, heterojen teslimat gereksinimleri (farklı ürün türleri, boyutları, zaman pencereleri), trafik tahmin belirsizlikleri ve artan müşteri beklentileri yer almaktadır. Bu durum, Avrupa ve ABD gibi yüksek kentleşme düzeyine ve yüksek e-ticaret payına sahip bölgelerde özellikle zorlayıcıdır. Ayrıca, yenilikçi ulaşım modları ve sistemleri, son kilometre teslimatları için koşulları hızla değiştirmektedir. Aynı zamanda, müşteriler daha hızlı, daha tahmin edilebilir ve daha esnek teslimatlar talep etmektedir (Sinde ve Woodman, 2020). Geleneksel optimizasyon yöntemleri, bu karmaşık ve dinamik ortamda yeterince esnek ve hızlı çözümler üretmekte zorlanmaktadır.

Lojistik sektörünün ekonomik kalkınma ve ticaretteki kritik rolüne rağmen, çevresel sürdürülebilirlik açısından önemli zorluklarla karşı karşıya olduğu bir gerçektir. Sektörün faaliyetleri, özellikle taşımacılık ve dağıtım süreçleri, fosil yakıt kullanımına dayandığından, sera gazı emisyonlarına kayda değer bir katkı sağlamaktadır. Artan çevrimiçi alışveriş ve hızlı teslimat talepleri, özellikle kentsel alanlardaki son kilometre dağıtımında araç trafiğini ve dolayısıyla karbon ayak izini daha da büyütmektedir. Ayrıca, şehir içi teslimat operasyonları yalnızca çevresel etkilere değil, aynı zamanda trafik sıkışıklığı, hava kirliliği ve gürültü kirliliği gibi toplumsal sorunlara da yol açmaktadır.

Sera gazı emisyonları son yıllarda ciddi bir çevre sorunu haline gelmiş ve iklim değişikliğinin ana itici gücü olarak tanımlanmıştır. Bu emisyonu yaratan endüstriler arasında ulaşım sektörü önemli bir katkı sağlamaktadır (Luo vd., 2024). Fosil yakıtlarla çalışan araçlar, yüksek karbon salımı yaparak çevresel etkileri artırmakta ve atmosferde biriken sera gazı oranını yükseltmektedir. Günümüz toplumunda, sera gazı emisyonlarının azaltılması yoluyla sürdürülebilirliğin artırılması, yaşam kalitesini iyileştirmek ve aynı zamanda petrol bağımlılığını azaltmak için ulaşılması gereken temel bir hedef haline gelmiştir. Örnek olarak, Avrupa Komisyonu Ulaşım ve Hareketlilik Genel Müdürlüğü tarafından yayınlanan Ulaşım Beyaz Kitabı (28 Mart 2011), 2030 yılına kadar ulaşılması gereken iki özel kentsel hedefi ilan etmiştir: (i) şehirlerde geleneksel yakıtlı araç kullanımının yarıya indirilmesi ve (ii) büyük kentsel merkezlerde esasen CO2 içermeyen lojistik. (Pieralice ve Trepidi, 2016). Bu bağlamda, lojistik sektörü de operasyonlarını daha sürdürülebilir hale getirmek için alternatif enerji kaynakları ve yenilikçi teknolojiler aramaktadır. Batarya teknolojilerinde kaydedilen ilerlemelerle birlikte Elektrikli Araçlar (EV), bu duruma yönelik umut verici çözümler sunmaktadır. EV'ler yalnızca karbon emisyonlarını azaltmakla kalmayıp, aynı zamanda enerji verimliliği, düşük işletme maliyetleri ve yenilenebilir enerji kaynaklarının kullanımına uygun yapılarıyla sürdürülebilir bir ulaşım sistemi için önemli bir adım olarak değerlendirilmektedir.

EV'ler lojistik sektörüne hem çevresel etkileri azaltma hem de operasyonel maliyetleri düşürme konusunda benzersiz bir fırsat sunarak, sürdürülebilirlik hedefleri ile müşteri taleplerini buluşturabilecek bir çözüm olarak öne çıkmaktadır. Çevresel nedenlere ek olarak, elektrikli araçların benimsenmesini teşvik edebilecek diğer faktörler arasında kısıtlı trafik alanlarına girebilme olasılığı ve içten yanmalı motorlu araçlara kıyasla daha

düşük yakıt ve bakım maliyetleri nedeniyle yaşam döngüleri boyunca daha düşük giderlere sahip olmasıdır (Siragusa vd., 2022). Ancak, elektrikli araçların lojistik sektöründe yaygınlaşması için yalnızca teknik gelişmeler yeterli değildir. Şarj altyapısının yaygınlaştırılması, batarya değişim standartlarının belirlenmesi ve operasyonel entegrasyonun sağlanması gibi konular da kritik önem taşımaktadır.

Elektrikli araçların geliştirilmesi lojistiğin yeşillendirilmesini teşvik ederken, batarya teknolojisi sınırlamalarından kaynaklanan menzil kaygısı elektrikli araçların yaygın uygulamasını engellemektedir. Mevcut batarya teknolojileri, özellikle ağır yük taşımacılığında ve uzun mesafe teslimatlarında, geleneksel yakıt sistemlerinin sunduğu esnekliği tam olarak sağlayamamaktadır. Katedilen mesafe, yük ağırlığı, rota topografyası, hava koşulları ve sürüş davranışları gibi faktörlerden önemli ölçüde etkilenmektedir. Şarj altyapısının yetersizliği ve şarj sürelerinin uzunluğu, operasyonel verimliliği olumsuz yönde etkileyebilmektedir. Tüm bu sınırlamalar göz önüne alındığında, elektrikli araçlar bugün kentsel alanlarda düşük günlük sürüş menzili gerektiren kısa mesafeli yolculuklar için uygulanabilir bir seçenek oluşturmaktadır (Rafique ve Town, 2019). Hızlı şarj istasyonlarının yaygınlaşması ve batarya değişim sistemlerinin geliştirilmesi, bu sorunların çözümüne katkı sağlayabilecek yaklaşımlardır. Ayrıca, rota planlama algoritmalarının batarya tüketimini optimize edecek şekilde tasarlanması, elektrikli araçların etkin kullanımı için kritik bir gerekliliktir.

Şehir içi taşımacılıkta EV'ler hem çevresel kaygıları azaltmak hem de özellikle dar sokaklar ve yoğun şehir merkezlerinde küçük ve çevik araçların (LEFV) sağladığı avantajlardan yararlanmak açısından önem kazanmaktadır. Bu araçlar, emisyonları düşürerek şehir havasının kalitesini artırmakta ve trafik yoğunluğunu azaltacak şekilde esnek rota planlamasına olanak tanımaktadır. Bu bağlamda, otonom elektrikli araçların entegrasyonu, son kilometre lojistiğinde yeni bir dönüşüm fırsatı sunmaktadır. Otonom araçlar (AV), çevrelerini algılayabilen, yol ve trafik kurallarını anlayabilen ve insan müdahalesi olmadan güvenli bir şekilde seyredebilen araçları ifade etmektedir. Otonom elektrikli araçların lojistikte kullanımı, maliyet, operasyonel verimlilik ve sürdürülebilirlik açısından önemli avantajlar sunmaktadır. Sürücü maliyetlerinin ortadan kalkması ve 7/24 kesintisiz çalışma imkânı, araç kullanım oranlarını ve teslimat hızını artırırken operasyonel kısıtlamaları azaltmaktadır. Ayrıca, insan kaynaklı hataların ve kaza risklerinin azalması

teslimat güvenilirliğini yükseltmekte, sigorta ve hasar maliyetlerini düşürmektedir. Otonom elektrikli araçların bir parçası olan otonom teslimat robotlarının da kullanımı giderek yaygınlaşmaktadır. Halihazırda Starship firması tarafından geliştirilen otonom teslimat robotları, Londra ve Washington'da kargo ve market hizmetleri sunmaktadır. (Jennings ve Figliozzi, 2019; Chen vd., 2021). Diğer örnekler arasında Kaliforniya'daki üniversite kampüslerinde yemek teslimatı yapan Kiwibot, ABD'deki birkaç şehirde kargo teslimatı yapan Amazon Scout ve Almanya'da test edilen DHL'nin PostBOT'u yer almaktadır (Alverhed vd., 2024).

Otonom Elektrikli Araçlar için rota planlaması, klasik Araç Rotalama Probleminden (VRP) farklı olarak batarya kapasitesi, şarj istasyonu konumları, şarj süreleri ve enerji tüketimi gibi ek kısıtları içermektedir. Bu genişletilmiş yapı literatürde Elektrikli Araç Rotalama Problemi (EVRP) olarak adlandırılmakta ve şarjın rotaya entegrasyonu ile batarya durumunun sürekli izlenmesini gerektirmektedir. Otonom Elektrikli Araçlar (AEV), 7/24 çalışma, dinamik rota yeniden planlama, gerçek zamanlı trafik ve hava durumu verilerinin kullanımı, engellerden kaçınma ve filo koordinasyonu gibi unsurlarla optimizasyon modellerine ek bir karmaşıklık ve esneklik kazandırmaktadır. Ayrıca, son kilometre teslimatlarında karşılaşılan dinamik ve belirsiz ortamlar (trafik akışı, müşteri davranışları, acil durumlar) statik optimizasyon yaklaşımlarını yetersiz kılmaktadır. Bu nedenle, adaptif ve öğrenen optimizasyon algoritmalarının geliştirilmesi gerekmektedir. Öte yandan, otonom araçların elektrikli olması şarj ihtiyaçlarını da beraberinde getirmekte, bu nedenle filo yönetimi ve rota planlamasında şarj sürelerinin ve istasyonlarının dikkate alınması önem kazanmaktadır. İnsansız sürüş ve gelişmiş otonom özellikler, bu araçların şehir içi lojistikte güvenli, verimli ve esnek bir şekilde çalışmasını mümkün kılmaktadır.

Bu tez çalışmasının temel amacı, son kilometre lojistiğinde otonom elektrikli araçlar için etkin, sürdürülebilir ve gerçekçi rota planlama yöntemleri geliştirmektir. Son kilometre lojistiğinde otonom elektrikli araçların kullanım senaryosunda Kapasiteli ve Zaman Penceresi Kısıtlı Elektrikli Araç Rotalama Problemi (CEVRPTW) gerçek dünya koşullarını yansıtan dinamik planlama yapısı altında ele alınmıştır. Bu çok kısıtlı optimizasyon probleminin çözümüne yönelik Yasaklı Arama, Tavlama Benzetimi ve Genetik Algoritma meta-sezgiselleri ile etkin çözümler üreten bir sistem geliştirilmiştir. Bu kapsamda, klasik VRP ve EVRP literatüründe sıklıkla kullanılan varsayımların ötesine geçilerek gerçek yol

ağları, yön kısıtları, enerji tüketimi, şarj istasyonları ve zaman pencerelerinin eşzamanlı olarak dikkate alındığı bütüncül bir problem modeli oluşturulması hedeflenmiştir.

Çalışmanın bir diğer temel amacı, elektrikli araçlara özgü operasyonel kısıtların, özellikle batarya menzili, enerji tüketimi ve şarj kararlarının, klasik kapasite ve zaman penceresi kısıtlarıyla birlikte ele alındığında çözüm sürecini nasıl etkilediğini analiz etmektir. Bu doğrultuda, müşteri noktalarının her birinin tam olarak bir kez ziyaret edilmesi, araç kapasite limitlerinin aşılmaması, enerji ve batarya sınırları içerisinde kalınması ve her müşteri için tanımlanan zaman pencerelerine uyulması gibi zorlayıcı gereksinimlerin aynı anda sağlanması amaçlanmıştır. Amaç fonksiyonu olarak toplam seyahat mesafesinin minimize edilmesi benimsenmiş ve bu amaç doğrultusunda karar değişkenleri rota–araç–düğüm üçlüsüne bağlı ikili değişkenler ile modellenmiştir.

Bununla birlikte, çalışmanın önemli hedeflerinden biri de dinamik olay yönetimini içeren senaryolarda (örneğin zamanla değişen koşullar veya yeniden planlama gereksinimleri) çözüm yaklaşımlarının esnekliğini ve dayanıklılığını değerlendirmektir. Bu nedenle tez kapsamında, çözüm kalitesinin yanı sıra hesaplama süresi ve ölçeklenebilirlik gibi pratik uygulamalar açısından kritik öneme sahip performans ölçütleri de dikkate alınmıştır. Bu bağlamda, kesin çözüm yöntemlerinin büyük ölçekli ve çok kısıtlı problemler karşısındaki sınırlılıkları göz önünde bulundurularak, yaygın kullanımı olan bir sezgisel algoritma ile üç meta-sezgisel algoritma geliştirilmiş ve test problemleri üzerinde sistematik olarak karşılaştırılmıştır. Test problemleri olarak ESOGU-CEVRPTW veri seti kullanılarak geliştirilen yöntemlerin, gerçekçi bir çevrede test edilmesi ve böylece elde edilen sonuçların yalnızca teorik değil, uygulamaya dönük karar destek sistemleri açısından da anlamlı olması amaçlanmıştır.

Bu tez çalışmasının literatüre en önemli katkısı, Dinamik Zaman Pencereli ve Kapasiteli Elektrikli Araç Rotalama Problemini, gerçek yol ağına dayalı bir veri seti üzerinde ele alarak çok kısıtlı bir problem yapısında çözüm üretmeye odaklanmasıdır. Ele alınan problem için önerilen meta-sezgisel algoritmalar ile rota planı oluşturulduktan sonra sipariş iptali, zaman penceresi değişikliği gibi operasyonel değişiklikler ile trafik yoğunluğu, trafik kazası vb. ortam kaynaklı değişiklikler dikkate alınarak dinamik rotalama yapılmaktadır. Elektrikli Araç Rotalama Problemlerinde enerji tükenmesi veya zaman penceresi ihlali gibi

durumlar, çözümün tamamen geçersiz hâle gelmesine yol açabilmektedir. Bu tezde geliştirilen çözüm yaklaşımları, yalnızca amaç fonksiyonunu iyileştirmeye değil, enerji, zaman ve kapasite kısıtlarını dengeli biçimde yöneten sağlam çözümler üretmeye odaklanmıştır.

Literatürdeki EVRP ve CEVRPTW çalışmalarının önemli bir bölümü, sentetik koordinatlar ve öklid mesafelerine dayalı basitleştirilmiş varsayımlar altında gerçekleştirilmiştir. Bu tez ise, SUMO (Simulation of Urban Mobility) tabanlı gerçek yol mesafeleri, yönlü yollar ve kampüs içi ulaşım dinamikleri kullanılarak oluşturulmuş ESOGU-CEVRPTW veri seti üzerinden yürütülmüş olmasıyla, mevcut çalışmalardan belirgin biçimde ayrışmaktadır. ESOGU-CEVRPTW veri setinin kullanımı çalışmanın özgün değerini güçlendiren önemli bir unsurdur. Bu veri seti, gerçek çevresel koşulları, zaman pencerelerini ve elektrikli araç parametrelerini bir arada barındıran ilk CEVRPTW veri setlerinden biri olması nedeniyle, bu tezde elde edilen sonuçların literatürde doğrudan karşılaştırılabilir ve referans alınabilir olmasını sağlamaktadır. Ayrıca veri setinde küçük ölçekli örnekler için sağlanan matematiksel optimal çözümler, geliştirilen yöntemlerin doğruluğunun ve çözüm kalitesinin güvenilir biçimde değerlendirilmesine olanak tanımıştır. Elektrikli araçlara özgü enerji ve şarj istasyonu kısıtlarını eş zamanlı olarak yöneten üç farklı çözüm yaklaşımı test problemleri üzerinde karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir, böylece yöntemlerin güçlü ve zayıf yönleri objektif biçimde ortaya konmuştur.

Son olarak bu tez çalışması, otonom elektrikli araç filoları için gerçekçi, zaman pencereli ve enerji kısıtlı rota planlama problemlerine yönelik yöntem geliştirme literatürüne hem metodolojik hem de deneysel açıdan katkı sunmaktadır. Gerçek yol ağına dayalı problem tanımı, çoklu çözüm yaklaşımı karşılaştırmaları ve fizibiliteyi merkeze alan meta-sezgisel tasarımlar sayesinde, çalışma yalnızca akademik literatüre değil, elektrikli araç filosuna sahip lojistik firmaları için rota optimizasyonu ve sürdürülebilir ulaşım planlaması gibi uygulama alanlarına da yol gösterici nitelikte özgün sonuçlar ortaya koymaktadır.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Taşımacılık ve dağıtım faaliyetleri, günümüz lojistik ve tedarik zinciri sistemlerinin en kritik bileşenlerinden birini oluşturmaktadır. Artan nüfus yoğunluğu, kentleşme, e-ticaret hacmindeki hızlı büyüme ve müşteri beklentilerinin çeşitlenmesi, dağıtım süreçlerinin daha karmaşık, daha dinamik ve daha kısıtlı bir yapıya evrilmesine neden olmaktadır. Bu bağlamda, sınırlı kaynaklar altında artan taleplerin etkin bir biçimde karşılanması, işletmeler ve kamu kurumları açısından stratejik bir gereklilik hâline gelmiştir. Özellikle ulaşım maliyetlerinin toplam lojistik maliyetler içindeki payının yüksek olması, araç rotalama ve çizelgeleme problemlerini hem akademik hem de uygulamalı araştırmaların merkezine yerleştirmiştir.

VRP, bu karmaşık dağıtım yapısını matematiksel olarak modellemeyi ve optimize etmeyi amaçlayan temel problem sınıflarından biridir. Ancak gerçek dünya uygulamalarında karşılaşılan koşullar, klasik VRP varsayımlarının çoğu zaman yetersiz kalmasına yol açmaktadır. Araç kapasite sınırları, müşteri taleplerinin heterojenliği, servis süreleri, zaman pencereleri, yol ağlarının yönlü ve değişken yapısı gibi faktörler, rotalama problemlerini statik ve deterministik bir yapıdan uzaklaştırmaktadır. Bu durum, problem boyutunun büyümesine ve çözüm uzayının önemli ölçüde genişlemesine neden olmaktadır. Son yıllarda sürdürülebilirlik odaklı politikalar, karbon salımını azaltmaya yönelik düzenlemeler ve enerji maliyetlerindeki artış, lojistik sistemlerde elektrikli araçların kullanımını giderek yaygınlaştırmıştır. Elektrikli araçların çevresel avantajları, özellikle kentsel dağıtım ve son kilometre lojistiği uygulamalarında önemli fırsatlar sunmaktadır. Ancak elektrikli araçların sınırlı batarya kapasitesi, menzil kısıtları, şarj süreleri ve şarj altyapısının konumsal dağılımı, rotalama problemlerine yeni ve karmaşık kısıtlar eklemektedir. Bu durum, klasik VRP yaklaşımlarının doğrudan uygulanmasını zorlaştırmakta ve EVRP gibi yeni problem tanımlarının ortaya çıkmasına neden olmaktadır.

Elektrikli araçlara özgü kısıtlar, yalnızca enerji yönetimi açısından değil, aynı zamanda zaman ve operasyonel planlama açısından da belirleyici bir rol oynamaktadır. Batarya seviyesinin rota boyunca sürekli izlenmesi, uygun şarj istasyonlarının seçilmesi ve şarj kararlarının rota yapısını doğrudan etkilemesi, problemdeki kararların birbirine yüksek

derecede bağımlı hâle gelmesine yol açmaktadır. Bu bağımlılık, kapasite kısıtları ve müşteri talepleriyle birleştiğinde, Kapasiteli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (CEVRP) gibi daha kapsamlı problem sınıflarını gündeme getirmektedir. Bununla birlikte, gerçek hayattaki dağıtım operasyonlarının önemli bir bölümü, müşterilerin yalnızca belirli zaman aralıklarında hizmet alabilmesine imkân tanıyan zaman pencereleriyle sınırlıdır. Zaman pencereleri, müşteri memnuniyetini artırmakla birlikte, rota planlamayı ciddi ölçüde zorlaştırmaktadır. Elektrikli araçların enerji kısıtlarıyla zaman pencerelerinin birlikte ele alınması, Zaman Pencereli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (EVRPTW) kapsamında hem çizelgeleme hem de enerji yönetiminin eş zamanlı olarak optimize edilmesini gerektirmektedir. Bu durum, çözüm sürecinde yalnızca maliyet minimizasyonunu değil, fizibilitenin korunmasını da öncelikli hâle getirmektedir.

Günümüzde modern lojistik sistemleri, statik varsayımlardan giderek uzaklaşmakta ve dinamik karar verme mekanizmalarına ihtiyaç duymaktadır. Trafik koşullarındaki değişimler, yeni müşteri taleplerinin sisteme sonradan eklenmesi, servis sürelerindeki belirsizlikler ve operasyonel aksaklıklar, rotalama problemlerinin dinamik bir çerçevede ele alınmasını zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda Dinamik Araç Rotalama Problemi (DVRP- Dynamic Vehicle Routing Problem), gerçek zamanlı bilgi akışı ve adaptif karar mekanizmalarını içeren önemli bir araştırma alanı olarak öne çıkmaktadır. Teknolojik gelişmelerle birlikte, otonom araçlar ve akıllı ulaşım sistemleri de rotalama problemlerinin kapsamını genişletmektedir. Otonom araçların operasyonel esnekliği, insan faktörüne bağlı kısıtların azalması ve filo yönetiminde sağladığı yeni olanaklar, Otonom Araç Rotalama Problemi (AVRP- Autonomous Vehicle Routing Problem) gibi yeni araştırma başlıklarının ortaya çıkmasına zemin hazırlamaktadır. Bu gelişmeler, rotalama problemlerinin yalnızca matematiksel bir optimizasyon problemi değil, aynı zamanda çok disiplinli bir karar verme problemi olduğunu göstermektedir.

EVRP ve AVRP türleri, özellikle son kilometre lojistiği bağlamında daha da kritik bir hâl almaktadır. Müşteriye en yakın teslimat aşaması olan son kilometre, maliyetlerin ve operasyonel zorlukların en yoğun olduğu bölüm olarak bilinmektedir. Elektrikli ve otonom araçların bu alanda yaygınlaşması, rotalama problemlerinin hem çevresel hem de ekonomik boyutunu güçlendirmektedir. Bu nedenlerle, Araç Rotalama Problemlerine ilişkin literatür problem tanımlarının evrimi, farklı kısıt türlerinin etkileri ve gerçek dünya uygulamalarına

uyarlanabilirlik açısından kapsamlı bir biçimde incelenmelidir. Literatür araştırması, yalnızca mevcut çözüm yaklaşımlarını özetlemekle kalmayıp, aynı zamanda hangi problem türlerinin hangi varsayımlar altında ele alındığını, hangi kısıtların ne ölçüde dikkate alındığını ve gerçekçilik düzeyinin nasıl ele alındığını ortaya koymayı amaçlamaktadır. Bu çerçevede, izleyen alt bölümlerde Araç Rotalama Problemlerinin temel türleri, elektrikli araçlara özgü genişletilmiş problem yapıları ve güncel araştırma eğilimleri sistematik olarak ele alınmaktadır.

2.1. Elektrikli Araç Rotalama Problemi

VRP, ek kısıtlamalara tabi olarak, bir dağıtım merkezinden coğrafi olarak dağınık bir dizi müşteriye en düşük maliyetli teslimat rotaları belirlemeyi amaçlayan bir NP-zor optimizasyon problemidir. VRP, tüm müşterileri ziyaret etmek için en düşük maliyetli bir rota tasarlamayı amaçlayan gezgin satıcı probleminin (TSP) genelleştirilmiş halidir. (Erdelić ve Carić, 2019).

Literatürde birçok farklı araç rotalama çeşidi bulunmaktadır. Kapasiteli Araç Rotalama Problemi (CVRP), araç kapasitesi kısıtlamalarını ihlal etmeden bir dizi müşterinin taleplerini karşılamak için minimum maliyetle bir dizi rota bulmayı amaçlayan VRP'nin temel bir çeşididir (Lu vd., 2020). EVRP, elektrikli araçların sınırlı sürüş menzilini dikkate almak için klasik rotalama problemlerini genişletir (Montoya vd., 2017). Zaman Pencereli Araç Rotalama Problemi (VRPTW), talepleri bilinen tüm müşterilere, en erken ve en geç zamanlarla tanımlanan her bir zaman aralığında tek bir araç tarafından tam olarak bir kez hizmet verilmesi için, sınırlı kapasiteye sahip bir dizi aynı araç için en uygun rota setini bulmayı amaçlar (Zhang vd., 2019a). Yeşil Araç Rotalama Problemi (GVRP), coğrafi olarak dağınık bir dizi müşteriye hizmet vermek için alternatif bir yakıtlı araç filosunun optimal rotasını modeller. Araçların yakıt otonomisi ve yol üzerindeki olası yakıt ikmal durakları açık bir şekilde modellenir ve her bir araç rotasına maksimum süre kısıtlamaları uygulanır (Andelmin ve Bartolini, 2017).

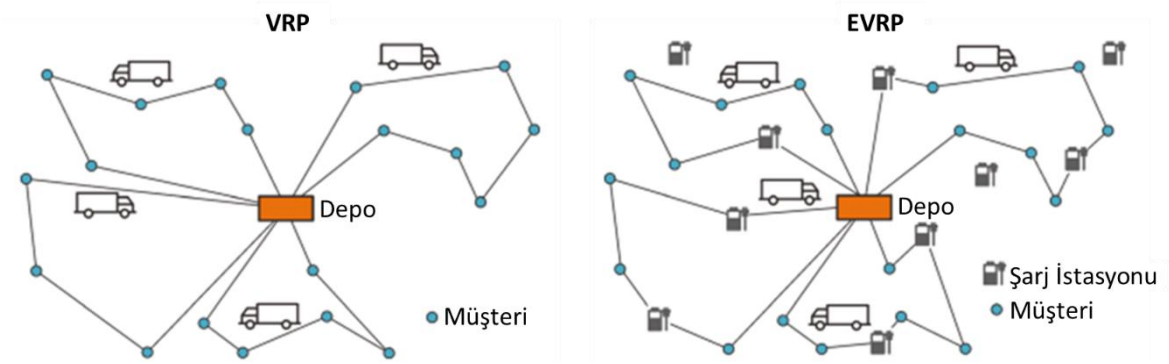
Araç Rotalama Problemlerinin başlıca amacı genellikle yakıt tüketimi, personel maliyeti, araç bakımı gibi maliyetleri minimize ederek, kaynak kullanımını etkin ve verimli hale getirmek ve en iyi rotayı bulmaktır. Bir başka amaç, doğru ve zamanında teslimat ile

servis kalitesini artırmak, müşteri beklentilerini karşılamak ve müşteri memnuniyetini maksimize etmektir. Çevresel etkileri minimize etmeyi hedefleyen Araç Rotalama Problemlerinde ise sürdürülebilir bir sistem için yakıt tüketimi ve sera gazı emisyonlarının azaltılması hedeflenmektedir. Çevreye duyarlı yakıtların veya elektrikli araçlar gibi çevre dostu ulaşım araçlarının kullanımı bu amaç doğrultusunda faydalı olacaktır.

EV, enerji kaynağı olarak fosil yakıtlar yerine elektrik kullanan ve elektrik motoruyla çalışan bir taşıt türüdür. Şarj edilebilir bataryaları sayesinde çevre dostu bir ulaşım alternatifi sunan EV'ler, sıfır egzoz emisyonuyla kentsel hava kalitesini iyileştirmeye katkıda bulunur. Elektrikli araçların güçlü yönleri arasında düşük işletme ve bakım maliyetleri, sıfır emisyonlu kentsel lojistik avantajları ve devlet teşvikleri yer alırken, zayıf yönleri arasında sınırlı menzil, yük taşıma kapasitesi, yetersiz şarj altyapısı ve yüksek başlangıç maliyetleri bulunmaktadır (Stamadianos vd., 2023).

EVRP, özellikle elektrikli araçlar için optimize edilmiş rotalar bulma, şarj kısıtlamalarını ve işlemlerini hesaba katma ile ilgilenen geleneksel Araç Rotalama Probleminin bir uzantısıdır. Her rota, bir dizi müşteri düğümüne hizmet verir ve belirli bir dağıtım merkezi düğümünde başlar ve biter. Problem, elektrikli araçlar için birtakım kısıtlamaları ve operasyonel prosedürleri yerine getirirken belirli bir maliyet fonksiyonunu en aza indiren elektrikli araçlar için en iyi rota planını bulmayı amaçlamaktadır (Kucukoglu vd., 2021).

EVRP ile klasik VRP arasındaki temel fark, araçların bir enerji kaynağı olarak bir bataryaya sahip olması ve şarj seviyesinin araç yolda ilerledikçe azalmasıdır. EVRP, şarj kapasitelerinin ve şarj istasyonlarının stratejik yerleşiminin muhasebeleştirilmesine önemli bir vurgu yapar, çünkü bu faktörler bir EV filosunun verimli çalışması için çok önemlidir (Aslan Yıldız vd., 2025). VRP'lerle karşılaştırıldığında EVRP'lerin kullanımının zorluğu, EV'lerin kısa sürüş menzilinden ve araç güzergahları boyunca şarj faaliyetlerinin gerekliliğinden kaynaklanmaktadır. Aslında, EVRP'ler esas olarak izleyen dört hususu dikkate alarak VRP'leri genişletmektedir: 1) şarj (veya batarya değiştirme) istasyonlarının yerleri 2) tam veya kısmi şarj politikasının benimsenmesi 3) şarj fonksiyonları ve 4) birden fazla şarj istasyonu türü (Qin vd., 2021). VRP ve EVRP için örnek çözümlerin kıyaslaması Şekil 2.1'de gösterilmiştir.



Şekil 2.1. VRP ve EVRP Örnekleri

Küçükoğlu vd. (2021)'ne göre, EVRP literatüründe, yedi farklı temel amaç fonksiyonu bileşeni bulunmaktadır. Bunlar;

- Kullanılan toplam elektrikli araç sayısı,
- Toplam seyahat mesafesi,
- Toplam seyahat süresi,
- Toplam kullanılan şarj istasyonu sayısı veya istasyon inşaat maliyeti,
- Toplam şarj maliyeti veya şarj süresi,
- Toplam enerji tüketimi,
- Diğer işletme maliyetlerinin en küçüklenmesi olarak sıralanmaktadır.

Literatürde çok sayıda elektrikli Araç Rotalama Problemleri ile ilgili çalışmalar bulunmaktadır. EVRP ile ilgili incelenen çalışmalardan bir kısmına Çizelge 2.1'de yer verilmiştir. İncelenen çalışmalardan elde edilen sonuçlara göre elektrikli Araç Rotalama Probleminde en çok Uyarlanabilir Geniş Komşuluk Araması (ALNS) yönteminin kullanıldığı görülmektedir. Bu sıralamayı Değişken Komşuluk Araması (VNS) ve Yenilemeli Yerel Arama (ILS) algoritmaları takip etmektedir. Aynı zamanda küçük boyutlu problemler için de genellikle Karma Tam Sayılı Doğrusal Programlama (MILP) yöntemi kullanılmıştır. Bu alanda yapılan çalışmalar yıllara göre incelendiğinde çalışma sayılarının artmakta olduğu görülmektedir.

Çizelge 2.1. EVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar

No	Referans	Problem Tipi	Çözüm Yöntemi
1	Montoya vd. (2016)	Doğrusal Olmayan Şarj Fonksiyonlu Elektrikli Araç Rotalama (EVRPNL)	Yenilemeli Yerel Arama (ILS)
2	Cheng ve Szeto (2017)	EVRP	Yapay Arı Kolonisi (ABC)
3	Shao vd. (2017)	Şarj Süresi ve Değişken Seyahat Süresi ile Elektrikli Araç Rotalama (EVRPCTVTT)	Dinamik Dijkstra Algoritması
4	Pelletier vd. (2019)	Enerji Tüketimi Belirsizliği ile Elektrikli Araç Rotalama (EVRPECU)	Geniş Komşuluk Araması (LNS)
5	Granada-Echeverri vd. (2020)	Geri Yüklemeli Elektrikli Araç Rotalama (EVRPB)	Yenilemeli Yerel Arama (ILS)
6	Froger vd. (2022)	Doğrusal Olmayan Şarj Süreli Elektrikli Araç Rotalama (EVRPNLC)	Dal ve Kesme Algoritması
7	Zahedi vd. (2023)	EVRP	NSGA-II, Öğretme-Öğrenme Tabanlı Optimizasyon (TLBO)
8	Souza vd. (2024)	Kapasiteli Elektrikli Araçlarda Batarya Değişim İstasyonu Rotalama (BSS-EV-LRP)	Flexi-VNS
9	Xiao vd. (2024)	Elektrikli Araçlar için Kısıtlı En Kısa Yol Problemi (CSP-EV)	Genetik Algoritma
10	Vasantha vd. (2025)	EVRP	MILP, Tavlama Benzetimi (SA)
11	Wu ve Tian (2025)	EVRP	Genetik Algoritma
12	Fan vd. (2026)	Zaman Pencereli Dronlu Çoklu Depo Elektrikli Araç Rotalama Problemi (MD-EVRPD-TDT)	Geliştirilmiş Kaotik Genetik Algoritma (ICGA)
13	Jin vd. (2026)	Kümelenmiş Elektrikli Araç Rotalama Problemi (CluEVRP)	Genetik Algoritma (GA) ve Değişken Komşuluk İnişi (VND)
14	Spinelli vd. (2026)	Stokastik Elektrikli Araç Rotalama Problemi (SEVRP-T)	Yenilemeli Yerel Arama (ILS)

Montoya vd., (2016) doğrusal olmayan şarj fonksiyonunu dikkate alan EVRP-NL ele almış ve bu problemi çözmek için ILS yöntemi geliştirilmiştir. Yaklaşım, 120 test senaryosunda test edilmiş ve şarj kararlarının optimizasyonunun önemini göstermiştir. Cheng ve Szeto (2017) çevre dostu ulaşımı teşvik etmek amacıyla EV'ler için bir rota optimizasyon problemini ele almıştır. Çözüm yöntemi olarak geliştirilen yapay arı kolonisi algoritmasına, araç sayısını azaltmak için rota eleme prosedürü entegre edilmiştir. Sonuçlar, algoritmanın büyük ağlarda bile kısa sürede iyi çözümler ürettiğini göstermiştir. Shao vd.,

(2017) menzil kısıtlaması ve şarj ihtiyacı gibi operasyonel sorunları ele almak için değişken seyahat süresi ve şarj sürelerini içeren bir EVRP geliştirmiştir. Genetik algoritma, rotaları, araç çıkış saatlerini ve şarj planlarını optimize etmek için kullanılmış, dinamik Dijkstra Algoritması ise iki düğüm arasındaki en kısa yolu belirlemek için uygulanmıştır. Pelletier vd., (2019) elektrikli taşıma araçlarının enerji tüketimindeki belirsizliklerini göz önünde bulundurarak, bu araçlar için minimum maliyetli teslimat rotalarını belirlemeyi amaçlayan bir optimizasyon önermektedir. Granada-Echeverri vd. (2020) EV'lerle yapılan benzer bir problem olan EVRPB tanıtılmış ve karmaşık bir doğrusal programlama modeli olarak formüle edilmiştir. Model, EV'lerin şarj istasyonlarına uğrayarak bataryalarını doldurması gereken yeni kısıtlamalar içermektedir.

Froger vd. (2022), elektrikli araçların şarj istasyonlarında sınırlı sayıda şarj cihazı bulunduğu durumu ele alarak, doğrusal olmayan şarj fonksiyonları, birden fazla şarj teknolojisi ve rota üzerindeki şarj ihtiyaçlarını dikkate alır. Sonuçlar, önerilen algoritmanın etkili olduğunu ve yeni en iyi çözümleri bulduğunu göstermektedir. Zahedi vd. (2023) elektrikli araçlarla yapılan kapasite kısıtlı ve zaman pencereli taşıma problemine yönelik çift amaçlı bir matematiksel model geliştirmiştir. İlk amaç, araç maliyetlerini azaltmak için rotayı minimize etmekken, ikinci amaç, yumuşak zaman pencereleri ile araçların depoya varış gecikmesini minimize etmektedir. Bu sorunu çözmek için NSGA-II ve TLBO algoritmalarının birleşiminden oluşan bir hibrit meta-sezgisel algoritma önerilmiştir. Souza vd. (2024) EVRP ve BSS-EV-LRP için Flexi-VNS algoritmasını önermektedir. Flexi-VNS, yerel arama olarak RVND yöntemini kullanır ve yalnızca değiştirilen rotalara uygulanan yeni bir intra-RVND prosedürü içerir. Algoritma, literatürdeki bazı algoritmalarla karşılaştırıldığında daha iyi çözümler üretmiş ve batarya değişim istasyonlarının sayısını azaltmıştır. Xiao vd. (2024) tam şarj kısıtlamalarını gevşeten ve doğrusal olmayan batarya özelliklerini, dinamik trafik koşullarını ve şarj istasyonu kuyruk sürelerini tamamen dikkate alan akıllı bir kısmi şarj stratejisi önermiştir. Kullanan yöntem, hesaplama karmaşıklığını azaltmakta ve seyahat süresinde ortalama %15 tasarruf sağlamaktadır.

Vasantha vd. (2025) farklı kapasitelere sahip elektrikli araçlarla şehir içi teslimat rotalarını optimize etmeyi amaçlamıştır. Şarj istasyonlarındaki beklemeyi azaltmak ve kaynakları verimli kullanmak için bir Kısıtlı Optimizasyon Problemi tanımlanmış, bu problemin zorluklarını aşmak için SA algoritması önermiştir. Wu ve Tian, (2025) elektrikli

araçların lojistik görevlerde verimliliğini artırmak için bir dağıtım rotası planlama yöntemi önermiştir. Yöntem, çoklu şarj stratejilerini (yavaş şarj ardından hızlı şarj ve doğrudan hızlı şarj) entegre ederken, gerçek zamanlı elektrik fiyatları, araç gücü, yük sınırlamaları ve zaman penceresi gibi kısıtları da dikkate almıştır. Fan vd. (2026) zaman bağımlı trafik altında çoklu depolu elektrikli araç–dron birlikte teslimat problemini (MD-EVRPD-TDT) ele almıştır. Esnek araç-dron buluşmaları içeren model, ICGA ile çözülmüş ve testlerde yalnız araç veya klasik EV-drona göre maliyeti %35–58, zamanı %24–70 azaltmıştır. Jin vd. (2026) müşterilerin kümelere ayrıldığı ve araçların bir kümeyi tamamlamadan diğerine geçemediği yeni bir elektrikli araç rotalama varyantı (CluEVRP) önermiştir. Problem, GA ve VND'yi birleştiren hibrit sezgisel (HGA-VND) ile çözülmüş ve testlerde hızlı ve kaliteli sonuçlar vermiştir. Spinelli vd. (2026) enerji tüketimi belirsizliği altında elektrikli araç rotalamayı ele alan SEVRP-T modelini önermiştir. Araçlar, şarj durumu eşik altına düşünce istasyona dönerek şarj olur. Problem, ILS tabanlı sezgisel ve senaryo azaltma ile etkin biçimde çözülmüş, belirsizliği dikkate almanın önemini göstermiştir.

CEVRP, elektrikli araçların kullanımını içeren lojistik ve dağıtım süreçlerinde önemli bir optimizasyon problemidir. VRP, araçların belirli bir müşteri grubuna ürün teslim etmesini en kısa mesafe veya en düşük maliyetle sağlamayı amaçlarken, CEVRP bu sürece elektrikli araçların kapasite ve enerji sınırlamalarını dahil etmektedir. Elektrikli araçların sınırlı batarya kapasitesi ve şarj ihtiyaçları, şarj istasyonlarının konumu ve şarj süreleri gibi unsurların rotalama problemine entegre edilmesini zorunlu kılmaktadır. Bu nedenle, CEVRP yalnızca rotaların optimize edilmesini değil, aynı zamanda şarj planlaması gibi dinamik faktörlerin de dikkate alınmasını gerektirmektedir.

CEVRP, dağıtım süreçlerinde enerji tüketiminin ve karbon emisyonlarının azaltılmasında kritik bir rol oynamaktadır. Bu problemde, araçların batarya kapasiteleri, müşteri talebi ve rotaların uzunluğu gibi faktörler göz önünde bulundurularak, en uygun teslimat planlarının oluşturulması hedeflenmektedir. Ayrıca, elektrikli araçların şarj sürelerini ve şarj istasyonlarının sınırlı kapasitesini göz önünde bulundurmak, çözüm süreçlerini daha karmaşık hale getirmektedir. Çeşitli algoritmalar ve optimizasyon teknikleri, CEVRP'yi çözmek için kullanılır. Bu bağlamda, meta-sezgisel yöntemler (örneğin, Genetik Algoritma, Q-öğrenme, Parçacık Sürü Optimizasyonu) ve matematiksel

modeller sıklıkla tercih edilmektedir. Literatürde CEVRP ile ilgili incelenen çalışmalardan bir kısmına Çizelge 2.2'de yer verilmiştir.

Çizelge 2.2. CEVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar

No	Referans	Problem Tipi	Çözüm Yöntemi
1	Hof vd. (2017)	Batarya Değişim İstasyonlarına Sahip Elektrikli Araç Rotalama Problemi (BSS-EV-LRP)	Uyarlanabilir Değişken Komşuluk Araması (AVNS)
2	Jie vd. (2019)	Batarya Değişim İstasyonlarına Sahip İki Aşamalı Kapasiteli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (2E-EVRP-BSS)	Sütun Oluşturma (CG) ve ALNS
3	Lu ve Wang (2019)	Dinamik Kapasiteli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (DCEVRP)	VNS
4	Zhu vd. (2020)	İki Düzeyli Çoklu Depo İçeren Kapasiteli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (2L-MDEVRP)	Yerden Tasarruf Sağlayan Sezgisel Algoritma ve VNS (SSH-VNS)
5	Jia vd. (2021)	CEVRP	Karınca Kolonisi Optimizasyonu (ACO)
6	Vahedi-Nouri vd. (2022)	İşbirlikçi Kapasiteli Elektrikli Araç Rotalama (COCEVRP)	MILP
7	Euchi ve Yassine (2023)	Kapasite Kısıtlı Elektrikli Araç Rotalama (CEVRP)	Hibrit Değişken Komşuluk Araması (HVNS)
8	Wang vd. (2023)	CEVRP	ACO, Genetik Algoritma
9	Azadi vd. (2024)	CEVRP	MOSA, MOGWO, MOPSO, NSGAII_TLBO
10	Rodríguez-Esparza vd. (2024)	CEVRP	Pekiştirmeli Öğrenme ile Hiper-sezgisel Uyarlamalı Tavlama Benzetimi (HHASA)
11	Guan vd. (2025)	CEVRP	Belirteç Tabanlı Derin Pekiştirmeli Öğrenme (TS-DRL)
12	Lin vd. (2025)	CEVRP	Q-öğrenme tabanlı hiper-sezgisel (QHH)
13	Bruglieri vd. (2025)	Zaman Pencereli ve Kapasiteli Şarj İstasyonlu Elektrikli Araç Rotalama Problemi (EVRPTW-CRS)	MILP-Tabanlı ALNS
14	Wu vd. (2025)	CEVRP	Çoklu Doğruluklu Karınca Kolonisi Algoritması (MFACO)

Hof vd. (2017) elektrikli araçlar için akü takas istasyonu yer seçimi ve Araç Rotalama Problemini çözmek amacıyla AVNS algoritmasını önermiştir. Yöntem, literatürdeki yöntemlere kıyasla daha kısa sürede yüksek kaliteli çözümler üretmiştir. Jie vd. (2019) tarafından gerçekleştirilen çalışmada, şehir lojistiği için 2E-EVRP-BSS ele alınmış ve bir

hibrit algoritma (CG-ALNS) geliştirilmiştir. Farklı özelliklere sahip elektrikli araçların rotalaması optimize edilmiş, modelin uygulanabilirliği ve algoritmanın verimliliği hesaplamalı deneylerle kanıtlanmıştır. Lu ve Wang (2019) DCEVRP için bir optimizasyon algoritması geliştirilmiştir. Algoritma, çözüm temsilini, zamanlama oluşturma şemasını, kNN başlangıç yöntemini ve VNS ile zamanlama tabanlı operatörleri içermektedir. Zhu vd. (2020) çoklu depo ve elektrikli araç filosuyla yapılan taşıma sırasında, iki boyutlu ağırlıklı ürünlerin talep edildiği bir taşıma problemi (2L-MDEVRP) ele almıştır. Problem için, değişken VNS ve alan tasarrufu sezgisel algoritmalarının birleşimiyle bir sezgisel algoritma önerilmiştir. Sonuçlar, önerilen SSH-VNS algoritmasının diğer yöntemlere kıyasla daha iyi performans gösterdiğini göstermektedir. Vahedi-Nouri vd., (2022) iş birliği ve iş birliği olmayan stratejiler altında iki yeni matematiksel model geliştirmiştir. Ayrıca, çok hedefli Keshtel algoritması (MOKA) ile entegre bir matsezgisel yaklaşım kullanılarak çözüm bulunmuştur.

Euchi ve Yassine (2023), CEVRP çözmek için HVNS meta-sezgisel yöntemini önermiştir. Sonuçlar, filonun ideal boyutunu ve maliyetleri en aza indirirken kat edilen mesafeyi göstermekte ve HVNS algoritmasının, literatürdeki 56 test probleminde en iyi sonuçları sağladığını ortaya koymaktadır. Jia vd. (2021) CEVRP için iki seviyeli bir karınca kolonisi optimizasyon algoritması önermiştir. Problemi iki alt seviyeye ayırarak ele alır: müşterilerin taleplerine uygun rotaların oluşturulması ve bu rotalardaki şarj çizelgelerinin planlanması. Önerilen yöntem, şarj istasyonu sınırlamaları ve elektrik kısıtlarını dikkate alarak etkili çözümler sunmakta ve kıyaslama örneklerinde önceki algoritmalardan üstün performans sergilemektedir. Wang vd. (2023) CEVRP için rotalama ve şarj kararlarını eşzamanlı optimize eden ikili popülasyon tabanlı bir eş-evrimsel algoritma (DPCA) önermiştir. Sonuçlar, algoritmanın yerel optimumlardan kaçınabildiğini, rota mesafesini %4 azaltabildiğini ve yüksek hesaplama verimliliği sağladığını göstermektedir. Azadi vd. (2024) EVRP'nin genişletilmiş bir versiyonunu ele alarak, kısmi şarj ve çeşitli şarj istasyonlarını dikkate alan çok amaçlı bir tamsayı doğrusal programlama modeli sunmaktadır. Test sonuçları, NSGA-II-TLBO'nun çoğu endekste üstün performans sergilediğini, MOSA'nın ise zaman açısından avantajlı olduğunu göstermektedir.

Rodríguez-Esparza vd. (2024) son kilometre lojistiği için CEVRP'yi ele almak üzere, HHASA adlı bir yaklaşım sunmaktadır. Yöntem, seyahat sürelerini ve maliyetlerini

azaltmayı, şarj istasyonlarının sınırlı kapasitesini yönetmeyi ve elektrikli araçların bataryalarını optimize etmeyi hedefler. HHASA, yüksek boyutlu örneklerde etkili sonuçlar elde etmiştir. Guan vd. (2025) gerçek yol ve araç dinamiklerini dikkate alan enerji verimli CEVRP modelini önermiştir. Problem, Markov karar süreci olarak ele alınmış ve belirteç tabanlı derin pekiştirmeli öğrenme (TS-DRL) yöntemi geliştirilmiştir. Deneyler, yöntemin diğer sezgisel ve DRL yaklaşımlarından daha iyi performans göstererek %13,79'a kadar enerji tasarrufu sağladığını göstermiştir. Lin vd. (2025) CEVRP'yi çözmek için Q-öğrenme tabanlı hiper-sezgisel (QHH) yöntem önermiştir. Yeni başlatma ve onarım stratejileriyle uygun rotalar ve şarj planları oluşturulur, Q-öğrenme ise en uygun yerel arama sezgisellerini dinamik seçer. Testlerde, önerilen yöntem 60 örnekte mevcut gelişmiş algoritmalardan daha iyi performans göstermiştir. Bruglieri vd. (2025) zaman pencereli elektrikli araç rotalamada kısmi şarja izin verilen ve kapasitesi sınırlı şarj istasyonlarının paylaşıldığı EVRPTW-CRS modelini önermiştir. Problem MILP ile formüle edilip MILP-tabanlı ALNS matsezgiseliyle çözülmüştür. Sonuçlar, yöntemin hem doğrusal hem parçalı şarj fonksiyonlarında etkili ve verimli olduğunu göstermiştir. Wu vd. (2025) CEVRP'de rota ve şarj kararlarını birlikte optimize etmenin yüksek maliyetini azaltmak için çoklu doğruluklu karınca kolonisi algoritması (MFACO) önermiştir. Sonuçlar, MFACO'nun hem çözüm kalitesi hem hesaplama maliyetinde mevcut yöntemlerden daha iyi olduğunu gösterir.

EVRPTW, VRP'nin bir uzantısıdır ve elektrikli araçların kullanımını lojistik sistemlere entegre etmektedir. EVRPTW, teslimat sırasında elektrikli araçların sınırlı batarya kapasitelerini, şarj gereksinimlerini ve müşterilerin belirli zaman aralıklarında hizmet alma beklentilerini dikkate almaktadır. Bu problemde, araçların şarj istasyonlarının uygun şekilde planlanması ve rotaların optimize edilmesi gerekmektedir. Aynı zamanda, teslimat sürelerinin müşteri gereksinimlerini karşılayacak şekilde zaman pencereleri içinde tamamlanması zorunludur. EVRPTW'nin zorlukları, şarj istasyonlarının konumlandırılması, değişken trafik koşulları ve dinamik enerji tüketimi gibi karmaşık faktörleri içermektedir. Literatürde EVRPTW kapsamında incelenen çalışmalardan bir kısmına Çizelge 2.3'te yer verilmiştir.

Çizelge 2.3. EVRPTW Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar

No	Referans	Problem Tipi	Çözüm Yöntemi
1	Keskin ve Çatay (2016)	EVRPTW	ALNS
2	Kancharla ve Ramadurai (2018)	EVRPTW	ALNS
3	Paz vd. (2018)	Zaman Pencereli Çok Depolu EVRP (MDVLRP)	MILP
4	Cortés-Murcia vd. (2019)	Kısmi Şarjlı Zaman Pencereli Elektrikli Araç Rotalama (EVRPTWPR)	ILS
5	Zhu vd. (2021)	EVRPTW	Elitist Genetik Algoritma (EGA)
6	Lin vd. (2021)	EVRPTW	VNS ve Yasaklı Arama
7	Lam vd. (2022)	Zaman Pencereli, Parçalı Doğrusal Şarj ve Kapasiteli Şarj İstasyonları ile EVRP(EVRPTW-PLR-CRS)	Dantzig–Wolfe Ayrışma Algoritması, Mantık Tabanlı Benders Ayrıştırma Algoritması
8	Zhou ve Zhao (2022)	Batarya Değişimini Dikkate Alan Karışık Zaman Pencereli EVRP (EVRP-BS-MTW)	Balina Optimizasyon Algoritması
9	Yu vd. (2023)	Zaman Pencereli ve Kısmi Şarjlı EVRP (EVRPTW-PR)	ALNS
10	Zhou vd. (2024)	Zaman Pencereli ve Zaman Bağımlı EVRP (TDEVRSPTW)	MILP, VNS
11	Yu ve Anh (2025)	Zaman Pencereli, Kısmi Şarjlı ve Konumları Kapsayan EVRP (EVRPTW-PR-CL)	MIP, VNS
12	Yang vd. (2025)	EVRPTW	ALNS
13	Eveborn ve Rönnberg (2026)	EVRPTW	Dal-Fiyat-Kesme Algoritması
14	Yuan vd. (2026)	Batarya Durumu Belirsizliği Altında Zaman Pencereli EVRP (EVRPTW-BSU)	ALNS

Keskin ve Çatay (2016) çalışmasında, EVRPTW ele almış ve tam şarj gerekliliğini kaldırarak kısmi şarja EVRPTW-PR izin vermiştir. Problem, 0-1 karma tam sayılı doğrusal bir programlama olarak modellenmiş ve çözüm için geliştirilen ALNS algoritması ile yüksek kaliteli çözümler üretmiştir. Kancharla ve Ramadurai (2018) EV'lerin rota planlamasında enerji tüketimini doğru tahmin etmek için araç yükünü dikkate almıştır. EVRP için ALNS algoritması geliştirilmiş ve özel operatörlerle optimize edilmiştir. Paz vd. (2018) bu çalışmada, MDVLRP ele almıştır. Elektrikli araçların kullanımıyla, karbon emisyonlarını

azaltma ve lojistik ile enerji destek yapılarının tasarımına katkı sağlama hedeflenmiştir. Küçük ölçekli örnekler enerji tedarik seçeneklerinin performansı ve lojistik üzerindeki etkileri analiz edilmiştir. Cortés-Murcia vd., (2019) rejenerasyon süresi genellikle bekleme süresi olarak kabul edildiğinden, bu zamanı değerlendirmek için elektrikli araç şarj olurken alternatif taşıma yöntemleriyle müşteri ziyaretleri yapılmasına olanak tanımıştır. Bir matematiksel model ve ILS yöntemi önerilmiştir. Yöntem, E-VRPTWPR üzerindeki kamuya açık örnekler üzerinde test edilmiştir. Zhu vd. (2021) bu çalışmada, EVRPTW çözmek için elitist genetik algoritma uygulamıştır. Algoritmanın daha hızlı yakınsaması için uyarlanabilir çaprazlama ve mutasyon olasılıkları geliştirilmiştir. Sonuçlar, algoritmanın etkin performansını göstermektedir.

Lin vd. (2021) bu çalışmada, EVRPTW'yi çözmek için bir uçtan uca derin pekiştirmeli öğrenme çerçevesi önerilmektedir. Sonuçlar, önerilen modelin mevcut yaklaşımlar tarafından çözülemeyen büyük boyutlu EVRPTW örneklerini etkin bir şekilde çözdüğünü göstermektedir. Lam vd. (2022) araçların rotaları boyunca batarya şarj süreçleri parçalı-doğrusal bir fonksiyonla modellenmiş ve şarj istasyonlarının sınırlı kapasitesi göz önüne alınmıştır. Araçlar arasındaki etkileşimleri çözmek için hibrit bir yaklaşım geliştirilmiş, Dantzig-Wolfe ayrıştırması ve mantık tabanlı Benders ayrıştırmasını kullanan bir algoritma önerilmiştir. Zhou ve Zhao (2022) batarya değişimini ve karışık zaman penceresi kısıtlamalarını içeren bir EVRP ele almıştır. Problemi çözmek için, parçacık filtresi ve Levy uçuşları ile iyileştirilmiş bir balina optimizasyon algoritması (MWOA-PFLF) önerilmiş ve bu algoritmanın çözüm kalitesi ile yakınsama oranında üstün performans gösterdiği kanıtlanmıştır. Yu vd. (2023) kısmi şarjı içeren EVRPTW-PR-PL modeli geliştirmiştir. Amaç, homojen bir EV filosu ile eve teslimat seçeneklerini değerlendirerek teslimat maliyetlerini en aza indirmektir. Çözüm için matematiksel bir model oluşturulmuş ve ALNS algoritması geliştirilmiştir.

Zhou vd. (2024) elektrikli araçlar için zamana bağlı rotalama ve planlama problemini (TDEVRSPTW) ele alarak, toplam enerji tüketimi maliyetini, seyahat mesafesini ve kullanılan araç sayısını minimize etmeyi hedeflemiştir. Küçük ölçekli problemler için bir MILP modeli CPLEX ile çözülmüş, büyük ölçekli problemler için ise VNS-PM yöntemi geliştirilmiştir. Sonuçlar, yöntemin kıyaslama problemlerinde güçlü performans sergilediğini göstermektedir. Yu ve Anh (2025) paket dolapları ve şarj istasyonları içeren

kapsama noktalarıyla genişletilmiş EVRPTW-PR-CL problemini ele almıştır. Problem MIP ve VNS tabanlı yöntemle çözülmüş ve sonuçlar, hem mevcut en iyi çözümleri iyileştirdiğini hem de sürdürülebilir son-kilometre dağıtım tasarımına içgörü sağladığını göstermiştir. Yang vd. (2025) mobil şarj araçları ve doğrusal olmayan pil bozulmasını içeren EVRPTW modeli önermiştir. Hibrit ALNS tabanlı yöntem, büyük ve gerçek vakalarda etkili sonuçlar vermiştir. Eveborn ve Rönnberg (2026) dal-fiyat-kesme yönteminde daha iyi başlangıç çözümleri üretmek için yeni bir temel sezgisel önermiştir. Elektrikli araç rotalama testlerinde, kök düğüm boşluğunu ortalama %30–40 azaltarak klasik sezgisele göre daha iyi performans göstermiştir. Yuan vd. (2026) batarya belirsizliği altında zaman pencereli elektrikli araç rotalamayı iki aşamalı stokastik modelle ele almıştır. ALNS tabanlı yöntem, deterministik modellere göre ortalama %10,3 maliyet düşüşü sağlamıştır.

2.2. Dinamik Araç Rotalama Problemi

Dinamik Araç Rotalama Problemi (DVRP), VRP'nin önemli bir çeşididir. DVRP'de müşterilerin talepleri zamanla ortaya çıkmakta ve rotalama yapılırken hizmet verilmeyen müşterilerin puanlarının güncellenmesi ve yeniden düzenlenmesi gerekmektedir. DVRP, NP-zor bir problemdir, bu nedenle geleneksel kesin algoritmaların (doğrusal programlama, dinamik programlama, açgözlü algoritma, vb.) zaman sınırlamaları altında çözmesi çok zordur (Xu vd., 2018). DVRP, klasik VRP'den daha karmaşıktır, çünkü dinamik talepler, belirsiz bilgilere dayalı olarak dar bir zaman çerçevesi içinde karar vermeyi gerektirir (Chen vd., 2018).

En yaygın ele alınan dinamiklik türlerinden biri, operasyon sırasında yeni müşteri taleplerinin sisteme girişidir. Bu senaryo, problemi statik bir planlama probleminden çevrim içi karar alma gerektiren dinamik bir yürütme problemine dönüştürmektedir. Literatürde özellikle tam rassal müşteri gelişleri söz konusu olduğunda derin pekiştirmeli öğrenme yaklaşımları öne çıkmaktadır (Zhang vd., 2025a). Dinamik müşteri gelişleri genellikle deterministik-dinamik ve rassal-dinamik olmak üzere iki ana çerçevede ele alınmaktadır. Deterministik-dinamik DVRP'de müşteri taleplerinin belirli deterministik zamanlarda ve kesin olarak sisteme gireceği kabul edilir. Bu sayede sabit karar anlarında çizelge temelli yeniden optimizasyon yapılabilir. Buna karşılık, rassal-dinamik modeller geliş zamanlarını ve taleplerin özelliklerini rassal değişkenler olarak tanımlayarak olasılıksal planlamayı

zorunlu kılar. Bir sonraki sipariş dalgasının belirli bir gelecekteki zamanda açılacağı (deterministik bir son tarih) bilinirken, bu pencere içindeki siparişlerin tam özellikleri ve kesin zamanlamasının rassal olduğu hibrit modellemeler de literatürdeki çalışmalarda yer almaktadır (Baty vd., 2023).

Zamana bağlı hız ve seyahat süresi değişimleri, özellikle yoğun kentsel alanlarda trafik koşullarını yansıtmak amacıyla kullanılmaktadır. Ayrıca, araç arızaları ve filo kullanılabilirliğindeki değişimler, hizmet sürekliliğini tehdit eden kritik dinamik olaylar olarak ele alınmaktadır. Bu senaryolar, genellikle güvenilirlik ve olasılık kısıtları içeren dayanıklılık temelli rotalama modelleri ile ele alınmakta; gerçek zamanlı yeniden atama mekanizmaları sayesinde hizmetin büyük ölçüde kesintisiz sürdürülmesi hedeflenmektedir (Mawengkang vd., 2025). Stokastik unsurlar ise çoğunlukla enerji tüketimi belirsizliği ve rastgele müşteri talepleri üzerinden ele alınmakta ve bu tür belirsizliklerin yönetiminde güvenli pekiştirmeli öğrenme gibi makine öğrenmesi temelli yaklaşımlar öne çıkmaktadır (Basso vd., 2022; Moradi vd., 2024).

Dinamik rota planlaması, operasyon sırasında ortaya çıkan yeni taleplerin, gecikmelerin veya enerji kısıtlarının mevcut planlara entegre edilmesine olanak tanımaktadır (Ünal vd., 2025). Böylece hizmet seviyesi ve operasyonel verimlilik eş zamanlı olarak iyileştirilebilmektedir. Özellikle zamana bağlı seyahat süreleri ve stokastik enerji tüketimi gibi faktörlerin dikkate alındığı dinamik yaklaşımlar, statik modellere kıyasla kentsel teslimat gerçekliğini daha doğru yansıtmaktadır (Basso vd., 2022).

Literatürde dinamiklik, temel olarak müşteri taleplerinin zaman içerisinde değişmesi, çevresel koşulların öngörülemezliği ve araçlara özgü operasyonel kısıtların evrimi üzerinden ele alınmaktadır. Bu kapsamda yapılan çalışmalar, dinamik senaryoları sistematik biçimde sınıflandırmakta ve her bir senaryo için farklı modelleme ve çözüm yaklaşımları önermektedir (Konovalenko ve Hvattum, 2024). Literatürde DVRP ile ilgili incelenen çalışmalardan bir kısmına Çizelge 2.4'te yer verilmiştir.

Çizelge 2.4. DVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar

No	Referans	Problem Türü	Çözüm Yöntemi
1	Bongiovanni vd. (2018)	Dinamik AEVRP	İki Aşamalı Sezgisel Yöntem
2	Wang vd. (2021)	DEVRP	Yerel Arama (LS)
3	Basso vd. (2022)	Dinamik Stokastik EVRP	Güvenli Pekiştirmeli Öğrenme
4	Mara vd. (2022)	EV–Dron Entegre DVRP	Ayrıştırma Tabanlı Matsezgisel
5	Moradi vd. (2023)	Trafik Koşulları Altında Otonom DEVRP	Hibrit VNS–SA
6	Peng vd. (2024)	Zamana bağlı EV–Drone İş Birlikçi Teslimat Problemi	MIP, Geliştirilmiş ALNS
7	Hanaa ve Benhra (2024)	EV–Drone Dinamik Son Kilometre Teslimat Problemi	ACO, PSO
8	Anastasiadou vd. (2024)	DEVRP	ACO
9	Malik vd. (2025)	Çok-Platformlu İş Birlikçi VRP	MILP, FINDER Sezgiseli
10	Taş vd. (2025)	DEVRP	Çift Derinlikli Q-Ağ Tabanlı Çözüm
11	Wang vd. (2025)	Zaman Pencereli DEVRP	Geliştirilmiş Çok Amaçlı Diferansiyel Evrimsel Algoritma (IMODE)

Bongiovanni vd., (2018) bu çalışmasında elektrikli otonom araçlarla dinamik paylaşımlı yolculuk problemini (e-ADARP) ele almıştır. Model, zaman pencereleri, yolcu kısıtları ve çevrim içi batarya/şarj kararlarını içermektedir. Önerilen yöntem gerçek zamanlı talepleri rotalara ekleyip planları yeniden optimize eder. Wang vd. (2021) zamanla değişen müşteri taleplerinin ve batarya/kapasite durumunun etkilediği DEVRP'yi ele alır. Problemi çözmek için özel kodlama, uyarlanabilir Yerel Arama (LS) ve rastgele göçmen stratejisi içeren uyarlanabilir bir memetik algoritma önerilir. Deneyler, yöntemin dinamik ortamlarda EV rotalarını iyileştirmede ve yüksek kaliteli çözümler üretmede diğer algoritmalardan daha etkili olduğunu göstermektedir. Basso vd. (2022) enerji tüketimi ve müşteri taleplerinin belirsiz olduğu dinamik stokastik EVRP'yi (DS-EVRP) ele alır. Güvenli pekiştirmeli öğrenme yöntemiyle, batarya tükenme riskini azaltarak beklenen enerji tüketimi minimize edilir. Sonuçlar, enerji tasarrufu ile güvenilirliğin birlikte sağlanabildiğini göstermiştir. Mara vd. (2022) her elektrikli araca bir dronun eşlik ettiği son kilometre DEVRP ele alır. Amaç, araç-drone iş birliğiyle toplam teslim süresini en aza indiren turu bulmaktır. Drone görevlerini araç rotasına yerleştiren matematiksel model ve matsezgisel algoritması geliştirilmiş ve deneyler yöntemin etkili olduğunu göstermiştir.

Moradi vd. (2023) çok duraklı otonom teslimat araçları için ADVRP modelini ele almıştır. Amaç rota ve araç maliyetlerini, yük-batarya, süre ve müşteri yürüme mesafesi kısıtları altında en aza indirmektir. Önerilen iki aşamalı meta-sezgisel (kümeleme ve VNS/SA ile rotalama), birçok örnekte kesin çözücüyü aşmış ve İstanbul vaka çalışmasıyla uygulanabilirliğini göstermiştir. Peng vd. (2024) çok depolu ve zamanla değişen araç hızları altında elektrikli araç–dron iş birlikli teslimatı modelleyen bir MIP önermiştir. Amaç, doğrusal olmayan şarj, kapasite, menzil ve zaman penceresi kısıtlarıyla toplam maliyeti en aza indirmektir. Geliştirilmiş ALNS algoritması etkili bulunmuş ve EV-dron parametreleri ve zaman değişken trafiklerin rota maliyetlerini önemli etkilediği gösterilmiştir. Hanaa ve Benhra (2024) elektrikli araç–dron birlikte teslimatı için EVRPD modelini sunar. Amaç, enerji tüketimi ve CO_2 emisyonlarını en aza indirirken verimli son-kilometre dağıtımı sağlamaktır. EV'ler ana taşıyıcı, dronlar küçük/öncelikli teslimatlar için kullanılır ve yük dağılımı ve dron otonomisi optimize edilir. Problem, EV'ler için ACO ve dronlar için PSO ile çözülerek sürdürülebilir kentsel lojistik potansiyeli gösterilmiştir.

Anastasiadou vd. (2024) trafik sıkışıklığının batarya kısıtlarını zorladığı DEVRP'yi ele almıştır. ACO kullanılarak, önceki trafik ortamlarından öğrenilen bilginin aktarımıyla rotalar iyileştirilir. Deneyler, bu yaklaşımın dinamik trafik koşullarında EV performansını artırdığını ve akıllı ulaşım için umut verdiğini göstermektedir. Malik vd., (2025) kamyon-dron-robot iş birlikli teslimatı için VRP-DR modelini önermiştir. Kamyonlar mobil platform olarak dron ve robotları taşıyıp şarj eder ve çoklu ziyaret, çoklu tur, esnek yanaşma ve yol üstü şarj gibi özellikler içerir. MILP ve FINDER sezgiseli ile çözülen model, yalnız kamyona göre süreyi düşürüp maliyeti azaltır, araç sayısı, hız, kapasite ve şarjın performansa etkisini gösterir. Taş vd. (2025) dinamik talep ve şarj gereksinimleri altında DEVRP'yi DDQN tabanlı öğrenme yaklaşımıyla çözer. PER ile desteklenen model konum, batarya, yük ve talep bilgilerini kullanarak gerçek zamanlı karar verir. Gerçek verilerle yapılan testlerde yöntem, artan dinamiklikte klasik yaklaşımlara göre daha istikrarlı ve daha kısa rotalar üretmiştir. Wang vd. (2025) zaman pencereli ve dinamik talepli çoklu depo EV rotalamada iş birliği ve kaynak paylaşımını ele almıştır. İşletme maliyeti ve araç sayısını birlikte azaltan iki amaçlı model, mini-batch k-ortalama ile IMODE tabanlı hibrit algoritmayla çözülmüştür. Deneyler ve gerçek vaka, yöntemin maliyetleri düşürüp ağ verimliliğini artırdığını göstermektedir.

2.3. Otonom Robot Araç Rotalama Problemi

E-ticaretin hızlı büyümesi ve artan ekspres teslimatlar, şehir içi trafik yoğunluğunu ve CO_2 emisyonlarını artırmaktadır. Son kilometre lojistiğinin etkisini azaltmak için maliyetleri düşürme, rotaları optimize etme ve yükü alternatif ulaşım modlarına kaydırma gibi yenilikler geliştirilmiştir. Bu kapsamda mikro dağıtım merkezleri, kargo dolapları, otonom araçlar ve işbirlikçi lojistik sistemleri öne çıkmaktadır. Özellikle otonom teslimat teknolojileri (dron ve teslimat robotları), son yıllarda büyük şirketler tarafından test edilmektedir. Ancak dron kullanımındaki kısıtlar nedeniyle, kentsel alanlarda otonom teslimat robotları daha uygulanabilir bir alternatif olarak değerlendirilmektedir. Otonom teslimat robotlarına bazı örnekler Şekil 2.2'de gösterilmiştir.



Şekil 2.2. Otonom Teslimat Robotu Örnekleri

Otonom araç, insan müdahalesi olmadan çevresini algılayarak, karar verip hareket edebilen ve belirlenen hedeflere ulaşabilen yapay zekâ destekli taşıtlardır. AVRP, otonom araçların mesafe, enerji tüketimi, zaman veya trafik durumu gibi belirli kriterlere göre optimal rotayı bulmasını amaçlayan bir optimizasyon problemidir. Otonom araçlar şarj istasyonları, yol durumu, hava koşulları vb. çeşitli değişkenleri dikkate alarak rota planlaması yapmaktadır. Dinamik bir ortamda rotalar sürekli güncellenir ve değişen koşullara uyum sağlanması beklenir. Otonom teslimat çözümleri, ekolojik ayak izi, maliyet, erişilebilirlik ve trafik gibi lojistik zorlukları azaltabilir. Çözümler, dronlar, otonom teslimat araçları ve kamyonları ve otonom teslimat robotlarını içerebilir (Engesser vd., 2023). Otonom elektrikli araç rotalama, otonom araç teknolojileri ve elektrikli araç teknolojilerinin birleşimini ifade eder. AVRP, araçların enerji tüketimini optimize etmek ve şarj istasyonlarını dahil etmek gibi elektrikli araç özelliklerini de dikkate alır.

Başarılı rota planlaması, yol bağlamının dinamik ve anlamlı bir şekilde yakalanmasını gerektirir. Bu yakalamayı kolaylaştıran bir mimari tipik olarak algılama, işleme ve iletişim için bileşenler içerir. Bu bileşenlerin yerleşimi, araç içi, yol üstü veya yakınına artırılmış bir altyapı tarafından sunulmaya kadar değişir (Taha ve AbuAli, 2018). Otonom araçlar, dinamik rota güncellemelerini insan müdahalesine gerek kalmadan uygulayabilme, araçtan araca ve araçtan altyapıya iletişim yoluyla koordinasyon sağlayabilme ve çok-platformlu sistemlere entegre olabilme gibi özellikleri sayesinde dinamik rota planlaması için doğal bir araştırma zemini sunmaktadır. Literatürde AVRP ile ilgili incelenen çalışmalardan bir kısmına Çizelge 2.5'te yer verilmiştir.

Çizelge 2.5. AVRP Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar

No	Referans	Çözüm Yöntemi	Problem Tipi
1	James ve Lam (2017)	MILP	Otonom Elektrikli Araç Rotalama (AEVRP)
2	Hu vd. (2018)	Dinamik Rota Planlama	Otonom Araç Rotalama (AVRP)
3	Yan (2018)	ACO	AEVRP
4	Zhang vd. (2019b)	MILP	AEVRP
5	Ma vd. (2021)	MILP, ALNS	Paylaşımlı Otonom Araç Rotalama (SAVRP)
6	Mostafizi vd. (2021)	Merkezi Olmayan İşbirlikçi Zaman Bağımlı En Kısa Yol Algoritması (Dec-CTDSP)	Bağlantılı Otonom Araç Rotalama (CAVRP)
7	Venkatraman ve Levin (2021)	Yasaklı Arama (TS)	SAVRP
8	Ostermeier vd. (2022)	MIP (Karma Tam Sayılı Programlama), Yerel Arama	Zaman Pencereli Son Km Lojistiği İçin Kamyon ve Robot Rotalama
9	Farahani vd. (2023)	Değişken Geniş Komşuluk Araması (VLNS)	AEVRP
10	Sánchez vd. (2024)	Dağıtılmış Çoklu Ajan Sistem Mimarisi (DIMASA)	Adil Kazanç ve Zaman Pencereleriyle Dinamik Araç Rotalama (DVRP-FPTW)
11	Chu vd. (2025)	MIP, NSGA-II ve Dal-Sınır Tabanlı Hibrit Sezgisel	AEVRP
12	Zhang vd. (2025b)	ALNS	Bölünmüş Talep ve Çoklu Sefer İçeren EVRP (SD-MT-EVRP)
13	Meyer vd. (2025)	Dal-Fiyat-Kesme Algoritması	Otonom Mobil Robotlarda EVRP

James ve Lam (2017), akıllı şehirlerde lojistik talepleri karşılamak için yenilenebilir enerji ve ulaşım gereksinimlerini dikkate alan bir otonom araç lojistik sistemi (AVLS)

önermiştir. Ortak rota ve şarj problemi, ikinci dereceden kısıtlı karma tam sayılı doğrusal programlama ile formüle edilmiştir. Sonuçlar, AVLS'nin lojistik talepleri karşılayıp yenilenebilir enerjiyi etkili bir şekilde kullanabildiğini göstermektedir. Hu vd. (2018), statik ve hareketli engellerden kaçınan otonom sürüş için gerçek zamanlı bir dinamik rota planlama yöntemi önermiştir. Bu yöntem, yalnızca en uygun yolu değil, aynı zamanda uygun hızlanma ve hız değerlerini de belirlemektedir. Simülasyon sonuçları, yöntemin etkinliğini ve otonom sürüşe uygulanabilirliğini ortaya koymaktadır. Yan (2018), pilot memnuniyetini dikkate alan paralel ACO algoritması ile bir Otonom Araç Rotalama Problemi çözüm algoritması önermiştir. Bu algoritma, geleneksel yöntemlerdeki maliyet odaklılık ve teslimat süresinin göz ardı edilmesi gibi sorunları çözmektedir. Zhang vd. (2019b), otonom elektrikli araç filosu işleten bir şirket için yolcu ve yük taşımacılığına yönelik ortak filo boyutlandırma ve şarj sistemi planlama problemini incelemiştir. Şehirlerarası senaryolar için önerilen karma tam sayılı doğrusal programlama modeli, yolcu ve yük taşımacılığının planlama ve işletim farklılıklarını ortaya koymuştur.

Ma vd. (2021), batarya değiştirme istasyonları tarafından desteklenen SAEV'lerin hizmetini optimize etmek için bir karma tamsayı doğrusal model sunmaktadır. Hız optimizasyon algoritması, önerilen ALNS algoritmasıyla entegre edilerek çözülmüştür. Mostafizi vd. (2021) CAV'lerin rotalarını, bağlı kümelerdeki diğer araçlardan gelen mobilite mesajlarına göre optimize eden Merkezi Olmayan İşbirlikçi Zaman Bağımlı En Kısa Yol Algoritması'nı (Dec-CTDSP) sunmuştur. Venkatraman ve Levin (2021), trafik sıkışıklığının etkisi altında paylaşımlı otonom araç (SAV) rotalama problemini ele almıştır. Optimum SAV-yolcu ataması ve rota seçimi için bir yasaklı arama (TS) sezgisel yöntemi geliştirilmiş ve toplam kişi seyahat süresini en aza indirmek hedeflenmiştir. Ostermeier vd. (2022), zaman pencereli son kilometre lojistiği için kamyon ve robot sisteminin uygun maliyetli rotasını sunmuştur. Çözüm, maliyet öncelikli kurallar ve arama operatörleri içeren bir komşuluk aramasıyla yapılırken, robot programlama için kesin ve sezgisel çözümler sunulmuştur. Farahani vd. (2023) işletmeden tüketiciye (B2C) dağıtım sisteminde otonom elektrikli araçlar ve geleneksel araçlardan oluşan bir filonun optimizasyon problemini incelemiştir. Çalışmada, VNS ve LNS birleştiren hibrit bir VLNS algoritması önerilmiştir.

Sánchez vd. (2024) tarımsal kooperatifler için adil kazanç ve Zaman Pencereli Dinamik Araç Rotalama Problemini ele alarak, otonom filo rotalamadaki zorluklara

odaklanmıştır. Amaç, araçların görevlerini zaman pencereleri içinde adil ve verimli şekilde optimize etmektir. DVRP-FPTW, öngörülemeyen olaylara dinamik uyum sağlarken, zorunlu ve isteğe bağlı görevleri içermektedir Chu vd. (2025) EAV'lerin toplu taşıma ve akıllı şebeke ile entegre edildiği bir mobilite ağında atama ve şarj planlamasını ele almıştır. Çok amaçlı MIP modeli, NSGA-II ve dal-sınır tabanlı hibrit sezgisel ile çözülmüştür. Sonuçlar, önerilen stratejinin toplam seyahat ve enerji maliyetlerini %21 azalttığını göstermektedir. Zhang vd. (2025b), havalimanı bagaj taşımacılığını otonom elektrikli dolly araçlarıyla planlamak için bölünmüş talep ve çoklu sefer içeren bir EVRP modeli (SD-MT-EVRP) önermektedir. Geliştirilmiş ALNS tabanlı algoritma, araç kullanımı ve operasyon verimliliğini mevcut yöntemlere göre artırır. Hong Kong Havalimanı vaka çalışması da yöntemin pratik uygulanabilirliğini göstermiştir. Meyer vd. (2025) otonom mobil robotların (AMR) rota planlaması, Son Teslim Tarihli Elektrikli Araç Rotalama Probleminin (EVRPD) üç şarj stratejisi (batarya değişimi, tam ve kısmi indüktif şarj) ve iki amaç (mesafe ve tamamlanma süresi minimizasyonu) altında incelemiştir. Sonuçlar, kısmi indüktif şarjın pil değişimiyle rekabetçi, tam şarjın ise dezavantajlı olduğunu gösterir.

2.4. Son Kilometre Lojistiği

Son Kilometre Lojistiği, müşteriye teslimatı kapsayan perakende tedarik zincirinin son adımıdır ve lojistik maliyetlerin büyük kısmını oluşturur. Kentsel yoğunluk, tıkanıklık, çok sayıda durak ve erişim zorlukları nedeniyle genellikle %50'yi aşan son kilometre teslimat maliyetlerini artırma eğilimindedir (Moufad vd., 2025). Çevrimiçi alışverişle birlikte hızla büyümesi beklenen bu süreç, trafik, kirlilik ve başarısız teslimatlar gibi sorunlar yaratmaktadır. Otonom robotlar ve dron tabanlı teslimatlar ise bu sorunları çözmek ve verimliliği artırmak için umut vadeden yenilikçi teknolojilerdir (Ostermeier vd., 2022).

Son Kilometre Lojistiği, doğası gereği yüksek düzeyde belirsizlik ve değişkenlik içeren bir operasyonel ortamdır. Kentsel trafik koşulları, gerçek zamanlı müşteri talepleri, teslimat zaman pencerelerindeki değişimler ve altyapı kaynaklı kısıtlar, statik rota planlama yaklaşımlarının pratikte yetersiz kalmasına neden olmaktadır. Literatürdeki çalışmaların önemli bir kısmı deterministik veya yarı-dinamik varsayımlar altında geliştirilmiştir ve gerçek zamanlı olaylara anlık tepki verebilen çevrim içi yeniden planlama mekanizmalarını sınırlı düzeyde ele almaktadır (Bongiovanni vd., 2018; Moradi vd., 2023).

Otonom araç teknolojilerindeki hızlı gelişim, son kilometre lojistiğinde insan bağımlılığını azaltan, operasyonel sürekliliği artıran ve maliyetleri düşüren yeni dağıtım modellerinin önünü açmıştır. Literatürde otonom teslimat araçları uzun çalışma saatleri, çok duraklı teslimat kabiliyeti ve merkezi kontrol sistemleriyle entegrasyon avantajları nedeniyle giderek daha fazla ilgi görmektedir (Moradi vd., 2023). Elektrikli araçlar, düşük işletme maliyetleri ve sıfır yerel emisyon avantajlarıyla birlikte, batarya kapasitesi ve şarj gereksinimleri nedeniyle rota planlama problemlerini önemli ölçüde karmaşıklaştırmaktadır (Jie vd., 2019; Peng vd., 2024). Literatürde son kilometre lojistiği kapsamında incelenen çalışmalardan bir kısmına Çizelge 2.6'da yer verilmiştir.

Çizelge 2.6. Son Kilometre Lojistiği Kapsamında Literatürde Yer Alan Bazı Çalışmalar

No	Referans	Problem Tipi	Çözüm Yöntemi
1	Maghfiroh ve Hanaoka (2018)	Kamyon ve Römork RP (TTRP)	VNS, SA
2	He vd. (2020)	İkili Hizmetlere Sahip Dinamik VRP (DVRP-SDS)	İyileştirme Sezgisel Yöntemi
3	Chen vd. (2021)	Zaman Pencereli Teslimat Robotları ile VRP (VRPTWDR)	MILP
4	Tilk vd. (2021)	Teslimat Seçenekli VRP (VRPDO)	Dal-Fiyat-Kesme Algoritması
5	Kunnapapdeelert vd. (2022)	Topla Dağıt VRP (VRPPD)	Parçacık Sürü Optimizasyonu (PSO)
6	Ostermeier vd. (2022)	VRP	MIP, Robot Planlama Sezgisel Yöntemi (RSH)
7	Tiwari vd. (2023)	VRP	Yasaklı Arama (TS)
8	Liu vd. (2023)	ADR'li 2E-LDVRP-MV	Kümeleme Tabanlı Yapay Bağışıklık Algoritması
9	Moradi vd. (2024)	Kapsamalı Robotlu ve Kargo Dolaplı RP (CRP-R-PL)	MIP + Açgözlü Sezgisel
10	Özarık vd. (2024)	VRP	Pool and Select Algoritması
11	De Maio vd. (2024)	EVRP	ALNS
12	Aslan Yıldız vd. (2025)	CEVRP	Q-Öğrenme Algoritması
13	Zhao vd. (2025)	Çoklu Yolculuk Zamana Bağlı Hibrit VRP (MTTD-MVRP)	ALNS
14	Danach vd. (2025)	Çok Depolu Zaman Pencereli Çok Modlu VRP (MD-CVRP-TW-MM)	Dal-Fiyat Algoritması
15	Ferreira ve Esperança (2025)	EVRP	Yapay Zekâ Tabanlı Rota Optimizasyonu
16	Kong vd. (2025)	Hibrit Araç-Dron RP (HAVDRP)	Yasaklı Listeli Geliştirilmiş ALNS
17	Zhang vd. (2026)	AVRP	Oyun Teorisi

Maghfiroh ve Hanaoka (2018) bu çalışmada, afet müdahalesi sırasında DVRP'yi ele alan bir model geliştirmiştir. Model, sınırlı ve heterojen araçlar ile stokastik ve dinamik talepleri dikkate alarak esnek son kilometre dağıtımını optimize etmeyi amaçlamaktadır. VNS ve SA ile çözülen model, hükümetlerin afet müdahale stratejilerine yönelik operasyonel içgörüler sağlamaktadır. He vd. (2020), son kilometre teslimatında dinamik müşterilerle VRP çözmek için ikili hizmet senaryoları (eş zamanlı ve ilgili teslimat) incelemiş ve eş zamanlı ikili hizmetlerin daha verimli olduğunu göstermiştir. Bir matematiksel model ve iki aşamalı bir yöntem tasarlanmıştır. Chen vd., (2021) son kilometre lojistiğinde sürücüsüz teslimat robotlarının benimsenmesi üzerine bir çalışma gerçekleştirmiştir. Bu amaçla, zaman pencereli teslimat robotları ile yeni bir VRP tanıtmaktadır. Problem için matematiksel bir model geliştirilmiş ve teslimat robotlarını şehir lojistiği için asistan olarak kullanmanın zorlukları ve faydaları araştırılmıştır. Tilk vd. (2021) VRP'nin teslimat seçenekleri ve müşteri tercihlerini içeren genişletilmiş bir versiyonunu (VRPDO) ele almıştır. İlk teslimat başarısızlıklarını azaltmak ve taşıyıcı maliyetlerini en aza indirmek amacıyla her müşteri için alternatif teslimat konumları ve zaman pencereleri sunulmaktadır.

Kunnapapdeelert vd. (2022), sınırlı robot filosu gibi pratik kısıtları dikkate alarak VRPPD ve Yeşil VRPPD için yenilikçi yöntemler sunmaktadır. PSO ve özel bir sezgisel algoritma uygulanmış, yakıt türleri ve çevresel etkiler değerlendirilmiştir. Bulgular, yeşil VRPPD stratejisinin daha çevre dostu rotalar sağladığını, ancak daha yüksek maliyet ve araç sayısı gerektirdiğini göstermektedir. Ostermeier vd. (2022), otonom teslimat robotları ile kamyonların birlikte kullanıldığı son kilometre teslimat sistemlerinin maliyetlerini optimize etmeye odaklanmıştır. Makale, robotların rotalaması ve planlanması için bir yaklaşım sunarak toplam teslimat maliyetlerini minimize etmeyi amaçlamaktadır. Tiwari vd. (2023), e-ticaret lojistiğinde zamanında teslimatı optimize etmek için VRP ele almış ve literatürdeki yaygın optimizasyon modelleri incelemiştir. Çeşitli boyutlarda problemler için Rota İçi Yerel Arama, Rotalar Arası Yerel Arama ve Yasaklı Arama algoritmaları uygulanarak karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, Yasaklı Aramanın büyük ölçekli problemler için üstün performans sergilediğini göstermektedir. Liu vd. (2023), kamyonetler ile otonom teslimat robotlarını entegre eden iki kademeli karma teslimat sistemini ele almıştır. Yük Bağımlı İki Kademeli Araç Rotalama Problemi (2E-LDVRP-MV) MIP modeliyle formüle edilmiş ve küme tabanlı yapay bağışıklık algoritmasıyla çözülmüştür.

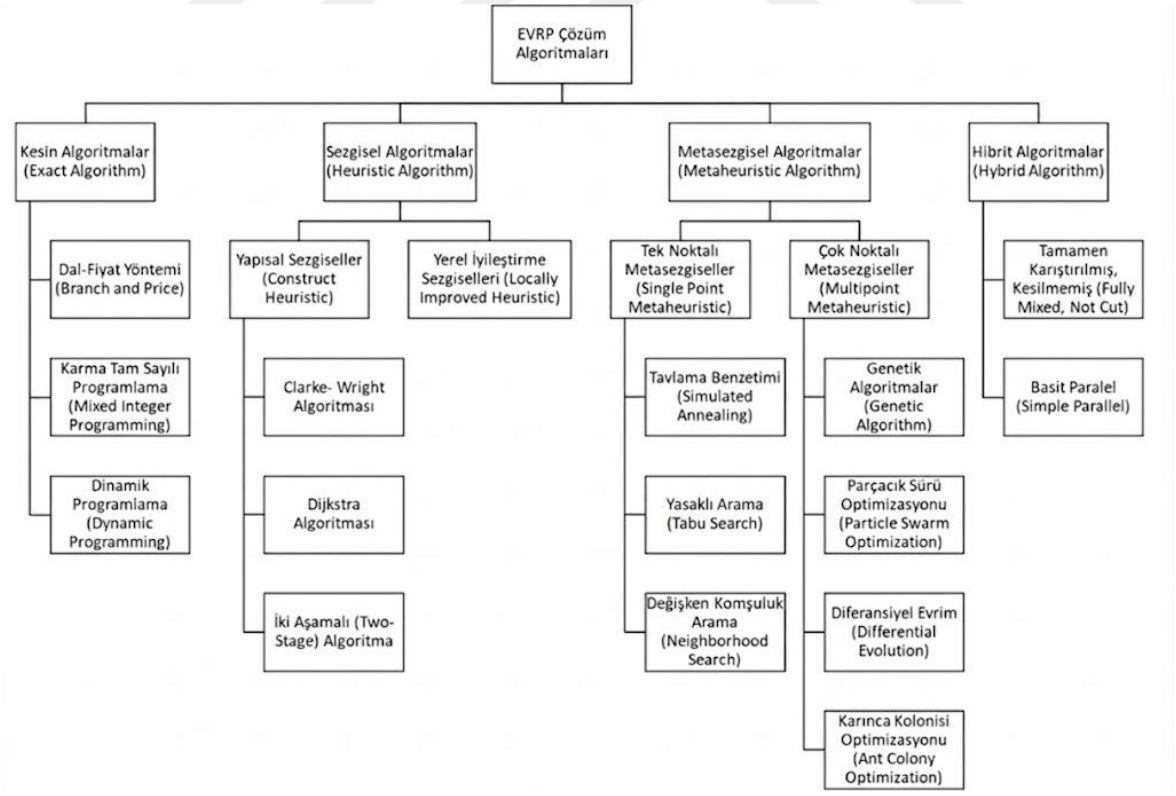
Moradi vd. (2024), kamyonlar, kaldırım teslimat robotları (SADR) ve kargo dolaplarını entegre eden Kapsamalı Robotlu ve Kargo Dolaplı Rotalama Problemini (CRP-R-PL) çözmektedir. Problem MIP ile modellenmiş ve açgözlü sezgisel ile çözülmüştür. Özarık vd. (2024), gerçek dünya senaryolarında son kilometre teslimat rotalarını optimize etmek için bir makine öğrenmesi yaklaşımı önermektedir. De Maio (2024), kentsel lojistikte EV ve içten yanmalı araç (ICEV) entegrasyonuna dayalı iki kademeli bir rota optimizasyon modeli önermektedir. Sonuçlar, yöntemin ilaç dağıtımında sürdürülebilirliği artırdığını göstermektedir. Aslan Yıldız vd. (2025), CEVRP bağlamında ele almak için yeni bir Q-öğrenme algoritması önermektedir. Çalışmada, Eskişehir'in gerçek coğrafi verilerine dayalı, trafik yoğunluğu gibi çevresel bilgileri içeren bir EVRP veri kümesi oluşturulmuş ve matematiksel modelle optimal çözümler elde edilmiştir. Testler, Q-öğrenme algoritmasının daha kısa sürede etkili rotalar oluşturduğunu ve EV'ler için belirgin avantajlar sağladığını göstermektedir.

Zhao vd. (2025), AEV ve geleneksel araçları birlikte ele alan Çoklu Yolculuk Zamana Bağlı Hibrit Araç Rotalama Problemini (MTTD-MVRP) tanımlamıştır. Çözüm için sütun üretimi destekli ALNS tabanlı bir yöntem önerilmiştir. Deneyler, yöntemin büyük örneklerde kısa sürede yüksek kaliteli çözümler ürettiğini ve maliyeti azaltabileceğini gösterir. Danach vd. (2025), teslimatların otonom araç veya dronla atanıp merkez konumları ve rotaların birlikte optimize edildiği Çok Depolu Zaman Pencereli Çok Modlu Araç Rotalama Problemini (MD-CVRP-TW-MM) tanımlamıştır. Problem için geçerli eşitsizliklerle güçlendirilmiş bir model ve sütun üretimli Dal-Fiyat yöntemi önerilir. Ferreira ve Esperança (2025) e-ticaretin artışıyla son kilometre lojistiğinde elektrikli araçlar ve yapay zekânın birlikte kullanımını ele almıştır. Rota optimizasyonu, filo koordinasyonu ve enerji yönetimini kapsayan bir çerçeve önerilmiş ve Lizbon'daki bir vaka ile doğrulanmıştır. Kong vd. (2025), otonom araçlar ve dronları entegre eden tamamen otomatik bir son kilometre teslimat sistemi önermektedir. Bu kapsamda, otonom araçlar, araçtan fırlatılan dronlar ve bağımsız dronları birlikte kullanan hibrit araç-dron rotalama problemi tanımlanmıştır. Problemi çözmek için yasaklı listesi ve uyarlanabilir mekanizma içeren geliştirilmiş bir ALNS algoritması önerilmiş, deneyler yöntemin toplam teslimat süresini azaltmada etkili olduğunu göstermiştir. Zhang vd. (2026), oyun teorisi yaklaşımıyla insansız teslimatın son kilometre lojistiğindeki stratejik etkilerini incelemekte, kârlılığın tüketici tercihlerine bağlı

olduğunu ve sübvansiyonların her zaman verimlilik ya da sosyal refah artışı sağlamadığını ortaya koymaktadır.

2.5. Literatürdeki Çözüm Algoritmaları

Elektrikli Araç Rotalama Problemi, sahip olduğu çok boyutlu kısıtlar ve kombinatoryal yapısı nedeniyle çözümünde farklı algoritmik yaklaşımların geliştirilmesini zorunlu kılmıştır. Literatürde önerilen çözüm yöntemleri; çözüm kalitesi, hesaplama süresi ve problem ölçeğine bağlı olarak çeşitlilik göstermekte olup genel olarak kesin, sezgisel, meta-sezgisel ve hibrit algoritmalar olmak üzere farklı sınıflar altında ele alınmaktadır. Bu yaklaşımlar, küçük ölçekli problemlerde optimal çözümler elde etmeyi amaçlayan yöntemlerden, büyük ölçekli ve karmaşık problemlerde kabul edilebilir sürede yüksek kaliteli çözümler üretmeyi hedefleyen sezgisel ve öğrenme tabanlı yöntemlere kadar geniş bir yelpazeyi kapsamaktadır. EVRP için literatürde yaygın olarak kullanılan çözüm algoritmalarının genel sınıflandırması Şekil 2.3'te sunulmaktadır.



Şekil 2.3. EVRP Modeli Çözüm Algoritmalarının Sınıflandırılması (Ye vd., 2022)

Klasik araç rotalamada yaygın olarak kullanılan yöntemleri içeren bu sınıflandırmaya göre elektrikli araçların rotalamasında ele alınmayan birçok kısıt/özellik ve yöntem mevcuttur. Son yıllarda fosil yakıtlı araçların rotalamasında kullanılmaya başlayan makine öğrenmesi algoritmaları da bir seçenek olarak karşımıza çıkmaktadır. İzleyen alt bölümlerde dört kategoriye ayrılan çözüm algoritmalarının açıklamaları yapılmıştır.

- **Kesin çözüm veren algoritmalar**

Kesin Çözüm Veren Algoritmalar, matematiksel yasaları veya veri yapısı aramayı kullanarak bir probleme en iyi çözümü bulabilir. EVRP problemlerinin çözümünde yaygın olarak kullanılan yaklaşımlar; Dal-Fiyat Yöntemi, MIP ve Dinamik Programlama yöntemleridir (Ye vd., 2022). Desrochers vd., (1992) tarafından geliştirilen Dal-Fiyat Algoritmasında, kapasite ve zaman pencereleri gibi verilen kısıtlamaları karşılayan tüm araç rotalarını içeren bir küme kapsama problemi formüle edilir. Bu yaklaşımın güzelliği, farklı VRP'ler için temelde aynı ana problemin (Küme Örtme Problemi- Set Covering Problem) kullanılabilmesi koşuluyla uygulanabilir ve faydalı rotaların bulunabilmesi koşuluyla, VRP'lerin herhangi bir varyantının çözülebilmesidir (Lee, 2021).

Karmaşık kombinatoryal optimizasyon problemleri için kesin algoritma, problemin boyutu küçük olduğunda makul bir sürede optimal çözümü bulabilir. Problemin boyutu büyük olduğunda, kesin algoritmanın optimal çözümü çözmek için ihtiyaç duyduğu süre katlanarak artar. Kesin algoritma üstel patlama probleminden kaçınamadığı için EVRP tipik bir NP problemidir, bu nedenle yalnızca küçük boyutlu EVRP'yi çözebilir ve çok fazla hesaplama süresi gerektirir (Ye vd., 2022).

- **Sezgisel algoritmalar**

Geleneksel sezgisel algoritmalar temel olarak yapısal sezgisel yöntemler ve yerel iyileştirme sezgisel yöntemleri olarak ikiye ayrılır. Clarke-Wright algoritması, ana fikri ulaşım probleminin iki döngüsünü tek bir döngüde birleştirmek olan en tipik yapısal sezgisel yöntem türüdür (Ye vd., 2022). Algoritma oldukça büyük problemleri çözmek için uygundur. Ayrıca, mevcut noktaları birleştirerek ve rotayı en büyük tasarruf değerine, yani çıkış noktası ile nokta arasında kat edilen mesafeye dayalı hale getirerek, kat edilen

mesafenin ve kullanılan zamanın ne kadar azaltılabileceğiyle ölçülen tasarruf hesaplamaları da gerçekleştirir (Cipta ve Hasibuan, 2023). Dijkstra algoritması, en iyi çözümü elde etmek için her adımda açgözlülük prensibi ile en yüksek önceliğe sahip noktanın izleneceği öncelik sırası ilkesini kullanarak çalışır. Dijkstra algoritması, öncelik noktalarını belirlerken, bir düzeydeki noktaların her bir değerini veya ağırlığını karşılaştırır. Ayrıca, noktanın değeri, hemen üzerinde bulunan rotadan keşfedilecek değerle karşılaştırılmak üzere kaydedilir ve inceleme için gerekli nokta bulunana kadar bu böyle devam eder (Zubir vd., 2022). İki aşamalı algoritma, rota planlama problemini iki aşamaya ayırır. İlk aşama, başlangıç çözümünü elde etmektir ve ikinci aşama, amaç fonksiyonu değeri optimize edilemeyene kadar kademeli olarak optimal hedefe yaklaşarak, başlangıç çözümüne dayalı olarak sürekli optimizasyon yapmaktır. İkinci aşama genellikle, rotalama havuzunun topluluk bölümleme modelini çözerek problem çözümünü oluşturur (Ye vd., 2022).

Yerel iyileştirme sezgisel yöntemleri için birçok özel algoritma vardır ve bunların en klasiği Yerel Arama (LS) algoritmasıdır. Yerel arama algoritması, tepenin zirvesi hakkında başka herhangi bir bilgi olmadan en dik tepeye tırmanmayı ifade eden tepe tırmanma yönteminden geliştirilmiştir. Ayrıca, yerel arama algoritmasının temel fikri, arama işleminde her zaman mevcut noktanın etki alanında hedefe en yakın olanın yönünü seçmektir. Geleneksel sezgisel algoritmalar, yerel optimalliğe düşmeye eğilimlidir ve global optimizasyona ulaşmakta zorlanırlar ve çözüm etkisi genellikle meta-sezgisel algoritmalardan daha kötüdür (Ye vd., 2022).

- **Meta-sezgisel algoritmalar**

VRP, NP-zor bir problemdir. Bu, onu etkileyen parametrelerin çok karmaşık olduğu ve çözümün tek başına doğrusal bir algoritma ile çözülemeyeceği anlamına gelir, çünkü çok zaman alır (Euchi ve Yassine, 2023). Gerçek hayattaki VRP uygulamalarının ölçeği oldukça büyüktür. Bu nedenle, meta-sezgisel yöntemler genellikle pratik uygulamalar için daha uygundur (Elshaer ve Awad, 2020). Meta-sezgisel algoritmalar genellikle doğal olaylardan ve yasalardan ilham alır ve problem çözme yöntemini elde eder. Problemin ilk çözümünü kurarak, problemin çözümünün sürekli olarak optimize edilmesi için bozucu faktörler kullanılarak çözüm uygun şekilde bozulur ve sonunda problem için tatmin edici bir çözüm elde edilir. Meta-sezgisel algoritmalar, farklı problemlere uyarlanabilir olduklarından

geleneksel sezgisel algoritmadan farklıdır. Meta-sezgisel algoritmalar iki kategoriye ayrılır: Tek noktalı meta-sezgisel ve çok noktalı meta-sezgisel algoritmalar (Ye vd., 2022).

Tek noktalı meta-sezgisel yöntemler, çözüm sürecinde en uygun çözümü bulmak için her zaman tek bir çözüme dayalıdır ve bu nedenle arama uzayında bir yörünge oluşturur. Tavlama Benzetimi (SA-Simulated Annealing), Yasaklı Arama (TS-Tabu Search), Değişken Komşuluk Arama (VNS-Variable Neighbourhood Search), Uyarlanabilir Geniş Komşuluk Araması (ALNS-Adaptive Large Neighbourhood Search), tek noktalı meta-sezgisel algoritmalara ait olan ve tek noktalı arama ile karakterize edilen seri algoritmalardır ve tek amaçlı EVRP'yi çözmek için uygundur (Ye vd., 2022).

SA katıların ısıtılması ve sonra kristalleşmeye kadar yavaş yavaş soğutulması ve daha gürbüz bir malzeme elde etme esasına dayanır. Tavlama benzetimi algoritması yüksek bir sıcaklık değeriyle başlar ve belirlenen bir fonksiyona göre her bir iterasyonda azaltılır. Sıcaklık parametresi, elde edilen en iyi çözümden daha kötü bir çözümün kabul edilme olasılığını belirlemede kullanılır. Her bir hesaplama adımında mevcut çözümün komşuları arasından çok sayıda çözüm üretilir. Yeni çözümler belirlenen ölçütlere göre kabul ya da reddedilir. Algoritma durma ölçütüne bağlı olarak, örneğin, istenen iterasyona ulaşıldığında ya da sıcaklık minimum değerine ulaştığında ya da istenen çözüme ulaşıldığında sonlandırılır (Sarıçiçek, 2018; Sarıçiçek vd., 2022).

TS algoritması, literatürde birçok Araç Rotalama Problemini çözmek için kullanılan bir algoritmadır. Temel yaklaşım, daha önce araştırılmış bir çözümün tekrar araştırılması ile oluşacak döngüyü engellemek için tekrarın yasaklanmasıdır. Yasaklanan hareketler tabu listesinde tutulur. Tabu listesinin uzunluğu ve aday çözüm sayısı başlangıçta belirlenmesi gereken parametrelerdir. Aday çözüm sayısı bir çözümden türetilerek araştırılacak komşu çözüm sayısını ifade etmektedir. Her iterasyonda aday çözümler içerisinden eniyi amaç fonksiyonu değerine sahip hareket bir sonraki çözümü oluşturmak amacıyla seçilir. (Celik ve Sarıçiçek, 2009; Sarıçiçek 2018).

VNS, arama işlemi sırasında yerel optimumlardan kaçmak için komşuluk operatörlerinin sistematik olarak değiştirilmesi kavramına dayanan bir yerel arama tekniğidir. VNS, bir yol izlememesi, ancak aday çözümün giderek daha uzak komşuluklarını

keşfetmesi ve bu çözümü, ancak ve ancak geliştirilirse başka bir çözümle değiştirmesi anlamında diğer meta-sezgisel yöntemlerden farklıdır (Rezgui vd., 2019).

ALNS, kombinatoryal optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılan meta-sezgisel bir optimizasyon algoritmasıdır. ALNS, uyarlanabilir ve dinamik operatör yapısıyla çözüm uzayını hızlı bir şekilde arayabilir. ALNS algoritması, bir başlangıç çözümle başlar ve her adımda farklı yok etme ve onarma operatörleri (destroy and repair operators) kullanarak komşu çözümler üretir. Yeni çözümlerin kabul edilip edilmeyeceği, bir kabul kriterine göre değerlendirilerek belirlenir (Keser vd., 2025).

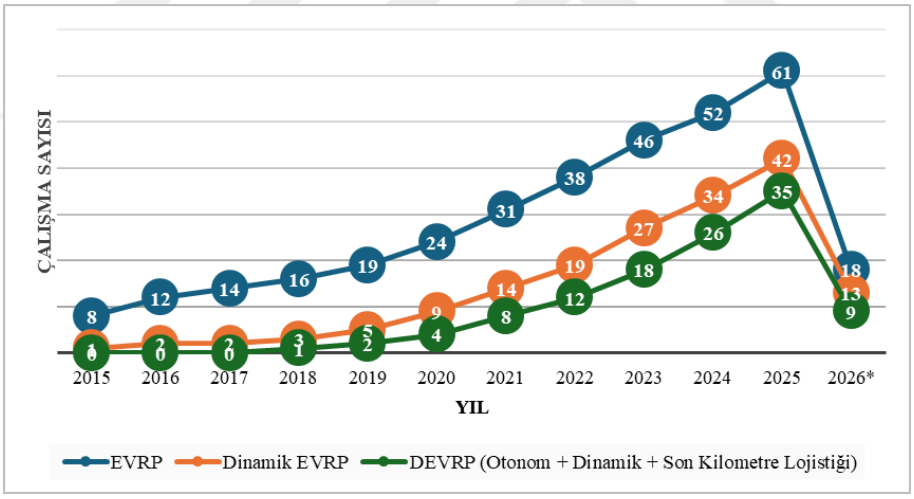
Çok noktalı meta-sezgisel yöntemler, çözümdeki çoklu çözüm vektörlerine dayanır, yani bir çözüm kümesi için hesaplanır. Genetik algoritmalar, canlı organizmaların genetik ve evrimsel süreçlerini simüle eden evrimsel algoritmalardır. PSO ve ACO, kuşların veya anne karıncaların yiyecek arama davranışını simüle etmek için önerilen sürü zekâsı algoritmalarıdır. Her ikisi de çok noktalı arama ve içsel paralellik özelliklerine sahiptir ve tek amaçlı ve çok amaçlı EVRP'yi çözmek için kullanılabilen tipik çok noktalı meta-sezgisel algoritmalardır (Ye vd., 2022).

- **Hibrit algoritmalar**

Birçok EVRP çalışmasında meta-sezgisel/sezgisel algoritmaların birleştirilmesiyle oluşturulan hibrit algoritmalar kullanılmıştır. Bu hibrit, meta-sezgisel kavramların, algoritmik fikirlerin veya modüllerin bir kombinasyonu olabilir. Yapısal olarak hibrit algoritma, A algoritmasını önceden ve B algoritmasını daha sonra kullanmak gibi iki algoritmanın basit bir paraleli olabilir veya iki algoritmanın sıralı olarak çağrılması olabilir veya iki algoritmanın yeni bir algoritmaya tam bir melezi ayrılamaz. Hibrit algoritma, tüm müşterileri ziyaret etmek için en kısa rotayı oluşturmak için yapısal sezgisel yöntemler ve soruna ilk çözümü elde etmek için bir bölümleme prosedürü kullanarak bir kümeleme yaklaşımı tarafından takip edilen bir sıralama kullanır ve ardından yerel aramanın her yinelemesinde mevcut çözümü geliştirir. Optimal çözüm, her iterasyonun sonunda güncellenir ve bu yerel olarak optimal çözüm rotası, rota havuzuna yerleştirilir (Ye vd., 2022).

2.6. İlgili Literatürün Analizi

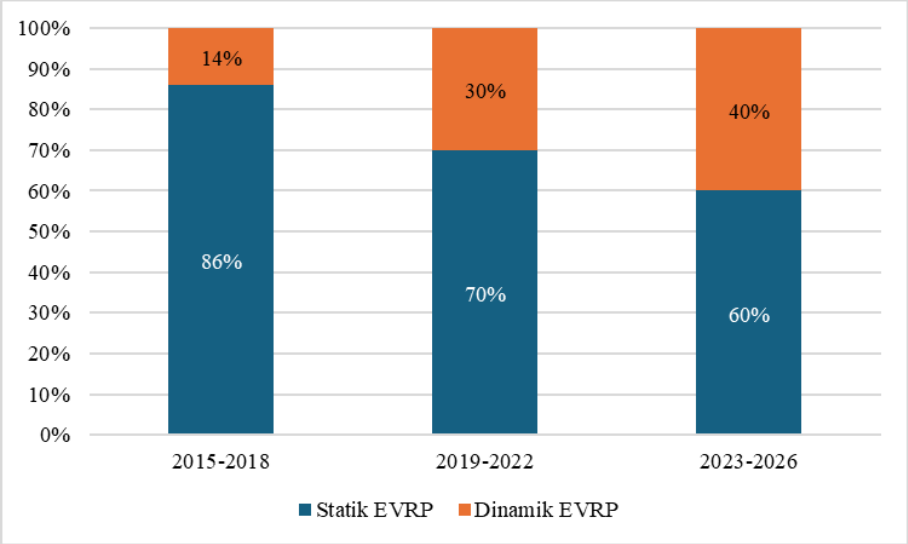
Bu çalışma kapsamında gerçekleştirilen erişilebilen literatür taraması, 2015–2026 yılları arasında yayımlanmış ve Scopus ile Web of Science veri tabanlarında indekslenen hakemli dergi makalelerini kapsamaktadır. Tarama sürecinde EVRP, dinamik EVRP ve otonom–dinamik koşullar altında son kilometre lojistiği problemlerini kapsayacak şekilde sistematik anahtar kelime kombinasyonları kullanılmıştır. WOS (Web of Science)'da yapılan tarama kriterleri elektrikli araçlar bağlamında rotalama optimizasyonuna odaklanan makaleler olarak belirlenmiş olup konferans bildirileri, rotalama bağlamı içermeyen batarya/şarj altyapısı çalışmaları ve optimizasyon içermeyen teorik araştırmalar kapsam dışı bırakılmıştır. Elde edilen literatür genel EVRP çalışmaları, zaman bağımlı veya stokastik unsurlar içeren Dinamik EVRP araştırmaları ve otonom, dinamik ve son kilometre kısıtlarını birlikte ele alan DEVRP çalışmaları olmak üzere üç ana kategoride sınıflandırılmıştır. Şekil 2.4'te literatür taramasının yıllara göre eğilimi gösterilmiştir.



Şekil 2.4. Son Kilometre Lojistiğinde Araştırma Eğilimleri

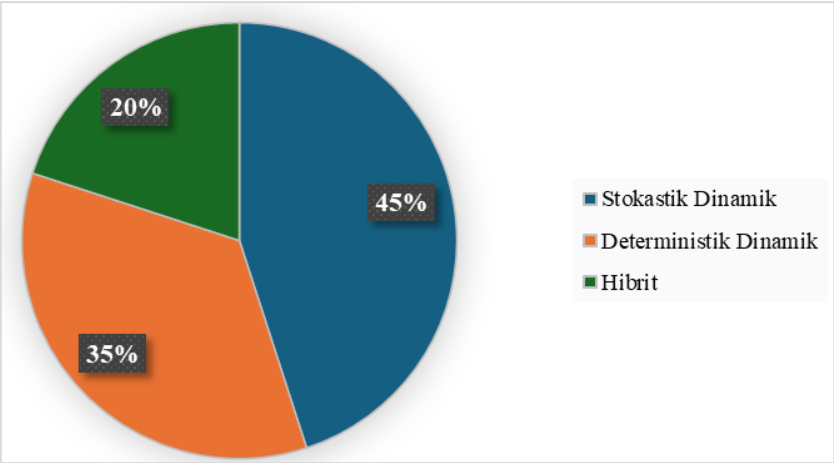
2015–Mart 2026 döneminde EVRP literatüründe belirgin ve istikrarlı bir artış eğilimi gözlemlenmektedir. Aynı dönemde dinamik EVRP çalışmalarının daha ivmeli bir büyüme sergilediği, özellikle 2020 sonrası dramatik bir artış görülmektedir. Otonom, dinamik ve son kilometre lojistiğini bütünleşik biçimde ele alan DEVRP çalışmalarının ise literatürde görece daha yeni olmakla birlikte son yıllarda dikkat çekici bir artış trendi yakaladığı anlaşılmaktadır. Genel olarak bulgular, literatürün statik EVRP çerçevesinden dinamik ve

otonom sistemlere doğru evrildiğini ortaya koymaktadır. Şekil 2.5'te bu fikri destekleyen yıllara göre EVRP literatüründeki dinamik planlama çalışmalarının dağılımı gösterilmiştir.



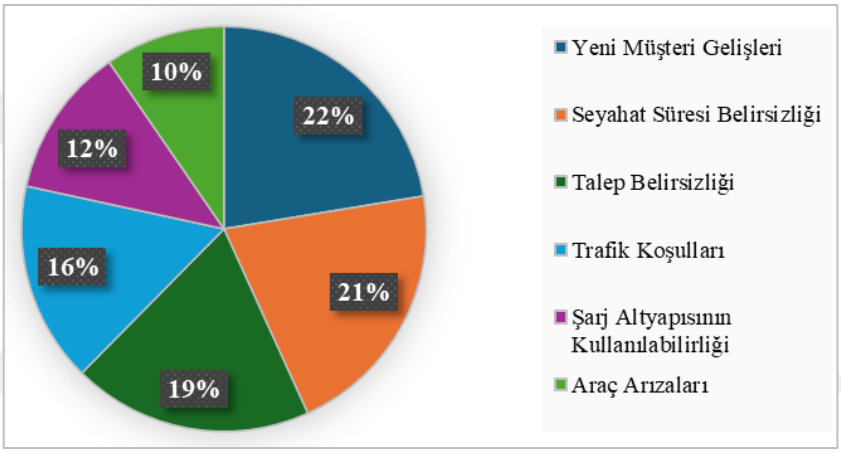
Şekil 2.5. EVRP Literatüründe Statik ve Dinamik Planlama Çalışmalarının Dağılımı

Gerçek hayattaki son kilometre operasyonlarının belirsizlik içeren yapısı, literatürde dinamik ve stokastik rota planlama yaklaşımlarının geliştirilmesini sağlamıştır (Bongiovanni vd., 2018; Basso vd., 2022). Son kilometre lojistiği bağlamında ele alınan DVRP, statik rotalama yaklaşımlarının ötesine geçerek, operasyon sırasında ortaya çıkan belirsizliklerin ve beklenmeyen olayların eş zamanlı yönetilmesini gerektirmektedir. Şekil 2.6, dinamik araç rotalama literatüründeki çalışmalarda dinamik senaryo türlerinin dağılımını göstermektedir.



Şekil 2.6. Literatürde Dinamik Rotalama Senaryolarının Dağılımı

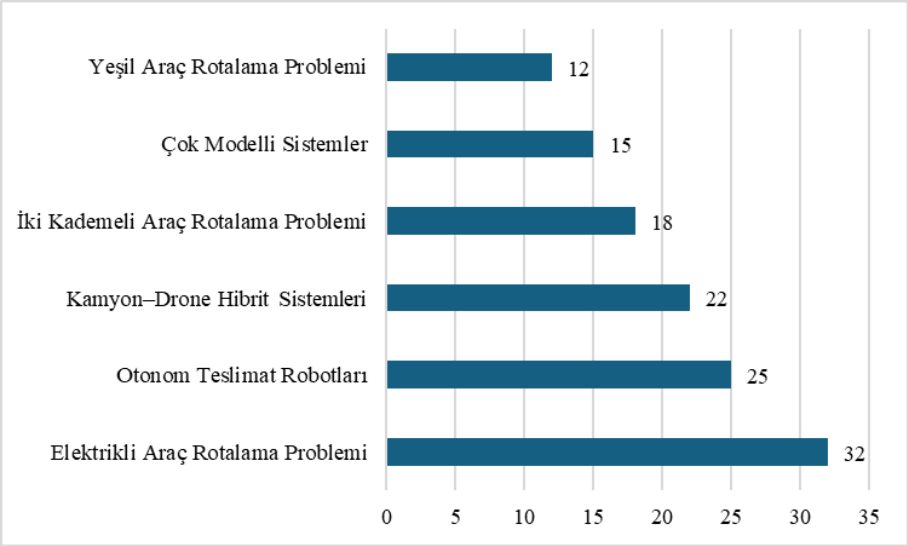
Yeni müşteri gelişleri ve seyahat süresi belirsizliği, literatürde en sık incelenen dinamik unsurlar olarak öne çıkarken, talep belirsizliği ve trafik koşullarına bağlı değişkenlik de önemli bir yer tutmaktadır. Buna karşılık, şarj altyapısının kullanılabilirliği ve araç arızaları gibi operasyonel kesintilere ilişkin senaryoların görece daha sınırlı sayıda çalışmada ele alındığı görülmektedir. Bu dağılım, dinamik araç rotalama çalışmalarında ağırlıklı olarak talep ve zaman kaynaklı belirsizliklere odaklanıldığını, enerji altyapısı ve sistem güvenilirliğine ilişkin dinamiklerin ise hâlen gelişime açık araştırma alanları sunduğunu göstermektedir. Şekil 2.7, incelenen çalışmalara göre ele alınan farklı dinamik olay türlerinin dağılımını göstermektedir.



Şekil 2.7. Literatürde Dinamik Olay Türlerinin Dağılımı

Literatürde ele alınan problemler, klasik Araç Rotalama Problemlerinin elektrikli ve otonom araçlara uyarlanmış türevleri olarak ortaya çıkmaktadır (Jie vd., 2019; Moradi vd., 2024). Bu bağlamda çalışmalar üç ana sistem mimarisi altında toplanmaktadır: (i) tek kademeli (single-echelon) otonom elektrikli araç sistemleri, (ii) iki kademeli (two-echelon) elektrikli araç rotalama sistemleri ve (iii) işbirlikçi çok-platformlu (multi-platform) sistemler. Tek kademeli sistemlerde, otonom elektrikli araçlar doğrudan depodan müşterilere teslimat gerçekleştirmekte; batarya kapasitesi, yük sınırları ve rota süresi gibi kısıtlar temel belirleyiciler olmaktadır (Moradi vd., 2023; Basso vd., 2022). İki kademeli sistemler ise büyük araçların ara uydu merkezlere (satellite hubs) sevkiyat yapmasını, son kilometre teslimatlarının ise daha küçük otonom elektrikli araçlar veya robotlar tarafından gerçekleştirilmesini öngörmektedir. Son yıllarda öne çıkan çok-platformlu sistemler ise kamyon–dron–yer robotu entegrasyonunu içermekte, esnek kenetlenme (docking), çoklu

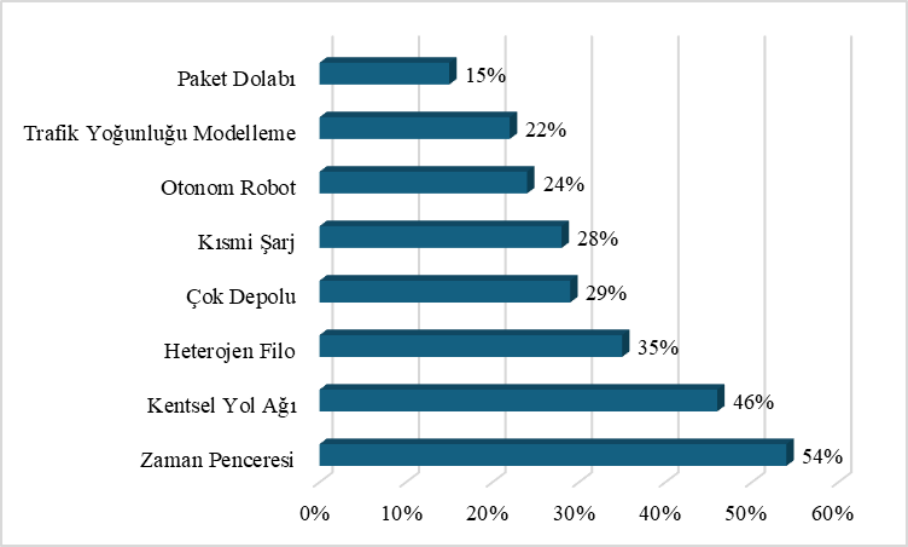
geri dönüş ve taşıma esnasında şarj (en-route charging) gibi yenilikçi operasyonel özellikler sunmaktadır (Peng vd., 2024; Malik vd., 2025). Şekil 2.8, son kilometre lojistiği kapsamında ele alınan farklı problem ve sistem türlerinin literatürdeki göreli yaygınlığını göstermektedir.



Şekil 2.8. Son Kilometre Lojistiğinde Ele Alınan Problem Çeşitleri

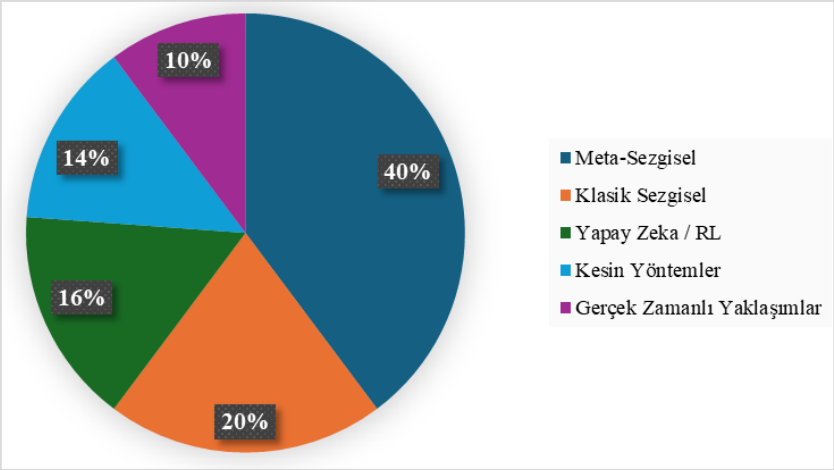
Elektrikli Araç Rotalama Problemi, son kilometre lojistiğinde en yoğun çalışılan konu olarak öne çıkmaktadır. Bunu, otonom teslimat robotları ile kamyon–dron hibrit sistemlerine yönelik çalışmalar izlemektedir. İki Kademeli Araç Rotalama Problemleri ve çok modelli sistemler orta düzeyde bir ilgi görürken, Yeşil Araç Rotalama Problemlerinin görece daha sınırlı sayıda ele alındığı görülmektedir. Bu dağılım, literatürde ağırlıklı olarak operasyonel verimlilik ve yeni teslimat teknolojilerine odaklanıldığını, çevresel sürdürülebilirlik ve entegre sistem yaklaşımlarının ise hâlen gelişime açık araştırma alanları olduğunu göstermektedir.

Son kilometre lojistiği problemine ilişkin literatürde yalnızca problem türlerinin değil, aynı zamanda modele entegre edilen operasyonel ve yapısal bileşenlerin de zaman içerisinde çeşitlendiği görülmektedir. Bu bağlamda, çalışmaların hangi kısıtları ve sistem özelliklerini önceliklendirdiğini ortaya koymak, literatürün metodolojik yönelimini değerlendirmek açısından önem taşımaktadır. Şekil 2.9'da incelenen çalışmalar kapsamında en sık ele alınan modelleme unsurlarının oransal dağılımı sunulmaktadır.



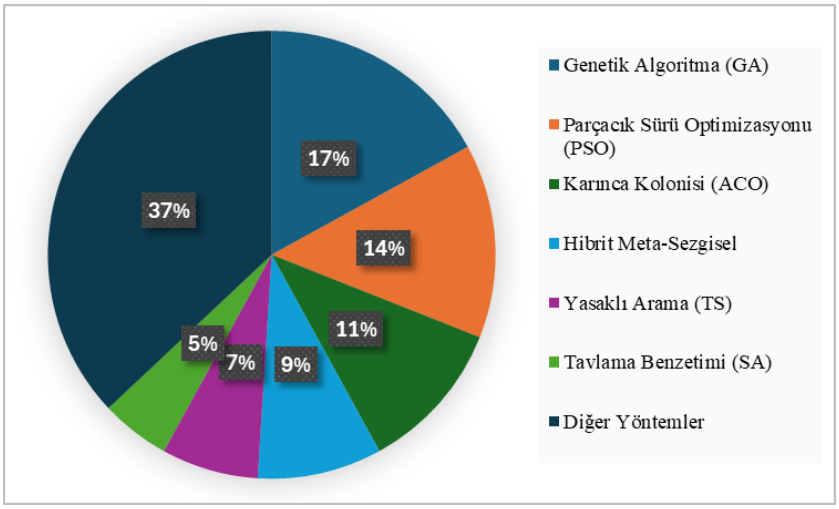
Şekil 2.9. Son Kilometre Lojistiğinde Modelleme Çeşitliliği

Günümüzde rotalama problemlerinin çözümünde sezgisel ve meta-sezgisel algoritmalar yaygın olarak kullanılmaktadır. Genetik Algoritma, Yasaklı Arama ve Tavlama Benzetimi gibi yöntemler, çözüm uzayı geniş ve karmaşık olan problemlerde kabul edilebilir sürede kaliteli çözümler üretme avantajı sunmaktadır. Bu algoritmalar, problem kısıtlarını dikkate alarak farklı çözüm alternatiflerini değerlendirir ve yerel minimumlara takılma riskini azaltmayı hedefler. Böylece, gerçek zamanlı veya yarı dinamik ortamlarda daha etkin çözümler elde edilebilmektedir. Son yıllarda rotalama problemleri, dinamik olayların sisteme dâhil edilmesiyle daha da karmaşık bir hâl almıştır. Ani talep değişimleri, yol kapanmaları veya enerji kısıtları gibi beklenmeyen durumlar, mevcut rotaların yeniden planlanmasını gerektirmektedir. Bu bağlamda, dinamik rotalama yaklaşımları ve hibrit algoritmalar ön plana çıkmaktadır. Bu yöntemler, sistemin anlık durumuna uyum sağlayarak çözüm kalitesini korumayı ve operasyonel verimliliği artırmayı amaçlamaktadır. Şekil 2.10'da son kilometre lojistiği probleminin çözümü için literatürde kullanılan yöntemlerin dağılımı yer almaktadır.



Şekil 2.10. Son Kilometre Lojistiği Çözümünde Kullanılan Yöntemler

Meta-sezgisel yöntemlerin literatürde baskın bir yer tuttuğu, özellikle büyük ölçekli ve karmaşık problemlerde tercih edildiği görülmektedir. ALNS gibi klasik sezgiseller de önemli bir kullanım oranına sahip olup, çözüm kalitesi ve esneklik açısından öne çıkmaktadır. Buna karşılık, kesin yöntemlerin sınırlı sayıda çalışmada ele alındığı, hibrit yaklaşımlar ile makine öğrenmesi ve derin öğrenme tabanlı yöntemlerin ise artan bir ilgiyle birlikte hâlen gelişmekte olan araştırma alanları olduğu görülmektedir. Şekil 2.11'de ise meta-sezgisel yöntemlerin çalışmalardaki dağılımı yer almaktadır.



Şekil 2.11. Son Kilometre Lojistiği Çözümünde Kullanılan Meta-sezgisel Yöntemler

Bu araştırma sonuçları, tez kapsamında ele alınan problemin hem metodolojik hem de uygulamaya dönük özgün katkı potansiyelini açıkça ortaya koymaktadır. Özellikle

dinamik ve belirsizlik içeren kentsel son kilometre operasyonları için yeni modelleme ve çözüm yaklaşımlarına duyulan ihtiyacı vurgulamaktadır. Dinamik, otonom ve elektrikli bileşenlerin birlikte ele alınması literatürde genellikle ayrı ayrı incelenen problem boyutlarının bütüncül bir karar destek sistemi altında birleştirilmesini mümkün kılmaktadır. Bu yaklaşım, yalnızca algoritmik performansı artırmayı değil, aynı zamanda gerçek dünya kentsel lojistik operasyonlarına aktarılabilir, esnek ve sürdürülebilir çözümler geliştirmeyi hedeflemektedir. Bu durum, tez kapsamında ele alınan problemin özgünlüğünü ve bilimsel katkı potansiyelini açık biçimde ortaya koymaktadır.

3. MATERYAL VE YÖNTEM

Bu bölümde, çalışmada ele alınan problem yapısı ve çözüm yaklaşımı sistematik biçimde sunulmaktadır. İlk olarak problem tanımı verilmekte, ardından problemin matematiksel modeli ve bu modeli oluşturan temel kısıtlar ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. Sonrasında, problemin çözümünde kullanılan yöntemler ele alınarak, özellikle meta-sezgisel ve öğrenme tabanlı yaklaşımlar çerçevesinde izlenen çözüm stratejileri tanıtılmaktadır.

3.1. Problemin Tanımı

Bu çalışmada ele alınan problem, son kilometre dağıtım operasyonlarında kullanılan elektrikli araçların operasyonel kısıtları dikkate alınarak rotalamasını amaçlayan Kapasiteli ve Zaman Pencereli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (CEVRPTW)'dir. Problem kapsamında, sınırlı taşıma kapasitesine ve batarya kapasitesine sahip elektrikli araçlar, belirli zaman pencereleri içerisinde müşteri taleplerini karşılamak üzere merkez depodan hareket etmekte, rotaları boyunca ihtiyaç duyduklarında şarj istasyonlarını ziyaret ederek bataryalarını yeniden doldurmakta ve görevlerini tamamladıktan sonra tekrar depoya dönmektedir. Bu süreçte her müşterinin yalnızca bir kez servis edilmesi, araçların taşıma kapasitesi ve batarya seviyelerinin aşılmaması, hizmetlerin tanımlı zaman aralıkları içerisinde gerçekleştirilmesi ve rotaların fizibilitesinin korunması temel gereksinimler arasında yer almaktadır.

Klasik Araç Rotalama Problemlerine kıyasla, elektrikli araçların sınırlı menzili ve uzun şarj süreleri, rota planlama sürecini daha karmaşık hâle getirmekte ve şarj istasyonu ziyaret kararlarının, zamanlama ve enerji tüketimiyle birlikte ele alınmasını zorunlu kılmaktadır. Bu bağlamda ele alınan problem, yalnızca mesafe minimizasyonunu değil, aynı zamanda enerji yönetimi, zaman kısıtları ve kapasite planlamasını birlikte içeren bütünleşik bir karar verme sürecini temsil etmektedir. Problem, tüm müşteri taleplerinin karşılanması koşuluyla filo tarafından kat edilen toplam seyahat mesafesinin minimize edilmesini amaçlayan, çok kısıtlı ve kombinatoryal yapıda bir optimizasyon problemi olarak ele alınmaktadır.

Bu problem yapısının açık ve biçimsel olarak ifade edilebilmesi amacıyla, ilgili kısıtlar ve karar değişkenleri dikkate alınarak bir MILP modeli geliştirilmiştir. Ele alınan problemin matematiksel formülasyonu, amaç fonksiyonu ve kısıtlar çerçevesinde ayrıntılı olarak bir sonraki başlık altında sunulmaktadır.

3.2. Matematiksel Model

Bu çalışmada, Kapasiteli ve Zaman Pencereli Elektrikli Araç Rotalama Problemi (CEVRPTW) ele alınmaktadır. Problem, sınırlı yük ve batarya kapasitesine sahip elektrikli araçların, müşteri taleplerini belirlenen zaman pencereleri içinde karşılayacak biçimde en uygun rotalarla planlanmasını amaçlayan kombinatoryal bir optimizasyon problemidir. Bu yapı, klasik Araç Rotalama Problemlerine ek olarak enerji tüketimi ve şarj kısıtlarını da dikkate alarak daha gerçekçi bir model çerçevesi sunmaktadır. Elektrikli araçlar, rotalarına merkez depodan tam dolu batarya ile başlamakta ve müşterilere hizmet verdikten sonra gerek duyulduğunda şarj istasyonlarını ziyaret ederek bataryalarını tamamen doldurmakta ve görevlerini tamamladıktan sonra tekrar depoya dönmektedir. Amaç, tüm müşteri taleplerini karşılamak koşuluyla toplam seyahat mesafesini (veya eşdeğer biçimde seyahat süresini) minimize etmektir.

Literatürde, (Schneider vd., 2014) CEVRPTW için bir matematiksel model önermiştir. Yönlü ve tam bağlantılı Graf $G = (V, E)$, düğüm kümesi (V) ve ayrıt kümesinden (E) ibarettir. Schneider vd., (2014) tarafından önerilen MILP modeli kullanılarak ESOGÜ_CEVRPTW test problemleri için GAMS CPLEX çözücüden optimal çözümler elde edilmiştir (Aslan Yıldız vd., 2025). Matematiksel modele ilişkin;

Düğüm kümesi

- 0 depoyu, C müşteri düğümlerini, F ise şarj istasyonlarını temsil etmektedir.

$$V = \{0 \cup C \cup F\}$$

Kenar kümesi

- Bir (i, j)kenarı, düğüm i'den düğüm j'ye olan doğrudan geçişi ifade eder.

$$E = \{(i, j) \mid i, j \in V, \mathrm{i} \neq \mathrm{j}$$

Her kenar için:

- d_{ij}: $i$ve $j$düğümleri arasındaki mesafe,
- t_{ij}: seyahat süresi,
- $e_{ij} = h \cdot d_{ij}$: bu mesafede tüketilen enerji miktarıdır; burada h birim mesafe başına enerji tüketim oranını göstermektedir.
- Her müşteri düğümü $i \in C$için $[e_i, l_i]$ ile tanımlanan bir zaman penceresi bulunmakta olup, hizmetin bu aralık içerisinde başlatılması zorunludur.

Kümeler

- $V = \{1,2, \dots, N\}$: müşteri kümesi
- F': şarj istasyonlarına yapılan ziyaretleri temsil eden sanal düğümler kümesi
- $V' = V \cup F'$: müşteri ve şarj istasyonu ziyaret düğümleri
- $V_0' = V' \cup \{0\}$: başlangıç deposu dâhil düğüm kümesi
- $V_{N+1}' = V' \cup \{N+1\}$: bitiş deposu dâhil düğüm kümesi

Parametreler

- q_i: düğüm i'nin talebi ($i \notin V$ ise $q_i = 0$)
- d_{ij}: $i$ve $j$düğümleri arasındaki mesafe
- t_{ij}: seyahat süresi
- e_i, l_i: düğüm i için en erken ve en geç hizmet başlama zamanı
- s_i: düğüm i'deki hizmet süresi
- C: araç taşıma kapasitesi
- Q_c: batarya kapasitesi
- g: şarj hızı
- h: enerji tüketim katsayısı

Karar Değişkenleri

- x_{ij}: (i, j) düğümüne gidilip gidilmediğini gösteren ikili karar değişkeni
- P_i: aracın düğüm i'ye varış zamanı
- u_i: düğüm i'ye varıldığında araçta kalan yük kapasitesi
- y_i: düğüm i'ye varıldığında bataryada kalan enerji miktarı

Amaç Fonksiyonu

- Amaç, tüm araçların toplam seyahat mesafesini minimize etmektir:

$$min \sum_{i \in V_0'} \sum_{j \in V_{N+1}', i \neq j} d_{ij} x_{ij} \tag{1}$$

Kısıtlar

- Her müşteri yalnızca bir kez ziyaret edilmelidir:

$$\sum_{j \in V_{N+1}', i \neq j} x_{ij} = 1 \qquad \forall i \in V \tag{2}$$

- Şarj istasyonları en fazla bir kez ziyaret edilebilir:

$$\sum_{j \in V_{N+1}', i \neq j} x_{ij} \leq 1 \qquad \forall i \in F' \tag{3}$$

- Her düğüm için giriş ve çıkış dengesi sağlanmalıdır:

$$\sum_{i \in V_{N+1}', i \neq j} x_{ij} - \sum_{i \in V_0', i \neq j} x_{ji} = 0 \forall j \in V' \tag{4}$$

- Müşteri düğümleri için zaman fizibilitesi:

$$P_i + t_{ij} + s_i - M(1 - x_{ij}) \leq P_j \tag{5}$$

- Şarj istasyonlarında şarj süresi dikkate alınır:

$$P_i + t_{ij} + g(Q_c - y_i) - M(1 - x_{ij}) \leq P_j \tag{6}$$

- Zaman penceresi koşulları:

$$e_j \leq P_j \leq l_j \forall j \tag{7}$$

- Yük kapasitesi kısıtları:

$$0 \leq u_j \leq u_i - q_i x_{ij} + C(1 - x_{ij}) \tag{8}$$

- Depodan çıkışta:

$$0 \leq u_0 \leq C \tag{9}$$

- Müşteri düğümleri için enerji tüketimi:

$$0 \leq y_j \leq y_i - h d_{ij} x_{ij} + Q_c(1 - x_{ij}) \tag{10}$$

- Şarj istasyonlarında tam dolum:

$$0 \leq y_j \leq Q_c - h d_{ij} x_{ij} \tag{11}$$

- Değişken tanım kısıtı:

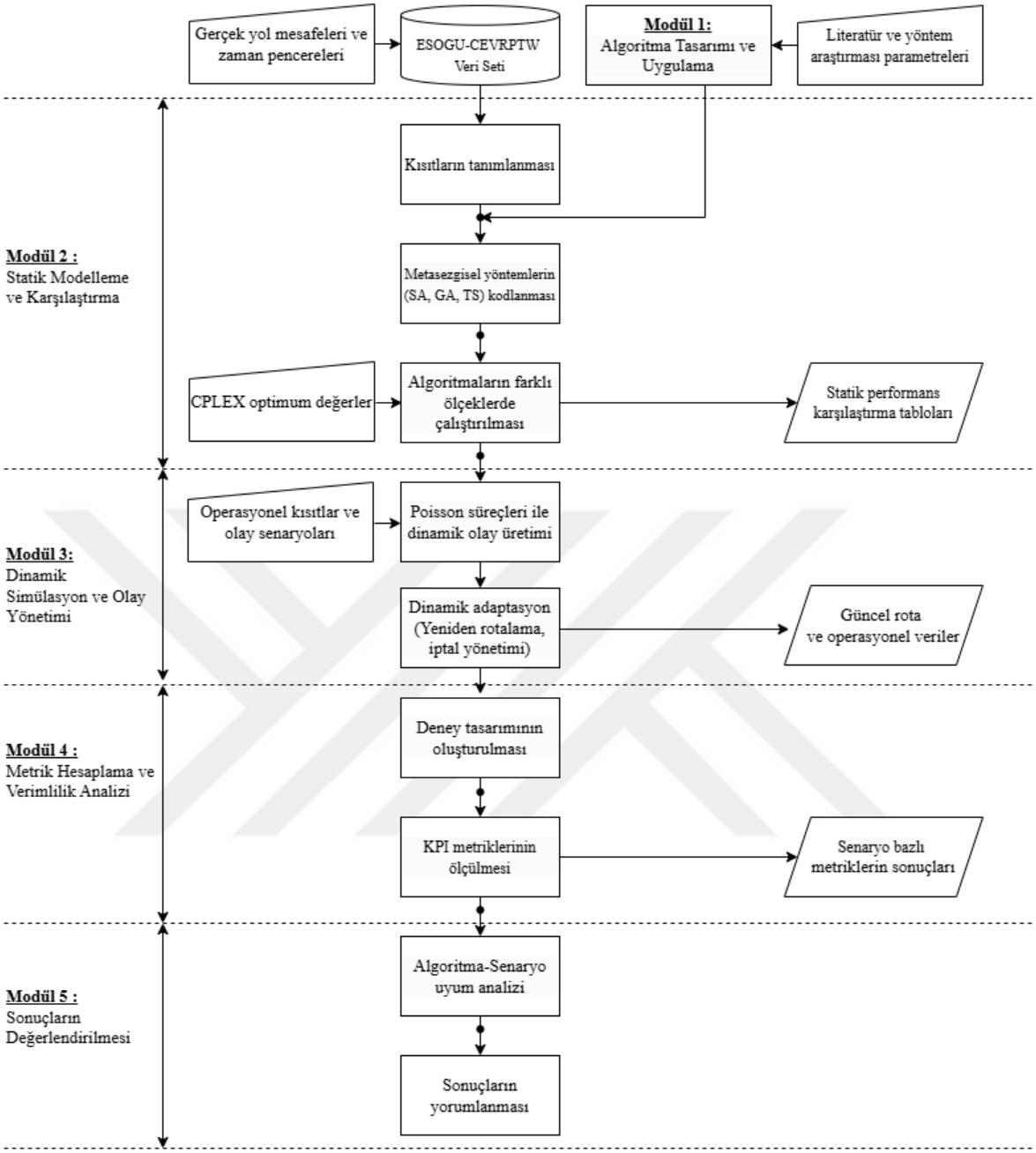
$$x_{ij} \in \{0,1\} \tag{12}$$

Bu matematiksel model, yük kapasitesi, batarya kısıtları, şarj istasyonu ziyaretleri ve zaman pencereleri gibi elektrikli araçlara özgü tüm operasyonel kısıtları bütüncül biçimde ele almaktadır.

3.3. Önerilen Yaklaşım

Bu tez çalışmasında, Kapasite ve Zaman Penceresi Kısıtlı Dinamik Elektrikli Araç Rotalama Problemi kapsamında üç farklı çözüm yaklaşımı geliştirilmiş ve aynı problem üzerinde karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Ele alınan problem, müşteri noktalarının her birinin tam olarak bir kez ziyaret edilmesini, araç kapasite kısıtlarının aşılmamasını, batarya menzili ve enerji tüketim limitleri içinde kalınmasını ve her müşteri için tanımlı zaman pencerelerine uyulmasını gerektiren çok kısıtlı bir rotalama problemidir. Amaç fonksiyonu toplam seyahat maliyetinin (mesafe) minimize edilmesi olarak tanımlanmış ve karar değişkenleri rota-düğüm-araç üçlüsüne bağlı ikili değişkenler ile modellenmiştir. Bu çerçeve hem klasik VRP kısıtlarının hem de elektrikli araçlara özgü enerji ve şarj istasyonu boyutunun eşzamanlı olarak yönetilmesini zorunlu kıldığından, çözüm kalitesi kadar fizibiliteyi de öne çıkaran meta-sezgisel tasarımlar tercih edilmiştir.

Son kilometre teslimat operasyonlarının dinamik ve belirsizlik içeren yapısı, yalnızca yüksek kaliteli başlangıç çözümleri üretmeyi değil, aynı zamanda bu çözümlerin gerçek zamanlı değişimlere etkin biçimde uyarlanabilmesini de gerektirmektedir. Bu gereksinimden hareketle, çalışmada başlangıç planlamasını operasyonel süreçteki dinamik yönetimden ayrıştıran iki aşamalı bir çözüm çerçevesi önerilmektedir. Söz konusu yapı, statik ortamda elde edilen çözüm kalitesinin nesnel biçimde değerlendirilmesine olanak sağlarken, aynı zamanda algoritmaların değişen koşullar altındaki uyarlanabilirlik performansını sistematik biçimde analiz etmeye imkân tanımaktadır. Böylece önerilen çerçeve, optimizasyon gücü ile dinamik esneklik arasındaki ilişkinin bütüncül olarak incelenmesini hedeflemektedir. Şekil 3.1'de önerilen bu yaklaşımın akış şeması ayrıntılı olarak gösterilmektedir.



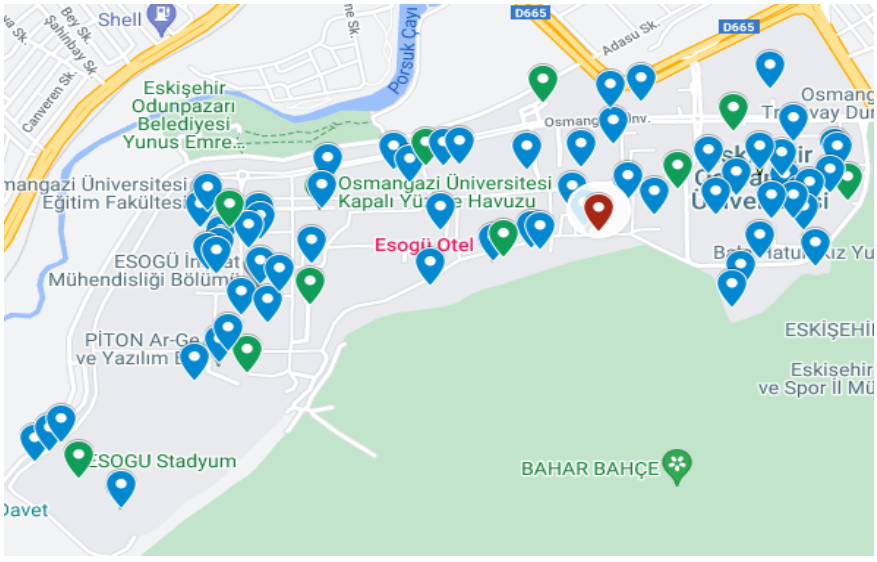
Şekil 3.1. Dinamik CEVRPTW İçin Önerilen Yaklaşım

Sunulan akış şeması, çalışmanın metodolojik çerçevesini ve araştırma sürecinin aşamalarını bütüncül bir yapı içerisinde ortaya koymaktadır. İzleyen kısımlarda çalışmanın çerçevesini oluşturan her bir başlık ve detayları aktarılmıştır.

3.4. ESOGÜ Veri Seti

ESOGU-CEVRPTW veri seti, literatürdeki EVRP'ye yönelik sentetik örneklerin sınırlarını aşmak amacıyla Aslan Yıldız vd. (2025) tarafından geliştirilmiş, gerçek dünya temelli ve zaman pencereli ilk kapasiteli elektrikli araç rotalama veri setidir. Mendeley Data platformunda (Aslan vd., 2025) açık erişimle yayımlanan bu veri seti, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Meşelik Kampüsü'nün gerçek coğrafi konumlarına dayanmaktadır ve kampüs içindeki binalar, yollar, kavşaklar ve otoparklar gibi fiziksel unsurlar doğrudan modele aktarılmaktadır. Bu yönüyle veri seti, klasik koordinat tabanlı EVRP örneklerinden ayrışmakta ve araştırmacılara gerçekçi bir simülasyon ortamı sunmaktadır.

Veri setinin yapısal içeriği hem problem çeşitliliği hem de ölçeklenebilirlik açısından kapsamlı biçimde tasarlanmıştır. Toplamda 118 müşteri noktası, 10 şarj istasyonu ve tek bir depo içeren veri kümesi Şekil 3.2'de verilmiştir. Mavi noktalar müşteri kümelerini, yeşil noktalar şarj istasyonlarını ve kırmızı nokta ise depoyu temsil etmektedir. Veri seti 45 farklı CEVRPTW örneğinden oluşmakta ve her örnek bağımsız .txt dosyaları şeklinde sunulmaktadır. Deneysel karşılaştırmalara olanak vermek üzere 5, 10, 20, 40 ve 60 müşterili alt test grupları oluşturulmuştur ve bu gruplar içerisinde müşteri dağılımları rastgele (R), kümelenmiş (C) ve hibrit rastgele-kümelenmiş (RC) olmak üzere üç farklı uzamsal senaryoda üretilmiştir. Böylece hem homojen hem de yoğunlaşmış talep bölgelerinin rota optimizasyonu üzerindeki etkisi sistematik olarak incelenebilir hale getirilmiştir.



Şekil 3.2. ESOGU-CEVRPTW Veri Setindeki Coğrafi Konumlar (Aslan Yıldız vd., 2025)

Veri setinin özgünlüğünü belirleyen temel bileşenlerden biri, kampüs yol ağının SUMO yazılımına aktarılması ve simülasyona dayalı gerçek yol mesafelerinin kullanılmasıdır. Binalar teslimat noktaları olarak "container stop" nesneleriyle temsil edilmektedir. Yön kısıtları, yol uzunlukları ve kavşak yapıları dikkate alınarak en kısa yol mesafe matrisi SUMO üzerinden hesaplanmaktadır. Bu yaklaşım, Öklid uzaklığına dayalı soyut mesafe varsayımlarının yol açtığı gerçekçilik kaybını ortadan kaldırmakta ve tek yönlü yollar, bina konumları ve kampüs içi erişim farklılıkları nedeniyle ortaya çıkan belirgin mesafe sapmalarını doğrudan modele yansıtmaktadır. Dolayısıyla veri seti, klasik EVRP kıyas kümelerine göre çok daha yüksek çevresel temsil gücüne sahiptir.

Zaman pencereleri veri setinin ikinci kritik bileşenini oluşturmaktadır. Her müşteri için en erken servis başlangıcı, en geç servis başlangıcı ve servis süresi parametreleri üretilmiş, zaman pencereleri geniş (wide), orta (medium) ve dar (narrow) olmak üzere üç esneklik düzeyinde tanımlanmıştır. Bu pencerelerin belirlenmesinde, depodan müşteriye normal hızla seyahat süresini temel alan ve çizelgeleme literatüründen uyarlanan bir formül kullanılmıştır. Burada dikkat çekici nokta, seyahat sürelerinin Öklid mesafelerinden değil, Google Distance Matrix API ve SUMO tabanlı gerçek yol verilerinden türetilmesidir. Böylelikle zaman pencereleri, kampüs içi ulaşımın fiziksel gerçekliğiyle uyumlu hale getirilmiş ve problem yapısı daha karmaşık fakat daha güvenilir bir zemine taşınmıştır.

Problem parametreleri, elektrikli araç filolarının operasyonel kısıtlarını temsil edecek biçimde ayrıntılı olarak tanımlanmıştır. Araçlara ilişkin ortalama hız, yük kapasitesi, batarya kapasitesi, enerji tüketim oranı ve şarj oranı gibi değişkenler veri setine dahil edilmiştir. Müşteri talepleri her nokta için 19 ile 95 arasında rastgele tamsayılar olarak atanmış, servis süreleri ise yaya ile taşıma ve geri dönüş sürelerini de kapsayacak şekilde geniş yorumlanmıştır. Böylece rota planlama yalnızca enerji ve mesafe açısından değil, yük taşımaya bağlı hizmet süreleri ve zaman pencereleriyle de bütünleşik bir optimizasyon problemi olarak ele alınabilmektedir. Gerçek çevresel koşulları (yol ağı, yönler, olası trafik dinamikleri) içeren ESOGU-CEVRPTW veri seti önerilen yöntemlerin performansının testi için tez çalışmasında kullanılmıştır.

3.5. Çözüm Yöntemleri

Bu çalışmada çözüm yaklaşımı olarak Tavlama Benzetimi, Genetik Algoritma ve Yasaklı Arama kullanılmıştır. Üç algoritma da ortak bir başlangıç çözümünden hareket etmekte, problem büyüklüğüne göre adaptif parametre ayarlaması kullanmakta ve son çözüm üzerinde elektrikli araçlara özgü şarj istasyonu ekleme sürecini işletmektedir. Yöntemsel olarak geliştirilen yaklaşımlar, yapıcı sezgisellerden hafıza tabanlı meta-sezgisellere ve hibrit boru hatlarına uzanan geniş bir yelpazeyi temsil etmektedir. Clarke–Wright Kazanım algoritması hızlı bir başlangıç çözümü üreticisi olarak, Tavlama Benzetimi olasılıksal yerel arama paradigmasının bir örneği olarak, Genetik Algoritma evrimsel hesaplama mantığıyla paralel arama sağlayan popülasyon tabanlı bir yöntem olarak, Yasaklı Arama ise hafıza yapıları sayesinde yerel en iyilerden kaçınmayı hedefleyen yoğun bir komşuluk taraması yaklaşımı olarak kurgulanmıştır. Böylece tez, aynı problem üzerinde farklı arama felsefelerinin ölçeklenebilirlik ve çözüm kalitesi bakımından nasıl ayrıştığını inceleyebilecek bir deneysel zemin oluşturmuştur.

3.5.1. Clarke-Wright kazanım algoritması

Optimal rota planlaması için en eski sezgisel yaklaşımlardan biri Clarke-Wright algoritmasıdır. CW, iki müşteriyi aynı rotaya birleştirmenin tasarruflarının hesaplanmasına dayanan tasarruf kavramını tanıtan Clarke ve Wright (1964) tarafından önerilmiştir. Bu yöntem, VRP için yaygın olarak bilinen bir sezgisel yöntemdir ve Clarke-Wright'ın uygulamaları 1964'te önerilmesinden bu yana devam etmektedir (Olkhova vd., 2020).

CW algoritması, her müşterinin depodan bağımsız bir rota ile servis edildiği başlangıç çözümünü, iki rotanın birleştirilmesiyle elde edilen “tasarruf” değerleri üzerinden iteratif biçimde iyileştiren deterministik bir yapıcı sezgiseldir. Tez kapsamında klasik tasarruf formülünün CEVRP-TW gerçekliğine uyarlanması amacıyla zaman penceresi uyumluluğu ve talep benzerliği gibi faktörler tasarruf değerine çarpan olarak eklenmiş, böylece yalnızca mesafe merkezli birleştirmelerin yol açtığı fizibilite kayıpları azaltılmaya çalışılmıştır. Birleştirme kararları uç düğüm koşulu, kapasite kısıtı ve (aktif ise) zaman penceresi fizibilitesi altında sınırlandırılmıştır. Nihai rotalar ise 2-opt tabanlı yerel arama ile rota-içi düzeltmeye tabi tutulmuştur. Bu tasarım, CW’nin hesaplama verimliliğini korurken

CEVRP-TW kısıtlarına daha duyarlı hale getirilmesini sağlamış, ancak açgözlü doğası gereği uzun vadeli optimal birleşimleri görememe riskini bütünüyle ortadan kaldıramamıştır.

CW algoritması, klasik anlamda "tek hamlelik komşuluk" üretmekten ziyade yüksek tasarruflu rota çiftlerini iteratif olarak birleştiren yapıcı bir süreçtir. Bu süreç üç temel fizibilite koşulu altında çalıştırılmıştır:

- **Uç düğüm koşulu (endpoint condition):** Birleştirme yalnızca iki rotanın uç düğümlerinde yer alan müşteriler için uygulanır. Böylece iç düğümlerin bozulmasına bağlı karmaşık yeniden sıralama etkileri engellenir.
- **Kapasite fizibilitesi:** Birleştirme sonrası toplam talep, araç kapasite sınırı içinde kalmalıdır.
- **Zaman penceresi fizibilitesi (aktif ise):** Birleştirme sonrası rota boyunca hesaplanan servis başlangıç zamanları her müşteri için tanımlanan zaman pencerelerinde kalmalıdır.

Örneğin, R_1 = [c3, c7] ve R_2 = [c9, c2] rotaları için c7 ve c9 uç düğümler olduğunu varsayalım. Eğer yük(R_1) + yük(R_2) ≤ Q ve yeni rota zaman penceresi bakımından uygun ise Rnew = [c3, c7, c9, c2] birleştirmesi yapılır.

3.5.2. Tavlama benzetimi algoritması

Tavlama Benzetimi (SA) algoritması ilk olarak Kirkpatrick vd. (1983) tarafından uygulanmıştır. Metallerin tavlanmasından adını alan bu yöntem, genellikle ayrık optimizasyon problemlerinde kullanılır. SA, algoritmanın iç döngüsünde yaygın olarak bilinen Metropolis algoritmasını kullanan fiziksel tavlama işlemine dayanmaktadır (Aydemir ve Karagül, 2020). Daha kötü çözümler sıcaklık parametresine bağlı bir olasılıkla kabul edilmekte, sıcaklık geometrik soğutma şemasıyla iterasyonlar boyunca azaltılmaktadır.

Vincent vd. (2022) e-ticaretin artışıyla karmaşıklaşan son kilometre teslimat problemini ele alarak, eve teslimata ek olarak kargo dolaplarını içeren yeni bir Araç Rotalama Problemi önermektedir. Kargo Dolaplı Araç Rotalama Problemi (VRPPL) olarak adlandırılan bu modelin amacı, toplam seyahat maliyetini en aza indirmektir. Çalışmada

Solomon'un VRPTW örneklerinden türetilen yeni veri setleri üzerinde küçük veri kümeleri için SA, en yüksek fark %0,76 ile neredeyse optimal sonuçlara ulaşmıştır. Ilhan (2020) CVRP için yeni bir popülasyon tabanlı SA algoritması önermektedir. Önerilen algoritma, değişim, ekleme ve geri dönüş olmak üzere üç rota geliştirme operatörü kullanmakta ve sonuçlar, 23 örnek için optimal çözümlerin elde edilebildiğini göstermektedir. Naumov (2024) benzin istasyonlarına yakıt dağıtımı kapsamında ve probleme özgü kısıtları içeren özelleştirilmiş bir CVRP modeli önermektedir. Çalışmada, araç kapasitesi, istasyon bazlı talep ve yol ağı mesafeleri dikkate alınarak SA algoritmasıyla entegre bir çözüm geliştirilmiştir. Önerilen SA tabanlı yaklaşım, Gurobi destekli klasik Karma Tamsayılı Programlama modeliyle karşılaştırılmıştır. Sonuçlar, SA tabanlı sezgisel yöntemin yakıt teslimatlarında etkin ve verimli rotalar üretebildiğini göstermektedir.

Tezde SA parametreleri problem büyüklüğüne göre adaptif biçimde ölçeklenmiş, başlangıç sıcaklığı müşteri sayısının lineer bir fonksiyonu olarak artırılmış, büyük problemler için daha yavaş bir soğutma oranı tanımlanmıştır. Yöntemde başlangıçta yüksek sıcaklık kullanılarak daha kötü çözümlerin belirli bir olasılıkla kabul edilmesi sağlanır. Böylece çözüm uzayında geniş keşif yapılabilir. Sıcaklık zamanla azaltıldıkça kabul olasılığı düşer ve arama süreci giderek yerel iyileştirme karakteri kazanır.

Komşuluk yapısı rota içi ve rotalar arası çoklu operatörler üzerinden gerçekleştirilmektedir. Operatörler üç sınıfta toplanmıştır: rota içi operatörler (swap, 2-opt), rotalar arası operatörler (relocate, inter-route swap) ve rota-seviyesi operatörleri (route merge, route split). Dağılım yaklaşık olarak %30 rota içi, %40 rotalar arası ve %30 rota-seviyesi olacak biçimde tasarlanmıştır. Bu yapı, yalnızca müşteri sırasını değil, rota sayısını ve rotalar arası dengeyi de değiştirebildiği için daha zengin bir komşuluk yapısı sunmaktadır.

- **Swap (rota-içi)**: Aynı rotadaki iki müşterinin yer değiştirmesi.
- **2-opt (rota-içi)**: Bir rota segmentinin ters çevrilmesi yoluyla rota uzunluğunun düşürülmesi.
- **Relocate (rotalar-arası)**: Bir müşterinin mevcut rotasından çıkarılıp başka bir rotaya en iyi konuma eklenmesi.
- **Inter-route swap / exchange (rota-arası)**: Farklı iki rotadan seçilen müşterilerin takas edilmesi.
- **Route merge**: İki rotanın fizibilite korunarak tek bir rotada birleştirilmesi.

- **Route split**: Aşırı uzun veya enerji açısından zorlu bir rotanın iki alt rotaya bölünmesi.

Algoritmanın kabul mekanizması Metropolis kriterine dayanmaktadır. Mevcut çözüm maliyeti $f(x)$, komşu çözüm maliyeti $f(x')$ ve sıcaklık Tolmak üzere:

- Eğer $f(x') < f(x)$ise komşu çözüm doğrudan kabul edilir.
- Aksi durumda komşu çözüm şu olasılıkla kabul edilir: $P(kabul) = e^{-\Delta/T}$

Burada $\Delta = f(x') - f(x)$olarak tanımlanır. Sıcaklık yüksek olduğunda daha kötü çözümlerin yüksek olasılıkla kabul edildiği, sıcaklık düştüğünde ise yöntemin giderek daha açgözlü hale geldiği görülmüştür. Bu özellik, özellikle erken iterasyonlarda yerel optimallerden kaçınmak için işlevseldir. SA, tekil çözüm üzerinden ilerleyen olasılıksal bir yerel arama yaklaşımıdır. Çalışmada büyük problem boyutlarında keşif kapasitesini korumak için parametreler adaptif biçimde ölçeklenmiştir:

- **Maksimum iterasyon sayısı**: Problem büyüklüğüne göre artırılmıştır. Küçük ölçeklerde ≈3000 iterasyon yeterli görülürken, orta ölçek için ≈5000, büyük ölçeklerde ise en fazla ≈10000 iterasyona kadar çıkarılmıştır. Bu ölçekleme, arama uzayı büyüdükçe daha uzun keşif süresi sağlamak amacıyla yapılmıştır.
- **Başlangıç sıcaklığı (T_0)**: $T_0 = 550 + 10n$ formu ile müşteri sayısına bağlı tanımlanmıştır. Böylece n arttıkça algoritmanın başlangıçta kötü çözümleri kabul etme olasılığı yükselmekte ve yerel optimalden kaçış kapasitesi artmaktadır.
- **Soğutma oranı (α)**: Küçük/orta problemler için α=0.995 iken, büyük problemlerde keşif fazını uzatmak amacıyla α = 0.997 olarak seçilmiştir. Geometrik soğutma şeması $T(k) = T_0 * \alpha^k$ şeklinde uygulanmıştır.

Önerilen çözüm yaklaşımının algoritmik işleyişini açık bir biçimde ortaya koymak amacıyla Tavlama Benzetimi algoritmasına ait sözde kod sunulmaktadır. Verilen sözde kod, yöntemin başlangıç koşullarından sonlandırma kriterine kadar olan tüm adımlarını sistematik bir çerçevede tanımlamaktadır. Algoritma, başlangıç çözümünden hareketle iteratif bir iyileştirme süreci yürütmekte ve her iterasyonda mevcut çözümün komşuluğunda yer alan alternatifleri değerlendirmektedir. Çözüm uzayında gerçekleştirilen bu arama süreci, yalnızca deterministik iyileştirme adımlarına değil, aynı zamanda kontrollü

rastgeleliğe de dayanmaktadır. Bu sayede yöntem, çözüm uzayında daha geniş bir bölgeyi tarayabilmekte ve farklı çözüm bölgeleri arasında geçiş yapabilmektedir.

Tavlama benzetimi algoritması sözde kodu, kullanılan kabul mekanizmasını, sıcaklık güncelleme stratejisini ve en iyi çözümün nasıl takip edildiğini adım adım göstermektedir.

Tavlama Benzetimi Algoritması Sözde Kodu

Girdi: Başlangıç çözümü R_0, Başlangıç sıcaklığı T_0, Soğutma katsayısı α, Maksimum iterasyon sayısı I_{max}

Çıktı: En iyi çözüm R_{best}

Adımlar:

1. Başlangıçta:

   $R_{current} \leftarrow R_0, R_{best} \leftarrow R_0, T \leftarrow T_0$
2. iter $= 1,2, \dots, I_{max}$ için:

   a. Komşu çözümü üret: $R_{neighbor} \leftarrow$ komşu_üret$(R_{current})$

   b. Maliyet farkını hesapla: $\Delta \leftarrow$ maliyet$(R_{neighbor}) -$ maliyet$(R_{current})$

   c. Eğer $\Delta < 0$ise: $R_{current} \leftarrow R_{neighbor}$

   Aksi hâlde, olasılıksal kabul uygula: $p \leftarrow \exp\left(-\frac{\Delta}{T}\right)$

   Eğer rassal_sayı$(0,1) < p$ise: $R_{current} \leftarrow R_{neighbor}$

   d. En iyi çözümü güncelle: eğer maliyet$(R_{current}) <$ maliyet(R_{best}) ise $R_{best} \leftarrow R_{current}$

   e. Sıcaklığı güncelle: $T \leftarrow \alpha \times T$
3. Şarj istasyonları optimizasyona dahil edilir.
4. R_{best} döndürülür.

Algoritma, her iterasyonda mevcut çözümden bir komşu çözüm üreterek maliyet farkına göre değerlendirme yapmaktadır. Daha iyi çözümler doğrudan kabul edilirken, daha kötü çözümler sıcaklığa bağlı bir olasılıkla kabul edilebilmektedir. Algoritma boyunca en iyi çözüm sürekli güncellenmekte ve sıcaklık değeri her adımda azaltılarak arama süreci giderek daha seçici hale getirilmektedir. Maksimum iterasyon sayısına ulaşıldığında süreç sonlandırılmakta ve elde edilen en iyi çözüm çıktı olarak verilmektedir.

3.5.3. Yasaklı arama algoritması

Yasaklı Arama (TS) algoritması, tekrar edecek bazı hareketlere yasak getirerek kombinatoryal optimizasyon problemlerini çözmek için kullanılan bir meta-sezgisel yöntemdir. Kombinasyon, her yinelemede kaç değişim yapılması gerektiğini hesaplamak için yapılır (Wicaksono vd., 2020). TS'de, arama sırasında yapılan eylemler kaydedilir ve bu bilgilerle çözüm uzayı etkin biçimde keşfedilir. Algoritma, açık bellek (tam çözümleri saklayarak komşuluk tanımı ve genişletmede kullanılan bellek) ve niteliksel bellek (en iyi çözümleri oluşturan değişken/özellik değerlerini saklayan bellek) olmak üzere iki bellek türünden yararlanır. Bu bellekler kısa ve uzun vadeli olarak yapılandırılabilir ve birlikte kullanılarak daha etkili bir arama stratejisi oluşturulur (Prajapati vd., 2020).

Ahmed vd. (2023) sabit heterojen filolu VRP gibi NP-zor problemleri çözmek için geliştirilmiş bir TS algoritması önermektedir. Algoritma, başlangıç çözümleri üretmek için değiştirilmiş bir tarama yöntemi kullanmaktadır ve değişken yasaklı listesi ile yoğunlaştırma ve çeşitlendirme mekanizmalarını içermektedir. Sayısal sonuçlar, önerilen yöntem verimli sonuçlar vermektedir. Saragih ve Turnip (2024) trafik tıkanıklığını dikkate alan bir VRP'yi çözmek için TS tabanlı sezgisel bir yöntem önermektedir. Kent içi lojistikte artan trafik yoğunluğu göz önünde bulundurularak geliştirilen yöntem, küçük veri kümelerinde ticari çözücüyle aynı (%0 fark) optimal sonuçları üretmiş, büyük veri kümelerinde ise önceki çalışmalara kıyasla %5 daha iyi çözümler sağlamıştır. Sonuçlar, önerilen TS yaklaşımının tıkanıklık içeren VRP'lerde etkili ve uygulanabilir olduğunu göstermektedir. Li ve Li (2020) seyahat ve hizmet sürelerinin belirsizliğini dikkate alan Yumuşak Zaman Pencereli Stokastik Araç Rotalama Problemini (SVRP-STW) ele almaktadır. Problemi çözmek için, açgözlü algoritma ile başlangıç çözümü üreten ve uyarlanabilir yasaklı uzunluğu ile komşuluk yapısı içeren Geliştirilmiş Yasaklı Arama (I-TS) algoritması önerilmiştir. Farklı ölçeklerdeki deneyler, önerilen yöntemin etkin ve üstün performans sergilediğini göstermektedir.

Yasaklı Arama yöntemi, yerel aramanın döngüsel davranışını kırmak amacıyla yasaklı listesiyle kısa dönem hafıza kullanan ve yasaklı kriteriyle bu yasağı yalnızca daha iyi çözümler üretildiğinde aşmaya izin veren bir meta-sezgisel olarak uygulamaya alınmıştır. Yasaklı listesi parametresi problem büyüklüğüne bağlı biçimde artırılarak büyük örneklerde daha uzun hafıza ile çeşitlendirme sağlanmıştır. Komşuluk yapısı swap ve 2-opt gibi rota-içi

hamlelerle relocate ve exchange gibi rota-arası hamleleri birlikte içerecek şekilde genişletilmiştir ve her iterasyonda rastgeleleştirilmiş komşu havuzundan ilk 100 komşunun değerlendirilmesiyle hesaplama yükü kontrol altında tutulurken keşif derinliği korunmuştur. Ayrıca arama sonunda gerçekleştirilen rota birleştirme (route merging) post-işlemi, gereksiz rota parçalanmalarını azaltarak araç sayısını ve toplam mesafeyi düşüren önemli bir iyileştirme katmanı sunmuştur. Bu tasarım unsurları, TS'nin farklı boyut ve tipteki CEVRP-TW örneklerinde tutarlı biçimde optimuma yakın sonuçlar üretmesinin yapısal gerekçesini oluşturmaktadır.

TS, yerel arama sürecinde döngüsel tekrarları engellemek için kısa dönem hafıza kullanmaktadır. Parametrelerin ölçeklenmesi aşağıdaki şekilde yapılmıştır:

- **Maksimum iterasyon:** Küçük örneklerde 1000, orta ölçeklerde 2000, büyük ölçeklerde en fazla 5000 iterasyon olacak şekilde artırılmıştır.
- **Yasaklı süresi**: min(max(5, ⌊n/2⌋),20) formu uygulanmıştır. Böylece müşteri sayısı arttıkça yasaklı listesinde tutulan hamle sayısı uzatılmış ve çeşitlendirme kapasitesi güçlendirilmiştir.
- **İyileşmesiz iterasyon eşiği:** Uzun süre iyileşme gözlenmediğinde aramanın durdurulması için erken durdurma kuralı tanımlanmıştır.
- **Komşu değerlendirme limiti**: Her iterasyonda üretilen komşular rastgeleleştirildikten sonra ilk 100 komşu değerlendirilmiştir.
- **Yasak yıkma kriteri**: Bir hamle yasaklı listesinde olsa bile global en iyi çözümü iyileştiriyorsa yasak aşılmaktadır.
- **Rota birleştirme işlemi**: Nihai çözümde araç sayısını azaltmak ve toplam mesafeyi düşürmek amacıyla ek bir rota birleştirme iyileştirmesi uygulanmıştır.
- TS, her iterasyonda aşağıdaki operatörlerle kapsamlı bir komşuluk havuzu üretir:
  - Swap (rota-içi)
  - 2-opt (rota-içi)
  - Relocate (rotalar-arası)
  - Exchange (rotalar-arası)

Her operatör hem kapasite hem enerji hem de zaman penceresi fizibilitesi altında değerlendirilmektedir. Yasaklı listesi hamle tekrarını engellerken yasak yıkma kriteri kalite artışı durumunda esneklik sağlamaktadır.

Önerilen çözüm yaklaşımının sistematik yapısını ortaya koymak amacıyla Yasaklı Arama algoritmasına ait sözde kod sunulmaktadır. Verilen sözde kod, algoritmanın başlangıç çözümünden itibaren nasıl ilerlediğini, komşu çözümlerin nasıl değerlendirildiğini ve yasak mekanizmasının nasıl uygulandığını adım adım açıklamaktadır. Algoritma, her iterasyonda mevcut çözümün komşuluk yapısını inceleyerek en iyi aday çözümü belirlemekte ve belirli hareketleri geçici olarak yasaklayan bir hafıza yapısı kullanmaktadır. Bu sayede, arama sürecinde aynı çözümlerin tekrar ziyaret edilmesi engellenmekte ve çözüm uzayında daha etkin bir keşif gerçekleştirilmektedir.

Yasaklı arama algoritması sözde kodu, yasaklı listesi yönetimi, aday çözüm seçimi ve durdurma kriterlerinin işleyişini açık bir biçimde göstermektedir.

Yasaklı Arama Algoritması Sözde Kodu

Girdi: Başlangıç çözümü R_0, Maksimum iterasyon sayısı I_{max}, Yasaklı süresi (tenure) $tenure$, Maksimum iyileşmeme sayısı N_{max}

Çıktı: En iyi çözüm R_{best}

Adımlar:

1. Başlangıçta: $R_{current} \leftarrow R_0, R_{best} \leftarrow R_0, TabuList \leftarrow \emptyset, noImprove \leftarrow 0$
2. İterasyonlar $iter = 1,2, \dots, I_{max}$için:
    a. $R_{current}$etrafındaki tüm komşular $N \leftarrow$ tüm_komşuları_üret($R_{current}$)üretilir.
    b. En iyi izin verilebilir komşu seçilir:
        - Yasaklı olmayan veya aspiration koşulunu sağlayan komşular arasından seçim yapılır.
        - Seçilen komşu $R_{current}$olarak atanır ve ilgili hareket Yasaklı Listesine eklenir.
    c. Eğer maliyet ($R_{current}$) < maliyet(R_{best})ise: $R_{best} \leftarrow R_{current}, noImprove \leftarrow 0$
        - Aksi hâlde: $noImprove \leftarrow noImprove + 1$
    d. Eğer $noImprove > N_{max}$ise, döngü sonlandırılır.
3. Şarj istasyonları optimizasyona eklenir.
4. R_{best}döndürülür.

Algoritma, her iterasyonda mevcut çözümün komşularını değerlendirerek yasak kısıtlarını sağlamayan en iyi adayı seçmektedir. Yasaklı listesi, tekrar eden hareketleri engelleyerek arama sürecinin çeşitlendirilmesini sağlamaktadır. Elde edilen çözüm daha iyi ise en iyi çözüm güncellenmekte, aksi durumda iyileşmeme sayacı artırılmaktadır. Belirlenen iterasyon veya iyileşmeme sınırına ulaşıldığında algoritma sonlandırılmakta ve en iyi çözüm çıktı olarak verilmektedir.

3.5.4. Genetik algoritma

Genetik Algoritmalar, biyolojik Darwinci evrimin prensiplerinden esinlenen, iyi bilinen bir meta-sezgiseldir. Temel süreç, tüm potansiyel çözümler havuzundan rastgele çözümler seçmeyi ve bir sonraki çözüm neslini üreten varyasyonları tanıtmak için genetik operatörler uygulamayı içermektedir. Değerlendirme algoritmanın her yinelemesinde gerçekleşir; yani her yeni nesil oluşturulduğunda değerlendirme yapılır (Bozkurt Keser vd., 2021; Maroof vd., 2024).

Labidi vd. (2023), dinamik olarak gelen siparişleri ve zaman pencerelerini ele alan, heterojen filoya sahip Dinamik Zaman Pencereli Araç Rotalama Problemi (DVRPTW) için Hibrit Genetik Algoritma (HGA) önermiştir. Yaklaşım, kullanılan araç sayısını ve türünü optimize ederek maliyet ile çevresel etki arasında denge kurmayı hedeflemektedir. Hesaplama sonuçları, genetik algoritmanın açgözlü bir yöntemle hibritleştirilmesinin, makul sürelerde yüksek kaliteli ve çevre dostu çözümler üretebildiğini göstermektedir.

Genetik Algoritma, permütasyon temelli kromozom gösterimiyle müşteri ziyaret sıralarını birey olarak kodlayan ve bu bireyleri kapasite ve zaman penceresi kısıtları altında rotalara dönüştüren bir evrimsel arama süreci olarak geliştirilmiştir. Başlangıç popülasyonu, %20 oranında açgözlü (yakın komşu benzeri) birey ve %80 oranında rastgele bireyden oluşacak biçimde tasarlanarak ilk nesilden itibaren hem iyi başlangıç çözümleri hem de arama çeşitliliği sağlanmıştır. Seçilim turnuva seçilimi ile, çaprazlama ise permütasyon problemlerine uygun Order Crossover (OX) operatörüyle yürütülmüştür ve çeşitlilik korunumu için swap, inversion ve scramble mutasyonlarının eşit olasılıkla kullanıldığı çoklu mutasyon stratejisi benimsenmiştir. Popülasyon büyüklüğü ve nesil sayısı müşteri sayısına göre adaptif artırılmış olsa da özellikle orta ölçekli örneklerde çaprazlama baskısının

çeşitliliği hızla düşürmesi ve popülasyonun erken yakınsama eğilimi göstermesi, GA performansında belirgin bir kırılma yaratmıştır.

GA, permütasyon temelli kromozom gösterimi üzerinden yürütülen popülasyon tabanlı bir arama yaklaşımıdır. Parametreler problem ölçeğine duyarlı biçimde seçilmiştir:

- **Popülasyon büyüklüğü**: n≤10 için 30, orta ölçek için 50, büyük ölçeklerde en fazla 100 olacak şekilde artırılmıştır. Amaç, arama uzayı büyüdükçe çeşitliliği korumaktır.
- **Nesil sayısı**: Küçük örneklerde 100 nesil, orta ölçeklerde 200, büyük ölçeklerde en fazla 300 nesil olarak tanımlanmıştır.
- **Çaprazlama – Order Crossover (OX):** Permütasyon yapısını bozmadan ebeveynlerin sıralama bilgisini harmanlayan bir operatördür. Bu operatör, VRP türü sıralama problemlerinde fizibil permütasyon üretme avantajı sağlar.
- **Mutasyon seti (eşit olasılıkla):**
  - **Swap mutasyon:** İki gen yer değiştirir.
  - **Inversion mutasyon:** Seçilen alt diziyi ters çevirir.
  - **Scramble mutasyon:** Alt diziyi rastgele karıştırır. Çoklu mutasyon kullanımı, erken yakınsama riskini azaltmayı hedefler.
- **Çaprazlama ve mutasyon oranları**: Evrimsel aramada keşif-yoğunlaştırma dengesini sağlamak için çaprazlama oranı=0,8 ve mutasyon oranı=0,2 olmak üzere klasik aralıklarda tutulmuştur.
- **Turnuva seçilimi parametresi**: Her seçilimde üç birey arasından en iyi uyum değerine sahip birey ebeveyn olarak seçilmiştir. Turnuva seçilimi, yüksek kalite bireylerin seçilme olasılığını artırırken, düşük kalite bireylerin tamamen dışlanmasını engelleyerek çeşitliliği görece korur.
- **Elitizm**: Mevcut neslin en iyi bireyi doğrudan bir sonraki nesle aktarılmıştır.
- **Açgözlü başlangıç oranı**: İlk popülasyonun %20'si yakın komşu benzeri açgözlü yapıcı sezgisel ile başlatılarak hızlı kalite kazanımı hedeflenmiştir.

  GA, için kullanılan evrimsel operatörler şu şekilde listelenmiştir:

Önerilen çözüm yaklaşımının evrimsel yapısını açık bir şekilde ortaya koymak amacıyla Genetik Algoritmaya ait sözde kod sunulmaktadır. Verilen sözde kod, başlangıç popülasyonunun oluşturulmasından başlayarak nesiller boyunca gerçekleştirilen seçilim, çaprazlama ve mutasyon işlemlerinin nasıl uygulandığını sistematik olarak göstermektedir.

Algoritma, çözüm uzayını tek bir çözüm yerine bir popülasyon üzerinden araştırmakta ve her iterasyonda bu popülasyonu evrimsel operatörler aracılığıyla geliştirmektedir. Bu süreçte bireylerin uygunluk değerleri değerlendirilmekte ve daha iyi çözümler üretme potansiyeline sahip bireylerin seçilmesi sağlanmaktadır.

Genetik algoritma sözde kodu, popülasyon güncelleme mekanizmasını, genetik operatörlerin uygulanışını ve en iyi çözümün nasıl korunduğunu adım adım sunmaktadır.

Genetik Algoritma Sözde Kodu

Girdi: Başlangıç rota kümesi R_0, Popülasyon büyüklüğü P, Jenerasyon sayısı G, Çaprazlama oranı p_c, Mutasyon oranı p_m

Çıktı: En iyi rota kümesi R_{best}

Adımlar:

1. Başlangıç kromozomu x_0, R_0içindeki müşteri sıralarından üretilir.
2. Başlangıç popülasyonu Pop oluşturulur:
   - Popülasyonun bir kısmı $x_0$varyasyonlarıyla, kalan kısmı rastgele bireylerle doldurulur.
   - En iyi birey x_{best}olarak atanır.
3. Jenerasyonlar $g = 1,2, \dots, G$için:
   a. Her birey için:
      - Kromozom, kapasite kısıtına göre rotalara dönüştürülür.
      - Toplam mesafe ve zaman penceresi cezaları hesaplanır.
      - Fitness değeri belirlenir.

   b. Yeni popülasyon için ebeveynler turnuva seçimi ile seçilir.

   c. Seçilen çiftler üzerinde $p_c$olasılıkla OX (Order Crossover) çaprazlama uygulanır.

   d. Oluşan çocuklar üzerinde $p_m$olasılıkla mutasyon uygulanır.

   e. Elit birey yeni popülasyona doğrudan aktarılır.

   f. Popülasyon Popgüncellenir ve gerekirse x_{best}güncellenir.
4. x_{best} rotalara dönüştürülür.
5. Şarj istasyonları optimizasyona eklenir.
6. R_{best} döndürülür.

Algoritma, her jenerasyonda popülasyondaki bireyleri değerlendirerek uygunluk değerlerine göre seçilim gerçekleştirmektedir. Seçilen bireyler üzerinde çaprazlama ve mutasyon operatörleri uygulanarak yeni çözümler üretir. Her nesilde en iyi birey korunmakta ve gerekli durumlarda güncellenmektedir. Belirlenen jenerasyon sayısına ulaşıldığında algoritma sonlandırılmakta ve elde edilen en iyi çözüm çıktı olarak verilmektedir.

4. BULGULAR VE TARTIŞMA

Bu bölümde, tez kapsamında geliştirilen çözüm yaklaşımlarına ilişkin teknik bulgular sistematik biçimde sunulmakta ve elde edilen sonuçlar problem yapısı, algoritmik performans ve operasyonel uygulanabilirlik açısından değerlendirilmektedir. İlk olarak statik rotalama probleminde önerilen meta-sezgisel yöntemlerin kesin çözüm sonuçlarıyla karşılaştırılması yapılarak çözüm kalitesi ve ölçeklenebilirlik düzeyleri incelenmiştir. Ardından dinamik rotalama yapısında gerçek zamanlı olaylar altında sistem davranışı analiz edilmiştir. Son olarak deney tasarımı kapsamında oluşturulan senaryolar üzerinden algoritmaların farklı performans ölçütleri bakımından karşılaştırmalı değerlendirmesi gerçekleştirilmiş ve bulguların yöntem seçimi açısından taşıdığı çıkarımlar tartışılmıştır.

4.1. Statik Modelleme ve Sonuçların Karşılaştırılması

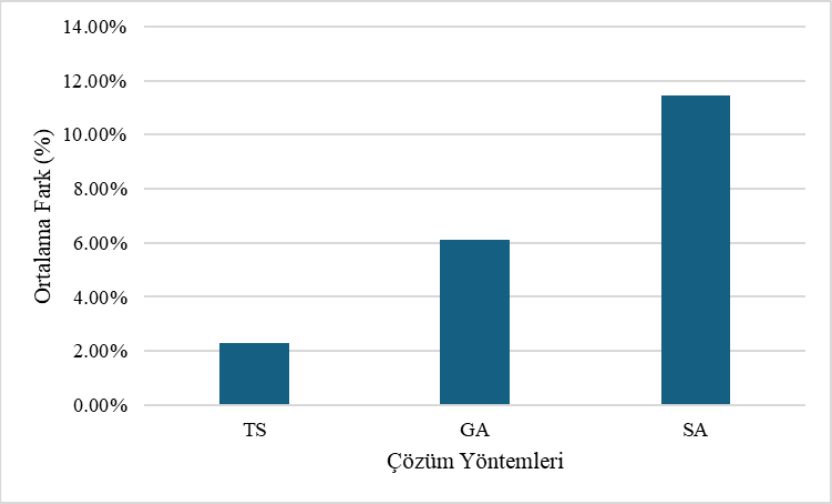
Bu çalışmada ESOGU-CEVRPTW veri setine ait optimal çözümler, tez kapsamında geliştirilen meta-sezgisel yöntemlerin performansını değerlendirmek için referans alınmıştır. Karşılaştırmalar, her bir örnek için CPLEX çözücüden elde edilen optimal sonuca göre yüzde sapmasını ifade eden GAP metriği üzerinden yürütülmüştür. Genel sonuçlar (Çizelge 4.1), TS yönteminin ortalama sırasıyla %2,30 GAP değerleriyle optimuma en yakın çözümleri ürettiğini göstermektedir. Buna karşın GA (%6,09) ve SA (%11,46) yöntemleri optimumdan daha yüksek sapmalar sergilemiş, dolayısıyla çözüm kalitesi bakımından ikinci bir performans kümesi oluşturmuştur. Bu dağılım, TS'nin hem yoğun yerel arama bileşenleri hem de çeşitlendirme/yoğunlaştırma mekanizmaları sayesinde daha güçlü bir denge kurabildiğine işaret etmektedir.

Çizelge 4.1. Statik Rotalama Çözümlerinin Karşılaştırılması

Veri Seti	CPLEX	TS		GA		SA	
	Mesafe (m)	**Mesafe (m)**	**Fark (%)**	**Mesafe (m)**	**Fark (%)**	**Mesafe (m)**	**Fark (%)**
ESOGU-C5	3956	4150	4,90	4150	4,90	4150	4,90
ESOGU-R5	4977	4977	0,00	4977	0,00	4977	0,00
ESOGU-RC5	4944	4988,97	0,91	4988,97	0,91	4988,97	0,91
ESOGU-C10	5646	5871	3,99	5871,8	4,00	5981,13	5,94
ESOGU-R10	4889	4889,18	0,00	4960,78	1,47	5043,11	3,15
ESOGU-RC10	5843	5851,72	0,15	5862,04	0,33	6927,28	18,56
ESOGU-C20	*9125	9532,19	4,46	10993,41	20,48	10505,25	15,13
ESOGU-R20	*9974	10137,04	1,63	10815,13	8,43	11571,33	16,01
ESOGU-RC20	*9161	9413,43	2,76	10319,26	12,64	9924,75	8,34
ESOGU-C40	*16102	16102	0,00	17026,9	5,74	18036,32	12,01
ESOGU-R40	*18276	18685,76	2,24	20511,09	12,23	22289	21,96
ESOGU-RC40	*17053	18359,82	7,66	18972,8	11,26	21794	27,80
ESOGU-C60	*26773	26773	0,00	26786,91	0,05	29873,41	11,58
ESOGU-R60	*26159	27669,94	5,78	28227,74	7,91	30938,47	18,27
ESOGU-RC60	*27905	27905	0,00	28194,95	1,04	29941,61	7,30
Ort. Fark (%)			**2,30**		**6,09**		**11,46**

**Bu değerler optimal çözüm değildir. Sonuçlar CPLEX tarafından üç saatlik bir zaman dilimi içinde elde edilmiştir.*

Problem büyüklüğüne göre yapılan ayrıntılı analiz, yöntemlerin ölçeklenebilirlik karakteristiklerini görünür kılmaktadır. 5 müşterili küçük örneklerde tüm yöntemlerin düşük arama uzayı nedeniyle optimum bölgeye yakınsadığı ve GAP değerlerinin çoğunlukla %5'in altında seyrettiği gözlenmiştir. Bu koşullarda TS'nin neredeyse sıfıra yakın sapma üretmesi, başlangıç çözümlerinin hızla rafine edilebildiğini göstermektedir. Ancak problem boyutu 10 müşteriye çıktığında performans ayrışması belirginleşmiş, TS ve GA optimuma yakın sonuçlar üretmeye devam ederken SA'da özellikle RC tipinde anlamlı bir kalite kaybı ortaya çıkmıştır. Bu durum, orta ölçekli örneklerde arama uzayının genişlemesine paralel olarak keşif (exploration) kapasitesinin ve komşuluk yapısının kritik hale geldiğini göstermektedir. Şekil 4.1, kullanılan yöntemlerin optimumdan yüzdelik farklarını göstermektedir.



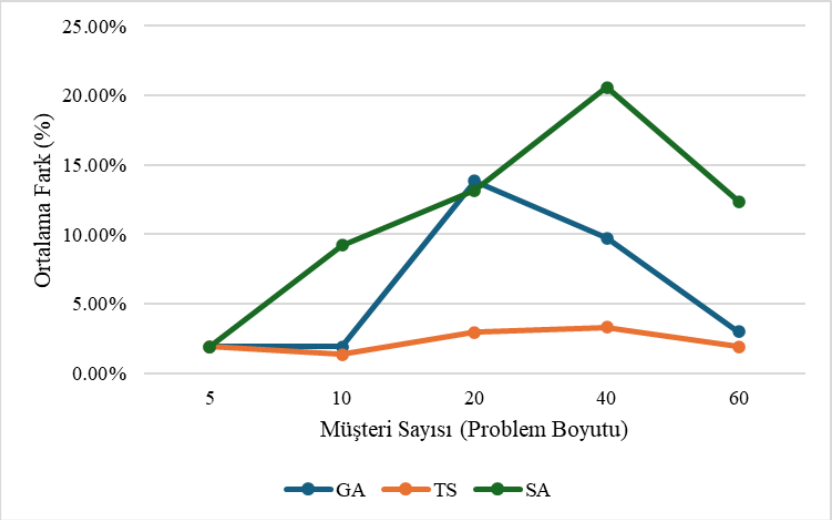
Şekil 4.1. Yöntemlerin Optimumdan Yüzdelik Farkları

20 müşterili örnekler tezde belirgin bir "kritik eşik" davranışının ortaya çıktığı problem sınıfı olmuştur. TS bu ölçekte dahi ortalama %2,95 GAP ile istikrarını korurken, GA'nın ortalama GAP'ının %13,85'e sıçraması algoritmanın erken yakınsama ve yetersiz çeşitlilik problemlerine duyarlılığını açığa çıkarmıştır. Benzer biçimde SA'nın %13 civarında konumlanması, greedy temelli tasarruf yaklaşımının ve tekil sıcaklık-azaltım şemasına dayalı aramanın arama uzayı patlaması karşısında sınırlı kaldığını düşündürmektedir. Özellikle C20 örneklerindeki yüksek sapmalar, kümelenmiş müşteri yapısının zaman pencereleri ve şarj istasyonu yerleşimi ile birleştiğinde yerel optimumlardan kaçma yetisinin yöntemler için belirleyici olduğunu doğrulamaktadır.

40 müşterili çok büyük örneklerde TS'nin üstünlüğü daha da belirginleşmiş ve %3,30 GAP ile optimuma yakın çözümler üretmeyi sürdürmüştür. Buna karşılık SA'nın ortalama %20,60 GAP'a gerilemesi ve RC40 örneğinde %27,80 gibi kabul edilemez bir sapmaya ulaşması, yöntemin soğutma hızına ve sınırlı komşuluk operatörlerine aşırı bağımlı olduğunu göstermektedir. Bu bulgu, SA'nın tekil çözüm tabanlı arama çerçevesinin heterojen (RC) dağılımlarda gerekli stratejik uyarlamayı sağlayamadığını ve büyük ölçekte pratik kullanıma uygun olmadığını ortaya koymaktadır.

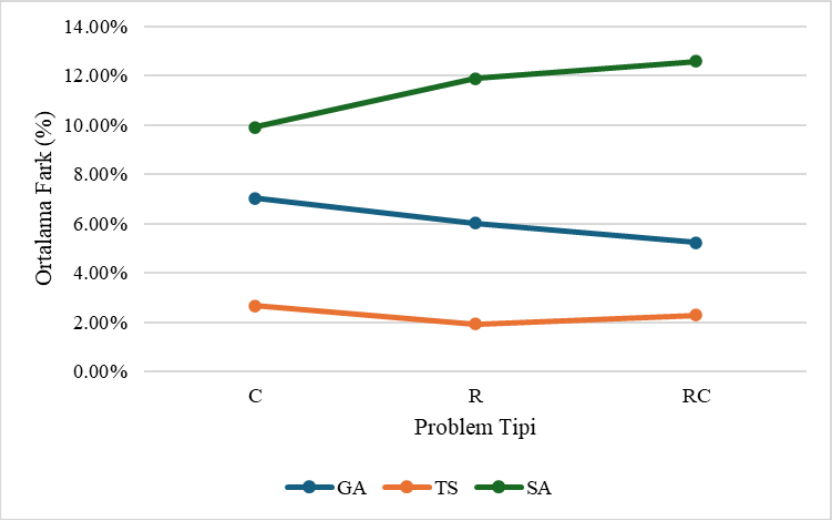
60 müşterili en büyük örneklerde elde edilen sonuçlar, meta-sezgisellerin rota-şarj istasyonu kararlarını bütüncül biçimde iyileştiren yerel arama ve rota birleştirme stratejileri sayesinde daha avantajlı çözümler bulabildiğinin güçlü bir göstergesidir. Ayrıca GA'nın bu

ölçekte %3 GAP'a gerileyerek performansını toparlaması, büyük popülasyon ve artırılmış nesil sayısı gibi adaptif parametrelerin arama çeşitliliğini yeniden tesis ettiğini ve algoritmanın büyük ölçekli problemler için yeniden rekabetçi hale gelebildiğini göstermektedir. Şekil 4.2, problem büyüklüğüne göre yöntemlerin optimumdan yüzdelik farkları göstermektedir.



Şekil 4.2. Problem Büyüklüğüne Göre Yöntemlerin Optimumdan Yüzdelik Farkları

Problem tipine dayalı değerlendirmeler, uzamsal dağılımın yöntem başarısını sistematik biçimde etkilediğini ortaya koymuştur. Kümelenmiş müşteri yapısına sahip C-tiplerinde TS ortalama %2,67 GAP ile en başarılı yöntem olmuştur. Rastgele dağılmış R-tipleri ise tüm yöntemler için daha zor bir problem sınıfı olmuştur. Özellikle SA'nın ortalama %11,88 GAP ile ciddi biçimde gerilemesi, uniform dağılımlarda çözüm uzayının kombinatoryal çeşitliliğinin tek stratejili aramayı zayıflattığını göstermiştir. Şekil 4.3. problem tiplerine göre yöntemlerin optimumdan yüzdelik farkları göstermektedir.



Şekil 4.3. Problem Tiplerine Göre Yöntemlerin Optimumdan Yüzdelik Farkları

Ölçekleme performansı, yöntemlerin teorik karmaşıklıklarıyla birlikte yorumlandığında pratik uygulanabilirlik açısından önemli sonuçlar üretmektedir. TS'nin problem boyutu arttıkça GAP değerlerinde iyileşme göstermesi, bu yöntemlerin arama gücünü problem büyüklüğüyle birlikte artırabilen adaptif mekanizmalara sahip olduğunu ve büyük arama uzaylarında daha etkin yoğunlaştırma/çeşitlendirme yapabildiğini ortaya koymaktadır. GA'nın 20 müşteri civarında yaşadığı keskin kırılma, parametrelerin tekdüze biçimde ölçeklenmesinin yeterli olmadığını; belirli eşiklerde popülasyon büyüklüğü, mutasyon oranı ve nesil sayısının yeniden kalibre edilmesi gerektiğini göstermektedir. SA'nın büyüklük arttıkça monoton biçimde kötüleşmesi ise sabit bir soğutma şemasının ve sınırlı komşuluk setinin büyük ölçeklerde "greedy aramaya" dönüşerek yerel optimumlara hapsolduğunu işaret etmektedir.

Sonuç olarak tez kapsamında yürütülen deneyler, CEVRP için en güvenilir ve yüksek kaliteli çözümlerin TS tarafından üretildiğini açık biçimde ortaya koymuştur. GA'nın performansı problem boyutuna duyarlı olup uygun parametre ayarlamasıyla rekabetçi hale gelebilmektedir. SA ise küçük örnekler dışında ölçeklenebilir bir çözüm yaklaşımı sunamadığından, gelecekte reheat mekanizması, çoklu komşuluk değerlendirmesi veya hibritleştirme gibi yapısal iyileştirmeler olmaksızın büyük ölçekli uygulamalarda tercih edilmemelidir. Bu bulgular, hem yöntem seçimine yönelik pratik bir karar çerçevesi sunmakta hem de meta-sezgisel algoritmaların problem karakteristiğine duyarlı adaptif

tasarımlarla güçlendirildiğinde tam sayılı kesin yöntemlere alternatif hatta bazı durumlarda üstün çözümler üretebileceğini göstermektedir.

4.2. Dinamik Rotalama

Elektrikli Araç Rotalama Problemleri, klasik Araç Rotalama Problemlerinden batarya kısıtı, şarj istasyonu seçimi ve enerji tüketiminin rota fizibilitesi üzerindeki belirleyici rolü bakımından ayrışır. Gerçek dünya lojistik operasyonlarında rota planları yalnızca başlangıç anındaki veriyle belirlenmez, operasyon süresince müşteri talepleri, iptaller, zaman penceresi güncellemeleri ve trafik gibi dışsal etkenler nedeniyle rotaların adaptif olarak yeniden düzenlenmesi gerekir. Bu motivasyonla geliştirilen dinamik rotalama sistemi, statik bir başlangıç çözümünü referans alıp operasyon boyunca ortaya çıkan olayları gerçek zamanlı yönetebilen iki aşamalı bir mimariye sahiptir.

Bu çerçevede sistemin temel katkısı, (i) başlangıç çözümünün çoklu meta-sezgisel algoritmalarla üretilmesi ve (ii) söz konusu çözümün stokastik dinamik olaylar altında simülasyon tabanlı olarak sürekli güncellenmesidir. Böylelikle hem başlangıç rota kalitesinin dinamik performansa etkisi gözlemlenebilmekte hem de farklı olay tiplerinin operasyonel KPI'lar üzerindeki marjinal etkileri ayrıştırılabilmektedir.

4.2.1. Faz 1: Statik planda başlangıç çözümünün üretilmesi

Başlangıç rotaları, problem uzayındaki farklı arama davranışlarını temsil eden TS, SA ve GA olmak üzere üç ayrı meta-sezgisel yöntem ile üretilmektedir. Bu çeşitlilik, dinamik fazda gözlenen performansın başlangıç çözümüne bağımlılığını incelemeye de metodolojik zemin sunmaktadır. Üç algoritmanın ortak tasarım prensipleri şunlardır:

- Kapasite kısıtının katı kısıt olarak korunması
- Zaman pencerelerinin esnek kısıt olarak ceza fonksiyonu ile yönetilmesi
- Rota boyunca batarya simülasyonu ile minimum sapma prensibine göre şarj istasyonu eklenmesi
- Rota birleştirme ile araç sayısının minimize edilmesi

4.2.2. Faz 2: Dinamik planlamada simülasyon ve olay yönetimi

Başlangıç çözümü elde edildikten sonra 360 dakikalık operasyon boyunca dinamik olaylar Poisson süreçleriyle üretilmektedir. Olayların hem sayısı hem de zamanlaması gerçekçi bir stokastik yapıda simüle edilir. Sistem beş ana olay tipini yönetmektedir:

- Yeni müşteri talebi
- Müşteri iptali
- Zaman penceresi değişimi
- Trafik olayı
- Rota dengeleme (rebalancing)

Yeni müşteri taleplerinde sistem, yalnızca rotasını tamamlamamış aktif araçları dikkate alır ve yeni müşteriyi bütün olası ekleme pozisyonlarında deneme–değerlendirme yaparak toplam mesafe artışını minimize eden uygun rotaya yerleştirir. Bu karar süreci batarya fizibilitesi, kapasite sınırı ve zaman penceresi ihlal maliyetleri ile birlikte ele alınır. Hiçbir araca uygun olarak eklenemeyen talepler reddedilmektedir.

Müşteri iptalleri aktif rotadan müşterinin çıkarılması ve rotanın yeniden değerlendirilmesiyle sonuçlanır ve şarj istasyonu düğümleri korunur. Zaman penceresi değişimlerinde ise rota geometrisi sabit kalırken ihlal sayısı ve gecikme büyüklüğü değişebilir. Bu etki hem pozitif hem de negatif yönlü olabilir. Trafik olayları seyahat hızını düşürerek süreleri artırmak suretiyle ihlalleri tetikleyebilir. Rota dengeleme ise araçlar arası müşteri transferiyle yük ve zaman dengesini düzeltmeyi hedefler, ancak bu transferin coğrafi uyumu bozma potansiyeli dinamik maliyet yaratır.

Tüm dinamik talepler meydana gelirken algoritma içerisinde rotalar düğüm düğüm simüle edilerek seyahat süreleri, beklemeler, gecikmeler ve enerji tüketimi birlikte hesaplanır. Batarya hiçbir anda negatif olamaz ve depo dönüşü için yeterli enerji korunmalıdır. Zaman penceresi ihlalleri esnek kısıt kabul edilir ancak ihlal sayısı ve toplam gecikme süreleri KPI olarak raporlanır. Şarj istasyonunda gereken enerji, kalan rota için hesaplanan ihtiyaca göre belirlenir ve %10 güvenlik payıyla kısmi şarja izin veren bir mantık kullanılır. Bu yapı, dinamik olaylar sonrasında rota uygunluğunun hızlıca yeniden değerlendirilebilmesini sağlamaktadır.

4.2.3. Deneysel bulgular

Test veri seti olarak 5 müşterili ESOGU_C5_TW1 örneklemi kullanılmıştır. Çizelge 4.2' de örneklem içerisinde bulunan bileşenlerin parametre değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.2. ESOGU_C5_TW1 Örneklem Veri Seti

ID	**Tip***	**Enlem**	**Boylam**	**Talep**	**Hizmet Süresi**	**En Erken Geliş Zamanı**	**En Geç Geliş Zamanı**
cs5	**d**	39751670	30480422	0	0	0	5000
115	**m**	39752371	30490191	76	180	1459	1531
42B	**m**	39752379	30481190	95	120	649	729
2	**m**	39751972	30492308	95	120	257	303
32	**m**	39752539	30488116	76	180	1322	1378
35	**m**	39752418	30485774	19	120	1649	1731
cs1	**si**	39744075	30469333	0	0	0	5000
cs2	**si**	39748305	30477105	0	0	0	5000
cs3	**si**	39746605	30474623	0	0	0	5000
cs4	**si**	39753933	30484572	0	0	0	5000
cs6	**si**	39751182	30487697	0	0	0	5000
cs7	**si**	39752908	30489350	0	0	0	5000
cs8	**si**	39750889	30492715	0	0	0	5000
cs9	**si**	39750132	30474637	0	0	0	5000
cs10	**si**	39749569	30482477	0	0	0	5000

(*d: depo, m: müşteri, si: şarj istasyonlarını belirtmektedir.)

Yasaklı Arama Algoritması ile başlangıç statik çözümü iki araçla oluşturulmuş ve toplam rota mesafesi 5408,91 m olarak elde edilmiştir. Başlangıç çözümünde toplam 2 zaman penceresi ihlali ve 35,56 dakikalık toplam gecikme bulunmaktadır. Başlangıç çözümünde herhangi bir şarj istasyonu ziyareti bulunmamaktadır. Çizelge 4.3'te başlangıç çözümde oluşan rotalar ve her bir araç için kapasite, mesafe, süre gibi metriklerin değerleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.3. Problemin Başlangıç Çözümünde Oluşturulan Rotalar

Araç	Rota Açıklaması	Müşteri Sayısı	Toplam Yük (kg)	Rota Mesafesi (m)	TW İhlali	Gecikme (dk)	Rota Bitiş Süresi (dk)
Araç 1	Depo → 42B → 115 → Depo	2	171,0 / 350	2516	0	0,00	28,9
Araç 2	Depo → 35 → 32 → 2 → Depo	3	190,0 / 350	2893	2	35,56	37,5

Söz konusu statik çözüm daha sonra simülasyon ortamında çeşitli dinamik olaylara maruz bırakılmıştır. Simülasyon sürecinde yeni müşteri talepleri, zaman penceresi değişimleri ve trafik durumu değişiklikleri gözlemlenmiştir. Özellikle ilk olayda yeni müşteri 51'in sisteme eklenmesiyle Araç 1'in rotası güncellenmiş, sonraki olaylarda ise bazı yeni talepler sistem tarafından reddedilmiş, ayrıca müşteri 32 ve müşteri 2 için zaman penceresi değişiklikleri rota performansını etkilemiştir. Trafik yoğunluğunun 35 ile 32 düğümleri arasında aktif hale gelmesi ise gecikme üzerinde sınırlı fakat ölçülebilir bir baskı yaratmıştır. Çizelge 4.4'te tüm meydana dinamik olaylar ve çözüme etkileri detaylıca gösterilmiştir.

Çizelge 4.4. Dinamik Olay Simülasyonu ve Çözüme Etkileri

Olay No.	Zaman (dk)	Olay Türü	Açıklama	Toplam Mesafe (m)	TW İhlali	Toplam Gecikme (dk)	Amaç Fonksiyonu Değişimi
0	–	Başlangıç Durumu	Dinamik simülasyon öncesi statik çözüm	5408,91	2	35,56	–
1	1,0	Yeni Talep	Yeni müşteri 51, Araç 1'e eklendi	5846,92	2	35,56	+8,10%
2	7,8	Zaman Penceresi Değişimi	Müşteri 32 zaman penceresi [22,23] → [11,12]	5846,92	2	46,74	+8,10%
3	15,2	Trafik Başlangıcı	35 ↔ 32 bağlantısında trafik etkisi oluştu	5846,92	2	47,03	+8,10%
4	20,7	Zaman Penceresi Değişimi	Müşteri 2 zaman penceresi [4,5] → [29,30]	5846,92	2	22,00	+8,10%
5	41,1	Yeni Talep	Müşteri 85 reddedildi (araçlar meşgul / tamamlanmış)	5846,92	2	22,00	+8,10%

Dinamik olaylar sonrasında elde edilen nihai çözüm incelendiğinde, Araç 1'in rotasına yeni müşteri 51'in başarıyla eklendiği, buna karşılık Araç 2'nin rotasının başlangıçtaki yapısını büyük ölçüde koruduğu görülmektedir. Final çözümde aktif araç sayısı değişmemiş, yine iki araç kullanılmıştır. Bununla birlikte, nihai çözümde toplam rota mesafesi artmış olmasına rağmen meydana gelen zaman penceresi değişiklikleri nedeniyle toplam gecikmenin azaldığı gözlenmiştir. Çizelge 4.5'te tüm dinamik olaylar sonrası nihai rotaların nasıl oluştuğu ve araç bazlı performans ölçütleri gösterilmiştir.

Çizelge 4.5. Nihai Rotalar ve Performans Ölçütleri

Araç	**Rota Açıklaması**	**Müşteri Sayısı**	**Toplam Yük (kg)**	**Rota Mesafesi (m)**	**TW İhlali**	**Gecikme (dk)**	**Rota Bitiş Süresi (dk)**
Araç 1	Depo → 42B → 115 → 51 → Depo	3	256,0 / 350	2954	0	0,00	34,2
Araç 2	Depo → 35 → 32 → 2 → Depo	3	190,0 / 350	2892	2	22,00	37,7

Çizelge 4.5, dinamik olaylar sonrasında elde edilen nihai rotaların araç bazında dengeli bir yapıya ulaştığını göstermektedir. Özellikle yeni talebin sisteme başarıyla entegre edilmesiyle hizmet kapsamı korunmuş, buna karşılık rota yapısında operasyonel uygulanabilirlik sürdürülmüştür. Ayrıca zaman penceresi kaynaklı sapmalar tamamen giderilememiş olsa da nihai çözümün gecikme performansı açısından daha iyileştirilmiş bir yapı sunduğu görülmektedir. Şekil 4.4 ve 4.5'te ise araç rotalarının zaman çizelgelerine ait detayları verilmiştir.

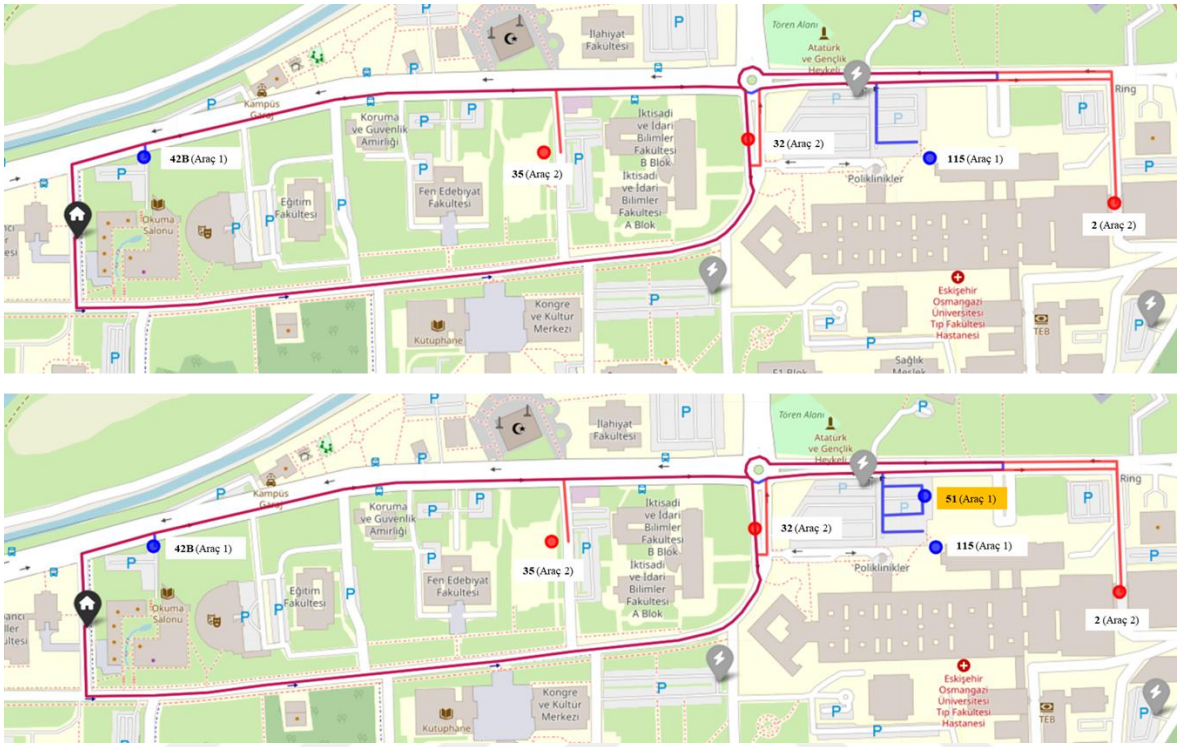
Dakika	Lokasyon	Aktivite	Süre (dk)	Batarya (%)	Yük (kg)
0.0	**cs5** 🏠	Depo - Başlangıç	0.0	100.0%	0.0
0.5	→ 42B	🚗 Seyahat (361m)	0.5	88.0%	0.0
0.5	**42B** 📍	Müşteri Hizmeti	0.0	88.0%	0.0
10.8	42B	⏳ Time Window Bekleme (10.8-12.2 dk arası)	10.3	88.0%	0.0
12.8	42B	📦 Müşteri Servisi (95kg yük toplandı)	2.0	88.0%	95.0
14.1	→ 115	🚗 Seyahat (988m)	1.3	55.0%	95.0
14.1	**115** 📍	Müşteri Hizmeti	0.0	55.0%	95.0
24.3	115	⏳ Time Window Bekleme (24.3-25.5 dk arası)	10.2	55.0%	95.0
27.3	115	📦 Müşteri Servisi (76kg yük toplandı)	3.0	55.0%	171.0
29.0	→ 51	🚗 Seyahat (1250m)	1.7	13.3%	171.0
29.0	**51** 📍	Müşteri Hizmeti	0.0	13.3%	171.0
31.0	51	📦 Müşteri Servisi (85kg yük toplandı)	2.0	13.3%	256.0
31.4	→ cs5	🚗 Seyahat (355m)	0.5	1.5%	256.0
31.4	**cs5** 🏠	🏁 Depoya Dönüş - Tamamlandı	0.0	1.5%	256.0
	TOPLAM SÜRE:	**34.2 dk**		🚗 Seyahat: 3.9 dk 📦 Servis: 7.0 dk	

Şekil 4.4. Araç 1'e Ait Detaylı Zaman Çizelgesi

Dakika	Lokasyon	Aktivite	Süre (dk)	Batarya (%)	Yük (kg)
0.0	**cs5** 🏠	Depo - Başlangıç	0.0	100.0%	0.0
0.8	→ 35	🚗 Seyahat (598m)	0.8	80.1%	0.0
0.8	**35** 📍	Müşteri Hizmeti	0.0	80.1%	0.0
27.5	35	⏳ Time Window Bekleme (27.5-28.9 dk arası)	26.7	80.1%	0.0
29.5	35	📦 Müşteri Servisi (19kg yük toplandı)	2.0	80.1%	19.0
29.9	→ 32	🚗 Seyahat (326m)	0.4	69.2%	19.0
29.9	**32** 📍	Müşteri Hizmeti	0.0	69.2%	19.0
32.9	32	📦 Müşteri Servisi (76kg yük toplandı)	3.0	69.2%	95.0
33.7	→ 2	🚗 Seyahat (553m)	0.7	50.7%	95.0
33.7	**2** 📍	Müşteri Hizmeti	0.0	50.7%	95.0
35.7	2	📦 Müşteri Servisi (95kg yük toplandı)	2.0	50.7%	190.0
37.6	→ cs5	🚗 Seyahat (1415m)	1.9	3.6%	190.0
37.6	**cs5** 🏠	🏁 Depoya Dönüş - Tamamlandı	0.0	3.6%	190.0
	TOPLAM SÜRE:	**37.7 dk**		🚗 Seyahat: 3.9 dk 📦 Servis: 7.0 dk	

Şekil 4.5. Araç 2'ye Ait Detaylı Zaman Çizelgesi

Şekil 4.6’da ise araçların başlangıç ve nihai rotaların ESOGÜ haritası üzerindeki gerçek dünya görüntülerinde yeni müşterinin rotalamada yarattığı değişim görülmektedir.



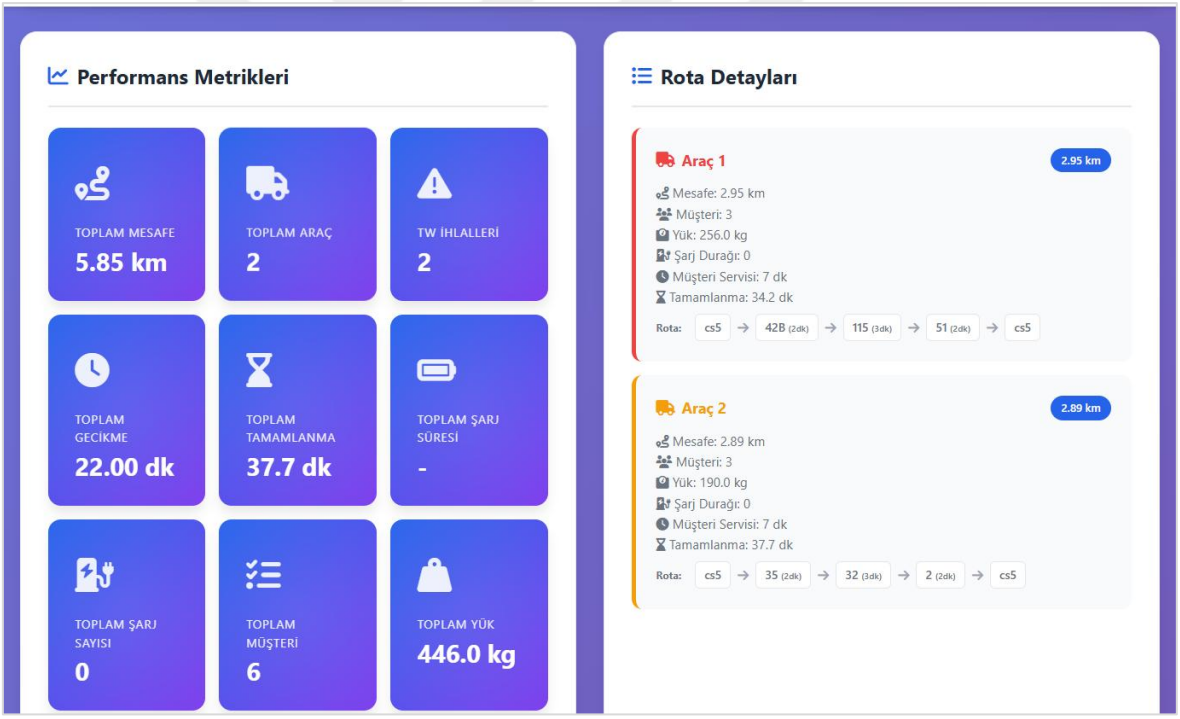
Şekil 4.6. Başlangıç ve Nihai Rotaların Harita Üzerinde Gösterimi

Şekil 4.6’daki dinamik örnek olay, otonom elektrikli araçlarda rotalama performansının yalnızca toplam mesafe üzerinden değerlendirilmemesi gerektiğini açık biçimde ortaya koymaktadır. Dinamik süreçte sisteme yeni bir müşterinin eklenmesi toplam mesafeyi artırmış olsa da sonraki zaman penceresi güncellemeleri özellikle toplam gecikmenin azaltılması yönünde belirgin bir iyileşme yaratmıştır. Başka bir ifadeyle, dinamik ortamda oluşan her bozulma sistem performansını tek yönlü olarak kötüleştirmemekte; bazı durumlarda yeniden rotalama mekanizması hizmet kalitesini artıracak yeni çözümler üretebilmektedir. Çizelge 4.6’da dinamik olayların kümülatif etkileri çeşitli performans göstergeleri üzerinden sunulmuştur.

Çizelge 4.6. Dinamik Olayların Kümülatif Etkileri

Performans Göstergesi	Başlangıç Değeri	Final Değeri	Mutlak Değişim	Değişim (%)
Toplam Mesafe (m)	5408,91	5846,92	438,01	8,10
Toplam Süre (dk)	66,4	71,9	5,5	8,28
Toplam Gecikme (dk)	35,56	22,00	-13,56	-38,13
TW İhlali Sayısı	2	2	0	0,00
Aktif Araç Sayısı	2	2	0	0,00

Zaman penceresi ihlalinin oluşmaması ve aktif araç sayısında herhangi bir artış gözlenmemesi, örnek dinamik rotalama çalışmasında elde edilen çözümün ek operasyonel kaynak gerektirmeden uygulanabilirliğini koruduğunu göstermektedir. Şekil 4.7'de ise revize edilmiş rotanın performansına ait tez kapsamında geliştirilen web arayüzünden alınan ekran görüntüsü yer almaktadır.



Şekil 4.7. Nihai Rotaların Performans Metrikleri

Elde edilen bulgular ayrıca sistem esnekliğinin sınırlı kaynak yapısından da etkilendiğini göstermektedir. Müşteri 85 talebinin reddedilmesi, mevcut iki aracın operasyonel doluluğu dikkate alınarak yeni taleplerin her zaman kabul edilemediğini ortaya koymaktadır. Bu sonuç, önerilen sistemin dinamik talepleri mevcut operasyonel kısıtlar çerçevesinde değerlendirdiğini ve yalnızca uygulanabilir çözümler üretecek şekilde

çalıştığını göstermektedir. Bununla birlikte, yeni müşteri 51'in rotaya eklenmesi sonrasında araç yük ve şarj kapasitesi kısıtlarının aşılmaması, ilgili araç için revize edilen rotanın operasyonel uygulanabilirliğini koruduğunu göstermektedir.

Sonuç olarak bu deney, dinamik rotalamanın gerçek hayat problemlerinde karşımıza çıkacak olaylar karşısında, önerilen sistemin mevcut operasyonel kısıtları dikkate alarak uygulanabilir rota revizyonları üretebildiğini ve değişen talep koşullarına çözüm önerisi sunabildiğini göstermektedir.

4.3. Deney Tasarımı

Bu başlık kapsamında, DEVRP çözümü için geliştirilen üç farklı meta-sezgisel algoritmanın performansı sistematik ve çok boyutlu bir deney düzeni altında incelenmiştir. Çalışmanın temel amacı yalnızca hangi algoritmanın ortalama olarak daha iyi sonuç verdiğini ortaya koymak değil, aynı zamanda algoritma başarısının problem ölçeği, dinamik olay türü, olay yoğunluğu, enerji gereksinimi, zaman penceresi uygunluğu ve hesaplama davranışı bakımından nasıl değiştiğini göstermektir. Bu doğrultuda GA, SA ve TS, aynı başlangıç koşulları altında ve gerçek operasyonel koşulları temsil edecek şekilde kurgulanmış çok katmanlı senaryolar altında test edilmiştir. Böylece çalışma, "Hangi algoritma daha iyidir?" sorusundan ziyade, "Hangi algoritma, hangi koşulda, hangi ölçüte göre daha uygundur?" sorusuna cevap veren bir çerçeve sunmaktadır.

4.3.1. Deney tasarım senaryoları

Deneysel yapı, tam faktöriyel bir tasarıma dayanmaktadır ve algoritma türü, veri seti, senaryo tipi ile deneme sayısı faktörlerini kapsamaktadır. Çizelge 4.1'de belirtilen 15 veri seti deney tasarımında yer almıştır. R, C ve RC olmak üzere üç farklı veri dağılımının kullanılması topolojik çeşitliliği 5, 10, 20, 40 ve 60 müşteri düzeylerinin kullanılması ise ölçek etkisini temsil etmektedir. Böylece algoritma performansının yalnızca ortalama bir sonuçla değil, veri yapısı, problem büyüklüğü ve dinamik senaryo türü ile birlikte nasıl değiştiği incelenmiştir.

Üç algoritma (GA, SA, TS), 15 veri seti ve 13 senaryo üzerinde üç tekrar ile toplam 1755 deney gerçekleştirilmiştir. Tüm algoritmalar aynı Clarke–Wright başlangıç çözümünden başlatılmış ve aynı olay akışı altında sınanmıştır. Bu yaklaşım, karşılaştırmayı başlangıç çözümü avantajından bağımsız hâle getirerek algoritmaların kendi arama mekanizmaları üzerinden değerlendirilmesini sağlamaktadır.

Senaryolar üç katmanda tasarlanmıştır. Birinci katman, tek bir olay tipini içeren ayrıştırılmış senaryolarla belirli olayların etkisini izole etmeye yöneliktir. İkinci katman, birden fazla olay tipinin bir arada bulunduğu günlük operasyonel senaryoları temsil ederken, üçüncü katman stres testleri olarak maksimum dinamizm altında algoritmaların sınırlarını sınamaktadır. Kullanılan senaryo kümesi, gerçek dağıtım operasyonlarıyla anlamlı şekilde ilişkilidir: yeni müşteri gelişleri mobil sipariş sistemlerini, müşteri iptalleri değişken talebi, trafik etkileri kentsel ulaşım belirsizliklerini, zaman penceresi değişimleri ise müşterilerin teslimat tercihlerini temsil etmektedir. Ayrıca kampanya günleri, kriz dönemleri, talep artışı ve tam kaos senaryoları, e-ticaret, afet ve yoğun şehir içi lojistik operasyonlarının gerçekçi karşılıklarını yansıtmaktadır.

Gerçek dünya koşullarını temsil edebilen, genellenebilir sonuçlar elde edebilmek amacıyla deney tasarım sürecinde farklı dinamikleri kapsayan senaryo kurguları oluşturulmuştur. Özellikle dinamik olayların etkisini ölçebilmek için farklı yoğunluk seviyelerinde ve çeşitli olay türlerini içeren deney ortamları tasarlanmıştır. Senaryolar, gerçek dağıtım ortamlarında karşılaşılabilecek farklı dinamik olay türlerini temsil edecek şekilde oluşturulmuştur. Bu amaçla yeni müşteri gelişleri, müşteri iptalleri, trafik kaynaklı yol koşullarındaki olumsuzluklar ve zaman penceresi değişimleri Poisson süreçleri ile modellenmiş ve her bir olay türü farklı yoğunluk seviyelerinde sisteme dahil edilmiştir. Böylece hem düşük yoğunluklu rutin koşullar hem de ani bozulmaların yaşandığı yüksek dinamiklik içeren ortamlar deneysel düzeyde temsil edilmiştir. Çizelge 4.7’ de deney tasarımında oluşturulan senaryolar ve parametre değerleri verilmiştir. Burada kullanılan parametrelerden;

- λ_s yeni müşteri geliş hızını,
- λ_c müşteri iptal hızını,
- λ_t trafik veya kapasite daralması kaynaklı bozulmaları,
- λ_{tw} zaman penceresi değişim sıklığını göstermektedir.

Çizelge 4.7. Deney Tasarımı Senaryoları ve Parametre Değerleri

No	Stres Tipi	Ort. Gerçekleşen Dinamik Olay	λ_s	λ_c	λ_t	λ_{tw}
S1	Talep yönlü artış	4,67	1,50	-	-	-
S2	Talep şoku	8,00	2,00	-	-	-
S3	Maksimum talep eklenmesi	5,00	5,00	-	-	-
S4	Talep yönlü azalış	2,67	-	1,00	-	-
S5	Maksimum iptal	3,00	-	3,00	-	-
S6	Kapasite ve uygulanabilirlik baskısı	7,33	-	-	1,50	-
S7	Arz/altyapı şoku	11,00	-	-	2,00	1,00
S8	Maksimum trafik bozulması	8,00	-	-	4,00	-
S9	Maksimum TW bozulması	4,00	-	-	-	3,00
S10	Düşük seviyeli karma belirsizlik	6,00	0,50	0,20	0,20	0,10
S11	Orta-yüksek karma stres	11,67	1,50	0,50	0,50	0,30
S12	Yüksek seviyeli kriz	17,00	3,00	1,00	1,00	0,50
S13	Birleşik stres testi	20,00	3,00	2,00	2,00	1,50

Her senaryoda parametrelerin farklı kombinasyonları kullanılarak ilgili operasyonel durumun sistem üzerinde oluşturduğu baskı kontrollü biçimde modellenmiştir. Elde edilen sonuçlar tüm veri setleri için ayrı ayrı raporlanmıştır. Ayrıca algoritmaların ortalama mesafe artışı, zaman penceresi ihlali, şarj ziyareti, çözüm süresi ve ortalama araç artışı gibi tamamlayıcı performans göstergeleri de sunulmuştur. Böylece yalnızca rota uzunluğuna dayalı değil, aynı zamanda operasyonel uygulanabilirliği de dikkate alan çok boyutlu bir değerlendirme yapılması amaçlanmıştır.

- **Talep Artış Senaryoları:**

Talep artış senaryoları yeni müşteri gelişleri ve müşteri iptallerinin farklı yoğunluk seviyelerinde sistem üzerindeki etkisini incelemek amacıyla oluşturulmuştur. Gerçek hayatta karşılaşılan talep artışı, talep dalgalanması ve ani talep patlaması gibi durumlar tek bir deney çerçevesinde ele alınarak, algoritmaların değişen talep yapısına uyum yeteneği analiz edilmektedir. Bu kapsamda yalnızca λ_s aktif tutulmuş, diğer dinamik olay türleri devre dışı bırakılmıştır. Farklı yoğunluk seviyeleri dikkate alınarak düşük, orta ve yüksek talep koşulları modellenmiştir. Düşük ve orta seviyelerde sistemin yeni taleplere uyum kabiliyeti ve iptaller sonrası yeniden optimizasyon performansı gözlemlenirken, yüksek yoğunlukta ise algoritmaların aşırı talep baskısı altındaki dayanıklılığı (robustness) test

edilmektedir. Çizelge 4.8'de mesafe artışı, zaman penceresi ihlali, şarj ihtiyacı ve çözüm süresi kriterleri dikkate alınarak algoritmaların performans çıktıları özetlenmektedir.

Çizelge 4.8. Talep Artış Senaryoları: Algoritma Performans Karşılaştırması

No	Parametre	Algoritma	Ortalama Mesafe Değişimi (%)	Ortalama TW İhlal Sayısı	Ortalama Şarj Sayısı	Ortalama Hesaplama Süresi (sn)	Ortalama Araç Artışı (adet)
S1	λ_s = 1,5	TS	94,09	18	1 (1,3)	8,78	3 (3,24)
		SA	91,91	18 (17,5)	1 (1,2)	8,19	3 (3,29)
		GA	66,67	18 (17,8)	2 (1,6)	9,51	2 (2,16)
S2	λ_s = 2,0	TS	83,63	18 (17,5)	1	9,16	4 (3,71)
		SA	84,8	17 (16,9)	1	8,45	4 (4,04)
		GA	46,59	17 (16,9)	2 (1,6)	9,62	2 (2,13)
S3	λ_s = 5,0	TS	96,31	18 (18,2)	1 (1,2)	9,01	4 (3,62)
		SA	106,67	18 (17,7)	1 (1,2)	8,42	4 (4,38)
		GA	55,15	18 (17,7)	2 (1,6)	9,28	2 (2,13)

Sonuçlar, yeni müşteri gelişlerinin dikkate alındığı talep artışı senaryolarında algoritma performansının değerlendirilen kritere bağlı olarak değiştiğini göstermektedir. GA'nın ortalama mesafe değişimi ve ortalama araç artışı bakımından tüm senaryolarda daha düşük değerler üretmesi, yeni talepleri daha az mesafe artışı ve daha sınırlı araç kullanımıyla rotalara dâhil edebildiğini göstermektedir. Bununla birlikte GA'da şarj istasyonu ziyaret sayısının görece yüksek olması, daha az araçla oluşturulan rotalarda enerji kısıtlarının daha belirgin hâle geldiğine işaret etmektedir. SA, hesaplama süresi ve zaman penceresi ihlali bakımından daha başarılı sonuçlar üretmiş olup TS ise bazı metriklerde rekabetçi olmakla birlikte mesafe değişimi ve zaman penceresi ihlali açısından daha sınırlı performans göstermiştir. Genel olarak bulgular, talep artışı koşullarında GA'nın mesafe ve araç kullanımı kriterlerinde, SA'nın ise hesaplama süresi ve zaman penceresi ihlali kriterlerinde öne çıktığını ortaya koymaktadır.

- **Talep Azalış Senaryoları:**

Talep azalış senaryoları müşteri iptallerinin farklı yoğunluk seviyelerinde rotalama performansı üzerindeki etkisini incelemek amacıyla oluşturulmuştur. Gerçek hayatta sipariş iptali, ödeme başarısızlığı, stok problemi veya müşterinin teslimatı kabul etmemesi gibi durumlar, planlanmış ziyaretlerin sistemden çıkarılmasına neden olmaktadır. Bu tür dinamikler, problemi her ne kadar sadeleştirse de bu sadeleşmenin rota planlarına etkin şekilde yansıtılabilmesi güçlü yeniden rotalama mekanizmaları gerektirmektedir. Bu

kapsamda yalnızca müşteri iptal oranı (λ_c) aktif tutulmuş, diğer dinamik olay türleri devre dışı bırakılmıştır. Farklı yoğunluk seviyelerini temsil etmek amacıyla orta ve yüksek iptal oranları kullanılarak sistem davranışı analiz edilmiştir. Böylece hem normal iptal koşulları hem de kısa sürede yoğun iptal akışının yaşandığı durumlar deneysel olarak temsil edilmiştir. Çizelge 4.9'da senaryo kapsamında algoritmaların genel performansı özetlenmektedir.

Çizelge 4.9. Talep Azalış Senaryoları: Algoritma Performans Karşılaştırması

No	**Parametre**	**Algoritma**	**Ortalama Mesafe Değişimi (%)**	**Ortalama TW İhlal Sayısı**	**Ortalama Şarj Sayısı**	**Ortalama Hesaplama Süresi (sn)**	**Ortalama Araç Artışı (adet)**
S4	λ_c= 1,0	TS	11,84	17 (16,62)	2 (1,67)	7,46	0
		SA	8,52	16 (15,76)	2 (1,53)	6,66	0 (0,13)
		GA	12,73	16 (15,71)	2 (1,84)	7,23	0 (0,22)
S5	λ_c= 3,0	TS	4,94	16 (16,49)	2 (1,58)	7,36	0
		SA	1,63	16 (16,16)	1 (1,4)	6,51	0 (0,18)
		GA	3,99	16 (15,71)	2 (1,69)	7,15	0 (0,24)

Sonuçlar, müşteri iptallerinin aktif olduğu talep azalışı senaryolarında tüm algoritmalar için mesafe değişiminin talep artışı senaryolarına kıyasla daha düşük kaldığını göstermektedir. Bu durum, müşteri çıkarma olaylarının rotalara yeni servis noktası ekleme gereksinimi oluşturmaması ve mevcut rota yapısında yeniden düzenleme olanağı sağlamasıyla açıklanabilir. SA'nın her iki senaryoda da en düşük mesafe değişimi, en düşük şarj istasyonu ziyareti ve en kısa hesaplama süresi değerlerini üretmesi, iptal sonrası revize edilen rotalarda bu kriterler bakımından avantajlı sonuçlar verdiğini göstermektedir. GA, zaman penceresi ihlali bakımından daha düşük değerler üretmiş ancak şarj istasyonu ziyareti ve araç kullanımı kriterlerinde SA'ya göre daha yüksek değerler almıştır. Genel olarak bulgular, talep azalışı koşullarında SA'nın mesafe değişimi, şarj istasyonu ziyareti ve hesaplama süresi kriterlerinde, GA'nın ise zaman penceresi ihlali kriterinde öne çıktığını ortaya koymaktadır.

- **Trafik ve Zaman Penceresi Etkili Senaryolar:**

Trafik ve zaman penceresi etkili senaryolar, trafik kaynaklı ağ bozulmaları, dış çevresel kısıtlar ve zaman penceresi değişimlerinin rotalama performansı üzerindeki etkisini incelemek amacıyla oluşturulmuştur. Gerçek uygulamalarda bu durum kazalar, yol daralmaları, altyapı arızaları, yoğun trafik, hava koşulları veya teslimat zamanlarındaki beklenmedik değişiklikler nedeniyle mevcut güzergâhların verimliliğinin azalmasına

karşılık gelmektedir. Bu tür operasyonel bozulmalar yalnızca mesafe ve enerji tüketimini değil, aynı zamanda zaman penceresi uyumunu ve hizmet kalitesini de dolaylı olarak etkileyebilmektedir. Senaryoda farklı trafik yoğunluk seviyeleri ile sistem davranışı analiz edilmiştir. Düşük ve orta seviyelerde trafik ve zaman penceresi değişimleri gözlemlenirken, yüksek yoğunlukta ise yaygın ağ bozulmaları ve yoğun zaman penceresi kısıtları modellenmiştir. Böylelikle sistemin ağ ve hizmet kısıtlarından kaynaklanan bozulmalara verdiği yanıt tek başına incelenmiş ve rota kalitesi ile hizmet uygunluğu arasındaki etkileşimdeki değişim analiz edilmiştir. Çizelge 4.10'da senaryo kapsamında algoritmaların genel performansı özetlenmiştir.

Çizelge 4.10. Trafik ve TW Etkili Senaryolar: Algoritma Performans Karşılaştırması

No	Parametre	Algoritma	Ortalama Mesafe Değişimi (%)	Ortalama TW İhlal Sayısı	Ortalama Şarj Sayısı	Ortalama Hesaplama Süresi (sn)	Ortalama Araç Artışı (adet)
S6	λ_t= 1,5	TS	11,33	17 (17,11)	2 (1,71)	8,79	0
		SA	10,91	16 (16,24)	1 (1,4)	7,4	0 (0,38)
		GA	16,78	16 (16,38)	2 (1,6)	9,61	1 (0,56)
S7	λ_t=2,0 λ_{tw}=1,0	TS	14,67	17 (16,93)	2 (1,53)	10,5	0
		SA	11,39	16 (15,98)	1 (1,18)	7,8	0 (0,47)
		GA	21,38	16 (15,76)	1 (1,49)	12,19	1 (0,64)
S8	λ_t= 4,0	TS	6,73	17 (17,29)	2 (1,8)	8,03	0
		SA	18,19	16 (16,49)	1 (1,24)	7,29	0 (0,47)
		GA	14	17 (16,82)	1 (1,49)	9,37	0 (0,6)
S9	λ_{tw}= 3,0	TS	9,92	17 (17,24)	2 (1,84)	7,96	0
		SA	12,95	17 (16,62)	1 (1,42)	7,01	0 (0,29)
		GA	17,13	17 (16,6)	2 (1,62)	8,51	1 (0,53)

Sonuçlar, trafik bozulmaları ve zaman penceresi değişimlerinin algoritma performansını değerlendirilen kritere bağlı olarak farklı biçimlerde etkilediğini göstermektedir. SA'nın çoğu senaryoda daha düşük mesafe değişimi, daha az şarj istasyonu ziyareti ve daha kısa hesaplama süresi değerleri üretmesi, bu algoritmanın mesafe, enerji ihtiyacı ve hesaplama süresi bakımından avantajlı sonuçlar verdiğini göstermektedir. GA, zaman penceresi ihlali bakımından rekabetçi sonuçlar üretmiş ancak mesafe değişimi ve hesaplama süresi kriterlerinde daha yüksek değerler almıştır. TS'nin araç sayısını tüm senaryolarda en düşük düzeyde tutması filo kullanımı açısından olumlu olmakla birlikte, zaman penceresi ihlallerinin görece yüksek kalması servis zamanı uygunluğu açısından daha sınırlı sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Genel olarak bulgular, trafik bozulmaları ve zaman

penceresi değişimleri altında SA'nın mesafe değişimi, şarj istasyonu ziyareti ve hesaplama süresi kriterlerinde, GA'nın zaman penceresi ihlali kriterinde, TS'nin ise ortalama araç artışı kriterinde öne çıktığını ortaya koymaktadır.

- **Günlük Operasyon ve Yüksek Yoğunluk Etkili Senaryolar:**

Senaryolar, düşük yoğunluklu rutin işletme günlerinden, kampanya ve kriz dönemlerinde ortaya çıkan yüksek dinamiklik içeren koşullara kadar farklı operasyonel ortamları temsil etmektedir. Normal günlerde düşük seviyeli yeni müşteri gelişleri, iptaller, trafik etkileri ve zaman penceresi değişimleri modellenerek algoritmaların rutin koşullardaki denge ve uygulanabilirlik kapasitesi incelenmiştir. Kampanya dönemlerinde ise talep artışı ve orta seviyeli iptal, trafik ve zaman penceresi değişimleri ile artan operasyonel baskı ve çok yönlü dinamiklik test edilmiştir. Çizelge 4.11'de senaryo kapsamında algoritmaların genel performansı özetlenmiştir.

Çizelge 4.11. Yüksek Yoğunluk Etkili Senaryolar: Algoritma Performans Karşılaştırması

No	Parametre	Algoritma	Ortalama Mesafe Değişimi (%)	Ortalama TW İhlal Sayısı	Ortalama Şarj Sayısı	Ortalama Hesaplama Süresi (sn)	Ortalama Araç Artışı (adet)
S10	λ_s=0,5 λ_c=0,2 λ_t=0,2 λ_{tw}=0,1	TS	49,48	18 (17,58)	1 (1,4)	8,8	2 (1,8)
		SA	48,47	17 (16,96)	1 (1,31)	7,8	2 (2,09)
		GA	34,16	17 (17,11)	1 (1,49)	9,56	1 (1,22)
S11	λ_s=1,5 λ_c=0,5 λ_t=0,5 λ_{tw}=0,3	TS	89,37	17	1 (1,27)	10,75	3 (3,11)
		SA	87,7	17 (17,22)	1 (1,16)	9,06	3 (3,04)
		GA	57,19	17 (16,78)	2 (1,64)	12,88	2 (2,36)
S12	λ_s=3,0 λ_c=1,0 λ_t=1,0 λ_{tw}=0,5	TS	94,32	16 (16,2)	1 (0,89)	13,86	4 (3,78)
		SA	93,87	15 (15,42)	1 (0,87)	10,15	4 (4,4)
		GA	42,31	16 (15,56)	1 (1,24)	15,55	2 (1,73)
S13	λ_s=3,0 λ_c=2,0 λ_t=2,0 λ_{tw}=1,5	TS	96,97	16 (15,76)	1 (0,93)	14,13	4 (3,8)
		SA	92,41	15 (15,04)	1 (1,02)	10,42	4 (4,11)
		GA	49,27	15 (15,47)	1 (1,2)	15,13	2 (1,89)

Sonuçlar, günlük operasyonlardan yüksek yoğunluklu kriz koşullarına geçildikçe dinamik olay yoğunluğunun algoritma performansı üzerindeki etkisinin arttığını göstermektedir. GA'nın tüm senaryolarda daha düşük mesafe değişimi ve daha düşük araç kullanımı üretmesi, çoklu dinamik olaylar altında yeni talepleri daha az mesafe artışı ve daha sınırlı araç kullanımıyla rotalara dâhil edebildiğini göstermektedir. Ancak GA'da hesaplama

süresi ve şarj istasyonu ziyaret sayısının görece yüksek olması, bu sonuçların daha uzun çözüm süresi ve daha fazla enerji ihtiyacıyla birlikte elde edildiğine işaret etmektedir. SA, hesaplama süresi, zaman penceresi ihlali ve şarj istasyonu ziyareti bakımından daha düşük değerler üretirken, TS bazı senaryolarda araç kullanımı açısından rekabetçi sonuçlar vermiştir. Genel olarak bulgular, yüksek yoğunluklu dinamik koşullarda GA'nın mesafe değişimi ve araç kullanımı, SA'nın ise hesaplama süresi, zaman penceresi ihlali ve şarj istasyonu ziyareti kriterlerinde öne çıktığını göstermektedir.

4.3.2. Deney tasarım sonuçları

Bu bölümde, ele alınan problem kapsamında tasarlanan senaryolar altında algoritmaların performansı genel olarak değerlendirilmiştir. Deneyler, farklı yoğunluk ve dinamiklik seviyelerini içeren senaryolarda SA, GA ve TS algoritmalarının hem mesafe hem de operasyonel göstergeler açısından davranışını ortaya koymaktadır. Analizler, sadece rota uzunluğuna değil, hizmet seviyesi, enerji yönetimi ve çözüm süresi gibi çok boyutlu performans kriterlerine de odaklanmaktadır. Ayrıca veri seti dağılımının, müşteri sayısının ve bu iki değişkenin bileşik değerinin sonuçlara nasıl etki ettiği bu başlık içerisinde araştırılmıştır. Çalışmanın özet tablosu, algoritmaların senaryolar ve veri setleri genelindeki ortalama davranışını göstermektedir. Çizelge 4.12, algoritmaların farklı senaryolar altındaki mesafe artışı, zaman penceresi ihlali, şarj yönetimi ve çözüm süresi açısından karşılaştırmalı özetini içermektedir.

Çizelge 4.12. Algoritmaların Genel Ortalama Performansı

Performans Göstergesi	**TS**	**SA**	**GA**	**Görece Etkin Algoritma**
Ortalama mesafe artışı (%)	51,05	51,49	33,64	GA
Zaman penceresi ihlali (adet)	17,06	16,46	16,48	SA
Şarj istasyonu ziyareti (adet)	1,39	1,22	1,55	SA
Hesaplama süresi (sn)	9,58	8,09	10,43	SA
Ortalama araç artışı (adet)	1,77	2,10	1,26	GA

Sonuçlar, algoritma performansının kullanılan metriğe göre değiştiğini göstermektedir. GA, ortalama mesafe ve araç sayısı bakımından en düşük değerleri üretirken, SA zaman penceresi ihlali, şarj istasyonu ziyareti ve hesaplama süresi kriterlerinde

öne çıkmıştır. TS, genel olarak en iyi sonuçları üretmemekle birlikte bazı metriklerde SA'ya yakın değerler vermiştir. Bulgular, GA'nın mesafe ve araç kullanımı, SA'nın ise zaman penceresi ihlali, şarj ziyareti ve hesaplama süresi kriterlerinde daha başarılı sonuçlar ürettiğini ortaya koymaktadır.

- **Senaryo Bazlı Sonuçlar**

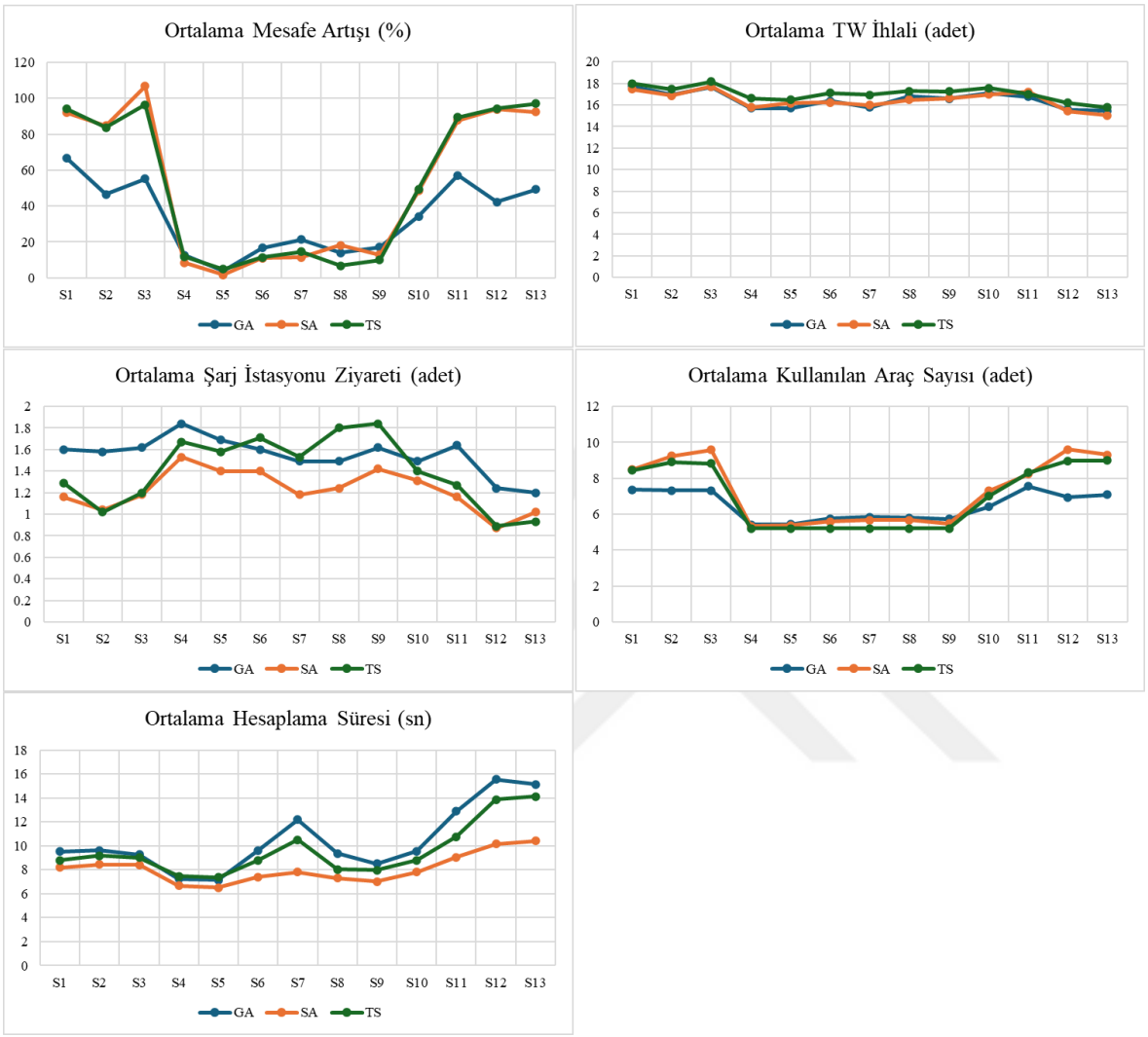
Dinamik senaryolar için algoritmaların hangi performans göstergesinde daha başarılı olduğu karşılaştırmalı olarak değerlendirilmiştir. Bu analiz, genel ortalama sonuçların ötesine geçerek algoritmaların farklı operasyonel koşullar altında hangi ölçütlerde üstünlük sağladığını göstermektedir. Elde edilen detaylı sonuçlar Çizelge 4.13'te sunulmuştur.

Çizelge 4.13. Senaryo Bazlı Kazanan Algoritmalar

Senaryo	**Mesafe Artışı**	**TW İhlali**	**Şarj Ziyareti**	**Hesaplama Süresi**	**Araç Artış Sayısı**
S1	GA	SA	SA	SA	GA
S2	GA	SA	TS	SA	GA
S3	GA	GA	SA	SA	GA
S4	SA	GA	SA	SA	TS
S5	SA	GA	SA	SA	TS
S6	SA	SA	SA	SA	TS
S7	SA	GA	SA	SA	TS
S8	TS	SA	SA	SA	TS
S9	TS	GA	SA	SA	TS
S10	GA	SA	SA	SA	GA
S11	GA	GA	SA	SA	GA
S12	GA	SA	SA	SA	GA
S13	GA	SA	TS	SA	GA

Algoritmaların üstünlüğü senaryo yapısına ve değerlendirilen performans kriterine bağlı olarak değişmektedir. GA, mesafe artışı ve araç sayısı kriterlerinde öne çıkarak dinamik talepler karşısında maliyet ve filo kullanımı açısından avantaj sağlamıştır. Buna karşılık SA, çoğu senaryoda hesaplama süresi ve şarj istasyonu ziyareti kriterlerinde daha başarılı sonuçlar üretmiş; daha kısa sürede ve daha sınırlı şarj ihtiyacıyla uygulanabilir çözümler sunmuştur. Zaman penceresi ihlallerinde SA ve GA benzer performans gösterirken, TS bazı senaryolarda başarılı olsa da genel olarak diğerleri kadar tutarlı değildir. Sonuç olarak, dinamik EVRP'de algoritma seçimi operasyonel önceliklere göre

yapılmalıdır. Şekil 4.8'de senaryolara göre tüm performans göstergelerinin değişimi görselleştirilmiştir.



Şekil 4.8. Senaryolara Göre Performans Göstergeleri

GA'nın özellikle talep artışı ve yoğun senaryolarda daha düşük mesafe artışı üretmesi, dinamik taleplerin daha sınırlı mesafe artışıyla rotalara dâhil edilebildiğini göstermektedir. SA ve TS'de S10–S13 aralığında mesafe artışının yükselmesi, çoklu dinamik olaylar altında rota uzunluğu bakımından daha yüksek değerler oluştuğunu ortaya koymaktadır. TW ihlallerinin benzer seviyelerde olması, hizmet zamanı uygunluğu açısından algoritmalar arasında belirgin bir farklılık bulunmadığını göstermektedir. SA şarj istasyonu ziyareti ve hesaplama süresi, GA ise araç kullanımı ve mesafe artışı kriterlerinde daha düşük değerler

üretmiştir. Genel olarak bulgular, GA'nın mesafe ve araç kullanımı, SA'nın ise süre ve şarj ziyareti kriterlerinde öne çıktığını göstermektedir.

- **Müşteri Sayısı Bazlı Sonuçlar**

Problem ölçeğinin algoritma performansı üzerindeki etkisi değerlendirilmiştir. Bu analiz, müşteri sayısı arttıkça rota yeniden yapılandırma, zaman penceresi uyumu, enerji yönetimi, hesaplama süresi ve filo kullanımı açısından algoritmaların nasıl davrandığını ortaya koymaktadır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.14'te sunulmuştur.

Çizelge 4.14. Müşteri Sayısı Bazlı Performans Göstergeleri

Müşteri Sayısı	**Algoritma**	**Mesafe Artışı (%)**	**TW İhlali**	**Şarj Ziyareti**	**Hesaplama Süresi (sn)**	**Ortalama Araç Artışı (adet)**
5	GA	**6,84**	3 (2,87)	0,98	**4,94**	**1 (0,61)**
5	SA	32,44	**3 (2,79)**	**0,75**	5,19	2 (1,59)
5	TS	36,82	3 (3,07)	0,87	5,05	2 (1,59)
10	GA	**58,51**	**5 (4,78)**	0,42	**5,14**	**1 (0,58)**
10	SA	130,0	5 (5,08)	0,29	5,77	2 (2,31)
10	TS	117,5	5 (4,83)	**0,29**	5,57	2 (2,09)
20	GA	**41,36**	**12 (11,79)**	1,30	8,38	**1 (1,43)**
20	SA	41,59	12 (12,20)	**1,18**	**7,26**	2 (1,83)
20	TS	44,89	12 (12,21)	1,36	7,88	2 (1,55)
40	GA	43,56	26 (25,56)	2,14	13,11	**2 (1,7)**
40	SA	**40,93**	**25 (25,11)**	**1,74**	**9,58**	2 (2,37)
40	TS	42,63	27 (26,93)	1,85	11,61	2 (1,9)
60	GA	17,95	37 (37,39)	2,90	20,58	2
60	SA	**12,50**	**37 (37,11)**	**2,15**	**12,64**	2 (2,39)
60	TS	13,40	38 (38,28)	2,61	17,81	**2 (1,76)**

Müşteri sayısı arttıkça zaman penceresi ihlali, şarj ziyareti ve hesaplama süresi belirgin şekilde yükselmektedir. Küçük ölçekli problemlerde GA, mesafe artışı ve araç sayısında daha başarılı olup rota verimliliğinde öne çıkmaktadır. Ancak müşteri sayısı büyüdükçe SA mesafe, şarj ziyareti ve özellikle hesaplama süresinde daha avantajlı hâle gelmektedir. GA büyük ölçeklerde daha az araç kullansa da bu durum daha yüksek süre ve enerji ihtiyacıyla gerçekleşmektedir. Genel olarak GA küçük-orta ölçeklerde, SA ise büyük ölçeklerde daha uygundur. Şekil 4.9'da müşteri sayısına göre tüm performans göstergelerinin değişimi görselleştirilmiştir.



Şekil 4.9. Müşteri Sayısına Göre Performans Göstergeleri

Müşteri sayısındaki artış, performans göstergeleri üzerinde belirgin bir ölçek etkisi oluşturmaktadır. TW ihlali, şarj istasyonu ziyareti, araç sayısı ve hesaplama süresi müşteri sayısıyla birlikte artmakta olup bu durum artan rota karmaşıklığı ve enerji gereksinimiyle açıklanabilmektedir. Mesafe artışında, 10 müşterili problemlerde SA ve TS daha yüksek değerler üretirken, GA daha düşük mesafe artışı sağlamıştır. Büyük ölçekli problemlerde ise SA, şarj istasyonu ziyareti ve hesaplama süresi bakımından daha düşük değerler üretmiştir. GA daha az araç kullanmasına rağmen, bu sonuç daha fazla şarj ihtiyacı ve daha uzun hesaplama süresiyle birlikte ortaya çıkmaktadır. Genel olarak bulgular, GA'nın araç kullanımı ve mesafe artışı, SA'nın ise şarj istasyonu ziyareti ve hesaplama süresi kriterlerinde öne çıktığını göstermektedir.

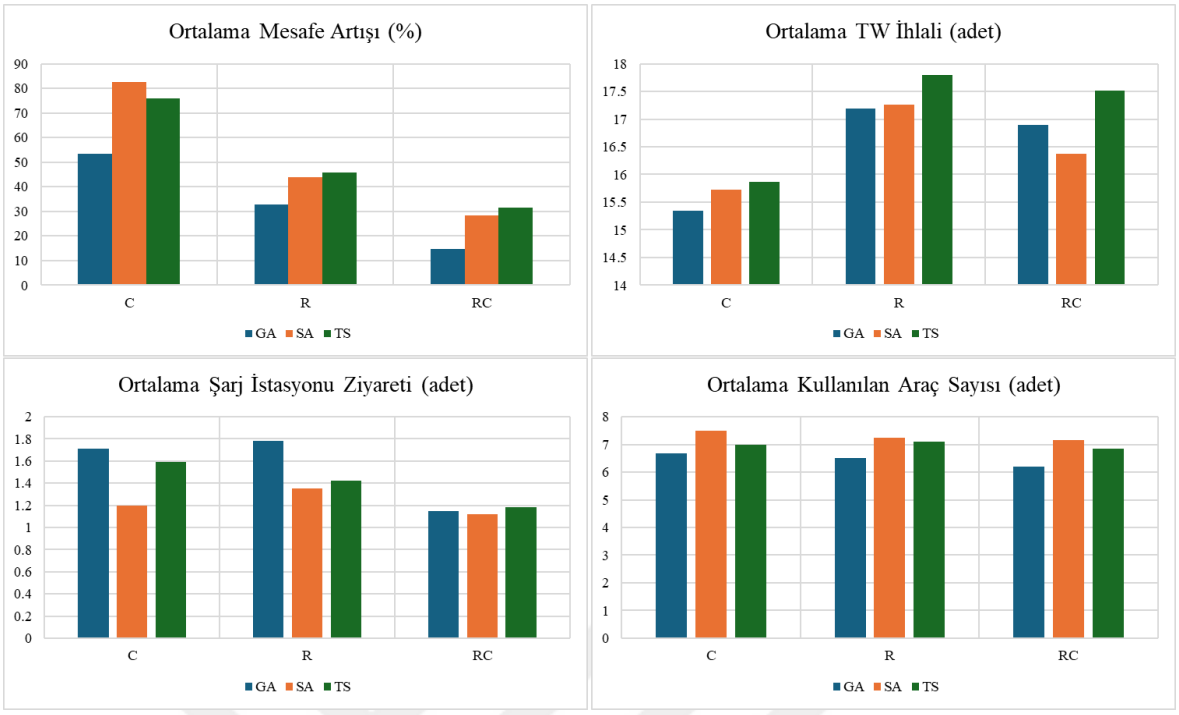
- **Veri Dağılımı Bazlı Sonuçlar**

Algoritmaların farklı müşteri yerleşim yapılarına sahip C, R ve RC veri kümeleri üzerindeki performansları karşılaştırılmıştır. Bu analiz, algoritmaların yalnızca senaryo yoğunluğuna değil, aynı zamanda problem topolojisine karşı gösterdiği duyarlılığı değerlendirmek amacıyla yapılmıştır. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.15'te sunulmuştur.

Çizelge 4.15. Veri Dağılımı Bazlı Performans Göstergeleri

Veri Dağılımı	**Algoritma**	**Mesafe Artışı (%)**	**TW İhlali**	**Şarj Ziyareti**	**Hesaplama Süresi (sn)**	**Ortalama Araç Artışı (adet)**
C	GA	**53,32**	**15 (15,35)**	1,71	10,52	**1 (1,49)**
C	SA	82,52	16 (15,73)	**1,20**	**8,08**	2 (2,29)
C	TS	75,85	16 (15,87)	1,59	10,17	2 (1,78)
R	GA	**32,75**	**17 (17,19)**	1,78	10,75	**1 (1,1)**
R	SA	43,77	17 (17,26)	**1,35**	**8,12**	2 (1,84)
R	TS	45,66	18 (17,80)	1,42	9,49	2 (1,69)
RC	GA	**14,85**	17 (16,90)	1,15	10,01	**1 (1,19)**
RC	SA	28,19	**16 (16,38)**	**1,12**	**8,06**	2 (2,16)
RC	TS	31,62	18 (17,52)	1,18	9,10	2 (1,85)

GA'nın tüm veri dağılımlarında mesafe ve araç sayısı artışı bakımından daha düşük değerler üretmesi, bu algoritmanın rota uzunluğu ve filo kullanımı kriterlerinde öne çıktığını göstermektedir. Özellikle RC dağılımında düşük mesafe artışı elde edilmesi, karma müşteri dağılımlarında GA'nın rota uzunluğu bakımından daha avantajlı sonuçlar verdiğini ortaya koymaktadır. SA ise tüm dağılımlarda hesaplama süresi ve şarj istasyonu ziyareti açısından daha düşük değerler üretmiştir. TW ihlalinde C dağılımında GA, RC dağılımında SA daha iyi sonuç verirken, R dağılımında algoritmalar arasındaki fark sınırlı kalmıştır. Genel olarak bulgular, GA'nın mesafe artışı ve araç kullanımı, SA'nın ise hesaplama süresi ve şarj istasyonu ziyareti kriterlerinde öne çıktığını göstermektedir. Şekil 4.10'da veri dağılımına göre tüm performans göstergelerinin değişimi görselleştirilmiştir.



Şekil 4.10. Veri Dağılımına Göre Performans Göstergeleri

Veri dağılımının algoritma performansını etkilediği görülmektedir. Mesafe artışı en yüksek C dağılımında gerçekleşmiş olup bu durum, kümelenmiş müşteri yapısında dinamik değişimlerin rota uzunluğu üzerinde daha belirgin etki oluşturduğunu göstermektedir. R ve özellikle RC dağılımlarında ise mesafe artışı daha sınırlı kalmıştır. Zaman penceresi ihlalleri R ve RC dağılımlarında daha yüksek gerçekleşirken, C dağılımında daha düşük değerler elde edilmiştir. Şarj istasyonu ziyaretlerinde GA'nın C ve R dağılımlarında daha yüksek değerler üretmesi, bu dağılımlarda daha uzun rotaların enerji ihtiyacını artırmasıyla açıklanabilir. Buna karşılık GA'nın tüm dağılımlarda daha az araç kullanması, araç kullanımı kriterinde öne çıktığını göstermektedir. Genel olarak bulgular, müşteri dağılım yapısının rota uzunluğu, zaman penceresi ihlali, şarj istasyonu ziyareti ve araç kullanımı göstergelerini farklı düzeylerde etkilediğini ortaya koymaktadır.

- **Veri Dağılımı ve Müşteri Sayısı Bazlı Sonuçlar**

Algoritmaların farklı topolojik yapılar ve problem ölçekleri altında hangi performans göstergelerinde öne çıktığı birlikte değerlendirilmiştir. Bu analiz, yalnızca veri dağılımının veya müşteri sayısının tekil etkisini değil, bu iki faktörün birlikte algoritma başarısını nasıl değiştirdiğini göstermektedir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.16'da sunulmuştur.

Çizelge 4.16. Veri Dağılımı ve Müşteri Sayısı Bazlı Kazanan Algoritmalar

Veri Dağılımı	Müşteri Sayısı	Mesafe Artışı (%)	TW İhlali	Şarj Ziyareti	Hesaplama Süresi (sn)	Kullanılan Araç Sayısı
C	5	GA (11,67)	SA (2,62)	SA (0,87)	GA (4,95)	GA (2,46)
C	10	GA (165,9)	GA (3,46)	SA (0,74)	TS (5,66)	GA (3,21)
C	20	TS (19,97)	GA (10,59)	SA (1,67)	SA (7,38)	TS (5,59)
C	40	SA (48,96)	SA (25,49)	SA (1,23)	SA (9,28)	GA (8,72)
C	60	SA (6,25)	GA (33,90)	SA (1,49)	SA (12,57)	TS (12,90)
R	5	GA (3,89)	SA (3,18)	TS (0,74)	TS (4,81)	GA (1,67)
R	10	GA (7,98)	TS (6,13)	TS (0,00)	GA (4,78)	GA (2,18)
R	20	SA (81,99)	SA (11,51)	SA (0,90)	SA (7,24)	GA (6,05)
R	40	SA (35,96)	GA (24,90)	SA (1,97)	SA (9,66)	TS (9,59)
R	60	SA (19,75)	SA (38,79)	SA (3,08)	SA (12,97)	TS (12,82)
RC	5	GA (4,96)	SA (2,59)	SA (0,59)	GA (4,87)	GA (1,69)
RC	10	GA (1,69)	TS (4,54)	TS (0,10)	GA (4,93)	GA (2,36)
RC	20	GA (13,69)	GA (12,77)	TS (0,97)	SA (7,16)	GA (5,23)
RC	40	SA (37,87)	SA (23,26)	GA (1,72)	SA (9,80)	GA (8,79)
RC	60	TS (10,70)	SA (38,49)	GA (1,87)	SA (12,39)	TS (12,56)

Algoritma performansının veri dağılımı ve müşteri sayısına bağlı olarak değiştiği görülmektedir. Küçük ölçekli problemlerde GA, mesafe artışı ve araç sayısı bakımından daha düşük değerler üretirken, müşteri sayısı arttıkça SA hesaplama süresi ve şarj istasyonu ziyareti kriterlerinde öne çıkmıştır. TS bazı durumlarda rekabetçi sonuçlar verse de genel olarak daha sınırlı performans göstermiştir. Bulgular, GA'nın küçük ve orta ölçekli problemlerde mesafe artışı ve araç kullanımı, SA'nın ise büyük ölçekli problemlerde hesaplama süresi ve şarj istasyonu ziyareti kriterlerinde öne çıktığını göstermektedir.

4.3.3. İstatistiksel Analizler

Algoritmaların yalnızca ortalama performans değerleriyle karşılaştırılması, farkların istatistiksel anlamlılığını değerlendirmek için yeterli değildir. Bu nedenle deney sonuçları, algoritma türü, senaryo, veri yapısı ve müşteri sayısının performans göstergeleri üzerindeki etkilerini incelemek üzere istatistiksel analizlerle desteklenmiştir. Deney tasarımı, her algoritmanın aynı veri seti, senaryo, müşteri sayısı ve tekrar koşullarında çalıştırıldığı eşleştirilmiş bir yapıya sahiptir. Böylece algoritma etkisinin deney koşullarından ayrıştırılması ve ikili karşılaştırmalarda eşleştirilmiş testlerin kullanılması mümkün olmuştur. Senaryo, veri yapısı ve müşteri sayısı etkileşimleri altında genel performans farkları çok faktörlü varyans analizleriyle değerlendirilmiştir. Performans göstergeleri

olarak ortalama mesafe artışı, zaman penceresi ihlali, şarj istasyonu ziyareti, hesaplama süresi ve kullanılan araç sayısı dikkate alınmıştır.

Varyans analizi, grup ortalamaları arasındaki farkların rastgele değişkenlikten mi yoksa incelenen faktörlerden mi kaynaklandığını test eden istatistiksel bir yöntemdir. ANOVA sonucunda elde edilen F değeri, gruplar arası değişkenliğin grup içi değişkenliğe oranını göstermektedir. F değerinin yüksek ve buna karşılık p değerinin düşük olması, ilgili faktörün performans göstergesi üzerinde istatistiksel olarak anlamlı bir etkiye sahip olduğunu göstermektedir. Bu çalışmada anlamlılık düzeyi 0,05 olarak kabul edilmiştir. Buna göre $p<0,05$ olduğunda ilgili faktörün etkisi istatistiksel olarak anlamlı kabul edilmiştir.

ANOVA sonuçlarının yalnızca p değeriyle değerlendirilmesi yeterli olmadığından, etki büyüklüğünü göstermek amacıyla kısmi eta-kare (ηp^2) değerleri de hesaplanmıştır. Kısmi eta-kare değeri, ilgili faktörün bağımlı değişkendeki toplam değişkenliği ne ölçüde açıkladığını göstermektedir. Böylece yalnızca "Fark var mı?" sorusu değil, aynı zamanda "Bu fark ne kadar güçlü?" sorusu da cevaplandırılmıştır.

- **Çok Faktörlü ANOVA Sonuçları**

Çok faktörlü ANOVA, birden fazla bağımsız değişkenin aynı performans göstergesi üzerindeki ana etkilerini ve bu değişkenler arasındaki etkileşimleri birlikte incelemeye olanak sağlar. Performans göstergeleri olarak ortalama mesafe artışı, TW ihlali, şarj istasyonu ziyareti, hesaplama süresi ve kullanılan araç sayısı ayrı ayrı ele alınmıştır. Modelde ana etkilerin yanı sıra Algoritma × Senaryo, Algoritma × Veri Dağılımı, Algoritma × Müşteri Sayısı, Veri Yapısı × Müşteri Sayısı, Senaryo × Veri Yapısı ve Senaryo × Müşteri Sayısı etkileşimleri de incelenmiştir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.17'de sunulmuştur.

Çizelge 4.17. Çok Faktörlü ANOVA Sonuçları

Etki	**Ortalama Mesafe Artışı (%)**	**TW İhlali**	**Şarj İstasyonu Ziyareti**	**Hesaplama Süresi (sn)**	**Kullanılan Araç Sayısı**
Algoritma	ηp^2=0,054; p<0,001	ηp^2=0,021; p<0,001	ηp^2=0,035; p<0,001	ηp^2=0,148; p<0,001	ηp^2=0,137; p<0,001
Senaryo	ηp^2=0,472; p<0,001	ηp^2=0,123; p<0,001	ηp^2=0,078; p<0,001	ηp^2=0,408; p<0,001	ηp^2=0,725; p<0,001
Veri dağılımı	ηp^2=0,229; p<0,001	ηp^2=0,133; p<0,001	ηp^2=0,056; p<0,001	ηp^2=0,009; p<0,001	ηp^2=0,023; p<0,001
Müşteri sayısı	ηp^2=0,431; p<0,001	ηp^2=0,980; p<0,001	ηp^2=0,561; p<0,001	ηp^2=0,785; p<0,001	ηp^2=0,952; p<0,001
Algoritma × Senaryo	ηp^2=0,085; p<0,001	ηp^2=0,007; p=0,987	ηp^2=0,025; p=0,013	ηp^2=0,080; p<0,001	ηp^2=0,241; p<0,001
Algoritma × Veri dağılımı	ηp^2=0,009; p=0,005	ηp^2=0,010; p=0,004	ηp^2=0,021; p<0,001	ηp^2=0,008; p=0,008	ηp^2=0,008; p=0,010
Algoritma × Müşteri sayısı	ηp^2=0,119; p<0,001	ηp^2=0,028; p<0,001	ηp^2=0,022; p<0,001	ηp^2=0,240; p<0,001	ηp^2=0,094; p<0,001
Veri dağılımı × Müşteri sayısı	ηp^2=0,556; p<0,001	ηp^2=0,197; p<0,001	ηp^2=0,200; p<0,001	ηp^2=0,012; p=0,011	ηp^2=0,104; p<0,001
Senaryo × Veri dağılımı	ηp^2=0,103; p<0,001	ηp^2=0,025; p=0,016	ηp^2=0,037; p<0,001	ηp^2=0,007; p=0,978	ηp^2=0,023; p=0,033
Senaryo × Müşteri sayısı	ηp^2=0,304; p<0,001	ηp^2=0,076; p<0,001	ηp^2=0,095; p<0,001	ηp^2=0,374; p<0,001	ηp^2=0,070; p<0,001

Müşteri sayısının performans göstergeleri üzerinde en güçlü faktör olduğu görülmektedir. Özellikle TW ihlali (ηp^2=0,980) ve araç sayısı (ηp^2=0,952) üzerindeki yüksek etki, problem ölçeği büyüdükçe zaman kısıtlarının zorlaştığını ve daha fazla araç ihtiyacı doğduğunu göstermektedir. Hesaplama süresindeki yüksek etki de çözüm uzayının genişlemesiyle açıklanabilir. Ortalama mesafe artışı açısından en güçlü etki Veri Dağılımı × Müşteri Sayısı etkileşiminde ortaya çıkmış, mesafenin yalnızca algoritmaya değil topoloji ve ölçeğin birlikte etkisine bağlı olduğunu göstermiştir. Senaryo faktörü de tüm metriklerde anlamlıdır. Özellikle araç sayısı (ηp^2=0,725), mesafe (ηp^2=0,472) ve süre (ηp^2=0,408) üzerinde güçlü etkilere sahiptir. Algoritma faktörü tüm göstergelerde anlamlı olsa da etki büyüklüğü daha düşüktür. Bu da performansın esas olarak problem yapısı tarafından belirlendiğini göstermektedir. Etkileşimler incelendiğinde, Algoritma × Müşteri Sayısı tüm metriklerde anlamlıdır ve algoritma sıralamasının ölçeğe göre değiştiğini ortaya koymaktadır. Algoritma × Senaryo etkileşimi ise TW ihlali dışında anlamlıdır. Genel olarak sonuçlar, dinamik EVRP'de performansın çok boyutlu olduğunu ve en belirleyici faktörün müşteri sayısı olduğunu göstermektedir. Algoritma seçimi ise bu problem koşullarına bağlı olarak değerlendirilmelidir.

- **Algoritmalar Arası İkili Karşılaştırmalar**

ANOVA analizleri, algoritma faktörünün birçok performans göstergesi üzerinde anlamlı etkisi olduğunu göstermektedir. Ancak ANOVA testi yalnızca gruplar arasında genel olarak bir fark olup olmadığını ortaya koyar. Bu farkın hangi algoritma çiftleri arasında oluştuğunu doğrudan göstermez. Bu nedenle ANOVA sonrasında algoritmalar arasında ikili karşılaştırmalar yapılmıştır. Bu çalışmada GA, SA ve TS algoritmaları aynı veri seti, aynı senaryo ve aynı tekrar koşulları altında çalıştırıldığı için karşılaştırmalar eşleştirilmiş yapıdadır. Bu nedenle algoritmalar arası farkları incelemek amacıyla eşleştirilmiş t-testi uygulanmıştır. Eşleştirilmiş t-testi, aynı deney koşullarında elde edilen iki algoritma sonucunun ortalama farkının sıfırdan anlamlı biçimde farklı olup olmadığını test eder. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.18'de sunulmuştur.

Çizelge 4.18. Algoritmalar Arası t-Testi Sonuçları

Performans Göstergesi	**Karşılaştırma**	**Algoritma A Ort.**	**Algoritma B Ort.**	**Ortalama Fark A-B**	**t Değeri**	**sd**
Ortalama mesafe artışı (%)	GA-SA	33,641	51,493	-17,852	-7,437	584
Ortalama mesafe artışı (%)	GA-TS	33,641	51,045	-17,404	-8,166	584
Ortalama mesafe artışı (%)	SA-TS	51,493	51,045	0,448	0,307	584
TW ihlali	GA-SA	16,480	16,458	0,022	0,208	584
TW ihlali	GA-TS	16,480	17,065	-0,585	-6,096	584
TW ihlali	SA-TS	16,458	17,065	-0,607	-5,794	584
Şarj istasyonu ziyareti	GA-SA	1,547	1,224	0,323	7,828	584
Şarj istasyonu ziyareti	GA-TS	1,547	1,395	0,152	3,740	584
Şarj istasyonu ziyareti	SA-TS	1,224	1,395	-0,171	-4,847	584
Hesaplama süresi (sn)	GA-SA	10,429	8,087	2,341	11,740	584
Hesaplama süresi (sn)	GA-TS	10,429	9,584	0,845	7,188	584
Hesaplama süresi (sn)	SA-TS	8,087	9,584	-1,496	-9,898	584
Kullanılan araç sayısı	GA-SA	6,463	7,297	-0,834	-12,186	584
Kullanılan araç sayısı	GA-TS	6,463	6,974	-0,511	-7,049	584
Kullanılan araç sayısı	SA-TS	7,297	6,974	0,323	7,788	584

Ortalama fark, karşılaştırmada verilen ilk algoritmanın ikinci algoritmaya göre farkını göstermektedir. Tüm performans göstergelerinde düşük değer daha iyi kabul edilmiştir. Bu nedenle negatif fark, ilk algoritmanın daha iyi olduğunu, pozitif fark ise ikinci algoritmanın daha iyi olduğunu göstermektedir. sd, serbestlik derecesini ifade etmektedir. Elde edilen sonuçların özeti ve yorumlanması Çizelge 4.19'da sunulmuştur.

Çizelge 4.19. Algoritmalar Arası t-Testi Sonuçlarının Özeti

Performans göstergesi	**Karşılaştırma sonucu**	**Genel yorum**
Ortalama mesafe artışı (%)	GA, SA ve TS'ye göre anlamlı biçimde daha düşüktür. SA ile TS arasında anlamlı fark yoktur.	GA mesafe artışı bakımından en başarılı algoritmadır.
TW ihlali	GA ile SA arasında anlamlı fark yoktur. GA ve SA, TS'ye göre anlamlı biçimde daha düşük ihlal üretmiştir.	Hizmet zamanı uygunluğunda GA ve SA benzer, TS daha zayıftır.
Şarj istasyonu ziyareti	SA en düşük şarj ziyareti üretmiştir. TS ikinci, GA üçüncü sıradadır.	SA enerji yönetimi bakımından daha avantajlıdır.
Hesaplama süresi (sn)	SA en kısa hesaplama süresine sahiptir. TS ikinci, GA üçüncü sıradadır.	SA gerçek zamanlı çözüm üretme açısından en uygundur.
Kullanılan araç sayısı	GA en düşük araç sayısını üretmiştir. TS ikinci, SA üçüncü sıradadır.	GA filo kullanımında daha etkindir.

Genel olarak analiz sonuçları, ANOVA ile tespit edilen algoritma etkisinin ikili algoritma karşılaştırmaları düzeyinde hangi algoritmalar arasında anlamlı farklılık oluşturduğunu ortaya koymaktadır. GA'nın üstünlüğü mesafe artışı ve araç sayısı göstergelerinde belirginleşirken, SA'nın üstünlüğü hesaplama süresi ve şarj yönetimi göstergelerinde ortaya çıkmaktadır. TW ihlali açısından ise GA ve SA arasında anlamlı fark bulunmaması, bu iki algoritmanın hizmet zamanı uygunluğu bakımından benzer düzeyde olduğunu göstermektedir.

- **Korelasyon Analizi**

ANOVA analizleri, deneysel faktörlerin performans göstergeleri üzerindeki etkilerini incelemektedir. Ancak performans göstergelerinin kendi aralarındaki ilişkilerin de değerlendirilmesi önemlidir. Bu nedenle çalışmada ek olarak korelasyon analizi yapılmıştır. Performans göstergeleri arasındaki doğrusal ilişkileri incelemek amacıyla Pearson korelasyon katsayıları hesaplanmıştır. Pearson korelasyon katsayısı, iki değişkenin birlikte değişim eğilimini standartlaştırılmış biçimde ölçmekte ve -1 ile +1 arasında değer almaktadır. Bu kapsamda her deney satırı bir gözlem olarak kabul edilmiş ve ortalama mesafe artışı, TW ihlali, şarj istasyonu ziyareti, hesaplama süresi ve kullanılan araç sayısı değişkenleri arasında ikili korelasyonlar hesaplanmıştır. Pozitif korelasyon katsayıları iki göstergenin aynı yönde değiştiğini, negatif katsayılar ise ters yönde değiştiğini göstermektedir. Elde edilen sonuçlar Çizelge 4.20'de sunulmuştur.

Çizelge 4.20. Performans Göstergeleri Arasındaki Korelasyonlar

Değişken çifti	**Korelasyon değeri**	**Yorum**
TW ihlali – Kullanılan araç sayısı	0,882	Güçlü pozitif ilişki
Hesaplama süresi – Kullanılan araç sayısı	0,752	Güçlü pozitif ilişki
TW ihlali – Hesaplama süresi	0,703	Güçlü pozitif ilişki
TW ihlali – Şarj ziyareti	Orta düzey pozitif ilişki	Problem ölçeği arttıkça birlikte yükselme eğilimi
Mesafe artışı – Diğer göstergeler	Zayıf ilişki	Mesafe artışı operasyonel karmaşıklığı tek başına açıklamamaktadır

Korelasyon sonuçları, özellikle TW ihlali, hesaplama süresi ve kullanılan araç sayısı arasında güçlü ilişkiler olduğunu göstermektedir. TW ihlali ile araç sayısı arasındaki yüksek pozitif korelasyon, problem ölçeği arttıkça zaman penceresi ihlalleri ile araç ihtiyacının birlikte yükseldiğini göstermektedir. Benzer şekilde hesaplama süresi ile araç sayısı arasındaki güçlü ilişki, daha büyük ve karmaşık problemlerin daha uzun çözüm süreleri gerektirdiğini ortaya koymaktadır. TW ihlali ile hesaplama süresi arasındaki pozitif ilişki de beklenen bir bulgudur; problem büyüdükçe hem zaman penceresi uyumluluğu zorlaşmakta hem de yeniden optimizasyon süresi artmaktadır. Bu durum, dinamik EVRP'de zaman penceresi yönetimi ile hesaplama karmaşıklığının birlikte değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir.

Buna karşılık ortalama mesafe artışının diğer operasyonel göstergelerle daha zayıf ilişki göstermesi dikkat çekicidir. Bu durum, mesafe artışının tek başına operasyonel zorluk düzeyini tam olarak yansıtmadığını göstermektedir. Bir algoritma daha düşük mesafe artışı üretse bile bu çözüm daha fazla şarj ziyareti, daha uzun hesaplama süresi veya farklı araç kullanım düzeyi gerektirebilir. Bu nedenle performansın yalnızca mesafe üzerinden değerlendirilmesi yeterli değildir ve çok kriterli yaklaşım gereklidir. Genel olarak korelasyon analizi, performans göstergelerinin tamamen bağımsız olmadığını ortaya koymaktadır. Özellikle TW ihlali, hesaplama süresi ve araç sayısı birlikte artma eğilimindedir. Buna karşılık mesafe artışı, daha çok senaryo ve veri yapısıyla ilişkili olup diğer göstergelerle daha zayıf bir doğrusal ilişki sergilemektedir.

İstatistiksel analizler, deneysel sonuçların yalnızca ortalama değerlere değil, aynı zamanda anlamlı testlerle de desteklendiğini göstermektedir. Çok faktörlü ANOVA müşteri

sayısı, senaryo ve veri yapısının algoritma performansını güçlü biçimde etkilediğini göstermektedir. Özellikle müşteri sayısının TW ihlali, hesaplama süresi ve araç sayısı üzerindeki yüksek etkisi, problem ölçeğinin dinamik EVRP'de temel belirleyici olduğunu göstermektedir. Post-hoc analizler GA'nın mesafe ve araç sayısında, SA'nın ise hesaplama süresi ve şarj ziyareti açısından daha başarılı olduğunu ortaya koymuştur. Genel olarak sonuçlar, algoritma seçiminin tek bir ölçüte göre değil, problem koşulları ve operasyonel önceliklere göre yapılması gerektiğini göstermektedir.

5. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu tezde, son kilometre lojistiğinde kentsel alanlarda faaliyet gösteren otonom elektrikli araçlar için rota planlama problemi ele alınmış olup kapasite, batarya menzili, şarj istasyonu kullanımı ve zaman penceresi kısıtlarını birlikte içeren dinamik bir yapı kapsamında incelenmiştir. Bu kapsamda ele alınan otonomluk kavramı, araçların algılama, hareket kontrolü veya düşük seviyeli sürüş dinamiklerinden ziyade, filo düzeyinde operasyonel karar verme ve rota yeniden planlama yeteneği üzerinden değerlendirilmiştir. Bu doğrultuda geliştirilen yaklaşım, insan müdahalesi olmaksızın dinamik olayları işleyebilen, mevcut rota planlarını güncelleyebilen ve enerji, zaman penceresi, araç kapasitesi ve müşteri talebi gibi operasyonel kısıtlar altında uygulanabilir kararlar üretebilen bir planlama çerçevesi sunmaktadır. Böylece çalışma, otonom elektrikli araçların son kilometre lojistiğinde yalnızca fiziksel hareket kabiliyetiyle değil, aynı zamanda operasyonel uyarlanabilirlik ve karar destek kapasitesiyle de ele alınması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Çalışmanın temel amacı, gerçek yaşam koşullarını yansıtan kentsel dağıtım ortamlarında otonom elektrikli araç filoları için etkin, sürdürülebilir ve uygulanabilir rota planlama yaklaşımları geliştirmektir. Tez kapsamında kullanılan ESOGU-CEVRPTW veri seti, gerçek yol mesafeleri, yön kısıtları ve zaman pencereleri içeren yapısıyla, sentetik koordinatlara ve Öklidyen uzaklıklara dayalı klasik test problemlerine göre daha gerçekçi bir deneysel ortam sağlamıştır. Bu sayede çalışma, idealize edilmiş bir optimizasyon problemi olmanın ötesine geçerek kentsel dağıtım operasyonlarının fiziksel ve zamansal gerçekliğine daha yakın bir karar destek çerçevesi ortaya koymuştur.

Statik modelleme aşamasında geliştirilen meta-sezgisel yöntemler, CPLEX ile elde edilen optimal çözümler üzerinden karşılaştırılmıştır. Optimumdan yüzde sapma ölçütüne göre TS algoritmasının ortalama %2,30 sapma ile optimal çözümlere en yakın sonuçları verdiği belirlenmiştir. Bu sonuç, özellikle kısıtlı çözüm uzaylarında hafıza temelli yoğun arama mekanizmalarının çözüm kalitesi bakımından önemli bir üstünlük sağlayabildiğini göstermektedir. GA ve SA da uygulanabilir çözümler üretmiş ancak optimuma yakınlık açısından TS'nin gerisinde kalmıştır. Ayrıca küçük ölçekli örneklerde algoritmalar arasındaki fark daha sınırlı iken, orta ve büyük ölçekli veri setlerinde performans

ayrışmasının daha belirgin hâle geldiği gözlenmiştir. Bu durum, algoritma seçiminin yalnızca genel ortalama başarıya göre değil, problem ölçeği ve veri yapısına bağlı olarak değerlendirilmesi gerektiğini ortaya koymaktadır.

Tezin dinamik planlama boyutunda, başlangıçta elde edilen statik çözümler operasyon süreci boyunca çeşitli olaylara maruz bırakılmış ve yeniden rotalama yeteneği incelenmiştir. Bu kapsamda yeni müşteri eklenmesi, sipariş iptali, zaman penceresi değişimi, trafik yoğunluğu ve rota dengeleme gibi son kilometre lojistiğinde sık karşılaşılan durumlar senaryo tabanlı olarak modellenmiştir. Simülasyon yapısında aktif araçlara yeni müşteri eklenmesi, mevcut rotadan müşteri çıkarılması, zaman pencerelerinin güncellenmesi, trafik etkisiyle seyahat sürelerinin değiştirilmesi ve araçlar arasında yük aktarımı gibi mekanizmalar birlikte değerlendirilmiştir. Enerji fizibilitesi, kapasite sınırı, gecikmeler ve zaman penceresi ihlalleri de eşzamanlı olarak izlenmiştir. Böylece dinamik araç rotalama problemi yalnızca mesafe temelinde değil, çok boyutlu operasyonel performans açısından da ele alınmıştır.

Dinamik rotalama bulguları, performansın yalnızca başlangıçta üretilen statik çözüm kalitesine değil, aynı zamanda algoritmanın olaylara ne ölçüde hızlı ve tutarlı tepki verebildiğine de bağlı olduğunu göstermiştir. Yeni müşteri taleplerinin bazı durumlarda uygun araçlara entegre edilebilmesi, bazı durumlarda ise kapasite, enerji ve zaman penceresi kısıtları nedeniyle reddedilmesi sistem esnekliği ile kaynak sınırları arasındaki dengeyi açık biçimde ortaya koymuştur. Özellikle dinamik olayların arttığı durumlarda, sıkı biçimde optimize edilmiş statik rotaların her zaman yeterli manevra alanı bırakmadığı görülmüştür. Bu bulgu, son kilometre lojistiğinde yalnızca minimum maliyetli planların değil, aynı zamanda belirli bir dayanıklılık ve uyarlanabilirlik düzeyi taşıyan planların da gerekli olduğunu göstermektedir.

Deney tasarımı kapsamında algoritmaların farklı koşullar altındaki davranışlarını sistematik biçimde incelemek amacıyla tam faktöriyel bir yapı kurulmuştur. Deneysel yapı üç algoritma, on beş veri seti, on üç dinamik senaryo ve üç tekrar olacak şekilde tam faktöriyel olarak kurgulanmış ve toplam 1755 deney gerçekleştirilmiştir. GA, SA ve TS algoritmaları aynı Clarke–Wright başlangıç çözümünden başlatılmış ve aynı dinamik olay akışları altında test edilmiştir. Böylece algoritmaların yalnızca ortalama çözüm kalitesi değil,

talep artışı, müşteri iptali, trafik bozulması, zaman penceresi değişimi ve yüksek yoğunluklu karma stres koşulları altındaki dayanıklılıkları da karşılaştırılmıştır. Performans değerlendirmesi ise ortalama mesafe artışı, zaman penceresi ihlali, şarj istasyonu ziyareti, hesaplama süresi ve ortalama araç artışı olmak üzere beş temel gösterge üzerinden yapılmıştır. Bu çok boyutlu yapı, DEVRP'de algoritma performansının yalnızca rota maliyetiyle değil, hizmet seviyesi, enerji yönetimi, hesaplama etkinliği ve filo kullanımıyla birlikte ele alınması gerektiğini ortaya koymuştur.

Elde edilen deneysel ve istatistiksel bulgular, algoritma başarısının problem koşullarına göre değiştiğini göstermektedir. GA, özellikle ortalama mesafe artışı ve ortalama araç artış sayısı bakımından öne çıkarak dinamik talepleri mevcut rota yapısına daha etkin entegre edebilmiş ve filo kullanımını daha verimli yönetmiştir. SA ise hesaplama süresi ve şarj istasyonu ziyareti bakımından daha dengeli sonuçlar üretmiş, bu yönüyle gerçek zamanlı yeniden optimizasyon ve enerji yönetimi açısından güçlü bir alternatif sunmuştur. TS bazı senaryo ve veri yapılarında rekabetçi sonuçlar üretmekle birlikte genel performans açısından GA ve SA kadar tutarlı bir üstünlük sağlayamamıştır. ANOVA'lar da bu bulguları desteklemiş ve müşteri sayısının özellikle zaman penceresi ihlali, hesaplama süresi ve araç sayısı üzerinde en belirleyici faktörlerden biri olduğunu, senaryo yapısı ve veri dağılımının ise algoritma performansını önemli ölçüde şekillendirdiğini göstermiştir. Sonuç olarak bu çalışma, tek bir algoritmanın tüm koşullarda mutlak üstün olmadığını, algoritma seçiminin operasyonel önceliklere, problem ölçeğine, veri topolojisine ve dinamik olay yapısına göre yapılması gerektiğini ortaya koymaktadır.

Sonuç olarak bu tez, gerçek yol ağına dayalı, dinamik ve çok kısıtlı bir rota planlama yaklaşımı geliştirerek literatüre hem metodolojik hem de uygulamaya dönük katkı sağlamaktadır. Çalışmanın özgün yönü otonomluk, elektrikli araç kısıtları, zaman pencereleri, enerji yönetimi ve dinamik olayları aynı problem çerçevesinde bütüncül biçimde ele almasıdır. Gerçekçi veri seti kullanımı, dinamik olay yönetiminin simülasyon temelli modellenmesi ve meta-sezgisel algoritmaların çok boyutlu karşılaştırmalı analizi, çalışmanın akademik değerini güçlendirmiştir. Bu bakımdan tez, son kilometre lojistiği ve kentsel dağıtım alanlarında otonom elektrikli araçların dinamik rota planlamasına yönelik gelecekteki araştırmalar için sağlam bir temel oluşturmaktadır.

Bu bulgular doğrultusunda gelecekte yapılacak çalışmalar için bazı öneriler geliştirilebilir. Bu tezde problem tek depo, homojen filo ve belirli şarj istasyonu yapıları altında ele alınmıştır. Gelecekte çok depolu, heterojen araç filolu ve farklı şarj teknolojilerini içeren yapıların incelenmesi, modelin gerçek yaşam koşullarına daha fazla yaklaşmasını sağlayacaktır. Özellikle farklı batarya kapasitelerine, yük özelliklerine ve enerji tüketim davranışlarına sahip araçların birlikte kullanıldığı filolar, uygulamadaki çeşitliliği daha iyi yansıtacaktır. Ek olarak, bu tezde dinamik olaylar senaryo tabanlı ve simülasyon odaklı biçimde modellenmiştir. Gelecek çalışmalarda gerçek zamanlı trafik verileri, hava koşulları, müşteri davranışları ve talep tahmini gibi dışsal veri kaynaklarının modele çevrim içi olarak entegre edilmesi önerilmektedir. Böyle bir yaklaşım, rota planlama sistemlerinin yalnızca olaylara tepki veren değil, aynı zamanda olayları öngören ve önleyici kararlar alabilen yapılara dönüşmesine katkı sağlayacaktır. Bu bağlamda makine öğrenmesi ve pekiştirmeli öğrenme tabanlı yöntemler önemli bir araştırma alanı oluşturmaktadır.

Bu çalışmada performans değerlendirmesi toplam mesafe, zaman penceresi uyumu, şarj gereksinimi, hesaplama süresi ve kullanılan araç sayısı gibi ölçütler üzerinden yapılmıştır. Oysa uygulamada karbon emisyonu, enerji maliyeti, teslimat güvenilirliği, müşteri memnuniyeti ve filo kullanım dengesi gibi ek ölçütlerin de dikkate alınması önem taşımaktadır. Bu nedenle gelecekte çok amaçlı optimizasyon yaklaşımlarının geliştirilmesi ve farklı hedefler arasındaki ödünleşimlerin sistematik olarak incelenmesi yararlı olacaktır. Ayrıca, bu tezde kullanılan meta-sezgisel yöntemler tek başlarına ve ortak bir başlangıç çözümü üzerinden karşılaştırılmıştır. İleride bu yöntemlerin hibrit yapılar altında birleştirilmesi daha güçlü çözüm mekanizmalarının geliştirilmesine katkı sağlayabilir. Benzer şekilde, öğrenme tabanlı hiper-sezgisel yaklaşımlar ve adaptif operatör seçimi mekanizmaları da gelecek araştırmalar için önemli potansiyel taşımaktadır.

Genel olarak değerlendirildiğinde, bu tez çalışması son kilometre lojistiğinde otonom elektrikli araçların dinamik rota planlamasına ilişkin önemli bulgular ortaya koymuş hem akademik literatüre hem de uygulamaya dönük karar destek yaklaşımlarına katkı sağlamıştır. Bundan sonraki çalışmaların, burada geliştirilen modeli daha veri odaklı, daha uyarlanabilir ve daha bütünleşik sistem mimarilerine doğru genişletmesi, alanın gelişimi açısından önemli bir adım olacaktır.

KAYNAKLAR DİZİNİ

Ahmed, Z. H., Yousefikhoshbakht, M. (2023). *An improved tabu search algorithm for solving heterogeneous fixed fleet open vehicle routing problem with time windows.* Alexandria Engineering Journal, 64, 349-363. https://doi.org/10.1016/j.aej.2022.09.008

Alverhed, E., Hellgren, S., Isaksson, H., Olsson, L., Palmqvist, H., Flodén, J. (2024). *Autonomous last-mile delivery robots: a literature review.* European Transport Research Review, 16(1), 4. https://doi.org/10.1186/s12544-023-00629-7

Anastasiadou, M.N., Mavrovouniotis, M., Hadjimitsis, D. (2024). *Ant colony optimization for the dynamic electric vehicle routing problem.* Parallel Problem Solving from Nature – PPSN XVIII. PPSN 2024. Lecture Notes in Computer Science, 15148. https://doi.org/10.1007/978-3-031-70055-2_5

Andelmin, J., Bartolini, E. (2017). *An exact algorithm for the green vehicle routing problem*. Transportation Science, 51(4), 1288-1303. https://doi.org/10.1287/trsc.2016.0734

Aslan, Ö., İnci, S., Ahmet, Y. ESOGU-CEVRPTW. *Mendeley Data*, *V1*. 2025. Available online: https://data.mendeley.com/datasets/7vjzvxh72d/1.

Aslan Yıldız, Ö., Sarıçiçek, İ., Yazıcı, A. (2025). *A reinforcement learning-based solution for the capacitated electric vehicle routing problem from the last-mile delivery perspective*. Applied Sciences, 15(3), 1068. https://doi.org/10.3390/app15031068

Aydemir, E., Karagül, K. (2020). *Solving a periodic capacitated vehicle routing problem using simulated annealing algorithm for a manufacturing company.* Brazilian Journal of Operations & Production Management, 17(1), 1-13. DOI: https://doi.org/10.14488/BJOPM.2020.011

Azadi, A. H. S., Khalilzadeh, M., Antucheviciene, J., Heidari, A., Soon, A. (2024). *A sustainable multi-objective model for capacitated-electric-vehicle-routing-problem considering hard and soft time windows as well as partial recharging*. Biomimetics, *9*(4), 242. https://doi.org/10.3390/biomimetics9040242

Baty, L., Jungel, K., Klein, P., Parmentier, A., Schiffer, M. (2023). C*ombinatorial optimization enriched machine learning to solve the dynamic vehicle routing problem with time windows.* Transportation Science, Apr. https://doi.org/10.48550/arXiv.2304.00789.

Basso, R., Kulcsár, B., Sánchez-Díaz, I. D., Qu, X. (2022). *Dynamic stochastic electric vehicle routing with safe reinforcement learning.* Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 157, 102496. https://doi.org/10.1016/j.tre.2021.102496

KAYNAKLAR DİZİNİ

Bosona, T. (2020). *Urban freight last mile logistics- challenges and opportunities to improve sustainability: A literature review.* Sustainability, 12(21), 8769. https://doi.org/10.3390/su12218769

Bozkurt Keser, S., Toprak, A., Ciğer, F. E., Demiröz, M., Sarıçiçek, İ. (2021). Genetik Algoritma ile Eş Zamanlı Topla-Dağıt Araç Rotalama: İstanbul Anadolu Yakası için Bir Uygulama. Journal of the Institute of Science and Technology, 11(3), 1686-1699. https://doi.org/10.21597/jist.816991

Bruglieri, M., Ferone, D., Festa, P., Pisacane, O. (2025*). An effective and efficient matheuristic for the electric vehicle routing problem with capacitated recharging stations.* International Transactions in Operational Research. https://doi.org/10.1111/itor.70104

Bongiovanni, C., Kaspi, M., Geroliminis, N. (2018). *A two-phase heuristic approach for the dynamic electric autonomous dial-a-ride problem.* Transportation Research Procedia, 30, 94–103.

Celik, C., Sarıçiçek, İ., (2009). Tabu Search for Parallel Machine Scheduling with Job Splitting. 6th International Conference on Information Technology- New Generations (ITNG 2009) (pp.183-188). Nevada, United States Of America. https://doi.org/10.1109/itng.2009.271

Chen, S., Chen, R., Wang, G. G., Gao, J., Sangaiah, A. K. (2018). *An adaptive large neighborhood search heuristic for dynamic vehicle routing problems.* Computers & Electrical Engineering, 67, 596-607. https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2018.02.049

Chen, C., Demir, E., Huang, Y., Qiu, R. (2021). *The adoption of self-driving delivery robots in last mile logistics.* Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 146, 102214. https://doi.org/10.1016/j.tre.2020.102214

Cheng, Y., Szeto, W. Y. (2017). *Artificial bee colony approach to solving the electric vehicle routing problem.* Journal of the Eastern Asia Society for Transportation Studies, 12, 975-990. https://doi.org/10.11175/easts.12.975

Chu, K. F., Chen, T., Xie, Y., Lam, A. Y., Song, Y., Iida, F. (2025). *Collaborative routing and charging/discharging scheduling of electric autonomous vehicles in coupled power-traffic networks: a multiobjective approach.* IEEE Internet of Things Journal, 12(11), 17753-17764. https://doi.org/10.1109/JIOT.2025.3538796

Cipta, H., Hasibuan, M. F. (2023). *Optimal vehicle routing problem (VRP) for the distribution of medical devices by applying the clarke-wright algorithm.* International Journal of Science and Environment, 3(1), 7-12. https://doi.org/10.51601/ijse.v3i1.56

KAYNAKLAR DİZİNİ

Clarke, G., Wright, J. W. (1964). *Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points.* Operations Research, 12(4), 568-581. https://doi.org/10.1287/opre.12.4.568

Cortés-Murcia, D. L., Prodhon, C., Afsar, H. M. (2019). *The electric vehicle routing problem with time windows, partial recharges and satellite customers.* Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 130, 184-206. https://doi.org/10.1016/j.tre.2019.08.015

Danach, K., Raad, A., Nasser, A. (2025). Multi-modal last-mile delivery optimization with smart micro-hubs: a branch-and-price approach with valid inequalities. IEEE Open Journal of Intelligent Transportation Systems, 6, 1596-1611. https://doi.org/10.1109/OJITS.2025.3638659

De Maio, A. (2024). *A two-echelon routing model for sustainable last-mile delivery with an intermediate facility: A case study of pharmaceutical distribution in Rome.* Mathematics, 12(17), 2679. https://doi.org/10.3390/math12172679

Desrochers, M., Desrosiers, J., Solomon, M. (1992). *A new optimization algorithm for the vehicle routing problem with time windows.* Operations Research, 40(2), 342–354. https://doi.org/10.1287/opre.40.2.342

Elshaer, R., Awad, H. (2020). *A taxonomic review of metaheuristic algorithms for solving the vehicle routing problem and its variants.* Computers & Industrial Engineering, 140, 106242. https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106242

Erdelić, T., Carić, T. (2019). *A survey on the electric vehicle routing problem: variants and solution approaches.* Journal of Advanced Transportation. https://doi.org/10.1155/2019/5075671

Engesser, V., Rombaut, E., Vanhaverbeke, L., Lebeau, P. (2023). *Autonomous delivery solutions for last-mile logistics operations: a literature review and research agenda*. Sustainability, 15(3), 2774. https://doi.org/10.3390/su15032774

Euchi, J., Yassine, A. (2023). *A hybrid metaheuristic algorithm to solve the electric vehicle routing problem with battery recharging stations for sustainable environmental and energy optimization.* Energy Systems, 14(1), 243-267. https://doi.org/10.1007/s12667-022-00501-y

Eveborn, L., Rönnberg, E. (2026). *Branch-price-and-cut accelerated with a pricing for ıntegrality heuristic for the electrical vehicle routing problem with time windows and charging time slots.* arXiv preprint arXiv:2602.08673. https://doi.org/10.48550/arXiv.2602.08673

KAYNAKLAR DİZİNİ

Fan, H., Liu, K., Wang, J., Zhao, J. (2026). *Multi-depot electric vehicle routing problem with drones considering time-dependent traffic.* Advanced Engineering Informatics, 69, 104008. https://doi.org/10.1016/j.aei.2025.104008

Farahani, M., Zegordi, S. H., Kashan, A. H. (2023). *Developing a solution algorithm for the autonomous electric vehicle routing problem considering the mixed fleet.* IEEE Access. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2023.3237481

Ferreira, J. C., Esperança, M. (2025). *Enhancing sustainable last-mile delivery: The impact of electric vehicles and AI optimization on urban logistics.* World Electric Vehicle Journal, 16(5), 242. https://doi.org/10.3390/wevj16050242

Froger, A., Jabali, O., Mendoza, J. E., Laporte, G. (2022). *The electric vehicle routing problem with capacitated charging stations.* Transportation Science, 56(2), 460-482. https://doi.org/10.1287/trsc.2021.1111

Granada-Echeverri, M., Cubides, L., Bustamante, O. (2020). *The electric vehicle routing problem with backuals*. International Journal of Industrial Engineering Computations, 11(1), 131-152. https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2019.6.001

Guan, Q., Cao, H., Tan, J., Jia, L., Yan, D., Chen, B. (2025). *Token-specific deep reinforcement learning for energy-efficient capacitated electric vehicle routing problems.* Applied Energy, 396, https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2025.126314

Hanaa, B., Benhra, J. (2024). *Mixed electric vehicles and UAVs for last-mile delivery under ecological objective.* Sixth International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences, 1-8. https://doi.org/10.1109/ICDS62089.2024.10756461

He, Y., Wang, X., Zhou, F., Lin, Y. (2020*). Dynamic vehicle routing problem considering simultaneous dual services in the last mile delivery.* Kybernetes, 49(4), 1267-1284. https://doi.org/10.1108/K-05-2018-0236

Hof, J., Schneider, M., Goeke, D. (2017). *Solving the battery swap station location-routing problem with capacitated electric vehicles using an AVNS algorithm for vehicle-routing problems with intermediate stops.* Transportation Research Part B: Methodological, 97, 102-112. https://doi.org/10.1016/j.trb.2016.11.009

Hu, X., Chen, L., Tang, B., Cao, D., He, H. (2018). *Dynamic path planning for autonomous driving on various roads with avoidance of static and moving obstacles.* Mechanical Systems and Signal Processing, 100, 482-500. https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2017.07.019

Ilhan, İ. (2020). *A population based simulated annealing algorithm for capacitated vehicle routing problem.* Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences, 28(3), 1217-1235. https://doi.org/10.3906/geyik-1902-122

KAYNAKLAR DİZİNİ

James, J. Q., Lam, A. Y. (2017). *Autonomous vehicle logistic system: Joint routing and charging strategy.* IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 19(7), 2175-2187. https://doi.org/10.1109/TITS.2017.2766682

Jennings, D., Figliozzi, M. (2019). *Study of sidewalk autonomous delivery robots and their potential impacts on freight efficiency and travel.* Transportation Research Record, 2673(6), 317-326. https://doi.org/10.1177/0361198119849398

Jia, Y. H., Mei, Y., Zhang, M. (2021). *A bilevel ant colony optimization algorithm for capacitated electric vehicle routing problem.* IEEE Transactions on Cybernetics, 52(10), 10855-10868. https://doi.org/10.1109/TCYB.2021.3069942

Jie, W., Yang, J., Zhang, M., Huang, Y. (2019). *The two-echelon capacitated electric vehicle routing problem with battery swapping stations: formulation and efficient methodology.* European Journal of Operational Research, 272(3), 879-904. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2018.07.002

Jin, Y., Bao, X., Wang, Z. (2026). *A two-stage hybrid heuristic approach combining genetic algorithm and variable neighborhood descent for the clustered electric vehicle routing problem.* Expert Systems with Applications, 298, 129848. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2025.129848

Keser, S., Sarıçiçek, İ., Yazıcı, A., (2025). Electric Vehicle Routing with Recharging Stations: Trade-offs in Last-Mile Delivery. IET Intelligent Transport Systems, vol.19, no.1. https://doi.org/10.1049/itr2.70052

Keskin, M., Çatay, B. (2016). *Partial recharge strategies for the electric vehicle routing problem with time windows.* Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 65, 111-127. https://doi.org/10.1016/j.trc.2016.01.013

Kirkpatrick, S., Gelatt Jr, C. D., Vecchi, M. P. (1983). *Optimization by simulated annealing.* Science, 220(4598), 671-680. https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671

Kong, J., Xie, M., Wang, H. (2025). *Integrating autonomous vehicles and drones for last-mile delivery: a routing problem with two types of drones and multiple visits.* Drones, 9(4), 280. https://doi.org/10.3390/drones9040280

Kucukoglu, I., Dewil, R., Cattrysse, D. (2021). *The electric vehicle routing problem and its variations: A literature review.* Computers & Industrial Engineering, 161, 107650. https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107650

Kunnapapdeelert, S., Johnson, J. V., Phalitnonkiat, P. (2022). *Green last-mile route planning for efficient e-commerce distribution.* Engineering Management in Production and Services, 14(1). https://doi.org/10.2478/emj-2022-0001

KAYNAKLAR DİZİNİ

Labidi, H., Azzouna, N. B., Hassine, K., Gouider, M. S. (2023). *An improved genetic algorithm for solving the multi-objective vehicle routing problem with environmental considerations.* Procedia Computer Science, 225, 3866-3875. https://doi.org/10.1016/j.procs.2023.10.382

Lam, E., Desaulniers, G., Stuckey, P. J. (2022). *Branch-and-cut-and-price for the electric vehicle routing problem with time windows, piecewise-linear recharging and capacitated recharging stations.* Computers & Operations Research, 145, 105870. https://doi.org/10.1016/j.cor.2022.105870

Lee, C. (2021). *An exact algorithm for the electric-vehicle routing problem with nonlinear charging time.* Journal of the Operational Research Society, 72(7), 1461-1485. https://doi.org/10.1080/01605682.2020.1730250

Li, G., Li, J. (2020). *An improved tabu search algorithm for the stochastic vehicle routing problem with soft time windows.* IEEE Access, 8, 158115-158124. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.3020093

Lin, B., Ghaddar, B., Nathwani, J. (2021). *Deep reinforcement learning for the electric vehicle routing problem with time windows.* IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 23(8), 11528-11538. https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3105232

Lin, J., Wang, X., Niu, R., He, Y. (2025). *A q-learning-based hyper-heuristic for capacitated electric vehicle routing problem.* IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. https://doi.org/10.1109/TITS.2025.3594393

Liu, D., Yang, H., Mao, X., Antonoglou, V., Kaisar, E. I. (2023). *New mobility-assist e-grocery delivery network: a load-dependent two-echelon vehicle routing problem with mixed vehicles.* Transportation Research Record, 2677(1), 294-310. https://doi.org/10.1177/03611981221099277

Lu, H., Zhang, X., Yang, S. (2020). *A learning-based iterative method for solving vehicle routing problems.* In International Conference on Learning Representations (ICLR).

Lu, J., Wang, L. (2019). *A bi-strategy based optimization algorithm for the dynamic capacitated electric vehicle routing problem.* In 2019 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 646-653. https://doi.org/10.1109/CEC.2019.8789982

Luo, T., Heng, Y., Xing, L., Ren, T., Li, Q., Qin, H., ... Wang, K. (2024). *A two-stage approach for electric vehicle routing problem with time windows and heterogeneous recharging stations.* Tsinghua Science and Technology, 29(5), 1300-1322. https://doi.org/10.26599/TST.2023.9010101

KAYNAKLAR DİZİNİ

Kancharla, S. R., Ramadurai, G. (2018). *An adaptive large neighborhood search approach for electric vehicle routing with load-dependent energy consumption.* Transportation in Developing Economies, 4, 1-9. https://doi.org/10.1007/s40890-018-0063-3

Ma, B., Hu, D., Chen, X., Wang, Y., Wu, X. (2021). *The vehicle routing problem with speed optimization for shared autonomous electric vehicles service.* Computers & Industrial Engineering, 161, 107614. https://doi.org/10.1016/j.cie.2021.107614

Maghfiroh, M. F., Hanaoka, S. (2018). *Dynamic truck and trailer routing problem for last mile distribution in disaster response.* Journal of Humanitarian Logistics and Supply Chain Management, 8(2), 252-278. https://doi.org/10.1108/JHLSCM-10-2017-0050

Malik, S., Khonji, M., Elbassioni, K., Dias, J. (2025). *Collaborative last-mile delivery: a multi-platform vehicle routing problem with en-route charging*. arXiv preprint arXiv:2505.23584. https://doi.org/10.48550/arXiv.2505.23584

Mara, S. T. W., Elsayed, S., Essam, D., Sarker, R. (2022). *Vehicle routing problem for an integrated electric vehicles and drones system.* In International Conference on Intelligent Transport Systems. https://doi.org/10.1007/978-3-031-30855-0_14

Maroof, A., Ayvaz, B., Naeem, K. (2024). *Logistics optimization using hybrid genetic algorithm (HGA): A solution to the vehicle routing problem with time windows.* IEEE Access, 12, 36974-36989. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2024.3373699

Mavrovouniotis, M., Menelaou, C., Timotheou, S., Ellinas, G., Panayiotou, C., Polycarpou, M. (2020). *A benchmark test suite for the electric capacitated vehicle routing problem*. In 2020 IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1-8. https://doi.org/10.1109/CEC48606.2020.9185753

Mawengkang, H., Syahrini, I., Syahputra, M. R. (2025). *Resilience model development for multi-depot vehicle routing problems with probability constraints under disturbance conditions.* Eastern-European Journal of Enterprise Technologies, 5. https://doi.org/10.15587/1729-4061.2025.340200

Meyer, A., Gschwind, T., Amberg, B., Colling, D., (2025). *Exact algorithms for routing electric autonomous mobile robots in intralogistics.* European Journal of Operational Research, Elsevier, 323(3), 830-851. https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.12.041

Montoya, A., Guéret, C., Mendoza, J. E., Villegas, J. G. (2017). *The electric vehicle routing problem with nonlinear charging function.* Transportation Research Part B: Methodological, 103, 87-110. https://doi.org/10.1016/j.trb.2017.02.004

Moradi, N., Mafakheri, F., Wang, C. (2024). *Covering routing problem with robots and parcel lockers: A sustainable last-mile delivery approach.* In IISE Annual Conference. Proceedings, 1-6. https://doi.org/10.21872/2024IISE_7899

KAYNAKLAR DİZİNİ

Moradi, N., Mirzavand Boroujeni, N., Aftabi, N., Aslani, A. (2024). *Two-echelon electric vehicle routing problem in parcel delivery: A literature review.* Sustainable Cities and Society, 103, 105231. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.19395

Moradi, N., Sadati, I., Çatay, B. (2023). *Last mile delivery routing problem using autonomous electric vehicles.* Computers & Industrial Engineering, 184, 109552. https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109552

Mostafizi, A., Koll, C., Wang, H. (2021). *A decentralized and coordinated routing algorithm for connected and autonomous vehicles.* IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 23(8), 11505-11517. https://doi.org/10.1109/TITS.2021.3105057

Moufad, I., Frichi, Y., Jawab, F., Mkhalfi, J. (2025). *Towards smart and sustainable last mile delivery systems: a scoping review and conceptual framework.* Sustainability, 17(24), 11270. https://doi.org/10.3390/su172411270

Naumov, V. (2024). *When to use simulated annealing for solving CVRP? A case study of fuel deliveries in Poland*. arXiv preprint arXiv:2412.09293. https://doi.org/10.48550/arXiv.2412.09293

Olkhova, M., Roslavtsev, D., Matviichuk, O., Mykhalenko, A. (2020). *City delivery routes planning based on the ant colony algorithm*. https://doi.org/10.21122/2227-1031-2020-19-4-356-362

Ostermeier, M., Heimfarth, A., Hübner, A. (2022). *Cost-optimal truck-and-robot routing for last-mile delivery.* Networks, 79(3), 364-389. https://doi.org/10.1002/net.22030

Özarık, S. S., da Costa, P., Florio, A. M. (2024). *Machine learning for data-driven last-mile delivery optimization.* Transportation Science, 58(1), 27-44. https://doi.org/10.1287/trsc.2022.0029

Paz, J., Granada-Echeverri, M., Escobar, J. (2018). *The multi-depot electric vehicle location routing problem with time windows.* International Journal of Industrial Engineering Computations, 9(1), 123-136. https://doi.org/10.5267/j.ijiec.2017.4.001

Pelletier, S., Jabali, O., Laporte, G. (2019). *The electric vehicle routing problem with energy consumption uncertainty.* Transportation Research Part B: Methodological, 126, 225-255. https://doi.org/10.1016/j.trb.2019.06.006

Peng, Y., Zhu, W., Yu, D. Z., Liu, S., Zhang, Y. (2024). *Multi-depot electric vehicle–drone collaborative-delivery routing optimization with time-varying vehicle travel time.* Vehicles, 6(4), 1812-1842. https://doi.org/10.3390/vehicles6040088

KAYNAKLAR DİZİNİ

Pieralice, E., Trepiedi, L. (2016). *E-Commerce e nuovi servizi per la logistica di ultimo miglio.* Quali politiche delle città.

Prajapati, V. K., Jain, M., Chouhan, L. (2020). *Tabu search algorithm (TSA): A comprehensive survey.* International Conference on Emerging Technologies in Computer Engineering: Machine Learning and Internet of Things, 1-8. https://doi.org/10.1109/ICETCE48199.2020.9091743

Qin, H., Su, X., Ren, T., Luo, Z. (2021). *A review on the electric vehicle routing problems: Variants and algorithms.* Frontiers of Engineering Management, 8, 370-389. https://doi.org/10.1007/s42524-021-0157-1

Rafique, S., Town, G. E. (2019). *Potential for electric vehicle adoption in Australia.* International Journal of Sustainable Transportation, 13(4), 245-254. https://doi.org/10.1080/15568318.2018.1463416

Rezgui, D., Siala, J. C., Aggoune-Mtalaa, W., Bouziri, H. (2019). *Application of a variable neighborhood search algorithm to a fleet size and mix vehicle routing problem with electric modular vehicles.* Computers & Industrial Engineering, 130, 537-550. https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.03.001

Rodríguez-Esparza, E., Masegosa, A. D., Oliva, D., Onieva, E. (2024). *A new hyper-heuristic based on adaptive simulated annealing and reinforcement learning for the capacitated electric vehicle routing problem.* Expert Systems with Applications, 252, 124197. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.124197

Sánchez, A. L., Lujak, M., Semet, F., Billhardt, H. (2024). *Dynamic, fair, and efficient routing for cooperative autonomous vehicle fleets.* Expert Systems with Applications, 251, 123964. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2024.123964

Saragih, N. I., Turnip, P. (2024). *Solving vehicle routing problem with considering traffic congestion using tabu search algorithm.* In 2024 International Conference on Electrical Engineering and Informatics (ICELTICs), 102-107. https://doi.org/10.1109/ICELTICs62730.2024.10776413

Sarıçiçek, İ., (2018). A decision support system for non-identical parallel machine scheduling. Pamukkale Unıversity Journal of Engineering Sciences-Pamukkale Unıversity Mühendislik Bilimleri Dergisi, vol.24, no.1, https://doi.org/10.5505/pajes.2017.48658

Sarıçiçek, İ., Keser, S., Cibi, A., Ozdemir, T., Yazıcı, A., (2022). Energy efficient routing and task scheduling for autonomous transfer vehicles in intra logistics. Kuwait Journal of Science, vol.49, no.1. https://doi.org/10.48129/kjs.v49i1.10194

KAYNAKLAR DİZİNİ

Shao, S., Guan, W., Ran, B., He, Z., Bi, J. (2017). *Electric vehicle routing problem with charging time and variable travel time.* Mathematical Problems in Engineering, 2017. https://doi.org/10.1155/2017/5098183

Sindi, S., Woodman, R. (2020), *Autonomous goods vehicles for last-mile delivery: Evaluation of impact and barriers.* IEEE 23rd International Conference In Intelligent Transportation Systems. 1-6. https://doi.org/10.1109/itsc45102.2020.9294558

Siragusa, C., Tumino, A., Mangiaracina, R., Perego, A. (2022). *Electric vehicles performing last-mile delivery in B2C e-commerce: An economic and environmental assessment.* International Journal of Sustainable Transportation, 16(1), 22-33. https://doi.org/10.1080/15568318.2020.1847367

Souza, A. L., Papini, M., Penna, P. H., Souza, M. J. (2024). *A flexible variable neighbourhood search algorithm for different variants of the Electric Vehicle Routing Problem.* Computers & Operations Research, 168, 106713. https://doi.org/10.1016/j.cor.2024.106713

Spinelli, A., Bezzi, D., Jabali, O., Maggioni, F. (2026). *A stochastic electric vehicle routing problem under uncertain energy consumption.* Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 183, 105480. https://doi.org/10.1016/j.trc.2025.105480

Stamadianos, T., Kyriakakis, N. A., Marinaki, M., Marinakis, Y. (2023). *Routing problems with electric and autonomous vehicles: review and potential for future research.* In Operations Research Forum 4(2), 46 https://doi.org/10.1007/s43069-023-00228-1

Taha, A. E., AbuAli, N. (2018). *Route planning considerations for autonomous vehicles.* IEEE Communications Magazine, 56(10), 78-84. https://doi.org/10.1109/MCOM.2018.1800135

Taş, M. B. H., Özkan, K., Sarıçiçek, İ., Yazıcı, A. (2025). *Double deep q-network-based solution for the dynamic electric vehicle routing problem*. Applied Sciences, 16(1), 278. https://doi.org/10.3390/app16010278

Tilk, C., Olkis, K., Irnich, S. (2021). T*he last-mile vehicle routing problem with delivery options.* Or Spectrum, 43(4), 877-904. https://doi.org/10.1007/s00291-021-00633-0

Ünal, Y., Polat, A. A., Sarıçiçek, İ., Bozkurt Keser, S., Akalın, K. B., Yazıcı, A., (2025). Real time routing with vehicle failure and traffic awareness in last-mile delivery. Engineering and Applied Science Letters, vol.8, no.4, 98-112. https://doi.org/10.30538/psrp-easl2025.0128

KAYNAKLAR DİZİNİ

Vahedi-Nouri, B., Arbabi, H., Jolai, F., Tavakkoli-Moghaddam, R., Bozorgi-Amiri, A. (2022). *Bi-objective collaborative electric vehicle routing problem: Mathematical modeling and matheuristic approach.* Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 1-21. https://doi.org/10.1007/s12652-021-03689-6

Vasantha, C., Mayank, J., Agrawal, A., Mondal, A. (2025). *Intelligent algorithm for optimizing delivery time in electric vehicle fleet systems.* 17th International Conference on Communication Systems and Networks, 156-161. https://doi.org/10.1109/COMSNETS63942.2025.10885593

Venkatraman, P., Levin, M. W. (2021). *A congestion-aware tabu search heuristic to solve the shared autonomous vehicle routing problem.* Journal of Intelligent Transportation Systems, 25(4), 343-355. https://doi.org/10.1080/15472450.2019.1665521

Vincent, F. Y., Susanto, H., Jodiawan, P., Ho, T. W., Lin, S. W., Huang, Y. T. (2022). *A simulated annealing algorithm for the vehicle routing problem with parcel lockers.* IEEE Access, 10. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3152062

Wang, C., Qin, F., Xiang, X., Jiang, H., Zhang, X. (2023). *A dual-population-based co-evolutionary algorithm for capacitated electric vehicle routing problems.* IEEE Transactions on Transportation Electrification, 10(2), 2663-2676. https://doi.org/10.1109/TTE.2023.3294588

Wang, N., Sun, Y., Wang, H. (2021). *An adaptive memetic algorithm for dynamic electric vehicle routing problem with time-varying demands,* Mathematical Problems in Engineering, 10. https://doi.org/10.1155/2021/6635749

Wang, Y., Chen, C., Wei, Y., Wei, Y., Wang, H. (2025). *Collaboration and resource sharing for the multi-depot electric vehicle routing problem with time windows and dynamic customer demands.* Sustainability, 17(6), 2700. https://doi.org/10.3390/su17062700

Wicaksono, P. A., Puspitasari, D., Ariyandanu, S., Hidayanti, R. (2020). *Comparison of simulated annealing, nearest neighbour, and tabu search methods to solve vehicle routing problems.* In IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 426(1), 012138. https://doi.org/10.1088/1755-1315/426/1/012138

Wu, C., Xiang, X., Jiang, H., Zhang, X. (2025). *A multifidelity-based ant colony optimization algorithm for capacitated electric vehicle routing problems.* IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 27(1), 318-332. https://doi.org/10.1109/TITS.2025.3624831

Wu, Q., Tian, M. (2025). *Electric vehicle distribution route optimisation and charging strategy considering dynamic loads.* Polish Journal of Environmental Studies, 34(3), 3357-3369. https://doi.org/10.15244/pjoes/188650

KAYNAKLAR DİZİNİ

Xiao, J., Sun, B., Gao, X., Yang, H., Wang, L. (2024). *An intelligent partial charging navigation strategy for electric vehicles.* Geo-spatial Information Science, 1-14. https://doi.org/10.1080/10095020.2024.2336596

Xu, H., Pu, P., Duan, F. (2018). *Dynamic vehicle routing problems with enhanced ant colony optimization.* Discrete Dynamics in Nature and Society, 2018, 1-13. https://doi.org/10.1155/2018/1295485

Yan, F. (2018). *Autonomous vehicle routing problem solution based on artificial potential field with parallel ant colony optimization (ACO) algorithm.* Pattern Recognition Letters, 116, 195-199. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.10.015

Yang, S., Zhang, R., Ma, Y., Zuo, X. (2025). *Adaptive large neighborhood search incorporating mixed-integer linear programming for electric vehicle routing problem with mobile charging and nonlinear battery degradation.* Applied Soft Computing, 175, 112988. https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.112988

Ye, C., He, W., Chen, H. (2022). *Electric vehicle routing models and solution algorithms in logistics distribution: A systematic review.* Environmental Science and Pollution Research, 29(38), 57067-57090. https://doi.org/10.1007/s11356-022-21559-2

Yu, V. F., Anh, P. T. (2025). *The electric vehicle routing problem with time windows, partial recharges, and covering locations.* International Transactions in Operational Research. https://doi.org/10.1111/itor.70018

Yu, V. F., Anh, P. T., Chen, Y. W. (2023). *The electric vehicle routing problem with time windows, partial recharges, and parcel lockers.* Applied Sciences, 13(16), 9190. https://doi.org/10.3390/app13169190

Yuan, Z., Wang, T., Tian, J., Zhang, J., Zheng, J., Wu, J., Gao, Z. (2026). *Mitigate the range anxiety: two-stage optimization for the electric vehicle routing problem with time windows and battery status uncertainty.* Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 205, 104510. https://doi.org/10.1016/j.tre.2025.104510

Zahedi, F., Kia, H., Khalilzadeh, M. (2023). *A hybrid metaheuristic approach for solving a bi-objective capacitated electric vehicle routing problem with time windows and partial recharging.* Journal of Advances in Management Research, 20(4), 695-729. https://doi.org/10.1108/JAMR-01-2023-0007

Zhang, H., Sheppard, C. J., Lipman, T. E., Moura, S. J. (2019b). *Joint fleet sizing and charging system planning for autonomous electric vehicles.* IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 21(11), 4725-4738. https://doi.org/10.1109/TITS.2019.2946152

KAYNAKLAR DİZİNİ

Zhang, H., Zhang, Q., Ma, L., Zhang, Z., Liu, Y. (2019a). *A hybrid ant colony optimization algorithm for a multi-objective vehicle routing problem with flexible time windows.* Information Sciences, 490, 166-190. https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.03.070

Zhang, X., Wang, X., Dong, W., & Xu, G. (2025b). *Adaptive large neighborhood search for autonomous electric vehicle scheduling in airport baggage transport service.* Computers & Operations Research, 182, 107086. https://doi.org/10.1016/j.cor.2025.107086

Zhang, Y., Ding, Z., Sun, J., Chen, D., Goh, M., Yang, Z. (2026). *Evolving last-mile logistics: Where unmanned delivery fits.* Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review, 206, 104591. https://doi.org/10.1016/j.tre.2025.104591

Zhang Y., Li, X., Zhao, Y., Wang, H., Gui, G., Ye, Q. (2025a). *Online deep reinforcement learning approach for solving dynamic vehicle routing problems with time windows.* Chinese Control and Decision Conference. https://doi.org/10.1109/CCDC65474.2025.11090772.

Zhao, J., Yang, J., Yang, H. (2025). *The multi-trip time-dependent mix vehicle routing problem for hybrid autonomous shared delivery location and traditional door-to-door delivery modes.* arXiv preprint arXiv:2503.05842. https://doi.org/10.48550/arXiv.2503.05842

Zhou, B., Zhao, Z. (2022). *Multi-objective optimization of electric vehicle routing problem with battery swap and mixed time windows.* Neural Computing and Applications, 34(10), 7325-7348. https://doi.org/10.1007/s00521-022-06967-2

Zhou, S., Zhang, D., Ji, B., Zhou, S., Li, S., Zhou, L. (2024). *A MILP model and heuristic method for the time-dependent electric vehicle routing and scheduling problem with time windows.* Journal of Cleaner Production, 434, 140188. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2023.140188

Zhu, X., Yan, R., Huang, Z., Wei, W., Yang, J., Kudratova, S. (2020). *Logistic optimization for multi depots loading capacitated electric vehicle routing problem from low carbon perspective.* IEEE Access, 8, 31934-31947. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2971220

Zhu, Y., Lee, K. Y., Wang, Y. (2021). *Adaptive elitist genetic algorithm with improved neighbor routing initialization for electric vehicle routing problems.* IEEE Access, 9, 16661-16671. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2021.3053285

Zubir, A. A., Andriansyah, A., Derisma, S. (2022). *Determining the distribution route using the clustered generalised vehicle routing problem model and dijkstra's algorithm.* Journal of Science, Technology and Visual Culture, 2(2), 232-240.