

Araştırma Makalesi

Elektrikli Araçlar İçin Dinamik Gezgin Satıcı Problemi Üzerine Bir Çalışma¹²

A Study on the Dynamic Traveling Salesman Problem for Electric Vehicles

Volkan ÜNAL PhD Adayı, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü unal.vlkn@gmail.com https://orcid.org/0000-0001-8967-8392	Erencan YAVRUCU Araştırma Görevlisi, Türk – Alman Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü erencan.yavrucu@tau.edu.tr https://orcid.org/0000-0003-1888-7722
Mehmet SOYSAL Doç. Dr., Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü mehmetsoysal@hacettepe.edu.tr https://orcid.org/0000-0002-1570-660X	Mustafa ÇİMEN Dr.Öğr.Üyesi, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü mcimen@hacettepe.edu.tr https://orcid.org/0000-0001-8155-9145

Makale Geliş Tarihi	Makale Kabul Tarihi
01.02.2022	10.05.2022

Öz

Elektrikli araçlar, konvansiyonel araçlara oranla çevreye daha az zarar vermelerinden dolayı son yıllarda özellikle şehir içinde lojistik operasyonlarda sıklıkla kullanılmaya başlamıştır. Hem araç teknolojilerindeki gelişim hem de bilgi teknolojilerindeki ilerleme sayesinde araçlardan anlık olarak elde edilen veriler, araç rotalaması yapılırken daha verimli ve daha az maliyetli dağıtım rotalarının oluşumuna temel oluşturmuştur. Bu çalışmada elektrikli araçlar için Gezgin Satıcı Problemi, seyahat esnasında araç hızlarının dinamik olarak değişebildiği varsayımıyla ele alınmış, bu problem için bir Dinamik Programlama modeli geliştirilmiştir. Aracın enerji tüketimi; boş araç ağırlığı, yol durumu, çekiş gücü, sürücü deneyimi gibi unsurlardan oluşan bir enerji tüketim fonksiyonu ile detaylı olarak modele dahil edilmiştir. Büyük ölçekli problemlerin çözümü için bir Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritması önerilmiş, önerilen algoritma literatürde sıkça çalışılan 90 problem üzerinde uygulanmış ve bu problemlerin 51 tanesinde önerilen algoritmanın Kısıtlı Dinamik Programlama algoritmasından daha iyi sonuçlar ürettiği gözlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Dinamik Programlama, Gezgin Satıcı Problemi, Elektrikli Araçlar, Bağlantı Eleme Yaklaşımı, Sürdürülebilir Lojistik

Abstract

¹ Bu çalışma, Volkan Ünal tarafından Doç. Dr. Mehmet Soysal danışmanlığında hazırlanan doktora tez çalışmasını temel almaktadır.

² Bu çalışma Hacettepe Üniversitesi Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimince Desteklenmiştir. Proje Numarası: SUK-2022-19963

Önerilen Atıf /Suggested Citation

Ünal, V., Yavrucu, E., Soysal, M., Çimen, M., 2022 Elektrikli Araçlar İçin Dinamik Gezgin Satıcı Problemi Üzerine Bir Çalışma, *Üçüncü Sektör Sosyal Ekonomi Dergisi*, 57(2), 970-996.

In recent years, electric vehicles have started to be used frequently in logistics operations, especially in cities, since they cause less damage to the environment compared to conventional vehicles. Instantaneous data from vehicles obtained with the help of the development in vehicle technologies and the progress in information technologies enable to have more efficient and less costly distribution routes. In this study, the Traveling Salesman Problem for electric vehicles has been investigated with the assumption that vehicle speeds can change dynamically during travel, and a Dynamic Programming model has been developed for the addressed problem. Explicit energy consumption calculation is integrated into the model with an energy consumption function consisting of elements such as curb weight, road condition, traction power and driver experience. A Restricted Dynamic Programming – Link Elimination Approach algorithm is proposed for solving large-sized problems. The proposed algorithm has been applied on 90 problems that are frequently studied in the literature, and it has been observed that the proposed algorithm provides better results than the Restricted Dynamic Programming algorithm in 51 of these problems.

Keywords: *Dynamic Programming, Traveling Salesman Problem, Electric Vehicles, Link Elimination Approach, Sustainable Logistics*

1. Giriş

Şehir içi yük taşımacılığı, İktisadi İş birliği ve Gelişme Teşkilatı (*Organisation for Economic Co-operation and Development*, OECD) tarafından ürünlerin şehir merkezi ve banliyö bölgelerinde, atıkların geri iletimini de içine alacak şekilde teslimatı olarak tanımlanmıştır (OECD, 2003). Şehirlerin içinde ürünlerin taşınması, çok büyük oranda özel lojistik hizmet sağlayıcıları (*Private Logistics Service Providers*) ve / veya aralarında herhangi bir iş birliği ya da koordinasyon olmaksızın kendi operasyonlarını yöneten nakliyeciler tarafından sağlanmaktadır. Bu durum da şehirlerin yoğun trafik sıkıntısı yaşanan bölgelerinde yeterince efektif kullanılamayan fazla sayıda aracın daha fazla trafik yaratmasına ve karmaşaya sebebiyet vermektedir (Kant vd., 2016). Özellikle hızlı şehirleşmenin neden olduğu bölgesel trafik yoğunluğuna günümüzde ticari araçların da eklenmiş olması, şehir içlerinde meydana gelen trafiği artırmaktadır (Wang ve Thoben, 2017). Şehir içi yük taşımacılık ağı, devlet kurumları, kuryeler ve nakliye elemanları, alıcılar, şehirde yaşayan insanlar ve şehirlerde trafik oluşturan diğer bütün unsurlar ile birlikte, şehirlerdeki kısıtlı alt yapıyı kullanarak günlük işlevlerini tamamlamayı hedeflemekte, bu durum da planlı, uygulanabilir ve sürdürülebilir bir lojistik çözümüne olan ihtiyacı doğurmaktadır (Kant vd., 2016). Hızla artan şehirleşme oranı, şu anda dünya nüfusunun yarısından fazlasını barındıran şehirlerin 2050’li yıllara gelindiğinde toplam nüfusun üçte ikisinden fazlasına ev sahipliği yapacaklarını göstermektedir (Strokal vd., 2021). Artan şehirleşme oranıyla birlikte e-ticaretin de özellikle şehirlerdeki satın alım faaliyetlerinde geldiği üst seviye, şahıslara teslim edilen ürün miktarını büyük ölçüde artırmış ve şehirlerde e-ticaret ürünlerinin nakliyesinden doğan araç trafiğini de oldukça yüksek bir noktaya taşımıştır (Crainic vd, 2004 ; Dablanc, 2019 ; Giampoldaki vd., 2021). Artan trafik ve araç kullanımı, çevresel sorunları da beraberinde getirmektedir. Öyle ki, ulaşım ve nakliye sektörünün bugün geldiği noktada dünyada her yıl artmaya devam eden sera gazı emisyonlarının %24’ü kara yolu taşımacılığından kaynaklanmaktadır (Fernández vd., 2019). Bunun yanında, artan araç trafiğinin özellikle kalabalık şehir merkezlerinde gürültü kirliliğine neden olduğu ve gürültü kirliliğinin küresel bir halk sağlığı sorunu olarak değerlendirildiği yapılan çalışmalarda raporlanmıştır (Fiedler ve Zannin, 2015). Bu sorunlara ek olarak, yük taşımacılığının yoğunlukla yapıldığı bölgelerde insanların kendilerini güvende hissetmedikleri, bu nedenle yerleşim bölgelerinin şehir sınırlarının dışına doğru yayılma eğilimi sergilediği de görülebilmektedir (Crainic vd, 2004).

Kent nüfusundaki artış, arz-talep noktaları arasındaki mesafenin artması ve son yıllarda elektronik ticaretteki sürekli artış gibi nedenler çevresel, sosyal ve ekonomik açıdan, lojistik ve taşımacılık sektörlerinde köklü değişikliklere neden olmaktadır (Foiadelli vd., 2017). Bu değişikliklerden biri de sürdürülebilir şehir içi yük taşımacılığı kavramının tartışılmasıdır. Sürdürülebilir gelişim, Keeble tarafından (1988) gelecek nesillerin kendi ihtiyaçlarını karşılayabilmelerine engel olmayacak şekilde, bugünün ihtiyaçlarının karşılanabilmesine olanak sağlayan kalkınma tarzı şeklinde tanımlanmıştır. Bu tanımdan hareketle uzun vadede ekonomik gelişim, sosyal uyum ve ekosistemin korunmasının birlikte düşünülmesi ve ortak bir şekilde ele alınması gereken kavramlar olduğu tartışılmıştır (Wolff, 2004). Sürdürülebilir şehir içi yük taşımacılığı, tüm yük taşımacılığı kategorilerine ulaşım sisteminin sunduğu erişilebilirliği sağlarken hava kirliliğini, sera gazı emisyonlarını, atıkları ve gürültü kirliliğini doğal yaşama ve insan sağlığına zarar vermeyecek düzeye indirebilen, kaynak ve enerji verimliliğini korurken ürünlerin maliyet-etkin taşınabilmesine olanak sağlayan ve yaşam alanlarında insanların

hareketliliğinden ödün vermeden bu yaşam alanlarını iyileştirmeye katkı sağlayabilen bir sistem olarak tanımlanmaktadır (Behrends vd., 2008).

Son yıllarda sürdürülebilir şehir içi yük taşımacılığı literatüründe sıklıkla tartışılan elektrikli araçlar, konvansiyonel araçlara kıyasla daha az sera gazı emisyonu üretmeleri nedeniyle çevreye daha az zararlı (Ahani vd., 2016), daha az gürültü kirliliğine neden olmalarından ötürü daha kullanıcı ve halk dostu (Graham-Rowe vd., 2012), vergi, sigorta, depolama ve yıpranma gibi operasyonel maliyetlerinin görece daha düşük olmasından dolayı daha ekonomik (Melo vd., 2014) olmalarından dolayı sürdürülebilir şehir içi yük taşımacılığı ve kentsel ulaşım alanlarında uygun araçlar olarak kabul edilmektedirler (Altenburg vd., 2012). Şehir içi yük taşımacılığı alanında elektrikli araçların kullanımının efektif ve çevre için faydalı sonuçlar doğuracağı, yüksek düzeyde karbondioksit emisyonuna sebebiyet veren konvansiyonel araçlar yerine tercih edilmeleri durumunda çevresel sorunları önlemek konusunda dünyaya fayda sağlayacakları düşünülmektedir (Van Duin vd., 2013). Taniguchi ve diğerleri tarafından yapılan araştırmada (2000) elektrikli araçların şehir içi yük taşımacılığı sektöründe hizmet veren şirketler tarafından ortak bir şekilde kullanılmasının, şehirlerde meydana gelen araç trafiğini ve çevreye verilen zararı azaltabileceği gösterilmiştir. Öte yandan elektrikli araçlar henüz yaygınlaşma aşamasında olan bir araç türü oldukları için, talep belirsizliğinden kaynaklanan şarj altyapısı sorunuyla yüzleşmektedirler (Machado vd., 2020). Literatürde bu sorunun çözümüne yönelik çalışmalarda optimizasyon teknikleri kullanılarak elektrikli araç şarj istasyonlarını uygun şekilde konumlandırmak için çoklu metodolojiler geliştirilmektedir (Zhang vd., 2015). Bu araçlar üzerine çalışılan problemlerden bir diğeri ise araç bataryalarının kapasiteleri ve şarj olma sürelerinin uzunluğuyla alakalıdır (Machado vd., 2020). Araç bataryalarının istenen hızla şarj olmaması ve altyapı yetersizlikleri, kullanıcıların batarya kapasitesinin yolculuğun tümüne yetmemesi durumuna duydukları kaygı olarak tanımlanan “menzil kaygısı” na (*Range anxiety*) neden olmaktadır (Noel vd., 2019). İyimser araç menzil hesaplaması veya belirsiz trafik sıkışıklığı gibi farklı unsurlardan kaynaklanan bu durumun azaltılabilmesi için, menzil tahminleme teknolojilerinin gelişimi en önde gelen yaklaşım olarak görülmektedir (Soysal vd., 2020).

Araç rotalama problemi, operasyonel seviyede karşılaşılan temel taşımacılık problemlerinden biri olarak görülmektedir. Bu problem, bir ya da birden çok depodan farklı lokasyonlara dağılmış müşterilere, bazı kısıtlara uyulması koşuluyla en iyi dağıtım planını oluşturmak şeklinde tanımlanmaktadır (Laporte, 1992). Araç rotalama problemleri kurgulanırken dikkate alınan kısıtlara örnek olarak araç kapasitesinin belirli bir limitin altında olması, rota uzunluğunun belirli bir mesafeden fazla olmaması, şehir içlerinde yüksek tonajlı araçların yaratacağı trafiği minimize etmek için şehirlerin belli bölgelerine günün belli saatlerinde hizmet verilebilmesini sağlayan zaman pencerelerinin uygulanması, hizmet almayı bekleyen müşteriler arasında kurulacak öncelik sıraları gibi unsurlar verilebilmektedir (Laporte, 2007). Araç rotalama probleminin tek araç kullanılarak ele alınan versiyonu literatürde Gezgini Satıcı Problemi olarak bilinmektedir (Laporte ve Nobert, 1987). Gezgini Satıcı Problemi, literatürde zaman pencereleri, ek mesafe kısıtları gibi farklı varsayımlar altında incelenmiştir (Eksioglu vd., 2009; Braekers vd., 2016). Klasik araç rotalama problemleri ve gezgini satıcı problemlerinin yanı sıra, bu problemlerin gerçek hayatta uygulanması, uygulama esnasında oluşan bilginin gelişiminin / değişiminin ve kalitesinin de incelenmesini sağlamıştır. Bilginin değişimi ve kalitesi, optimal rotalar oluşturulurken kullanılan parametrelere ek olarak planlama ufku içinde optimal çözümü etkileyecek yeni bilgilerin ve durumların oluşumu olarak tanımlanmaktadır. Bu durum da oluşturulan rotaların planlama ufku içinde dinamik olarak değişebilmesini mümkün kılmaktadır (Pillac vd., 2013). Bu noktadan hareketle, yaşanan teknolojik gelişmeler ve bilgi – iletişim sistemlerinde meydana gelen ilerlemeler, araçların yolda giderken gerçek zamanlı olarak veri üretebilmesini sağlamış, üretilen bu verilerin toplanması ve işlenmesi ile de araç rotalama problemlerinde gerçek zamanlı verilerin kullanılabilmesi imkânı doğmuştur (Ritzinger vd., 2016).

Gerçek zamanlı verilerin araç rotalama problemlerine entegrasyonu, bir araç rotalama problemi türevi olan dinamik araç rotalama probleminin temelini oluşturmuştur (Psaraftis, 2016). Dinamik araç rotalama problemleri, dinamizmin problemin farklı boyutlarına uygulanması ile farklı türlerde ortaya çıkabilmektedir. Ürün taleplerinde ya da hizmet taleplerinde dinamizm (Hvattum vd., 2007 ; Beaudry vd., 2010), araç seyahat sürelerinde dinamizm (Fleischmann vd., 2004 ; Haghani ve Jung, 2005) ve araçların kullanım olanaklarında dinamizm (Li vd., 2009) literatürde bu konuda geçmişte uygulanan dinamizm türlerinden bazılarıdır (Pillac vd., 2013). Uygulamada kargo şirketlerinin teslimat rotalarının

belirlenmesi, belediyelerin geri dönüşüm malzemesi ve çöp toplama faaliyetlerinin planlaması, süpermarketler için ürün tedarikinin sağlanması, eczanelere ilaç ve tıbbi malzeme dağıtımının yapılması, akaryakıt istasyonlarına yakıt transferi, okul ve iş yerlerinin servis güzergâhlarının belirlenmesi gibi pek çok alanda, trafikte meydana gelen anlık değişiklikler, ziyaret edilmesi gereken ara durakların anlık değişimi gibi faktörlerin ortaya çıkması nedeniyle dinamik rotalama unsurları kullanılmaktadır.

Bu çalışmada, seyahat esnasında araç hızlarının dinamik olarak değişmesi ve detaylı araç enerji tüketimi dikkate alınmış, elektrikli araçlar için dinamik gezgin satıcı probleminin çözümüne yönelik bir dinamik programlama formülasyonu geliştirilmiştir.

Çalışmanın ikinci bölümünde, incelenen probleme benzer problemlerin tartışıldığı literatür taraması bölümü yer almaktadır. Ardından üçüncü bölümde öncelikle ele alınan problemin tanımı yapılmış, ardından problemin Dinamik Programlama formülasyonuna yer verilmiştir. Sonrasında, daha büyük problemlerin çözümü için literatürde yer alan ve bu çalışmada önerilen sezgisel çözüm yaklaşımları tanıtılmıştır. Çalışmanın dördüncü bölümünde önerilen sezgisel algoritma kullanılarak literatürde yer alan hipotetik veriler üzerinde analizler yapılmış ve geliştirilen sezgisel yaklaşımın performansı ortaya konulmuştur. Son bölümde ise elde edilen bulgular tartışılmıştır.

2. Literatür Taraması

Elektrikli Araç Rotalama Problemi'ne (EVRP) yönelik literatür taraması, Web of Science Core Collection (WOS) veritabanında taranan makaleler arasında konu (topic) bazlı aramada “vehicle routing” (*araç rotalama*) anahtar sözcükleri kullanılarak yapılmış, ardından “electric” (*elektrik*) anahtar sözcüğü ile arama sonuçları daraltılmıştır. Elde edilen makaleler, bu çalışmada ele alınan konuyla ilgileri doğrultusunda incelenmiş, 85 çalışma konu ile alakalı görülüp detaylı olarak analiz edilmiştir. İncelenen çalışmalara dair özet bilgiler, Tablo 1’de gösterilmiştir.

Tablo 1: Literatür özet tablosu

#	Çalışma	Problem ¹	Model ²	Çözüm Yaklaşımı	Dinamik faktörler	Belirsiz faktörler	Detaylı Tüketim Hesaplama
1	Wang ve Cheu, 2013	PDP	MINP	TPSH	-	-	-
2	Davis ve Figliozzi, 2013	EVRP	MIP	-	-	-	Boş ağırlık, yük miktarı, çekiş gücü, araç hızı
3	Lu vd., 2014	EVRP	MOP	-	-	-	-
4	Schneider vd., 2014	EVRP	MIP	HMH	-	-	-
5	Bruglieri vd., 2014a	PDP	MILP	MH	-	-	-
6	Bruglieri vd., 2014b	PDP	MILP	-	-	-	-
7	Wong vd., 2015	EVRP	MIP	GA	-	-	-
8	Schneider vd., 2015	EVRP	MIP	AVNS	-	-	-
9	Goeke ve Schneider, 2015	EVRP	MINP	ALNS	-	-	Çekiş gücü, araç hızı, yük miktarı, eğim
10	Keskin ve Çatay, 2016	EVRP	MILP	ALNS	-	-	-
11	Hiermann vd., 2016	EVRP	MIP	MH	-	-	-
12	Desaulniers vd., 2016	EVRP	Analitik	-	-	-	-
13	Adler vd., 2016	EVSWP	IP	-	-	-	-

14	Abousleiman ve Rawashdeh, 2016	EVRP	Analitik	PSO	-	-	Çekiş gücü, araç hızı, yük miktarı, eğim
15	Yu vd., 2017	HVRP	MIP	TBA	-	-	-
16	Shao vd., 2017	EVRP	MILP	GA	Trafik	-	-
17	Pimenta vd., 2017	DARP	MILP	HH	-	-	-
18	Murakami, 2017	EVRP	MILP	-	-	-	Çekiş gücü, boş ağırlık, yük miktarı
19	Montoya vd., 2017	EVRP	MILP	HMH	-	-	-
20	Hof vd., 2017	LRP	Analitik	AVNS	-	-	-
21	Conway, 2017	EVRP	Simülasyon	-	-	-	-
22	Abdulaal vd., 2017	PDP	MDP	HMH	-	Şarj istasyonlarındaki yoğunluk	-
23	Zhang vd., 2018	EVRP	MIP	ACO, ALNS	-	-	Boş ağırlık, yük miktarı, araç hızı, sürtünme
24	Shao vd., 2018	EVRP	MILP	HGA	-	-	Çekiş gücü, araç hızı, yük miktarı
25	Schiffer ve Walther, 2018	LRP	MIP	ALNS	-	-	-
26	Li vd., 2018a	EVRP	İSP	TPSH	-	-	-
27	Li vd., 2018b	EVRP	MILP	-	-	Trafikte bekleme süresi	-
28	Keskin ve Çatay, 2018	EVRP	MILP	ALNS	-	-	-
29	Mirhedayatian ve Yan, 2018	EVRP	MILP	-	-	-	-
30	Masmoudi vd., 2018	DARP	MINP	EVNS	-	-	Çekiş gücü, yük miktarı, araç hızı
31	Chen vd., 2018	PDP	MINP	-	-	-	-
32	Bruglieri vd., 2018	PDP	MOP	TPSH	-	-	-
33	Bi ve Tang, 2019	EVRP	MDP	HRA	Kalan enerji miktarı	Seyahat süresi	Çekiş gücü, ivme, boş ağırlık, araç yükü
34	Rossi vd., 2019	EVRP	Analitik	MH	-	Ürün talebi	-
35	Fernández vd., 2019	EVRP	Analitik	-	-	Enerji tüketimi	Araç hızı, sürücü davranışları, çekiş gücü
36	Zuo vd., 2019	EVRP	MILP	-	-	-	-
37	Goeke, 2019	PDP	MIP	MH	-	-	-
38	Xiao vd., 2019	EVRP	MILP	INS	Araç menzili	-	-
39	Çalık ve Fortz, 2019	ECS	MISP	BD	-	Ürün talebi	-
40	Keskin vd., 2019a	EVRP	MIP	-	-	Şarj istasyonlarındaki bekleme süresi	-
41	Keskin vd., 2019b	EVRP	MILP	ALNS	-	-	-

42	Reyes-Rubiano vd., 2019	EVRP	Analitik	SHA	-	Seyahat süresi	-
43	Koç vd., 2019	EVRP	MILP	ALNS	-	-	-
44	Froger vd., 2019	EVRP	Analitik	HMH	-	-	-
45	Hiermann vd., 2019	EVRP	Analitik	HGA	-	-	-
46	Pelletier vd., 2019	EVRP	MILP	TPSH	-	Enerji tüketimi	Boş ağırlık, çekiş gücü, ivme
47	Jie vd., 2019	EVRP	IP	HMH	-	-	-
48	Breunig vd., 2019	EVRP	Analitik	LNS	-	-	-
49	Zhang vd., 2019	LRP	Analitik	HVNS	-	Ürün talebi	-
50	Bongiovanni vd., 2019	DARP	MILP	B&C	-	-	-
51	Basso vd., 2019	EVRP	MILP	-	-	-	Araç hızı, yay nitelikleri, çekiş gücü, ivme ve frenleme
52	Shen vd., 2019	EVRP	Analitik	MH	-	Seyahat süresi	Çekiş gücü, frenleme gücü, ortalama seyahat süresi
53	Li vd., 2020a	EVRP	Analitik	ACO	-	-	-
54	Taş, 2020	EVRP	MILP	CG	-	-	-
55	Chen vd., 2020	EVRP	NLP	-	-	-	-
56	Mao vd., 2020	EVRP	MINP	HMH	-	-	-
57	Granada-Echeverri vd., 2020	EVRP	MILP	MH	-	-	-
58	Ferro vd., 2020	EVRP	MILP	-	-	-	Boş ağırlık, yük miktarı, araç hızı, ivme ve frenleme, çekiş gücü
59	Li vd., 2020b	EVRP	MILP	HMH	-	-	-
60	Zhu vd., 2020	EVRP	MIP	HMH	-	-	-
61	Zhang vd., 2020	EVRP	FO	HMH	-	Hizmet süresi, enerji tüketimi, seyahat süresi	-
62	Kancharla ve Ramadurai, 2020	EVRP	MILP	ALNS	-	-	-
63	Meng ve Ma, 2020	EVRP	MILP	ACO	-	-	-
64	Lu vd., 2020	EVRP	MILP	IVNS	-	-	Araç hızı, boş ağırlık, yük miktarı, mesafe
65	Soysal vd., 2020	PDP	C-MILP	-	-	Bataryalarda şarj eksilmesi	-
66	Wang vd., 2020	EVRP	MIP	VNS	-	-	Çekiş gücü
67	Ge vd., 2020	EVRP	MILP	HMH	Ürün talebi	Ürün talebi	-
68	Li vd., 2020c	EVRP	MIP	GA	-	-	Çekiş gücü, boş ağırlık, yük miktarı, mesafe
69	Zhao vd., 2021	EVRP	MOP	HGA	-	-	Boş ağırlık, yük miktarı, mesafe

70	Yang vd., 2021	EVVP	Analitik	HMH	-	-	-
71	Deng vd., 2021	EVVP	MIP	HMH	-	-	-
72	Basso vd., 2021	EVVP	C-MILP	-	-	Enerji tüketimi	Boş ağırlık, yük miktarı, çekiş gücü, yol durumu, ivme ve frenleme
73	Messaoud, 2021	EVVP	CCP	LNS	-	Seyahat süresi	-
74	Yindong vd., 2021	EVVP	MIP	EDA	-	-	-
75	Yu vd., 2021	EVVP	MIP	ALNS	-	-	Çekiş gücü, boş ağırlık, yük miktarı, araç hızı
76	Wang ve Zhou, 2021	EVVP	MIP	VNS	-	-	-
77	Chen vd., 2021	EVVP	Analitik	PFA	-	Enerji tüketimi, seyahat süresi	Çekiş gücü, ivme ve frenleme, yay nitelikleri, araç yükü, boş ağırlık
78	Bac ve Erdem, 2021	EVVP	MIP	HMH	-	-	-
79	Jia vd., 2021	EVVP	MOP	HMH	-	-	-
80	Rastani ve Çatay, 2021	EVVP	MILP-MINP	HMH	-	-	Çekiş gücü, boş ağırlık, yük miktarı, araç hızı
81	Florio vd., 2021	EVVP	Analitik	BC&P	-	Seyahat süresi	-
82	Keskin vd., 2021	EVVP	MILP	ALNS	-	Şarj istasyonlarında bekleme süresi	-
83	Karakatiç, 2021	EVVP	MIP	GA	-	-	-
84	Kullman vd., 2021	EVVP	MDP	ADP	-	Şarj istasyonlarındaki yoğunluk	-
85	Basso vd., 2022	EVVP	MDP	SRL	Ürün talebi	Enerji tüketimi	Boş ağırlık, yük miktarı, çekiş gücü, trafik, araç hızı, yol durumu
	Bu çalışma	ETSP	DP	RDP-LE	Araç hızı	-	Boş ağırlık, yol durumu, çekiş gücü, sürücü deneyimi

1: VRP: Araç Rotalama Problemi, EVVP: Elektrikli VRP, PDP: Topla – Dağıt VRP, EVSWP: Elektrikli Araçlar- En Kısa Yürüme Problemi, HVVP: Hibrit VRP, DARP: Müşteri Rotalama Problemi, LRP: Lokasyon Rotalama Problemi, ECS: Elektrikli Araç Paylaşımı Problemi, ETSP: Elektrikli Araç Gezin Satıcı Problemi

2: MINP: Karma Tam Sayılı Doğrusal Olmayan Programlama, MIP: Karma Tam Sayılı Programlama, MOP: Çok Amaçlı Programlama, MILP: Karma Tam Sayılı Doğrusal Olmayan Programlama, IP: Tam Sayılı Programlama, MDP: Markov Karar Süreci, ISP: İki Seviyeli Programlama, NLP: Doğrusal Olmayan Programlama, C-MILP: Şans Kısıtlı MILP, CCP: Şans Kısıtlı Programlama, FO: Bulanık Optimizasyon, MISP: Karma Tam Sayılı Stokastik Programlama, DP: Dinamik Programlama

3: TPSH: İki Aşamalı Çözüm Sezgiseli, HMH: Hibrit Meta Sezgisel Yaklaşım, MH: Meta Sezgisel Yaklaşım, GA: Genetik Algoritma, VNS: Değişken Komşuluk Arama, AVNS: Uyarlanabilir VNS, LNS: Büyük Komşuluk Arama, ALNS: Uyarlanabilir LNS, PSO: Parçacık Sürüş Optimizasyonu, TBA: Tavlama Benzetimi Algoritması, HH: Hibrit Sezgisel Yaklaşım, HRA: Hibrit Rotalama Algoritması ACO: Karınca Kolonisi Optimizasyonu, HGA: Hibrit GA, EVNS: Evrimsel VNS, INS: Tekrarlayan Komşuluk Arama, B&C: Dal-kesi algoritması, CG: Kolon Türetme Algoritması, IVNS: Tekrarlayan VNS, EDA: Dağılım Tahminleme Algoritması, BD: Bender Ayrıştırma Algoritması, SHA: Simheuristik Yaklaşım, HVNS: Hibrit VNS. SRL: Güvenli Pekiştirmeli Öğrenme, PFA: Yol Bulma Algoritması, ADP: Yaklaşık Dinamik Programlama, BC&P: Dal-kesi ve Değer Algoritması, RDP-LE: Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı

İncelenen çalışmalar arasında, matematiksel modelinde dinamik unsurlar dikkate alınan beş çalışmaya rastlanmıştır. Shao ve diğerleri (2017) çalışmalarında EVVP için karışık tamsayı doğrusal programlama modeli geliştirmişlerdir. İnceledikleri problemde şehir trafiğini dinamik bir unsur olarak ele almışlar, bu amaçla seyahat süresini bir değişken faktör olarak modele dahil etmişlerdir. Seyahat süresini hesaplamak için, her iki dakikada bir değişen seyahat hızlarını dikkate almışlardır. Xiao ve diğerleri (2019), literatürde ilk defa zaman pencerelerinin gözetildiği, elektrikli araçların maksimum menzilin sabit bir değer kabul edilmesi yerine aracın hızı ve yüküne bağlı olarak dinamik biçimde değiştiği bir EVVP varyantını incelemişler, bu problemin çözümüne yönelik olarak karışık tamsayı doğrusal programlama modeli geliştirmişlerdir. Geliştirdikleri modele yönelik yaptıkları testlerde sabit

menzil ve seyahat hızı varsayımlarına oranla dinamik menzil ayarlarının %17,9 ile %49,7 oranında maliyet tasarrufu sağladığını belirtmişlerdir. Çözüm yaklaşımı olarak Tekrarlayan Komşuluk Arama Algoritması tabanlı bir sezgisel yöntem geliştirmişlerdir. Bi ve Tang (2019) ise Markov Karar Zinciri yaklaşımı kullanarak modelledikleri EVRP türevinde aracın bataryasında kalan enerji miktarını dinamik bir unsur olarak ele almışlardır. Düğümler arasındaki seyahat süresini bilinmeyen bir unsur olarak geliştirdikleri matematiksel modele dahil eden yazarlar, çözüm yaklaşımı olarak bir Hibrit Rotalama Algoritması önermişlerdir. Ge ve diğerleri (2020) ise ürünlere olan talebin hem belirsiz hem de dinamik olarak değiştiğini varsayan bir EVRP türevini incelemişlerdir. Problemden talebin stokastik olduğu durumda lokasyonu bilinen bir müşteri, bir olasılıksal dağılıma göre ürün talep etmekte, talebin dinamik olduğu durumda ise talebin oluşum zamanı, müşteri lokasyonu ve talep miktarı, yalnızca müşteriden talep geldiği zaman anlaşılabilmektedir. Bahsedilen problem için geliştirilen karışık tamsayılı doğrusal programlama modeli hibrit bir meta sezgisel yöntem önerisiyle çözülmektedir. Basso ve diğerleri (2022) ise belirsiz enerji tüketimi, dinamik müşteri talepleri ve şarj planlaması içeren EVRP türevini literatürde ilk kez incelemişlerdir. Enerji tüketimini hesaplarken boş araç ağırlığı, yük miktarı, çekiş gücü, trafik, araç hızı, yol durumu gibi unsurları dikkate almışlar, Markov Karar Süreci metodu ile problemi matematiksel olarak modellemişler ve çözüm önerisi olarak bir Güvenli Pekiştirmeli Öğrenme (*Safe Reinforcement Learning*) yaklaşımı geliştirmişlerdir.

İncelenen çalışmalar arasında, içerdiği detaylı yakıt tüketimi fonksiyonunda, bu çalışmada ele alınan fonksiyon elemanlarına benzer nitelikte elemanlar içeren çalışmalara rastlanmıştır. Davis ve Figliozi (2013), elektrikli araçların konvansiyonel araçlarla rekabet kabiliyetini ölçmeye yönelik geliştirdikleri EVRP'yi MIP metodu ile modellemişlerdir. Modellerinde boş araç ağırlığı, yük miktarı, araç çekiş gücü ve hıza bağlı olmak üzere detaylı araç enerji tüketimi hesaplamasına yer vermişlerdir. Yazarlar elektrikli araçların konvansiyonel araçlarla rekabetinde en önemli unsurun, elektrikli araçların operasyonel maliyetlerde yüksek satın alım maliyetlerini karşılayabilecek miktarda düşüş yaratması koşulu olduğunu raporlamışlardır. Basso ve diğerleri (2019) iki aşamalı EVRP için genişletilmiş enerji tüketimi hesaplaması içeren bir MILP modeli geliştirmişlerdir. Bu çalışma literatürde enerji talebini, detaylı hız profili ve düğümler arasındaki yolların topografik özelliklerini dikkate alarak gerçekçi şekilde hesaplayan ilk araç rotalama problemi çalışmasıdır. Araç yakıt tüketimi hesaplanırken araç hızı, düğümler arasındaki yolların topografik özellikleri, araç çekiş gücü, ivme ve frenleme gibi unsurlar dikkate alınmıştır. Başka bir çalışmada Basso ve diğerleri (2021) enerji tüketiminin belirsiz bir unsur olarak ele alındığı ve tüketimin boş araç ağırlığı, yük miktarı, çekiş gücü, yol durumu, ivme ve frenleme gibi unsurlar ile hesaplandığı bir EVRP türevini C-MILP metodunu kullanarak matematiksel olarak modellemişlerdir. Chen ve diğerleri (2021) enerji tüketiminin ve seyahat süresinin belirsiz unsurlar olarak ele alındığı bir EVRP türevini incelemiş, bu problemin çözümü için bir Yol Bulma Algoritması (Path-Finding Algorithm – PFA) önermişlerdir. Kurdukları matematiksel modelde enerji tüketimini hesaplarken çekiş gücü, ivme ve frenleme, yay nitelikleri, araç yükü, boş araç ağırlığı gibi unsurları dikkate almışlardır.

Bu çalışmada ise seyahat esnasında araç hızlarının dinamik olarak değişmesi dikkate alınmış, elektrikli araçlar için dinamik gezgin satıcı probleminin çözümüne yönelik bir dinamik programlama formülasyonu geliştirilmiştir. Geliştirilen modelde aracın yakıt tüketimi hesaplanırken boş araç ağırlığı, yol durumu, çekiş gücü, sürücü deneyimi gibi faktörleri dikkate alan detaylı bir yakıt tüketim fonksiyonu kullanılmıştır. Büyük ölçekli problemlerin çözülebilmesi için ise bir Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritması önerilmiştir.

3. Problem Tanımı, Dinamik Programlama Formülasyonu ve Sezgisel Yaklaşım

Bu bölümde ilk olarak ele alınan problemin tanımı yapılmış ve problemin Dinamik Programlama (DP) formülasyonu oluşturulmuştur. Ardından büyük ölçekli problemleri çözebilmek için literatürde yer alan “Kısıtlı Dinamik Programlama” yaklaşımı ve bu yaklaşımı temel alarak bu çalışmada geliştirilen “Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme” yaklaşımı tanıtılmıştır.

3.1. Problem Tanımı

Bu çalışmada üzerinde durulan gezgin satıcı problemi bir ağ olarak $G = \{V, A\}$ şeklinde tanımlanmaktadır. Burada $V = \{0, 1, \dots, n\}$ düğümleri, A ise noktalar arası bağlantıları ifade etmektedir. Düğüm $\{0\}$ depoyu temsil etmekte, kalan düğümler ise müşterilere karşılık gelmektedir. Başlangıç

anında depoda bulunan bir elektrikli araç ile her müşterinin tam olarak bir kez ziyaret edilmesi gerekmektedir.

Bu çalışmada ele alınan Dinamik Gezgin Satıcı Problemi, dağıtım esnasında dinamik olarak değişen araç hız verilerini dikkate almaktadır. Nihai hedef, en düşük enerji tüketimi maliyeti ile depodan başlayıp tüm müşterilerin birer kez gezildiği ve sonunda tekrar depoya dönülen bir rotanın elde edilmesidir. Noktalar arası seyahat için gerekli olan enerji tüketim miktarları detaylı olarak tahmin edilmektedir.

Barth vd. (2005) tarafından konvensiyonel araçların yakıt tüketim tahmini için ortaya konulan yaklaşım, Asamer vd. (2016) tarafından elektrikli yük araçlarının enerji tüketimini tahmin etmek üzere aşağıda gösterilen formüle uyarlanmıştır.

Birçok çalışmada (örn. Bektaş ve Laporte, 2011; Demir vd., 2012; Franceschetti vd., 2013) kullanılan bu yaklaşımda, elektrikli araçlar için $F(kg)$ yükü ile sabit $v(m/s)$ hızında $d(m)$ mesafe kat etmek için gereken $Z(kWh)$ enerji tüketimleri şu şekilde hesaplanmaktadır:

$$Z(v) = \max\left(0, \frac{\beta dv^2 + \alpha(w+F)d}{(3.6)10^6}\right) \varepsilon + \frac{p\left(\frac{d}{v}\right)}{(3.6)10^6} \quad (1)$$

Formülde $Z(v)$, v araç hızında harcanan enerji miktarını (kWh) ifade eder. Burada, $\beta = 0.5C_d\rho A_e$ ve $\alpha = g \sin \theta + gC_r \cos \theta$ olarak ifade edilir. Tablo 2, enerji tüketimi hesaplaması için gerekli parametreleri göstermektedir.

Tablo 2: Enerji tüketimi hesaplaması için gerekli parametreler

Parametre	Tanımı
w	Boş araç ağırlığı (kg)
g	Yerçekimi sabiti (m/s^2)
C_d	Aerodinamik sürtünme katsayısı
C_r	Yuvarlanma direnci katsayısı
ρ	Hava yoğunluğu (kg/m^3)
A_e	Ön yüzey alanı (m^2)
ε	Sürücü deneyimine ilişkin parametre
θ	Yol açısı
p	Yardımcı güç talebi (W)

3.2. Dinamik Programlama Algoritması

Bellman (1962) ve Held ve Karp (1962), küçük ölçekli gezgin satıcı problemlerinin DP yöntemi kullanılarak optimal olarak çözülebileceğini ortaya koymuştur. Bellman tarafından bu problem için önerilen algoritma aşağıda kısaca anlatılmaktadır.

Φ herhangi bir zamanda ziyaret edilen düğümler kümesini ifade etmektedir ($\Phi \subseteq V \setminus 0$). $C(\Phi, j)$ düğüm 0'dan başlayan, Φ içerisindeki tüm düğümleri tam olarak bir kez ziyaret eden ve j düğümünde biten bir araç rotası için harcanan toplam enerji miktarını göstermektedir. Bundan sonra (Φ, j) metin boyunca *kısmi tur* olarak isimlendirilecektir. i düğümünden j düğüme seyahat nedeniyle harcanan enerji miktarı $c_{i,j}$ ile gösterilmektedir. Algoritma içerisinde, $C(\Phi, j)$ ilk aşamada (2) ve takip eden aşamalarda (3) aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır:

$$C(\{j\}, j) = c_{0,j}, \forall j \in V \setminus 0 \quad (2)$$

$$C(\Phi, j) = \min_{i \in \Phi \setminus j} \{C(\Phi \setminus j, i) + c_{i,j}\}, \forall j \in \Phi \quad (3)$$

Son olarak, düğüm 0'a dönüş de dahil olmak üzere eksiksiz tam bir tur için harcanan minimum toplam enerji miktarını gösteren C^* hesaplaması aşağıdaki gibidir:

$$C^* = \min_{j \in V \setminus 0} \{C(V \setminus 0, j) + c_{j,0}\} \quad (4)$$

3.3. Kısıtlı Dinamik Programlama (RDP) Algoritması

En iyi (optimal) çözümü veren DP algoritması her bir aşamada olası bütün durumları değerlendirmektedir. Ancak üssel olarak artan bellek ve hesaplama süresi gereksinimleri büyük boyutlu problemlerde dinamik programlama yönteminin kullanılmasını olanaksız kılmakta veya yüksek maliyetli donanım yatırımları gerektirmektedir (Soysal vd., 2017). Bu sorunun üstesinden gelmek için literatürde geliştirilen sezgisel yaklaşımlar bulunmaktadır. Malandraki ve Dial (1996) tarafından geliştirilen Kısıtlı Dinamik Programlama (*Restricted Dynamic Programming, RDP*) algoritması, DP algoritması gibi tüm durumları incelemek yerine her aşamada, umut vadeden (maliyet açısından en avantajlı) H tane durumun dikkate alınmasını öneren basit bir mantığa dayanmaktadır. Bu algoritmada $H = \infty$ olarak tanımlanması, algoritmanın optimal çözümü bulan DP algoritması şekline dönüşmesi demektir.

RDP algoritmasının her aşamasında yerine getirilen işlemler kısaca aşağıda özetlenmektedir.

1. Önceki aşamalarda gezilen noktaları dikkate alarak, bu aşamada tura eklenebilecek yeni noktaları belirle,
2. Bu aşamada karşılaşılan durumlar için toplam maliyeti hesapla,
3. Toplam maliyetlerine göre durumları küçükten büyüğe sırala,
4. En düşük maliyetli H tane durumu seç,
5. Diğer aşamada sadece seçilen H durumu dikkate alarak ilerle,
6. Eğer bütün noktalar gezildiyse, tüm turun toplam maliyetini hesapla ve algoritmayı sonlandır.
7. Eğer bütün noktalar gezilmediyse, 1. aşamaya dön.

RDP algoritması, her aşamada tüm durumların dikkate alınmaması nedeniyle en iyi çözümü garanti etmemektedir; ancak DP algoritmasının üssel olarak artan depolama ve zaman gereksinimini ortadan kaldırmaktadır.

3.4. Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı

Bu çalışmada, bağlantı eleme mantığı kullanılarak RDP yaklaşımını geliştiren yeni bir çözüm yaklaşımı önerilmektedir. Gezgin satıcı problemi için DP algoritmasının her durumu, o ana kadar ziyaret edilen düğümler (kısmi tur) ve önceden ziyaret edilen düğüm hakkındaki bilgileri içermektedir. RDP algoritması, o ana kadar elde edilen maliyetlere göre her aşamada durumların genişletilmesini önermektedir. Burada, DP'deki durumların nispeten daha iyi genişletilmesini sağlamak için bağlantı eleme mantığı RDP algoritmasına dahil edilmektedir. RDP algoritması, ilk aşamadan son aşamaya bir yönde hareket etmeyi içeren bir ileri özyineleme kullanır. Her aşamada, o ana kadar ilgili müşterilerin ziyaret edilmesinden kaynaklanan maliyetler göz önünde bulundurulmaktadır. Bağlantı eleme işleminde, noktalar arası bağlantılar arasındaki maliyetlerin ortalaması hesaplanarak, RDP algoritmasında seçilen durumların, ortalama maliyet altındaki bağlantılardan olması sağlanmaktadır. RDP algoritmasına bağlantı eleme mantığının uyarlanması esnasında gerçekleşen işlemler kısaca aşağıda özetlenmektedir.

İlk olarak tüm düğümler arasındaki hız ve mesafe bilgileri kullanılarak, düğümler arasındaki ortalama enerji tüketimi hesaplanır. Ortalama tüketim değeri $\bar{X}$ olarak ifade edilmektedir.

1. Önceki aşamalarda gezilen noktaları dikkate alarak, bu aşamada tura eklenebilecek yeni noktaları belirle,
2. Yeni noktaların tüketim maliyetlerini hesapla,
3. İlk aşama ise, 6. aşamadan devam et, ilk aşamada değil ise hesaplanan maliyetler içerisinde $\bar{X}$ değerinden daha düşük maliyetli bağlantı mevcudiyetini kontrol et,

4. Eğer daha düşük maliyetli bağlantı mevcut ise 5. aşamadan devam et, yok ise 6. aşamaya ilerle,
5. $\bar{X}$ değerinden daha yüksek maliyette olan durumları dikkate alma ve $\bar{X}$ değerinden daha düşük olan durumlar ile devam et,
6. Bu aşamada karşılaşılan durumlar için toplam maliyeti hesapla,
7. Toplam maliyetlerine göre durumları küçükten büyüğe sırala,
8. En düşük maliyetli H tane durumu seç,
9. Diğer aşamada sadece seçilen H durumu dikkate alarak ilerle,
10. Eğer bütün noktalar gezildiyse, tüm turun toplam maliyetini hesapla ve algoritmayı sonlandır.
11. Eğer bütün noktalar gezilmediyse, 1. aşamaya dön.

4. Nümerik Analizler

Bu bölümde literatürde yer alan hipotetik veriler üzerinde analizler yapılmakta ve geliştirilen sezgisel yaklaşımın performansı ortaya konulmaktadır.

4.1. Örnek vaka tanımı

Örnek vaka olarak literatürde yer alan ve diğer çalışmalarda da sıklıkla kullanılmakta olan PRPLIB kütüphanesinden³ 1 depo ve 10 noktadan oluşan bir örnek problem (UK10_05) ele alınmıştır. İlgili problem İngiltere’de yer alan şehirlerarası gerçek mesafeleri ifade etmektedir. Problemi daha gerçekçi olması itibarıyla şehir içi lojistik problemine evirmek için problemde verilen mesafeler 10’a bölünmüştür. Tablo 3 kullanılan noktalar arası mesafeleri göstermektedir. Problemde ihtiyaç duyulan ve bahsedilen kütüphanede tanımlanmamış olan noktalar arası hız verileri ise rassal olarak oluşturulmuştur (bkznz. Tablo 4). Dağıtım için kullanılan elektrikli araca ilişkin veriler ise Tablo 5’te sunulmaktadır.

Tablo 3: Noktalar arası mesafeler (m).

	Depo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Depo	0.0	5030.0	2397.0	3434.0	4851.0	8572.0	2396.0	2764.0	5173.1	7253.0	9324.0
1	5149.0	0.0	3604.0	1930.0	3275.0	11506.0	3934.0	3192.0	4537.0	11467.1	12438.0
2	2448.0	3593.0	0.0	2230.0	3145.0	8274.0	581.0	2008.0	4793.0	8406.0	9206.0
3	3492.0	1929.0	2224.0	0.0	2962.0	10241.0	2675.0	1324.0	3270.0	9900.1	11173.0
4	4917.0	3306.0	3141.0	2981.0	0.0	10529.0	3471.0	3582.0	6064.0	11100.1	11649.0
5	8632.0	11669.0	8374.0	10320.0	10572.0	0.0	8047.0	10054.0	12839.0	5868.0	1233.0
6	2473.0	3999.0	580.0	2676.0	3551.0	7914.0	0.0	2454.0	5239.0	7950.0	8846.0
7	2783.0	3184.0	2006.0	1318.0	3547.0	9974.0	2457.0	0.0	3092.0	9613.0	10906.0
8	5137.1	4540.0	4792.0	3272.0	6048.0	12760.0	5243.0	3095.0	0.0	12292.2	13692.0
9	7283.0	11436.0	8440.0	9901.0	11105.0	5847.0	7959.0	9594.0	12266.1	0.0	6599.0
10	9378.0	12558.0	9263.0	11209.0	11704.0	1254.0	8936.0	10943.0	13728.0	6614.0	0.0

³ The Pollution-Routing Problem Instance Library, <http://www.apollo.management.soton.ac.uk/prplib.htm>, online erişim: Ocak, 2022

Tablo 4: Noktalar arası hız verileri (m/s).

	Depo	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Depo	0	10,8	10,4	12	11,2	13,6	10,8	14,4	12,8	11,6	12
1	13,2	0	14	12	12	12	12,4	10,4	10,8	11,6	9,2
2	11,2	11,6	0	12,8	12,8	12	13,6	10,4	10	12	8,8
3	13,2	10,8	14,8	0	13,6	10,8	12,8	11,6	12,8	10,4	12,4
4	12	13,2	13,6	13,6	0	10,4	10,8	11,2	12,4	10,8	13,6
5	14	11,2	13,6	11,2	11,2	0	11,6	13,6	13,2	12,8	10,8
6	10,8	11,2	12,8	12	12,8	10	0	14,8	10,4	12	8,8
7	10,8	12,4	11,2	8,8	13,2	9,2	12,4	0	12	10,8	13,6
8	12	14,8	12	12,4	10,8	13,2	10,4	11,6	0	10	9,6
9	12,8	12	12	11,6	14,8	11,2	12,8	11,2	13,6	0	14,4
10	10	11,6	12,8	11,6	12,8	12,4	12,8	12,8	12	12,4	0

Tablo 5: Elektrikli araca ilişkin ihtiyaç duyulan parametre değerleri.

Parametre	Değeri
Aerodinamik sürtünme katsayısı	0,6000
Ön yüzey alanı (m ²)	2,5000
Hava yoğunluğu (kg/m ³)	1,2041
Yerçekimi sabiti (m/s ²)	9,8100
Yuvarlanma direnci katsayısı	0,0100
Yol açısı	0,0000
Boş ağırlık (kg)	3500,0000
Araç yükü (kg)	0,0000
Araç sürücü deneyim etkinliği	1,3175
Yardımcı güç talebi (W)	1575,0000

Problemde amaç, depoda başlayan ve depoda biten tüm noktaların bir kez ziyaret edildiği, toplam enerji tüketimini en küçükleyen dağıtım planını elde etmektir.

4.2. Örnek vaka çözümü

Yukarıda tanıtilan problem DP algoritması kullanılarak iki farklı maliyet fonksiyonu altında çözülmüştür. Birinci maliyet fonksiyonu, (1) numaralı formülden faydalanarak araç enerji tüketimlerini detaylı olarak dikkate almakta ve toplam enerji tüketimini en küçükmeye çalışmakta; ikinci maliyet fonksiyonu ise, enerji gereksinimlerini göz ardı ederek sadece toplam kat edilen mesafeyi en küçükmeye çalışmaktadır. Tablo 6 iki farklı amaç altında elde edilen optimal dağıtım planlarını ve temel performans göstergelerini sunmaktadır.

Tablo 6: İki farklı amaç altında elde edilen optimal dağıtım planları ve temel performans göstergeleri değerleri.

Detaylı enerji tüketimi en küçükleme				Mesafe en küçükleme			
Yol (i-j)	Toplam Mesafe (metre)	Toplam Enerji Tüketimi (kWh)	Toplam Seyahat Süresi (saniye)	Yol (i-j)	Toplam Mesafe (metre)	Toplam Enerji Tüketimi (kWh)	Toplam Seyahat Süresi (saniye)
0->9	7253	1,51	625,26	0->9	7253	1,51	625,26
9->5	5847	1,21	522,05	9->10	6599	1,48	458,26
5->10	1233	0,25	114,17	10->5	1254	0,27	101,13
10->6	8936	1,91	698,13	5->6	8047	1,67	693,71
6->2	580	0,12	45,31	6->2	580	0,12	45,31
2->7	2008	0,41	193,08	2->7	2008	0,41	193,08
7->8	3092	0,65	257,67	7->8	3092	0,65	257,67
8->3	3272	0,69	263,87	8->3	3272	0,69	263,87
3->4	2962	0,65	217,79	3->4	2962	0,65	217,79
4->1	3306	0,72	250,45	4->1	3306	0,72	250,45
1->0	5149	1,11	390,08	1->0	5149	1,11	390,08
Toplam	43638	9,23	3577,86	Toplam	43522	9,28	3496,61

Farklı amaçlar gözetilerek yapılan analiz sonuçları, detaylı enerji tüketimini dikkate almanın faydalarını ortaya koymaktadır. Geleneksel mesafe en küçüklemesi yapmak yerine detaylı enerji tüketimini dikkate almak, dağıtım planlarını ve dolayısıyla temel performans göstergelerini etkileyebilmektedir. Mesafe en küçüklemesi altında elde edilen dağıtım planı daha kısa toplam mesafeye sahip olmasına rağmen, dağıtımı gerçekleştirmek için toplam enerji gereksiniminin daha fazla olduğu görülmektedir.

4.3. Dinamik olarak değişen hızları dikkate almanın faydası

Bu bölümde dinamik olarak değişen araç hızlarını dikkate almanın faydasını ortaya koymak için bir analiz yapılmaktadır. Bunun için, aracın hareketi esnasında, her iki düğüm değişiminde bir kez araç hızı güncellenmektedir. Tablo 7 statik ve dinamik durumlar altında elde edilen optimal dağıtım planlarını ve temel performans göstergelerini özetlemektedir.

Tablo 7: Statik ve dinamik durumlar altında elde edilen optimal dağıtım planları ve temel performans göstergeleri değerleri.

Statik Senaryo				Dinamik Senaryo			
Yol (i-j)	Toplam Mesafe (metre)	Toplam Enerji Tüketimi (kWh)	Toplam Seyahat Süresi (saniye)	Yol (i-j)	Toplam Mesafe (metre)	Toplam Enerji Tüketimi (kWh)	Toplam Seyahat Süresi (saniye)
0->9	7253	1,51	625,26	0->9	7253	1,51	625,26
9->5	5847	1,21	522,05	9->10	6599	1,37	568,88
5->10	1233	0,25	114,17	10->5	1254	0,27	101,13
10->6	8936	1,91	698,13	5->6	8047	1,66	718,48
6->2	580	0,12	45,31	6->2	580	0,12	53,70
2->7	2008	0,41	193,08	2->7	2008	0,45	139,44
7->8	3092	0,65	257,67	7->8	3092	0,65	257,67
8->3	3272	0,69	263,87	8->3	3272	0,69	272,67
3->4	2962	0,65	217,79	3->4	2962	0,62	246,83
4->1	3306	0,72	250,45	4->1	3306	0,69	275,50
1->0	5149	1,11	390,08	1->0	5149	1,14	367,79
Toplam	43638	9,23	3577,86	Toplam	43522	9,16	3627,35

Elde edilen sonuçlar, dinamik hız değişimlerini dikkate almanın faydalarını ortaya koymaktadır. Dinamik hızların dikkate alındığı senaryoda dağıtım planının ve dolayısıyla temel performans göstergelerinin değiştiği gözlemlenmektedir.

4.4. Geliştirilen sezgisel yaklaşımının performans değerlendirmesi

Bu bölümde geliştirilen sezgisel yaklaşımın performans değerlendirmesini yapmak üzere nümerik analizler yapılmıştır. Analizler için yine PRPLIB kütüphanesinden değişik büyüklüklerde 90 farklı problem seçilmiştir. Seçilen problemlerin ilgili kütüphanede tanımlandığı başlıklar Tablo 8’de sunulmaktadır. Her bir problem H= 50, 100, 250, 500, 1000 ve 2500 olmak üzere 6 farklı parametre değeriyle çözülmüştür. Dolayısıyla toplamda 540 (6*90) problem üzerinde performans değerlendirmesi yapılmıştır.

Tablo 8: Seçilen problemlerin PRPLIB kütüphanesindeki başlıkları.

Toplam nokta	Problem kodu
11 nokta	UK10_01, UK10_02, UK10_03, UK10_04, UK10_05, UK10_06, UK10_07, UK10_08, UK10_09, UK10_10
16 nokta	UK15_01, UK15_02, UK15_03, UK15_04, UK15_05, UK15_06, UK15_07, UK15_08, UK15_09, UK15_10
21 nokta	UK20_01, UK20_02, UK20_03, UK20_04, UK20_05, UK20_06, UK20_07, UK20_08, UK20_09, UK20_10
26 nokta	UK25_01, UK25_02, UK25_03, UK25_04, UK25_05, UK25_06, UK25_07, UK25_08, UK25_09, UK25_10
51 nokta	UK50_01, UK50_02, UK50_03, UK50_04, UK50_05, UK50_06, UK50_07, UK50_08, UK50_09, UK50_10
76 nokta	UK75_01, UK75_02, UK75_03, UK75_04, UK75_05, UK75_06, UK75_07, UK75_08, UK75_09, UK75_10
101 nokta	UK100_01, UK100_02, UK100_03, UK100_04, UK100_05, UK100_06, UK100_07, UK100_08, UK100_09, UK100_10
151 nokta	UK150_01, UK150_02, UK150_03, UK150_04, UK150_05, UK150_06, UK150_07, UK150_08, UK150_09, UK150_10
201 nokta	UK200_01, UK200_02, UK200_03, UK200_04, UK200_05, UK200_06, UK200_07, UK200_08, UK200_09, UK200_10

Tablo 9 her bir problem için RDP ve RDP – Bağlantı Eleme sezgisel yaklaşımları kullanılarak elde edilen en iyi uygulanabilir çözümleri göstermektedir. Analiz sonuçlarına göre, bu çalışmada önerilen RDP –Bağlantı Eleme sezgisel yaklaşımı, 90 problemin 51 tanesinde RDP algoritmasına oranla daha iyi sonuçlar elde etmekte, 16 tanesinde ise RDP algoritması ile aynı sonuca ulaşmaktadır. 23 problemde ise RDP algoritması, RDP – Bağlantı Eleme sezgisel yaklaşımından daha iyi performans göstermektedir.

Tablo 9: Her bir problem için RDP ve RDP – Bağlantı Eleme sezgisel yaklaşımları kullanılarak elde edilen en iyi uygulanabilir çözümler.

#	Problem	H	RDP		H	RDP-Link azaltma		Toplam Enerji Tüketimi Fark (%)	Hesaplama Süresi Fark (%)
			Toplam Enerji Tüketimi (kWh)	Hesaplama Süresi (saniye)		Toplam Enerji Tüketimi (kWh)	Hesaplama Süresi (Saniye)		
1	UK10_01	500	7,22	0,138	50	7,45	0,000	3,1%	-100,0%
2	UK10_02	1000	11,51	0,311	250	10,67	0,016	-7,3%	-95,0%
3	UK10_03	50	9,34	0,015	50	9,34	0,000	0,0%	-100,0%
4	UK10_04	1000	9,90	0,298	250	10,19	0,017	2,9%	-94,3%
5	UK10_05	500	9,23	0,138	100	8,72	0,014	-5,6%	-89,9%
6	UK10_06	250	11,40	0,053	50	11,39	0,006	-0,1%	-88,8%
7	UK10_07	1000	10,77	0,232	50	10,13	0,006	-5,9%	-97,4%
8	UK10_08	250	11,35	0,031	50	11,65	0,005	2,7%	-84,1%
9	UK10_09	50	9,05	0,010	50	10,76	0,006	18,8%	-40,6%
10	UK10_10	50	8,99	0,008	50	8,99	0,016	0,0%	94,5%
11	UK15_01	50	13,30	0,030	500	13,94	0,294	4,9%	875,0%
12	UK15_02	50	11,70	0,031	50	11,52	0,016	-1,5%	-50,0%
13	UK15_03	2500	13,30	3,452	250	12,93	0,062	-2,8%	-98,2%
14	UK15_04	250	13,26	0,109	250	10,93	0,070	-17,6%	-35,6%
15	UK15_05	100	14,51	0,031	100	14,51	0,031	0,0%	0,1%
16	UK15_06	2500	11,42	3,378	100	9,88	0,016	-13,5%	-99,5%
17	UK15_07	2500	11,92	3,046	2500	11,76	0,990	-1,3%	-67,5%
18	UK15_08	250	6,36	0,109	250	6,36	0,066	0,0%	-39,3%
19	UK15_09	100	11,29	0,047	100	9,96	0,031	-11,8%	-33,3%
20	UK15_10	2500	10,91	2,850	50	10,72	0,000	-1,7%	-100,0%
21	UK20_01	2500	13,39	11,477	2500	13,39	2,436	0,0%	-78,8%
22	UK20_02	2500	14,51	11,042	50	13,49	0,031	-7,0%	-99,7%
23	UK20_03	2500	9,51	5,914	2500	9,51	1,999	0,0%	-66,2%
24	UK20_04	2500	15,23	4,836	1000	13,54	0,578	-11,1%	-88,0%
25	UK20_05	1000	11,61	1,611	500	11,61	0,219	0,0%	-86,4%
26	UK20_06	2500	15,08	6,035	1000	14,53	0,519	-3,7%	-91,4%
27	UK20_07	500	7,08	0,426	1000	7,20	0,645	1,8%	51,2%
28	UK20_08	500	10,36	0,527	500	10,36	0,312	0,0%	-40,7%
29	UK20_09	2500	16,35	11,647	250	16,32	0,109	-0,1%	-99,1%
30	UK20_10	2500	10,38	5,482	2500	10,38	2,057	0,0%	-62,5%
31	UK25_01	1000	11,36	1,902	2500	11,37	2,978	0,1%	56,5%
32	UK25_02	2500	13,86	7,727	500	11,80	0,391	-14,9%	-94,9%
33	UK25_03	1000	7,87	2,099	1000	7,87	1,130	0,0%	-46,2%
34	UK25_04	500	12,37	0,782	50	11,04	0,016	-10,8%	-98,0%

35	UK25_05	500	12,57	0,895	2500	11,90	3,765	-5,3%	320,8%
36	UK25_06	2500	13,25	7,284	250	11,32	0,172	-14,6%	-97,6%
37	UK25_07	250	12,35	0,447	50	14,11	0,031	14,2%	-93,0%
38	UK25_08	2500	15,83	7,366	50	14,60	0,031	-7,8%	-99,6%
39	UK25_09	50	10,54	0,053	50	10,90	0,047	3,5%	-11,3%
40	UK25_10	500	13,92	0,810	2500	11,19	4,134	-19,6%	410,5%
41	UK50_01	2500	20,21	26,380	50	19,79	0,156	-2,0%	-99,4%
42	UK50_02	1000	22,26	6,457	2500	20,64	10,302	-7,3%	59,5%
43	UK50_03	50	23,23	0,229	1000	22,42	3,579	-3,5%	1459,6%
44	UK50_04	50	23,17	0,240	2500	21,35	13,047	-7,9%	5339,2%
45	UK50_05	100	25,80	0,432	1000	26,22	2,868	1,6%	563,9%
46	UK50_06	2500	20,80	28,162	2500	18,22	14,742	-12,4%	-47,7%
47	UK50_07	50	19,89	0,204	50	19,89	0,152	0,0%	-25,8%
48	UK50_08	500	20,76	2,449	1000	20,91	3,155	0,7%	28,8%
49	UK50_09	2500	25,05	17,088	1000	24,76	2,794	-1,2%	-83,6%
50	UK50_10	2500	23,10	19,440	2500	20,51	10,830	-11,2%	-44,3%
51	UK75_01	2500	30,65	35,690	1000	30,69	5,856	0,1%	-83,6%
52	UK75_02	500	23,99	4,826	250	24,15	1,339	0,6%	-72,3%
53	UK75_03	100	30,11	0,880	50	29,79	0,273	-1,1%	-69,0%
54	UK75_04	1000	24,77	11,154	2500	22,92	24,005	-7,5%	115,2%
55	UK75_05	1000	29,73	10,027	1000	29,73	6,200	0,0%	-38,2%
56	UK75_06	2500	31,42	30,501	250	31,51	1,314	0,3%	-95,7%
57	UK75_07	1000	32,67	9,903	50	30,57	0,234	-6,4%	-97,6%
58	UK75_08	500	31,12	4,972	250	30,26	1,362	-2,8%	-72,6%
59	UK75_09	1000	29,75	9,772	250	29,07	1,341	-2,3%	-86,3%
60	UK75_10	2500	32,60	38,993	500	30,60	2,843	-6,1%	-92,7%
61	UK100_01	2500	36,79	51,916	500	35,91	4,460	-2,4%	-91,4%
62	UK100_02	2500	40,37	53,296	2500	37,55	32,569	-7,0%	-38,9%
63	UK100_03	100	31,77	1,437	2500	29,29	32,224	-7,8%	2142,2%
64	UK100_04	250	33,60	3,687	250	33,28	2,266	-0,9%	-38,5%
65	UK100_05	50	33,36	0,771	100	32,91	1,001	-1,4%	29,9%
66	UK100_06	2500	36,11	60,226	2500	36,11	34,274	0,0%	-43,1%
67	UK100_07	2500	37,66	53,585	500	36,48	4,792	-3,1%	-91,1%
68	UK100_08	250	37,46	3,890	50	37,85	0,453	1,0%	-88,4%
69	UK100_09	2500	33,35	53,044	1000	33,02	10,461	-1,0%	-80,3%
70	UK100_10	100	40,88	1,484	100	40,88	0,986	0,0%	-33,6%
71	UK150_01	2500	42,03	112,620	100	40,75	2,140	-3,0%	-98,1%
72	UK150_02	1000	48,01	33,434	500	46,66	10,360	-2,8%	-69,0%
73	UK150_03	2500	38,56	106,258	1000	40,54	23,532	5,1%	-77,9%
74	UK150_04	2500	46,74	101,789	50	46,17	1,331	-1,2%	-98,7%
75	UK150_05	50	40,92	1,673	50	40,92	1,363	0,0%	-18,6%
76	UK150_06	2500	40,48	109,343	50	39,48	1,268	-2,5%	-98,8%
77	UK150_07	50	50,04	1,674	1000	46,86	21,030	-6,4%	1156,1%
78	UK150_08	2500	41,40	104,180	2500	39,94	80,961	-3,5%	-22,3%
79	UK150_09	2500	49,73	105,405	1000	50,43	24,974	1,4%	-76,3%
80	UK150_10	2500	46,41	104,386	2500	46,41	76,939	0,0%	-26,3%

81	UK200_01	2500	49,06	173,219	50	48,08	2,000	-2,0%	-98,8%
82	UK200_02	100	49,37	5,719	100	49,68	3,793	0,6%	-33,7%
83	UK200_03	2500	50,39	176,109	1000	50,71	52,033	0,6%	-70,5%
84	UK200_04	2500	48,67	173,456	2500	46,66	156,517	-4,1%	-9,8%
85	UK200_05	2500	51,74	173,596	2500	53,47	154,830	3,4%	-10,8%
86	UK200_06	100	49,67	5,764	100	49,39	4,734	-0,6%	-17,9%
87	UK200_07	1000	50,48	61,269	500	50,56	27,838	0,2%	-54,6%
88	UK200_08	1000	49,62	59,574	1000	49,70	46,884	0,2%	-21,3%
89	UK200_09	2500	49,16	174,101	1000	48,88	40,940	-0,6%	-76,5%
90	UK200_10	2500	52,03	169,896	2500	52,03	124,964	0,0%	-26,4%

Şekil 1 ise tüm problem ve H değeri çiftleri için RDP ve RDP – Bağlantı Eleme sezgisel algoritmalarının elde ettiği enerji tüketimleri arası elde edilen yüzdelik farkları göstermektedir. Elde edilen sonuçlar, tüm problem – H seviyesi çiftleri dikkate alındığında, RDP – Bağlantı Eleme sezgisel algoritmasının RDP algoritmasına göre ortalama %3,13 daha iyi çözümler ürettiğini göstermektedir.



Şekil 1: Tüm problem ve H seviyesi çiftleri için RDP ve RDP – Bağlantı Eleme sezgisel algoritmaları kullanıldığı durumlarda enerji tüketimleri arası elde edilen yüzdelik farklar.

5. Sonuç

Bu çalışmada, elektrikli araçların kullanıldığı dinamik gezgin satıcı probleminin çözümüne yönelik bir dinamik programlama formülasyonu geliştirilmiştir. Çalışmada müşterilerin talep ettikleri ürünlerin dağıtımı esnasında araç hızlarının dinamik olarak değişmesi dikkate alınmış, en düşük enerji tüketimi maliyeti ile depodan başlayıp tüm müşterilerin birer kez gezildiği ve sonunda tekrar depoya dönülen bir rotanın elde edilmesi amaçlanmıştır. Geliştirilen modelde aracın yakıt tüketimi hesaplanırken boş araç ağırlığı, yol durumu, çekiş gücü, sürücü deneyimi gibi faktörleri dikkate alan detaylı bir yakıt tüketim fonksiyonu kullanılmıştır. Model formülasyonunun ardından büyük ölçekli problemlerin çözülebilmesi için bir Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritması önerilmiştir. Ardından geliştirilen model ve önerilen algoritmanın işlevselliğini test etmek için bir örnek problem ele alınmıştır. Ele alınan problem, önerilen DP formülasyonu kullanılarak hem araç enerji tüketimlerini detaylı olarak dikkate alan ve toplam enerji tüketimini en küçükmeye çalışan bir maliyet fonksiyonu ile, hem de enerji gereksinimlerini göz ardı ederek sadece toplam kat edilen mesafeyi en küçükmeye çalışan farklı bir maliyet fonksiyonu gözetilerek çözülmüştür. Yapılan analizler sonucunda mesafe en küçükleme altında elde edilen dağıtım planının daha kısa toplam mesafeye sahip olmasına rağmen, dağıtımı gerçekleştirmek için toplam enerji gereksiniminin daha fazla olduğu görülmüştür. Ardından araç hızlarının dinamik olarak değişmesinin çözüme etkisini görebilmek için, kat edilen her iki düğümde bir araç hızlarının değiştiği ve güncellendiği bir senaryo ele alınmıştır. Araç hızlarının dinamik olarak ele alındığı durumda, dağıtım planının dolayısıyla ilgili temel performans göstergelerinin değiştiği

gözlemlenmiştir. Bu durum da araç hızlarının dinamik olarak ele alınmasının önemini göstermektedir. Son olarak, geliştirilen sezgisel çözüm yaklaşımının işlevselliğini gösterebilmek için değişik büyüklüklerde 90 problem seçilmiş ve önerilen algoritma ile bu problemler çözülmüştür. Bu çalışmada önerilen Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritmasının 90 problemde 51 tanesinde, karşılaştırma amacıyla kullanılan Kısıtlı Dinamik Programlama yaklaşımından daha iyi sonuç verdiği ve çözümlerin iyileştirildiği gözlemlenmiştir. Ayrıca yapılan analizlerde, çözülen tüm problemler dikkate alındığında RDP – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritmasının RDP sezgisel yöntemine göre enerji tüketimi açısından ortalama %3,13 daha iyi sonuç verdiği hesaplanmıştır.

Bu çalışma çerçevesinde geliştirilen dinamik programlama formülasyonu ve önerilen Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritması, profesyonel iş yaşamında araç rotalaması yapılması gereken, özellikle trafikte meydana gelen anlık değişiklikler, ziyaret edilmesi gereken durakların anlık değişimi gibi faktörlerin etkilediği durumlarda, pek çok farklı alanda karar vericilerin kullanabileceği bir karar destek sistemi olarak geliştirilmiştir. Konvansiyonel araçlara oranla daha çevreci bir araç türü olan elektrikli araçların özellikle şehir içi yük taşımacılığı sektöründe kullanımının yaygınlaşması nedeniyle bu çalışmada önerilen matematiksel modelde de elektrikli araçların yakıt tüketimine dair detaylı bir enerji tüketim fonksiyonu kullanılmış olup, operasyonlarını elektrikli araçlarla sürdürmeyi hedefleyen kargo şirketleri, ilaç firmaları, belediyeler ve diğer profesyonellerin de bu çalışmada önerilen modelden ve çözüm yaklaşımından faydalanabilecekleri düşünülmektedir. Günümüzde tedarik zincirlerinin giderek genişlemiş olması, araç rotalama problemlerinde de büyük ölçekli çözümlerin üretilmesini gerektirmekte, fakat söz konusu problemler pek çok durumda sezgisel algoritmalar olmaksızın çözülememektedir. Bu çalışma neticesinde geliştirilen Kısıtlı Dinamik Programlama – Bağlantı Eleme Yaklaşımı algoritması büyük ölçekli problemlerin de optima yakın çözümlerinin üretilmesini kolaylaştırmakta, karmaşık dağıtım ağlarına sahip olan profesyonellerin kendi operasyonlarını yönetmelerine destek olmayı hedeflemektedir.

KAYNAKLAR

- Abdulaal, A., Cintuglu, M. H., Asfour, S., & Mohammed, O. A. (2017). Solving the multivariant EV routing problem incorporating V2G and G2V options. *IEEE Transactions on Transportation Electrification*, 3(1), 238-248.
- Abousleiman, R., & Rawashdeh, O. (2016). Electric vehicle modelling and energy-efficient routing using particle swarm optimisation. *IET Intelligent Transport Systems*, 10(2), 65-72.
- Adler, J. D., Mirchandani, P. B., Xue, G., & Xia, M. (2016). The electric vehicle shortest-walk problem with battery exchanges. *Networks and Spatial Economics*, 16(1), 155-173.
- Ahani, P., Arantes, A., & Melo, S. (2016). A portfolio approach for optimal fleet replacement toward sustainable urban freight transportation. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 48, 357-368.
- Altenburg, T., Bhasin, S., & Fischer, D. (2012). Sustainability-oriented innovation in the automobile industry: advancing electromobility in China, France, Germany and India. *Innovation and Development*, 2(1), 67-85.
- Asamer, J., Graser, A., Heilmann, B., & Ruthmair, M. (2016). Sensitivity analysis forenergy demand estimation of electric vehicles. *Transportation Research Part D*, 46, 182–199.
- Bac, U., & Erdem, M. (2021). Optimization of electric vehicle recharge schedule and routing problem with time windows and partial recharge: A comparative study for an urban logistics fleet. *Sustainable Cities and Society*, 70, 102883.
- Barth, M., Younglove, T., & Scora, G. (2005). Development of a Heavy-Duty Diesel Modal Emissions and Fuel Consumption Model; California PATH Program, Institute of Transportation Studies. University of California at Berkeley.
- Basso, R., Kulcsár, B., Egardt, B., Lindroth, P., & Sanchez-Diaz, I. (2019). Energy consumption estimation integrated into the electric vehicle routing problem. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 69, 141-167.

- Basso, R., Kulcsár, B., & Sanchez-Diaz, I. (2021). Electric vehicle routing problem with machine learning for energy prediction. *Transportation Research Part B: Methodological*, 145, 24-55.
- Basso, R., Kulcsár, B., Sanchez-Diaz, I., & Qu, X. (2022). Dynamic stochastic electric vehicle routing with safe reinforcement learning. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 157, 102496.
- Behrends, S., Lindholm, M., & Woxenius, J. (2008). The impact of urban freight transport: A definition of sustainability from an actor's perspective. *Transportation planning and technology*, 31(6), 693-713.
- Bellman, R. 1962. Dynamic programming treatment of the travelling salesman problem, *Journal of the ACM (JACM)*, 9(1), 61-63.
- Bi, X., & Tang, W. K. (2019). Logistical planning for electric vehicles under time-dependent stochastic traffic. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 20(10), 3771-3781.
- Beaudry, A., Laporte, G., Melo, T., & Nickel, S. (2010). Dynamic transportation of patients in hospitals. *OR spectrum*, 32(1), 77-107.
- Bektaş, T. & Laporte, G. (2011). The Pollution-Routing problem. *Transportation Research Part B*, 45,1232–1250
- Bongiovanni, C., Kaspi, M., & Geroliminis, N. (2019). The electric autonomous dial-a-ride problem. *Transportation Research Part B: Methodological*, 122, 436-456.
- Braekers, K., Ramaekers, K., & Van Nieuwenhuyse, I. (2016). The vehicle routing problem: State of the art classification and review. *Computers & Industrial Engineering*, 99, 300-313.
- Breunig, U., Baldacci, R., Hartl, R. F., & Vidal, T. (2019). The electric two-echelon vehicle routing problem. *Computers & Operations Research*, 103, 198-210.
- Bruglieri, M., Colorni, A., & Luè, A. (2014a). The relocation problem for the one-way electric vehicle sharing. *Networks*, 64(4), 292-305.
- Bruglieri, M., Colorni, A., & Lue, A. (2014b). The vehicle relocation problem for the one-way electric vehicle sharing: an application to the Milan case. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 111, 18-27.
- Bruglieri, M., Pezzella, F., & Pisacane, O. (2018). A two-phase optimization method for a multiobjective vehicle relocation problem in electric carsharing systems. *Journal of Combinatorial Optimization*, 36(1), 162-193.
- Chen, T., Zhang, B., Pourbabak, H., Kavousi-Fard, A., & Su, W. (2018). Optimal routing and charging of an electric vehicle fleet for high-efficiency dynamic transit systems. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 9(4), 3563-3572.
- Chen, R., Qian, X., Miao, L., & Ukkusuri, S. V. (2020). Optimal charging facility location and capacity for electric vehicles considering route choice and charging time equilibrium. *Computers & Operations Research*, 113, 104776.
- Chen, X. W., Chen, B. Y., Lam, W. H., Tam, M. L., & Ma, W. (2021). A bi-objective reliable path-finding algorithm for battery electric vehicle routing. *Expert Systems with Applications*, 182, 115228.
- Conway, T. (2017). On the effects of a routing and reservation system on the electric vehicle public charging network. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 18(9), 2311-2318.
- Crainic, T. G., Ricciardi, N., & Storchi, G. (2004). Advanced freight transportation systems for congested urban areas. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 12(2), 119-137.

- Çalık, H., & Fortz, B. (2019). A Benders decomposition method for locating stations in a one-way electric car sharing system under demand uncertainty. *Transportation Research Part B: Methodological*, 125, 121-150.
- Davis, B. A., & Figliozzi, M. A. (2013). A methodology to evaluate the competitiveness of electric delivery trucks. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 49(1), 8-23.
- Dablanc, L. (2019). E-commerce trends and implications for urban logistics. *Urban logistics. Management, policy and innovation in a rapidly changing environment*, 167-195.
- Demir, E., Bektaş, T., & Laporte, G. (2012). An adaptive large neighborhood search heuristic for the pollution-routing problem. *European Journal of Operational Research*, 223(2), 346-359.
- Deng, J., Li, J., Li, C., Han, Y., Liu, Q., Niu, B., ... & Zhang, B. (2021). A hybrid algorithm for electric vehicle routing problem with nonlinear charging. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, (Preprint), 1-20.
- Desaulniers, G., Errico, F., Irnich, S., & Schneider, M. (2016). Exact algorithms for electric vehicle-routing problems with time windows. *Operations Research*, 64(6), 1388-1405.
- Eksioglu, B., Vural, A. V., & Reisman, A. (2009). The vehicle routing problem: A taxonomic review. *Computers & Industrial Engineering*, 57(4), 1472-1483.
- Fernández, R. Á., Caraballo, S. C., & López, F. C. (2019). A probabilistic approach for determining the influence of urban traffic management policies on energy consumption and greenhouse gas emissions from a battery electric vehicle. *Journal of Cleaner Production*, 236, 117604.
- Ferro, G., Paolucci, M., & Robba, M. (2020). Optimal Charging and Routing of Electric Vehicles With Power Constraints and Time-of-Use Energy Prices. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 69(12), 14436-14447.
- Fiedler, P. E. K., & Zannin, P. H. T. (2015). Evaluation of noise pollution in urban traffic hubs—Noise maps and measurements. *Environmental Impact Assessment Review*, 51, 1-9.
- Fleischmann, B., Gnutzmann, S., & Sandvoß, E. (2004). Dynamic vehicle routing based on online traffic information. *Transportation science*, 38(4), 420-433.
- Florio, A. M., Absi, N., & Feillet, D. (2021). Routing electric vehicles on congested street networks. *Transportation Science*, 55(1), 238-256.
- Foiadelli, F., Longo, M., Delfino, F., Bracco, S., Spina, D., & Dhaene, T. (2017, October). Electric vehicle use in public fleets: The case of the Genoa University. In *2017 International Conference on ENERGY and ENVIRONMENT (CIEM)* (pp. 490-494). IEEE.
- Franceschetti, A., Honhon, D., Van Woensel, T., Bektaş, T., & Laporte, G. (2013). The timedependent Pollution-Routing problem. *Transportation Research Part B Methodological*, 56, 265– 293.
- Froger, A., Mendoza, J. E., Jabali, O., & Laporte, G. (2019). Improved formulations and algorithmic components for the electric vehicle routing problem with nonlinear charging functions. *Computers & Operations Research*, 104, 256-294.
- Ge, X., Zhu, Z., & Jin, Y. (2020). Electric vehicle routing problems with stochastic demands and dynamic remedial measures. *Mathematical Problems in Engineering*, 2020.
- Giampoldaki, E., Madas, M., Zeimpekis, V., & Vlachopoulou, M. (2021). A state-of-practice review of urban consolidation centres: practical insights and future challenges. *International Journal of Logistics Research and Applications*, 1-32.
- Goeke, D., & Schneider, M. (2015). Routing a mixed fleet of electric and conventional vehicles. *European Journal of Operational Research*, 245(1), 81-99.
- Goeke, D. (2019). Granular tabu search for the pickup and delivery problem with time windows and electric vehicles. *European Journal of Operational Research*, 278(3), 821-836.

- Graham-Rowe, E., Gardner, B., Abraham, C., Skippon, S., Dittmar, H., Hutchins, R., & Stannard, J. (2012). Mainstream consumers driving plug-in battery-electric and plug-in hybrid electric cars: A qualitative analysis of responses and evaluations. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 46(1), 140-153.
- Granada-Echeverri, M., Cubides, L., & Bustamante, J. (2020). The electric vehicle routing problem with backhauls. *International Journal of Industrial Engineering Computations*, 11(1), 131-152.
- Haghani, A., & Jung, S. (2005). A dynamic vehicle routing problem with time-dependent travel times. *Computers & operations research*, 32(11), 2959-2986.
- Held, M., & Karp, R. M. 1962. A dynamic programming approach to sequencing problems, *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 10(1), 196-210.
- Hiermann, G., Puchinger, J., Ropke, S., & Hartl, R. F. (2016). The electric fleet size and mix vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *European Journal of Operational Research*, 252(3), 995-1018.
- Hiermann, G., Hartl, R. F., Puchinger, J., & Vidal, T. (2019). Routing a mix of conventional, plug-in hybrid, and electric vehicles. *European Journal of Operational Research*, 272(1), 235-248.
- 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.
- Hvattum, L. M., Løkketangen, A., & Laporte, G. (2007). A branch-and-regret heuristic for stochastic and dynamic vehicle routing problems. *Networks: An International Journal*, 49(4), 330-340.
- Jia, Y. H., Mei, Y., & Zhang, M. (2021). A Bilevel Ant Colony Optimization Algorithm for Capacitated Electric Vehicle Routing Problem. *IEEE Transactions on Cybernetics*.
- 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.
- Kancharla, S. R., & Ramadurai, G. (2020). Electric vehicle routing problem with non-linear charging and load-dependent discharging. *Expert Systems with Applications*, 160, 113714.
- Kant, G., Quak, H., Peeters, R., & van Woensel, T. (2016). Urban freight transportation: challenges, failures and successes. In *Logistics and Supply Chain Innovation* (pp. 127-139). Springer, Cham.
- Karakatič, S. (2021). Optimizing nonlinear charging times of electric vehicle routing with genetic algorithm. *Expert Systems with Applications*, 164, 114039.
- Keeble, B. R. (1988). The Brundtland report: 'Our common future'. *Medicine and war*, 4(1), 17-25.
- Keskin, M., Akhavan-Tabatabaei, R., & Çatay, B. (2019a, December). Electric vehicle routing problem with time windows and stochastic waiting times at recharging stations. In *2019 Winter Simulation Conference (WSC)* (pp. 1649-1659). IEEE.
- Keskin, M., Laporte, G., & Çatay, B. (2019b). Electric vehicle routing problem with time-dependent waiting times at recharging stations. *Computers & Operations Research*, 107, 77-94.
- Keskin, M., Çatay, B., & Laporte, G. (2021). A simulation-based heuristic for the electric vehicle routing problem with time windows and stochastic waiting times at recharging stations. *Computers & Operations Research*, 125, 105060.
- 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.
- Keskin, M., & Çatay, B. (2018). A matheuristic method for the electric vehicle routing problem with time windows and fast chargers. *Computers & operations research*, 100, 172-188.
- Koç, Ç., Jabali, O., Mendoza, J. E., & Laporte, G. (2019). The electric vehicle routing problem with shared charging stations. *International Transactions in Operational Research*, 26(4), 1211-1243.

- Kullman, N. D., Goodson, J. C., & Mendoza, J. E. (2021). Electric vehicle routing with public charging stations. *Transportation Science*, 55(3), 637-659.
- Laporte, G. (1992). The vehicle routing problem: An overview of exact and approximate algorithms. *European journal of operational research*, 59(3), 345-358.
- Laporte, G., & Nobert, Y. (1987). Exact algorithms for the vehicle routing problem. In *North-Holland Mathematics Studies* (Vol. 132, pp. 147-184). North-Holland.
- Laporte, G. (2007). What you should know about the vehicle routing problem. *Naval Research Logistics (NRL)*, 54(8), 811-819.
- Li, J. Q., Mirchandani, P. B., & Borenstein, D. (2009). Real-time vehicle rerouting problems with time windows. *European Journal of Operational Research*, 194(3), 711-727.
- Li, Y., Zhang, P., & Wu, Y. (2018a). Public recharging infrastructure location strategy for promoting electric vehicles: a bi-level programming approach. *Journal of cleaner production*, 172, 2720-2734.
- Li, C., Ding, T., Liu, X., & Huang, C. (2018b). An electric vehicle routing optimization model with hybrid plug-in and wireless charging systems. *IEEE Access*, 6, 27569-27578.
- Li, Y., Lim, M. K., Tan, Y., Lee, Y., & Tseng, M. L. (2020a). Sharing economy to improve routing for urban logistics distribution using electric vehicles. *Resources, Conservation and Recycling*, 153, 104585.
- Li, X., Shi, X., Zhao, Y., Liang, H., & Dong, Y. (2020b). SVND enhanced metaheuristic for plug-in hybrid electric vehicle routing problem. *Applied Sciences*, 10(2), 441.
- Li, J., Wang, F., & He, Y. (2020c). Electric vehicle routing problem with battery swapping considering energy consumption and carbon emissions. *Sustainability*, 12(24), 10537.
- Lu, X. C., Chen, Q. B., & Zhang, Z. J. (2014). The electric vehicle routing optimizing algorithm and the charging stations' layout analysis in Beijing. *International journal of simulation modelling*, 13(1), 116-127.
- Lu, J., Chen, Y., Hao, J. K., & He, R. (2020). The time-dependent electric vehicle routing problem: model and solution. *Expert Systems with Applications*, 161, 113593.
- Mao, H., Shi, J., Zhou, Y., & Zhang, G. (2020). The electric vehicle routing problem with time windows and multiple recharging options. *IEEE Access*, 8, 114864-114875.
- Machado, C. A. S., Takiya, H., Yamamura, C. L. K., Quintanilha, J. A., & Berssaneti, F. T. (2020). Placement of Infrastructure for Urban Electromobility: A Sustainable Approach. *Sustainability*, 12(16), 6324.
- Malandraki, C., & Dial, R. B. (1996). A restricted dynamic programming heuristic algorithm for the time dependent traveling salesman problem. *European Journal of Operational Research*, 90(1), 45-55.
- Masmoudi, M. A., Hosny, M., Demir, E., Genikomsakis, K. N., & Cheikhrouhou, N. (2018). The dial-a-ride problem with electric vehicles and battery swapping stations. *Transportation research part E: logistics and transportation review*, 118, 392-420.
- Melo, S., Baptista, P., & Costa, Á. (2014). Comparing the use of small sized electric vehicles with diesel vans on city logistics. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, 111, 1265-1274.
- Meng, M., & Ma, Y. (2020). Route Optimization of Electric Vehicle considering Soft Time Windows and Two Ways of Power Replenishment. *Advances in Operations Research*, 2020.
- Messaoud, E. (2021). A chance constrained programming model and an improved large neighborhood search algorithm for the electric vehicle routing problem with stochastic travel times. *Evolutionary Intelligence*, 1-16.

- Mirhedayatian, S. M., & Yan, S. (2018). A framework to evaluate policy options for supporting electric vehicles in urban freight transport. *Transportation research part D: transport and environment*, 58, 22-38.
- 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.
- Murakami, K. (2017). A new model and approach to electric and diesel-powered vehicle routing. *Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review*, 107, 23-37.
- Noel, L., de Rubens, G. Z., Sovacool, B. K., & Kester, J. (2019). Fear and loathing of electric vehicles: The reactionary rhetoric of range anxiety. *Energy research & social science*, 48, 96-107.
- OECD (2003) Delivering the goods: 21st century challenges to urban goods transport. *Organisation for Economic Co-Operation and Development, OECD Publishing, 2003*
- Pelletier, S., Jabali, O., & Laporte, G. (2019). The electric vehicle routing problem with energy consumption uncertainty. *Transportation Research Part B: Methodological*, 126, 225-255.
- Pillac, V., Gendreau, M., Guéret, C., & Medaglia, A. L. (2013). A review of dynamic vehicle routing problems. *European Journal of Operational Research*, 225(1), 1-11.
- Pimenta, V., Quilliot, A., Toussaint, H., & Vigo, D. (2017). Models and algorithms for reliability-oriented dial-a-ride with autonomous electric vehicles. *European Journal of Operational Research*, 257(2), 601-613.
- Psaraftis, H. N., Wen, M., & Kontovas, C. A. (2016). Dynamic vehicle routing problems: Three decades and counting. *Networks*, 67(1), 3-31.
- Rastani, S., & Çatay, B. (2021). A large neighborhood search-based matheuristic for the load-dependent electric vehicle routing problem with time windows. *Annals of Operations Research*, 1-33.
- Reyes-Rubiano, L., Ferone, D., Juan, A. A., & Faulin, J. (2019). A simheuristic for routing electric vehicles with limited driving ranges and stochastic travel times. *SORT*, 1, 3-24.
- Ritzinger, U., Puchinger, J., & Hartl, R. F. (2016). A survey on dynamic and stochastic vehicle routing problems. *International Journal of Production Research*, 54(1), 215-231.
- Rossi, F., Iglesias, R., Alizadeh, M., & Pavone, M. (2019). On the interaction between Autonomous Mobility-on-Demand systems and the power network: Models and coordination algorithms. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 7(1), 384-397.
- Schiffer, M., & Walther, G. (2018). An adaptive large neighborhood search for the location-routing problem with intra-route facilities. *Transportation Science*, 52(2), 331-352.
- Schneider, M., Stenger, A., & Goeke, D. (2014). The electric vehicle-routing problem with time windows and recharging stations. *Transportation science*, 48(4), 500-520.
- Schneider, M., Stenger, A., & Hof, J. (2015). An adaptive VNS algorithm for vehicle routing problems with intermediate stops. *Or Spectrum*, 37(2), 353-387.
- 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.
- Shao, S., Guan, W., & Bi, J. (2018). Electric vehicle-routing problem with charging demands and energy consumption. *IET Intelligent Transport Systems*, 12(3), 202-212.
- Shen, L., Shao, H., Wu, T., Lam, W. H., & Zhu, E. C. (2019). An energy-efficient reliable path finding algorithm for stochastic road networks with electric vehicles. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 102, 450-473.
- Soysal, M., & Bloemhof-Ruwaard, J. M. (2017). Toward sustainable logistics. In *Sustainable Logistics and Transportation*, Springer, Cham, 1-17

- Soysal, M., Çimen, M., & Belbağ, S. (2020). Pickup and delivery with electric vehicles under stochastic battery depletion. *Computers & Industrial Engineering*, 146, 106512.
- Strokal, M., Bai, Z., Franssen, W., Hofstra, N., Koelmans, A. A., Ludwig, F., ... & Kroeze, C. (2021). Urbanization: an increasing source of multiple pollutants to rivers in the 21st century. *npj Urban Sustainability*, 1(1), 1-13.
- Taniguchi, E., Kawakatsu, S., & Tsuji, H. (2000). New co-operative system using electric vans for urban freight transport. *WIT Transactions on The Built Environment*, 49.
- Taş, D. (2020). Electric vehicle routing with flexible time windows: a column generation solution approach. *Transportation Letters*, 13(2), 97-103.
- Van Duin, J. H. R., Tavasszy, L. A., & Quak, H. J. (2013). Towards E (lectric)-urban freight: first promising steps in the electric vehicle revolution.
- Wang, L., Gao, S., Wang, K., Li, T., Li, L., & Chen, Z. (2020). Time-Dependent Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows and Path Flexibility. *Journal of Advanced Transportation*, 2020.
- Wang, H., & Cheu, R. L. (2013). Operations of a taxi fleet for advance reservations using electric vehicles and charging stations. *Transportation research record*, 2352(1), 1-10.
- Wang, D., & Zhou, H. (2021). A Two-Echelon Electric Vehicle Routing Problem with Time Windows and Battery Swapping Stations. *Applied Sciences*, 11(22), 10779.
- Wang, M., & Thoben, K. D. (2017). Sustainable urban freight transport: Analysis of factors affecting the employment of electric commercial vehicles. In *Dynamics in Logistics* (pp. 255-265). Springer, Cham.
- Wolff, P. (2004). EU Member State experiences with sustainable development indicators. *Luxembourg: Office for Official Publications of the European Communities*.
- Wong, D. W., Choy, K. L., Lin, C., Lam, H. Y., Lee, C. K. H., Chow, H. K., & Pang, G. K. (2015). An intelligent battery information management system to support information sharing and vehicle routing planning for battery distribution in Hong Kong. *International Journal of Innovation and Sustainable Development*, 9(1), 1-27.
- Xiao, Y., Zuo, X., Kaku, I., Zhou, S., & Pan, X. (2019). Development of energy consumption optimization model for the electric vehicle routing problem with time windows. *Journal of Cleaner Production*, 225, 647-663.
- Yang, S., Ning, L., Tong, L. C., & Shang, P. (2021). Optimizing electric vehicle routing problems with mixed backhauls and recharging strategies in multi-dimensional representation network. *Expert Systems with Applications*, 176, 114804.
- Yindong, S. H. E. N., Liwen, P. E. N. G., & Jingpeng, L. I. (2021). An improved estimation of distribution algorithm for multi-compartment electric vehicle routing problem. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 32(2), 365-379.
- Yu, V.F., Redi, A. P., Hidayat, Y. A., & Wibowo, O. J. (2017). A simulated annealing heuristic for the hybrid vehicle routing problem. *Applied Soft Computing*, 53, 119-132.
- Yu, V.F., Jodiawan, P., & Gunawan, A. (2021). An Adaptive Large Neighborhood Search for the green mixed fleet vehicle routing problem with realistic energy consumption and partial recharges. *Applied Soft Computing*, 105, 107251.
- Zhang, H., Hu, Z., Xu, Z., & Song, Y. (2015). An integrated planning framework for different types of PEV charging facilities in urban area. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(5), 2273-2284.
- Zhang, S., Chen, M., & Zhang, W. (2019). A novel location-routing problem in electric vehicle transportation with stochastic demands. *Journal of Cleaner Production*, 221, 567-581.

- Zhang, S., Chen, M., Zhang, W., & Zhuang, X. (2020). Fuzzy optimization model for electric vehicle routing problem with time windows and recharging stations. *Expert systems with applications*, 145, 113123.
- Zhang, S., Gajpal, Y., Appadoo, S. S., & Abdulkader, M. M. S. (2018). Electric vehicle routing problem with recharging stations for minimizing energy consumption. *International journal of production economics*, 203, 404-413.
- Zhao, P., Liu, F., Guo, Y., Duan, X., & Zhang, Y. (2021). Bi-Objective Optimization for Vehicle Routing Problems with a Mixed Fleet of Conventional and Electric Vehicles and Soft Time Windows. *Journal of Advanced Transportation*, 2021.
- 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.
- Zuo, X., Xiao, Y., You, M., Kaku, I., & Xu, Y. (2019). A new formulation of the electric vehicle routing problem with time windows considering concave nonlinear charging function. *Journal of Cleaner Production*, 236, 117687.

Research Article

Elektrikli Araçlar İçin Dinamik Gezgin Satıcı Problemi Üzerine Bir Çalışma

A Study on the Dynamic Traveling Salesman Problem for Electric Vehicles

Volkan ÜNAL PhD Adayı, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü unal.vlkn@gmail.com https://orcid.org/0000-0001-8967-8392	Erençan YAVRUCU Araştırma Görevlisi, Türk – Alman Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü erencan.yavrucu@tau.edu.tr https://orcid.org/0000-0003-1888-7722
Mehmet SOYSAL Doç. Dr., Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü mehmetsoysal@hacettepe.edu.tr https://orcid.org/0000-0002-1570-660X	Mustafa ÇİMEN Dr.Öğr.Üyesi, Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi İşletme Bölümü mcimen@hacettepe.edu.tr https://orcid.org/0000-0001-8155-9145

Extensive Summary

Urban freight transport is defined by the Organization for Economic Co-operation and Development (OECD) as the delivery of goods in urban and suburban areas, including the recycling of waste. This transportation network aims to deliver the products from the distributors to the users and to complete its daily functions by using the scarce resource infrastructure in the cities, together with government agencies, couriers and transport staff, buyers, people living in the city and all other elements that create traffic in the cities. This situation creates the need for a planned, applicable and sustainable logistics solution. The rapidly increasing rate of urbanization indicates that cities, that currently house more than half of the world's population, will host more than two-thirds of the total population by 2050. Along with the increasing rate of urbanization, the high level of e-commerce especially in purchasing activities in cities has greatly increased the number of products delivered to individuals and has brought the vehicle traffic arising from the transportation of e-commerce products in cities to a significant level. Increasing traffic also bring environmental problems along. In fact, at the point where the transportation and shipping industry has reached today, 24% of the greenhouse gas emissions generated in the world are caused by road transportation. In addition, it has been reported in studies that increased vehicle traffic causes noise pollution, especially in crowded city centers, and noise pollution is evaluated as a global public health problem. Consequently, the sustainable urban freight transport concept is emerged both in academic studies and practical discussions.

Sustainable urban freight transportation is defined as a system that can reduce air pollution, greenhouse gas emissions, waste and noise pollution to a level that does not harm natural life and human health, while providing the accessibility offered by the transportation system to all freight transportation categories; allows cost-effective transportation of products while maintaining resource and energy efficiency; and can contribute to improving these living spaces without compromising the mobility of people in living spaces. Electric vehicles, which have been frequently discussed in the sustainable urban freight transportation literature in recent years, are considered more user-friendly and public-friendly vehicles because they produce less greenhouse gas emissions compared to conventional vehicles, are

less harmful to the environment and cause less noise pollution. Another benefit of these vehicles over conventional vehicles is that their operational costs such as taxes, insurance, storage and wear are relatively lower. On the other hand, since electric vehicles are a vehicle type that is still in the spreading stage, they face the problem of charging infrastructure caused by demand uncertainty. Some studies aim to solve this problem in the literature, and several methodologies are being developed.

Vehicle routing problem is one of the main transportation problems encountered at the operational level of logistics processes. This problem is defined as creating the best distribution plan from one or more warehouses to customers scattered in different locations, provided that several constraints are followed. A variant of the problem, which employs a single-vehicle, is known as the Traveling Salesman Problem in the literature. The Traveling Salesman Problem has been studied under different assumptions such as time windows and additional distance constraints.

Technological developments and advances in information and communication systems have enabled vehicles to share and use real-time data while travelling. The integration of real-time data into routing problems has formed the basis of the dynamic vehicle routing problem. Dynamic routing elements are used due to the emergence of factors such as instantaneous changes in traffic in many areas in real life, instantaneous change of intermediate stops that need to be visited. Examples of these situations are the determination of the delivery routes of the cargo companies, the planning of the recycling material and garbage collection activities of the municipalities, the supply of products for the supermarkets, the distribution of drugs and medical supplies to the pharmacies, the transfer of fuel to the fuel stations, the determination of the service routes of the schools and workplaces.

In this study, dynamically changing vehicle speeds during travel has been considered, and a dynamic programming formulation has been developed for solving a dynamic Traveling Salesman Problem for electric vehicles. In the proposed model, a detailed fuel consumption estimation function that takes into account several factors such as curb weight, road condition, traction power and driver experience is used. In addition to the dynamic programming model, a heuristic algorithm called “Restricted Dynamic Programming – Link Elimination Approach” is proposed for solving large-scale problems. The applicability of the developed model and the proposed algorithm is shown on a medium-sized base case and several larger-scale cases.

The base case problem which consists of 1 warehouse and 10 nodes is first optimally solved under two different objectives, minimizing the total energy consumption and minimizing total distance travelled, by using the proposed dynamic programming formulation to show the significance of incorporating detailed energy estimation calculations into decision models. Then, in order to see the effect of dynamically changing vehicle speeds on the solution, a scenario where vehicle speeds are updated after every two visits are considered. It has been observed that the distribution plan and thus the relevant key performance indicators change when vehicle speeds are handled dynamically. Finally, in order to demonstrate the functionality of the developed heuristic solution approach, 90 problems of different sizes were solved with the proposed heuristic algorithm. It was observed that the Restricted Dynamic Programming – Link Elimination Approach proposed in this study gave better results than those obtained by a benchmark algorithm, the classical Restricted Dynamic Programming approach, in 51 of 90 problems. Moreover, the average energy consumption obtained by the solutions of the proposed heuristic is lower by 3.13% than that of the benchmark algorithm. The results show the significance of the addressed problem and applicability of the proposed heuristic.