

Conclusion: The main key outputs of this study are listed as follows; The combination of the mathematical model of energy consumption and outdoor temperature provides a general model for all E-Bus routes to determine the most efficient consumption and the required outdoor temperature for the operational range. The effect of outdoor temperature on range can be calculated in detail with these models. Energy consumption in E-Bus operation at high and low temperatures has become predictable. This will make it easier for operating companies to calculate energy costs in advance, and for E-Bus manufacturers to predict the effect of geographical temperature in their designs according to the needs of their target markets.



Mühendislik Mimarlık Fakültesi Dergisi

Journal of The Faculty of Engineering
and Architecture of Gazi University

Elektronik / Online ISSN : 1304 - 4915
Basılı / Printed ISSN : 1300 - 1884

Dış ortam sıcaklığının elektrikli araçların enerji tüketimine etkisi: Gerçek zamanlı büyük veri ve yapay zekâ destekli seahorse optimizasyon yaklaşımı

Yunus Emre Ekici^{1*}, Teoman Karadag^{2,3}, Ozan Akdag^{4*}, Ahmet Arif Aydın^{5*}

¹İnönü Üniversitesi, OSB Meslek Yüksekokulu, Elektrik ve Enerji Bölümü, Elektrikli Araçlar Teknolojileri Programı, 44900 Malatya, Türkiye

²İstinye Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği, Bölümü, 34460, İstanbul, Türkiye

³İnönü Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Elektrik Elektronik Mühendisliği Bölümü, 44000, Malatya, Türkiye

⁴Malatya Turgut Özal Üniversitesi, Mühendislik ve Doğa Bilimleri Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 44210, Malatya, Türkiye

⁵İnönü Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 44000, Malatya, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Elektrikli Otobüsler için yeni nesil algoritmalar ile enerji tüketimi hesabı yapmak
- Dış ortam sıcaklığının enerji tüketimi üzerinde etkisini incelemek
- Gerçek zamanlı veriler ile saha verileri arasındaki hata oranını minimum seviyeye indirmek

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi

Geliş: 20.01.2025

Kabul: 19.05.2025

DOI:

10.17341/gazimmfd.1623529

Anahtar Kelimeler:

Elektrikli araçlar,
enerji tüketimi,
yapay zekâ, büyük veri,
optimizasyon,
regresyon

ÖZ

Elektrikli araçların (EA) enerji tüketimlerinin hesaplanmasında; dış ortam sıcaklığı, göz önünde bulundurularak tüketim verimliliği ve sürüş menzili optimize etmek çok önemlidir. Araştırmalar, çok düşük ve çok yüksek sıcaklıkların motor verimini düşürmekte ve enerji tüketimini önemli ölçüde artırırken, rejeneratif enerji geri kazanımını etkilediğini göstermiştir. Dolayısıyla, sunulan çalışmada Elektrikli Otobüslerden (EO) elde edilen gerçek zamanlı büyük veriler kullanılarak, dış ortam sıcaklığının menzil ve enerji tüketimi üzerindeki etkileri incelenmiştir. Çalışmanın saha uygulaması, 22 adet 24,7 metrelik EO'lar ile gerçekleştirilmiştir. EO rotası, 4 farklı bölgeye ayrılmış ve her bölge için enerji tüketimi ve bu tüketime karşılık gelen dış ortam sıcaklığının analizi regresyon teknikleri kullanılarak elde edilmiştir. İlk olarak enerji tüketim modeli oluşturularak her bölge için sürüş çevrimi hesaplanmıştır. Daha sonra tüm rota için sürüş çevrimi oluşturulmuş ve rotadaki enerji tüketimi matematiksel model olarak ifade edilmiştir. Rotanın tamamının hesaplamalarında Trilayered Neural Network (TNN) en iyi sonucu vermiştir. Son olarak SeaHorse optimizasyon yöntemi kullanılarak TNN sonucunda elde edilen matematiksel model yeniden ele alınmıştır. Rotanın tamamı (R) için analizler göz önüne alındığında en verimli tüketimin 3,02 kWh/km olduğu ve bu tüketim değerinin 21,5°C sıcaklık ile elde edilebileceği hesaplanmıştır. Bu çalışma diğer elektrikli araç üreticilerinin de; araçların farklı iklim şartlarındaki menzillerini belirlemede referans bir çalışma olmuştur.

Effect of outside temperature on energy consumption of electric vehicles: Real-time big data and artificial intelligence-aided seahorse optimization approach

H I G H L I G H T S

- Outside temperature model calculation
- Energy consumption forecasting model calculation
- Route integration and energy consumption analysis

Article Info

Research Article

Received: 20.01.2025

Accepted: 19.05.2025

DOI:

10.17341/gazimmfd.1623529

Keywords:

Electric vehicles,
energy consumption,
artificial intelligence, big
data, optimization,
regression

ABSTRACT

In calculating the energy consumption of electric vehicles (EVs); it is very important to optimize the consumption efficiency and driving range by considering the outdoor temperature. Studies have shown that very low and very high temperatures reduce engine efficiency and significantly increase energy consumption, while affecting regenerative energy recovery. Therefore, in the presented study, the effects of outdoor temperature on range and energy consumption were investigated using real-time big data obtained from Electric Buses (EO). The field application of the study was carried out with 22 24.7-meter EOs. The EO route was divided into 4 different regions and the energy consumption for each region and the analysis of the outdoor temperature corresponding to this consumption were obtained using regression techniques. First, the energy consumption model was created and the driving cycle was calculated for each region. Then, the driving cycle for the entire route was created and the energy consumption on the route was expressed as a mathematical model. Trilayered Neural Network (TNN) gave the best result in the calculations of the entire route. Finally, the mathematical model obtained as a result of TNN was reconsidered using the SeaHorse optimization method. Considering the analysis for the entire route (R), it was calculated that the most efficient consumption is 3.02 kWh/km and this consumption value can be achieved with a temperature of 21.5°C. This study has become a reference study for other electric vehicle manufacturers in determining the range of their vehicles in different climate conditions.

*Sorumlu Yazar / Yazarlar / *Corresponding Author/Authors: *emre.ekici@inonu.edu.tr, teoman.karadag@inonu.edu.tr, ozan.akdag@ozal.edu.tr, arif.aydin@inonu.edu.tr / Tel: +90 505 915 43 08

1. Giriş (Introduction)

Ulaşım sektörü, yaşadığımız çevrenin kirlenmesinden ve sera gazı emisyonundan önemli derecede sorumlu bir etkindir [1], [2]. Bu durum, hükümetlerin acil önlem alma sürecini hızlandırmaktadır [3, 4]. Ulaşım ağının elektrikli hale getirilmesi, sera gazı etkisinin azaltılmasını sağlamaktadır [5, 6]. İçten Yanmalı Motorlu (İYM) araçların mekanik anlamda çok fazla adet ve çeşitlilikte parçasının olması, enerji tüketim kayıpların artmasına ve verimliliğin azalmasına sebep olmaktadır [7]. Dolayısıyla, ulaşım sektöründe Elektrikli Araçların (EA) kullanılması ile hem çevresel hem de ekonomik olarak fayda sağlayabilir [8, 10]. Öte yandan, EA'ların ulaşım sektöründe yoğun olarak kullanılmasının önünde bazı engeller vardır [11]. Bu engellerin başında ise menzil kaygısı gelmektedir [12, 13]. Elektrikli araçların menzil problemi kullanıcıların araç seçimi aşamasında kafa karışıklığına yol açmaktadır [14]. Menzil sorunun ortadan kaldırılması, bu seçim sürecini elektrikli araçlar yönünde olumlu yönde etkileyecektir [15-17]. EA'ların menzilleri sürüş performansı ve dış faktörlerden önemli ölçüde etkilenmektedir [18]. Özellikle dış ortam sıcaklığı enerji tüketimini doğrudan etkilemede önemli bir rol oynar. Bataryalar, motorlar ve yardımcı sistemler dâhil olmak üzere bir aracın çeşitli termal yönlerinden ciddi seviyede etkilenir [19, 20].

EA'lar -20 °C ile 60 °C arasında çalışır ve bu aralıkta mekanik olarak güvenli sürüş gerçekleştirilir [21, 22]. Ancak elektriksel olarak verimlilik açısından 15 °C ile 25 °C arasındaki işletme faaliyetleri son derece verimli olarak kabul edilir [23-25]. Bu aralıkta, batarya verimliliği ve performansı en üst düzeye çıkarılır ve sürüş aralığını optimize eden bir ortam sağlanır [26]. Ancak, son derece düşük sıcaklıklar, artan iç dirençle yol açar ve bu da daha yüksek güç kayıplarına ve azaltılmış kullanılabilir batarya kapasitesine neden olur [27-29]. Sonuç olarak, bu sürüş aralığında ve genel yakıt ekonomisinde önemli bir azalmaya neden olur [30]. Ayrıca, daha düşük sıcaklıklar artan hava yoğunluğuna yol açar ve bu da artan lastik yuvarlanma direncine ve araçta artan aerodinamik sürüklemeye neden olur [31-33]. Dahası, elektrikli araçlar soğuk havalarda ısıtıcılar ve sıcak havalarda klima gibi yolcu konforu için yardımcı cihazların kullanımı nedeniyle enerji tüketiminde önemli bir artış sağlarlar [34, 35].

EA'ların verimli çalışması için batarya grubunun kış aylarında ısıtılması ve yaz aylarında soğutulması kritik önem taşır. İstenilen menzili elde edebilmek için bataryaların fabrika verilerinde geliştirilmesi gerekir. Bu sıcaklık değerini sağlamak için EA'larda ısı pompaları kullanılır. Isı pompaları yaz ayında batarya soğutma kış ayında ise ısıtma görevinde kullanılır. Bu sistem ise EA'ların yaklaşık %2 oranında enerji tüketimini artırmaktadır [36, 37].

Elektrikli Otobüs (EO) üzerinde menzili etkileyen kritik parametreler korelasyon ile başta dış ortam sıcaklığı olmak üzere, yolculu araç ağırlığı, araç hızı, yolun eğimi, araç ivmelenmeleri, mekaniksel ve elektriksel arızalar ve rejeneratif frenleme olarak belirlenmiştir. Çalışma üç adımda ele alınmıştır. İlk adım, elektrikli otobüs rotası dört bölgeye ayrılarak her bölge için optimum menzile karşılık gelen dış ortam sıcaklığı verisi matematiksel olarak modellenmiştir. Çalışmanın ikinci adımında ise tüm bölgeler dâhil edilerek genel dış ortam sıcaklığı modeli Trilayered Neural Network (TNN) ile oluşturulmuştur. Çalışmanın son adımında ise dış ortam sıcaklığının elektrikli araç menzili üzerinde etkisi incelenmiş ve SeaHorse optimizasyon algoritması kullanılarak optimal dış ortam sıcaklığı belirlenerek; buna uygun enerji tüketimi hesaplanmıştır. Bu çalışma modeli kullanılarak EO'lar için dış ortam sıcaklığının menzil üzerinde etkisi incelenebilir ve dış ortam sıcaklığına bağlı olarak sürüş menzili tahmini yapılabilir. Bu sayede EO'ların kullanılacağı coğrafi şartlarda, yapacağı operasyonel menzil doğru bir şekilde hesaplanarak

bunun için ihtiyaca uygun batarya kapasitesi belirlenebilir. Bu çalışmanın yenilikçi yönleri aşağıda sunulmaktadır;

- Elde edilen sürüş çevrimi ile farklı rotalardaki elektrikli otobüslerin en uygun menzile karşılık gelecek optimum dış ortam sıcaklığı verisi elde edilebilir ve operasyonel işletme analizi yapılabilir.
- Gerçek zamanlı uygulama çalışmasından elde edilen sonuçlara göre en uygun menzil değeri 21,5 °C sıcaklıkta elde edilmiştir. Saha verileri ile çalışma sonucundan elde edilen veriler kıyaslandığında %0,98 oranında yakın bir değer elde edilmiştir. Çalışmayla sunulan modelin, gerçek veriler ile yüksek doğruluklu olduğu görülmektedir. Böylelikle EO işletmecileri ve EO üreticilerinin bu model ile dünyanın farklı coğrafyalarındaki iklim şartlarına göre menzil hesabını yüksek doğrulukla hesaplayabilirler.
- En sıcak ülkeler veya en soğuk ülkeler için dış ortam sıcaklığı parametresi matematiksel modeller üzerinde işlendiğinde gerçek menzil verisi elde edilebilir. Bu sayede çok düşük bir hata payı ile menzil hesaplanarak, operasyonel faaliyetler gerçekleştirilebilir.
- Hizmet verilecek rotalarda dış ortam sıcaklığı modeli uygulanarak EA'ların menzil hesabı yapılabilir ve bu sayede rotalara en uygun batarya kapasitesine sahip EO'lar seçilerek filo entegre edilebilir.
- Uygulama yapılacak rotaların, dış ortam sıcaklığı ve menzil ilişkisi, elde edilecek sürüş çevrimi ile incelenip EO işletilecek rotaların optimizasyonu yapılabilir.
- EO üreticileri farklı boyut ve batarya kapasitelerinde araçlar üretmekte ve bu araçları tüm dünyaya satmaktadırlar. Fakat araçların üzerindeki batarya kapasiteleri iklim şartlarına göre farklı menziller sunmaktadır. Sunulan çalışmadaki model ile EO üreticileri araçlarındaki batarya kapasitelerinin sağlayacağı menzilleri dış ortam sıcaklığının etkisine göre daha sağlıklı hesaplayarak son kullanıcıya sunabilme imkânı oluşturmaktadır.

Dış ortam sıcaklığının elektrikli araçların menzili üzerindeki etkisi, çalışmada sunulan matematiksel modeller ve eşitlikler aracılığıyla ayrıntılı bir şekilde ortaya konulmuştur. Bu sayede, konuya ilişkin farkındalık oluşturulması ve hem araştırmacılara hem de teknoloji geliştiricilerine daha kapsamlı analizler yapabilmeleri için bilimsel bir temel sağlanması hedeflenmiştir.

2. İlgili Çalışmalar (Related Works)

EA'ların menzil kaygısı için çözüm yöntemlerinden birisi de dış ortam sıcaklığına bağlı olarak işletmenin yapılmasıdır. Bu alanda literatürde yapılan çalışmalar ve çözüm yöntemleri bulunmaktadır. Ramesh vd. [27], otomobil yakıt ekonomisi adı verilen sürüş testi (The Highway Fuel Economy Test-HWFET) modelini kullanarak bir EA sürüş testi gerçekleştirmişlerdir. Bu testin sonucunda ise düşük sıcaklıklarda enerji tüketiminde artışın meydana geldiğini tespit etmişler. 25°C'de yapılan test ile 10°C'de yapılan test kıyaslandığında; 25°C'de enerji tüketimi 0,15 kWh/km olarak hesaplanmış ve %18,7 oranında enerji tüketimin daha düşük olduğu ortaya konulmuştur. Düşük sıcaklıklarda bu etkinin yüksek oranda deşarj akımı olması ve rejeneratif frenlemenin tam olarak kullanılamamasının yol açtığı ortaya konulmuştur. Bu sayede şarj kapasitesinde ciddi oranda azalmalar meydana gelmiştir.

Xu vd. [38] ise bir binek otomobil olan Tesla Model 3 üzerinde çalışmalarını yürütmüşlerdir. Bu çalışmada kentsel dinamometre adı verilen bir sürüş çizelgesi (Urban Dynamometer Driving Schedule-UDDS) kullanılmıştır. Bu çalışma HWFET modları altında yeniden test edilmiştir. Tesla Model 3 aracı için 30 °C'de yapılan testin sonucu 350 km olarak hesaplanmıştır. Daha sonra bu test 35 °C'de tekrar edilmiş ve menzilin 339,5 km'ye düştüğü görülmüştür. Test son olarak 40 °C'de gerçekleştirilmiştir. Burada ise menzilin 304 km'ye

düştüğü görülmüştür. İlk test sonucunda menzile %3,3 oranında azalırken ikinci test sonucunda ise %13,4 oranında azalmıştır. Sıcaklıklardaki artış menzilin hızlı bir şekilde azalmasını sağlamıştır.

Lora vd. [33] Federal Kentsel Sürüş Modu (Federal Urban Driving Mode - FUDS) ve Avrupa Sürüş Döngüleri (The New European Driving Cycle - NEDC) sürüş çevrimleri kullanarak Nissan Leaf binek otomobili için test çalışması yapmışlardır. Burada fark olarak ısıtıcılar da hesaba katılmıştır. İlk test 20 °C'de gerçekleştirilmiş ve EA'nın menzili 150 km olarak görülmüştür. Daha sonra test 0 °C'de tekrar edilmiş ve menzilin 65 km'ye kadar azaldığı hesaplanmıştır. Son test ise 15 °C'de yapılmış ve menzilin 85 km olduğu görülmüştür.

Yu vd. [24] NEDC modunu kullanarak 18 farklı EA'nın enerji tüketimini analiz etti İlk test 30 °C'de gerçekleştirilmiştir. Sonraki testler ise 20 °C ve -7 °C'de gerçekleştirilmiştir. 30 °C'de gerçekleştirilen test ile 20 °C'de yapılan test kıyaslandığında enerji tüketiminde %19,28 oranında artış meydana geldiği tespit edilmiş. 20 °C ile -7 °C'deki test kıyaslandığında ise %67,3 oranında enerji tüketiminde artış olacağı hesaplanmıştır. Ilıman sıcaklıklarda EA'ların en ideal menzili yakalayacağı gözlemlenmiştir.

Hao vd. [39], NEDC modunu kullanarak sıcaklık farklarını dikkate alarak ve her sıcaklık düşüşünde enerji verimliliği üzerine çalışma yapmışlar. 10 °C'nin altındaki her 5 °C sıcaklık düşüşü için enerji tüketimini 100 km'de 2,4 kWh olarak hesaplanmıştır. 28 °C'nin üzerinde ise her 5 °C sıcaklık artışında enerji tüketiminin 100 km'de 2,3 kWh arttığını hesaplanmıştır. Sıcaklıklar arttığında enerji tüketiminin her 100 km'de %7 ile %10 arasında artış gösterdiğini ortaya koydular.

Wang vd. [40], EA'larda en uygun menzilin 17,5°C sıcaklık ile elde edildiğini ortaya koymuştur. Bu sıcaklık ile en iyi verimliliğe sahip EA modeli ortaya çıkarılmıştır. Kai vd. [41], Japonya'da hâlihazırda işletilmekte olan 68 farklı EA üzerinde çalışmalarını yürütmüşlerdir. Bu çalışmalarda dış sıcaklığın enerji tüketimini nasıl etkilediği analiz edilmeye çalışılmıştır. Enerji verimliliği açısından en uygun dış sıcaklığın 21,8 ila 25,2 °C arasında olduğu hesaplanmıştır.

Misanovic vd. [42], EO için dış ortam sıcaklığının tüketim üzerindeki etkisini incelemişler. Yapılan çalışma ilkbahar ve sonbahar mevsimlerini ele almıştır. 9 °C ile 23 °C arasında yapılan analizlerde EO tüketiminin 0,931 kWh/km ile 1,508 kWh/km arasında değiştiği hesaplanmıştır. 23 °C ile 40 °C arasında yapılan analizlerde ise enerji tüketiminin 2.108 kWh/km'ye kadar yükseldiği görülmüştür.

Szilassy vd. [43], EO'larda dış ortam sıcaklığı arttıkça ısıtma sisteminin enerji tüketimi üzerinde çalışmalar yapmışlardır. Bu çalışmalarda dış ortam sıcaklığının 0 °C'ye kadar düştüğü ortamlarda ısıtma sisteminin enerji tüketimini %45 oranında artırdığı ve menzilin bu oranda azaldığı hesaplanmıştır.

Doulgeris vd. [44], EO menzilin dış ortam sıcaklığı etkisi üzerinde simülasyon çalışması yapmışlardır. 15 ile 20 °C arasında yapılan simülasyonda EO menzili 170 km olarak hesaplanmıştır. Aynı test 30 ile 40 °C arasında yeniden gerçekleştirilmiştir. EO menzili bu sıcaklık değerlerinde 123 km'ye kadar azalmıştır. EO için ideal sıcaklık değerinin 15 ile 20 °C arasında olması gerekliliği vurgulanmıştır.

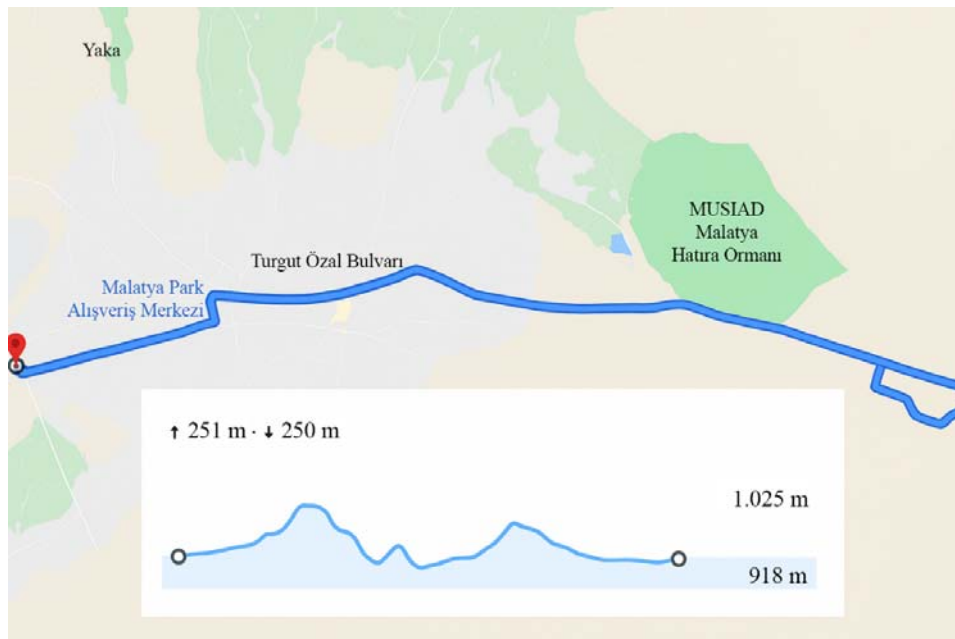
Yapılan çalışmalar EA'lardan en verimli enerji tüketim ve en uzun menzili elde edebilmek için gerekli olan dış ortam sıcaklığının hesaplanmasına yönelik olmuştur. Bu hesaplamalarda dış ortam sıcaklığı 21 °C - 23 °C arasında olduğunda en az enerji tüketimi ve en yüksek menzile değeri elde edilmiştir.

3. Materyal ve Metot (Material and Method)

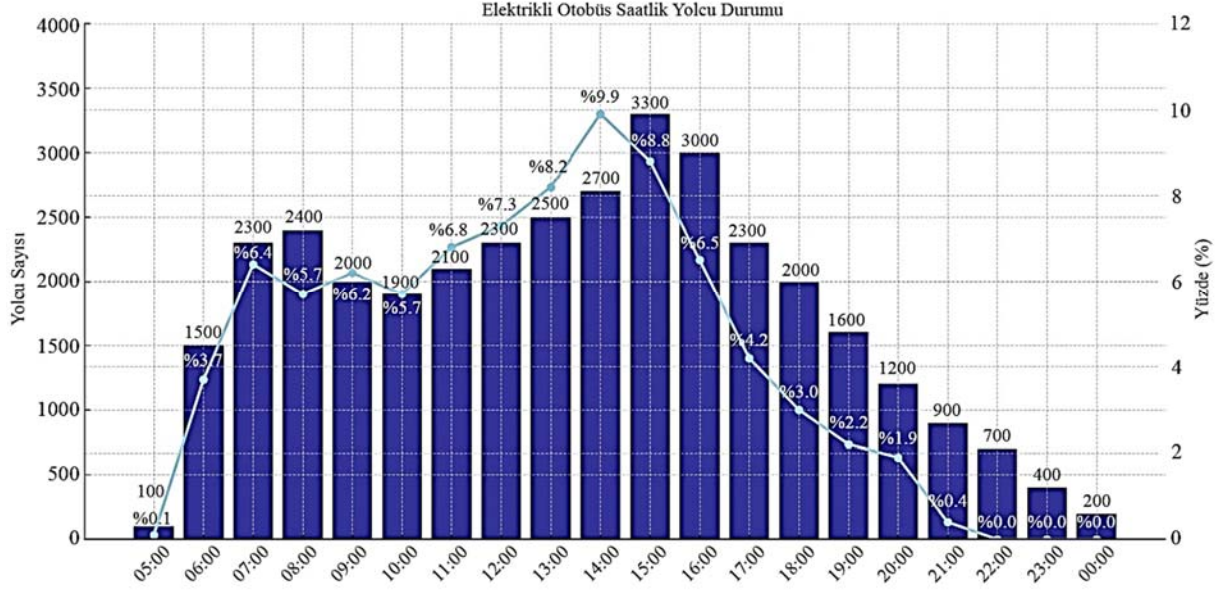
3.1 Rota ve Araç Özellikleri (Route and Vehicle Specifications)

Bu çalışmada, EO'lardan gerçek zamanlı büyük veriler bir yıl boyunca kara kutularda düzenli olarak kaydedilmiştir. Bu veriler 1 Hz frekans ile elde edilmiştir. Verilerin toplandığı EO'lar 2015 yılında faaliyete geçmiştir. Toplamda 22 adet EO'nun işletildiği bu rota Şekil 1'de gösterilmiştir.

EO işletme rotası 38 km'lik bir uzunluğa sahiptir. 19 km gidiş ve 19 km dönüş rotasında toplamda 43 durak yer almaktadır. Kırsal bir konumdan başlayan rotanın son durağı ise İnönü Üniversitesi'dir.



Şekil 1. EO işletme rotası (E-Bus operating route)



Şekil 2. EO saatlik yolcu durumu (E-Bus hourly passenger status) [45]

Tablo 1. EO'nun teknik özellikleri (Technical specifications of the E-Bus) [46]

Teknik Özellik	Değeri
Araç Boyu	24.700 mm
Araç Genişliği	2550 mm
Araç Yüksekliği	3467 mm
Araç Ağırlığı	23700 kg
Toplam Yolcu Kapasitesi	267 (34 oturan, 113 Ayakta)
%100 Alçak Taban	Evet
Körük Sayısı	2
Azami Hız	67 km/Saat
Maksimum İvmelenme	1,1- 1,4 m/s ²
Fren Sistemi	Elektrikli ve Pnömatik
Frenleme İvmesi	1,1- 1,4 m/s ²
Çıkabileceği maksimum eğim	18%
Aks Sayısı	4
Ön Aks	RL 75 EC
Sürüş Aksı	(2. ve 3. Aks) ZF AV 132
Arka Aks	ZF AVN 132
Dışlı Oranı	9,8
En Küçük Dönüş Çapı	23,2 metre
Tahrik Sistemi	Çift Akstan Tahrikli
Elektrik Motor Tipi	Asenkron Motor
Motor Gücü	250 kW
Araç Nominal Gücü	2x250 kW
Hat Voltajı	750 V Doğru Akım (DA)
Araç OG seviyesi	380 V – 3 Faz Alternatif Akım (AA)
Batarya Kapasitesi	110 kWh

Rota üzerindeki işletme faaliyetleri sabah 06.00'ye başlar ve gece 23.30 itibarı ile tamamlanır. Gün içerisinde EO'lar maksimum 67 km/s hıza ulaşır. Aynı zamanda maksimum %22.3'lük eğim altında çalışırlar. Bu eğim otoyol kısmında yer almaktadır. Yoğun saatlerde 287 yolcu kapasitesi ile yaklaşık 3 adet 12 metre fosil yakıtlı otobüsün kapasitesine ulaşabilmektedir. Rotada en yoğun saatler öğlen 11.00 ile 13.00 arası ve akşam 16.00 ile 18.00 arasıdır. Günlük 32.000 yolcuya hizmet verilmektedir. Gün içerisinde saatlere göre yolcu dağılımı ve

yüzdesel veri Şekil 2'de sunulmuştur. Veriler günün her anından ve her saatinden kayıt edilmiştir. Enerji tüketimi doğruluğu için EO'nun hem boş hem de dolu zamanları dikkate alınmıştır.

3.2. Veri Seti ve Depolama (Data Set and Storage)

Çalışmada elde edilen veriler EO üzerinde yer alan ve Proemion firması tarafından üretilen kara kutular ile sağlanmaktadır. Kara kutu,

araç içi haberleşme sistemi olan Controller Area Network (CANBUS)'e bağlanmıştır. Aracın tüm sistemlerinin verileri bu haberleşme sisteminden kara kutuya aktarılmaktadır. 32 GB hafıza ile 30 gün veri kaydı yapılabilmektedir. Her bir sistemin kendi kimlik bilgisine göre gruplama yaparak veri saklanmaktadır. Veriler The Society of Automotive Engineers (SAE) J1939 standardına göre bir kimlik numarası (identification - ID) verilip depolanmaktadır. SAE protokolü bir aracın içerisinde yer alan tüm elektronik sistemlerin gruplandırıldığı bir protokoldür. Aracın hızı, enerji tüketimi, motor sıcaklığı, su sıcaklığı seviyesi, balata seviyesi, yağ sıcaklığı, sürücü panel bilgileri gibi önemli verilerin kullanıcılara gösterilmesini sağlamaktadır. Kara kutuda toplamda 79 milyon veri kaydı gerçekleştirilmiştir [47]. Bu veriler gözlem verileri olarak adlandırılmaktadır. Donanım ve yazılım sorunları nedeniyle bu verilerin bir kısmı anormal veri olarak kaydedilir. Uygulanabilir bir veri seti için anormal verileri ortadan kaldırmak ve nihai veri setini oluşturmak gerekir çünkü anormal verilerin kaldırılması veri bütünlüğünü ve tahmin modelinin doğruluğunu artırır [48]. Bu nedenle, ilk adım ham verilerin işlenmesini, ardından ara verilerin kademeli olarak son veri setine dönüştürülmesini gerektirir. Veri setinin ön işlem süreci aşağıdaki fazlar ile sunulmuştur. Çalışmada kullanılan verilerin ID'leri Tablo 2'de sunulmuştur.

- Faz 1: EA kara kutusundaki veriler dâhili SD karttan bilgisayara aktarıldı. 2024 yılının 12 aylık toplam verileri, hafta, gün, saat ve saniyeye göre ayrıldı.
- Faz 2: Ham verileri analiz için anlaşılır bir biçime dönüştürmek için Proemion Tools Converter yazılımı kullanıldı. Bu yazılımda, CNT dosyaları daha büyük veri boyutuna sahip CSV dosya biçimine dönüştürüldü.
- Faz 3: İlk ham (RAW) veri kümesi oluşturuldu. Bu veri kümesi RAW_4410_BigData olarak adlandırıldı. 79 milyon gözlemden 100.000 satır içeren bir veri kümesi rastgele seçildi.
- Faz 4: Ham verilere dış sıcaklık, hız, ivme, ağırlık, sıcaklık ve arızalar gibi parametreler eklendi ve veri seti adı PPD_4410_BigData olarak kaydedildi.
- Faz 5: Hexadecimal kara kutu kaydını okunabilir hale getirmek için Decimal biçimine dönüştürüldü.
- Faz 6: Son veri kümesi 4410_BigData_PPD olarak kaydedildi.

*PPD burada Önceden İşlenmiş Veri anlamına gelir.

Kara kutudan elde edilen veriler bilgisayar ortamına virgülle ayrılmış değerler (Comma-separated values-CSV) dosyası olarak aktarılmaktadır. Her bir CSV dosyası 64 MB alan kaplamaktadır. Hexadecimal olarak elde edilen bu verilerin anlamlı hale getirilebilmesi için decimal formatına çevrilmesi gerekir. Bu işlem CSV formatının Excel formatına çevrilmesi ile gerçekleştirilmektedir. Decimal formatına çevrilen dokümanlar için Tablo 2'de sunulan ID'lerin filtreleme işlemleri yapılarak her verinin anlık olarak değişimi elde edilir.

3.3. Regresyon (Regression)

Regresyonda bir bağımlı değişken ve birden fazla bağımsız değişken seçilir. Regresyon tekniği istatistiksel analizler arasında yer alır. Bağımlı değişken, bağımsız değişkenlere bir yanıt parametresidir. Bağımsız değişkenler ise açıklayıcıdır. Regresyon, seçilen parametreler arasındaki ilişkiyi belirlemek için önemli bir yöntemdir. Ayrıca regresyon yöntemi gelecekteki enerji tüketim tahminlerini modellemek için de kullanılabilir. Çalışmanın bu aşamasında kullanılacak olan regresyon tekniği kıyaslama ölçütleri temel alınarak seçilmiştir. Bu kıyaslama ölçütlerinin ilki Root Mean Square Error (RMSE)'dir. RMSE, karesel hatalar açısından bir ölçüttür. Bu değer sıfıra ne kadar yakınsa hata oranı o kadar düşük demektir. R^2 belirleme katsayısıdır ve 1'e ne kadar yakınsa hata oranı o kadar küçüktür. Mean Absolute Error (MAE) ve Mean Squared Error (MSE) de regresyonda ölçüt olarak kullanılmaktadır [49]. Bu ölçütlerin matematiksel modelleri Eş. 1, Eş. 2, Eş. 3 ve Eş. 4 olarak sunulmuştur.

$$RMSE = \frac{\sum_{i=1}^N (Y_i - \hat{Y}_i)^2}{N} \quad (1)$$

$$R^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2}{\sum (\hat{y}_i - \bar{y})^2 + \sum (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Q_{im} - Q_{ie}| \quad (3)$$

$$MSE = \sum (y_i - \hat{y}_i)^2 / n \quad (4)$$

Burada $\hat{y}_i$ regresyondan elde edilen amaç fonksiyonunun değeridir. $\bar{y}$ kaydedilen veri setinin ortalama değeri ve y_i ölçümden elde edilen değerdir. Q_{im} enerji tüketiminin ölçülen gerçek kısmı ve Q_{ie} enerji tüketiminin tahmin edilen kısmıdır. Q_{im} , n sayıda gözlem ile elde edilir. y_i , i. gözlemlenen değerdir. $\hat{y}_i$, y_i için karşılık gelen tahmin edilen değerdir ve n gözlem sayısıdır. Bu çalışmada gözlem değerleri 79 milyon veri olarak alınmıştır [50]. EO rotası üzerinde hız, eğim ve yolcu yoğunluğu bakımından 1 yıllık süre içerisinde toplanan veri incelendiğinde bölgesel olarak farklılıklar gösterdiği analiz edilmiştir. Bu veriler kırsal, kentsel ve otoyol sektörlerinde keskin değişimler göstermektedir. Bu sebeple EO rotası 4 bölgeye ayrılmış ve tüm analizler bölgesel olarak gerçekleştirilmiştir.

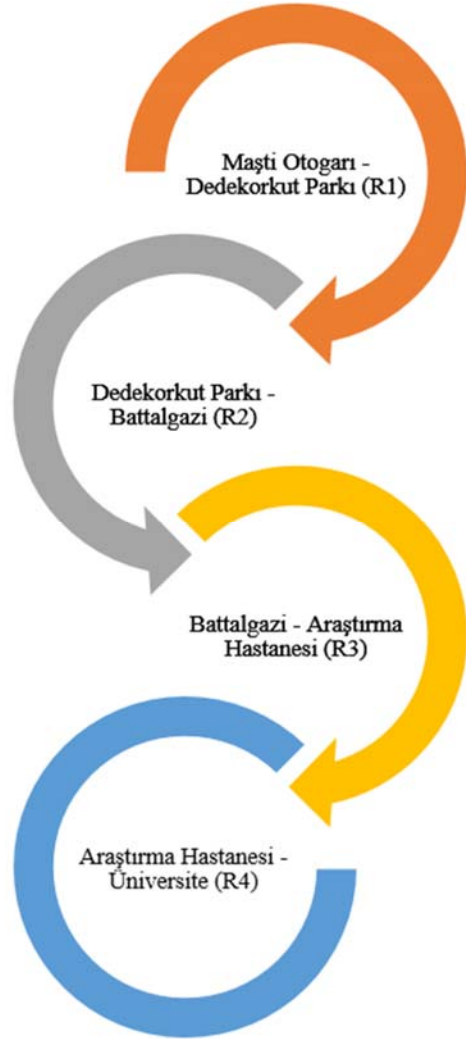
Bölge ayrımları Şekil 3'te gösterilmiştir. Her bir bölge için aracın işletme süresi, maksimum hızı, ortalama ivmelenmesi ve maksimum ulaştığı hız analiz edilmiş ve Tablo 3'te sunulmuştur. Daha sonra her rota için regresyon tekniği kullanılarak matematiksel olarak sürüş çevrimi elde edilmiştir. Bu sürüş çevrimi EO'un her bölge için km başına enerji tüketimini göstermektedir. Burada enerji tüketimi bağımlı değişken, diğer parametreler ise bağımsız değişken olarak seçilmiştir. Ayrıca her bölge için dış ortam sıcaklığı parametresi bağımlı değişken olarak seçilerek en verimli enerji tüketim değerine karşılık dış ortam sıcaklığı değeri elde edilmiştir.

Tablo 2. Çalışmada kullanılan verilerin SAE ID numaraları (SAE ID numbers of the data used in this study)

Veri Seti Parametresi	ID Numarası
Enerji Tüketim (kWh)	18FEF71E
Hız (km/s)	0CFE6CEE
Ağırlık – Yolcu Dâhil (kg)	1CA70021
Eğim (%)	18FEE6EE
Elektriksel Arıza (Adet)	1CA50021
Mekanik Arıza (Adet)	1CA60021
İvme (m/s ²)	18FF20EF
Rejeneratif Frenleme- Recuperation (kWh)	18FEF71E
Dış Ortam Sıcaklığı (°C)	1CA60021

3.3.1. Trilayered Neural Network (TNN)

Artificial Neural Network (ANN), insan beynindeki nöronların davranışını temel alan akıllı bir hesaplama yöntemidir. Doğrusal olmayan optimizasyon yöntemleri çözülürken eğitilmiş katmanlar kullanılarak optimum sonuçlar elde edilir. Tipik olarak bir ANN üç farklı katmandan oluşur. İlk katman girdi, ikinci katman gizli ve son katman çıktıdır [51]. Gizli katman sayısı arttıkça ANN'nin gerçek çözüme yakınlığı artar. ANN sürekli eğitilmesi gereken bir algoritmadır [52]. Bu eğitim süreci gerçek zamanlı büyük veri kullanılarak daha da geliştirilebilir. ANN performansını etkileyen üç önemli parametre vardır. Birincisi ara bağlantı modeli, ikincisi ara bağlantı düğümlerindeki ağırlık katsayıları ve üçüncüsü aktivasyon fonksiyonudur [53, 54]. ANN algoritması Şekil 4'te gösterilmiştir.



Şekil 3. EO rotasının bölgelere ayrılmış hali
(E-Bus route divided into sections)

Bu çalışmada, enerji tüketimi ve dış ortam sıcaklığının matematiksel modellerinin en gerçekçi şekilde elde edilmesi için TNN (Trilayered Neural Network) yöntemi kullanılmıştır. TNN 10 giriş, 10 gizli ve 10 çıkış katmanından oluşmaktadır. İterasyon sayısı 1000 olarak belirlenmiştir. TNN'i eğitmek için 100.000, test için 250.000 satırlık veri seti kullanılmıştır. Algoritma 1, çalışmada uygulanan TNN kodlarını içermektedir. Ayrıca Tablo 4, eğitim ve test verilerinin performans sonuçlarını göstermektedir.

Algoritma 1. Uygulanan TNN yönteminin kodları

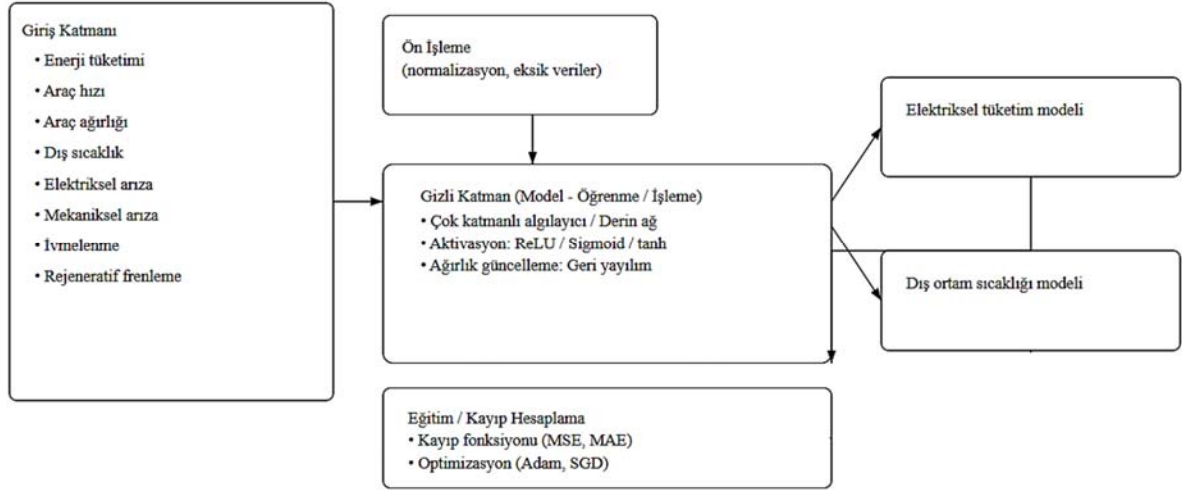
```
function [trainedModel, validationRMSE] =
trainRegressionModel(trainingData)
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'Consumption', 'Speed', 'Weight',
'OutsideTemperature', 'Slope', 'MechanicalFailure', 'Acceleration',
'Recuperation'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.ElectricalFailure;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false];
regressionNeuralNetwork = fitrnet(...
predictors, ...
response, ...
'LayerSizes', [10 10 10], ...
'Activations', 'relu', ...
'Lambda', 0, ...
'IterationLimit', 1000, ...
'Standardize', true);
predictorExtractionFcn = @(t) t(:, predictorNames);
neuralNetworkPredictFcn = @(x)
predict(regressionNeuralNetwork, x);
trainedModel.predictFcn = @(x)
neuralNetworkPredictFcn(predictorExtractionFcn(x));
trainedModel.RequiredVariables = {'Acceleration', 'Consumption',
'MechanicalFailure', 'OutsideTemperature', 'Recuperation', 'Slope',
'Speed', 'Weight'};
trainedModel.RegressionNeuralNetwork =
regressionNeuralNetwork;
inputTable = trainingData;
predictorNames = {'Consumption', 'Speed', 'Weight',
'OutsideTemperature', 'Slope', 'MechanicalFailure', 'Acceleration',
'Recuperation'};
predictors = inputTable(:, predictorNames);
response = inputTable.ElectricalFailure;
isCategoricalPredictor = [false, false, false, false, false, false, false,
false];
partitionedModel =
crossval(trainedModel.RegressionNeuralNetwork, 'KFold', 5);
validationPredictions = kfoldPredict(partitionedModel);
validationRMSE = sqrt(kfoldLoss(partitionedModel, 'LossFun',
'mse'));
```

3.4. Optimizasyon (Optimization)

Metasezgisel algoritmalar (MA) iki ana aşamadan oluşur: keşif (çeşitlendirme) ve sömürü (yoğunlaştırma) [55]. Keşif süreci, arama

Tablo 3. EO rotası için oluşturulan bölgelerin teknik bilgileri (Technical information for the zones created for the E-Bus route)

Bölge	Mesafe (km)	Süre (saniye)	Ortalama Hız (km/s)	Maksimum Hız (km/s)	Ortalama İvme (m/s ²)
R ₁ - R ₂	4,17	627	24,09	59	0,71
R ₂ - R ₃	6,42	1118	21,46	47	0,46
R ₃ - R ₄	6,09	689	38,62	67	1,1
R ₄	3,02	572	19,32	43	0,5
R	19,7	3006	23	67	0,9



Şekil 4. ANN algoritması yapısal görünüm (Structural representation of ANN algorithm)

Tablo 4. Eğitim ve test veri seti performans sonuçları (Training and test dataset performance results)

	Eğitim Veri Seti	Test Veri Seti
Veri Oranı (%)	%29	%71
Performans (Hata) Oranı (%)	%1,77	%0,74
İşleme Süresi (Saniye)	3200,97	1310,48

alanının mümkün olduğunca geniş bir şekilde araştırılmasıdır. Yerel optimumlardan kaçınma bu aşama ile ilişkilidir. Bu adımın başarılı olması için rastgele operatörler gereklidir. Bu şekilde metasezgisel arama alanı küresel olarak araştırır. Keşif aşamasından sonra gerçekleşen sömürü aşamasında, tüm arama alanı incelenmez, yalnızca keşif aşamasında belirlenen arama alanı dikkate alınır [56, 57]. Bu iki aşama arasındaki uygun denge, bir optimizasyon algoritmasının başarısı için çok önemlidir. Sürü zekasına dayalı optimizasyon algoritmalarının tümü bu özelliklere dayanarak geliştirilmiştir. Ancak, her biri farklı operatörler ve arama mekanizmaları benimsemiştir. Son yıllarda, farklı kısıtlamalara sahip optimizasyon problemlerini çözmek için birçok MA algoritması önerilmiştir. Bu algoritmalar geliştirilirken doğadaki elementlerden, bitkilerden, fiziksel olaylardan, hayvanların hareketlerinden, avlanmalarından ve iletişimlerinden ilham alınmaktadır. Araştırmacılar zor mühendislik problemleri için doğadan esinlenen birçok MA önermiştir. Bunlardan bazıları Parçacık Sürücü Optimizasyonu (PSO), Genetik Algoritma (GA), Gri Kurt Optimizasyonu (GKO), Aritmetik Optimizasyon (AO), Denge Optimizasyonu (DO), Deniz Yırtıcıları Algoritması (DYA) ve Balina Optimizasyon Algoritması (BOA) vb. Ancak bu çalışmada optimizasyon algoritması olarak Seahorse'un seçilmesinin nedenleri aşağıda sunulmuştur;

- Farklı hareket modları, olasılıksal avlanma mekanizması ve denizatlarının benzersiz üreme karakteristiği ayrıntılı olarak matematiksel olarak inşa edilmiş ve ifade edilmiştir.
- Önerilen algoritma, CEC2014 kıyaslama fonksiyonları ile test edilmiş ve bu test sonucunda diğer optimizasyon algoritmalarından daha iyi sonuç elde edilmiştir.
- İstatistiksel analiz, yakınsama analizi, Wilcoxon testi ve Friedman testi Seahorse optimizasyon algoritmasının performansını değerlendirmek için kullanılmış ve deneysel sonuçlar diğer algoritmalarla kıyasla iyi sonuç vermiştir.
- Seahorse'un kısıtlama programlaması altı yaygın mühendislik tasarım problemiyle başa çıkmak için incelenmiştir. Mühendislik problemlerinde PSO, GA, GKO, AO, DO, DYA ve BOA'ya göre daha iyi sonuç elde edilmiştir.

Çalışmanın bu kısmında regresyon ile elde edilen enerji tüketiminin ve dış ortam sıcaklığının matematiksel modelleri SeaHorse algoritması ile yeniden ele alınmıştır. Her bir bölge için optimal enerji tüketim ve optimal dış ortam sıcaklığı ayrıntılı olarak hesaplanmıştır. Regresyon ile elde edilen amaç fonksiyonunun katsayıları, Seahorse optimizasyon algoritması ile yeniden hesaplanmıştır.

3.4.1. SeaHorse Optimizasyon Algoritması (SeaHorse Optimization Algorithm)

SeaHorse, ılık sularda yaşamayı seven ve boyu 2 cm ile 30 cm arasında değişen deniz canlısıdır. Seahorse'un denizlerde yaşadığı bilinen yaklaşık 80 türü vardır. Bu canlılar uzun bir burun ve sarmal bir kuyruk yapısına sahiptir [58]. Uzun burunlu olmaları beslenme hızları ile ilgilidir. Sarmal bir kuyruk ise deniz içerisinde hızlı hareketini sağlar [59].

Seahorse canlısı, deniz içerisinde iki farklı hareket ile avlanma davranışını gerçekleştirir. Bunlardan biri sarmal hareket yani Levy uçuşu diğeri ise Brownian hareketidir [60]. Bu iki hareket, araştırmacılar için yeni bir optimizasyon tekniğinin elde edilmesini sağlamıştır. Denizatlarının üreme davranışları da optimizasyon tekniğinin ana konusu haline gelmiştir [61]. Optimizasyon yöntemi ilk olarak bir popülasyon ile başlatılır ve bu başlatma Eş. 5 ile sunulmuştur. Popülasyon denklemi, üreme davranışı ile ilişkilidir. Üreme, denizatlarının ilk davranış biçimidir. Bu davranış hareketinden sonra ise beslenme davranışı ve avlanma stratejisi uygulanır.

$$Seahorse = \begin{matrix} x_1^1 & \dots & x_1^{Dim} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{pop}^1 & \dots & x_{pop}^{Dim} \end{matrix} \quad (5)$$

Burada pop, popülasyonun boyutunu, Dim ise değişkenin boyutunu gösterir. Çözümler LB ve UB arasında gerçekleşir. Burada UB üst sınır, LB ise alt sınırdır. Arama uzayındaki [LB, UB] i'inci bireysel Xi'nin ifadesi Eş. 6 ve Eş. 7 olarak gösterilmiştir [62].

$$X_i = [x_i^1, \dots, x_i^{Dim}] \quad (6)$$

$$x_i^j = rand \times (UB^j - LB^j) + LB^j \quad (7)$$

rand [0, 1]'deki rastgele değeri ifade eder. x_i^j , i. bireydeki j. boyutu ifade eder. i, 1 ile pop arasındaki değişken pozitif bir tamsayıdır ve j, [1, Dim] arasındaki pozitif bir tamsayı olarak ele alınır. UB^j ve LB^j, optimize edilmiş problemin j. değişkeninin üst ve alt sınırını ifade eder. Xelite burada problemi örnek olarak minimum uygunluktaki bireydir [63]. Xelite Eş. 8 ile elde edilebilir.

$$X_{elite} = argmin(f(X_i)) \quad (8)$$

Burada f(·), problemin amaç fonksiyonudur. Bu amaç fonksiyonu EO verilerinden elde edilmiş ve Seahorse optimizasyonunda kullanılmıştır.

Denizatlarının ilk hareketi sarmal yani Levy uçuşu olarak adlandırılır. Bu hareket beslenme davranışı ile ilgilidir. Avına hızlı bir şekilde yaklaşmasını sağlar ve Eş. 9 ile ifade edilir.

$$X_{new}^{1(t+1)} = X_i(t) + Levy(\lambda)((X_{elite}(t) - X_i(t)) \times x \times y \times z + X_{elite}(t)) \quad (9)$$

Burada $x = \rho \times \cos(\theta)$, $y = \rho \times \sin(\theta)$ ve $z = \rho \times \theta$, sırasıyla sarmal hareket altındaki koordinatların (x, y, z) güncellenmesine yardımcı olan üç boyutlu arama ajanlarının pozisyonlarının bileşenlerini gösterir. $\rho = u \times e^{\theta v}$ olarak verilen spiral sabitleri logaritmik olarak değişir ve u ile v tarafından tanımlanan gövdelerin uzunluğunu temsil eder (u değeri 0.05 ve v değeri 0.05 olarak belirlendi). θ ise 0 ile 2π arasında ele alınan rastgele bir değerdir. Levy(z) fonksiyonu Lévy dağılımına aittir ve Eş. 10 ile hesaplanır [64].

$$Levy(z) = s \times \frac{w \times \sigma}{|k|_1^{\frac{1}{\lambda}}} \quad (10)$$

Eş. 11'deki λ değeri 0 ile 2 arasında seçilen rastgele bir sayıdır. Bu çalışmada λ , 1.5 olarak belirlenmiştir. s ise 0,01 değerinde bir katsayı olarak ele alınmıştır. w ve k değerleri de 0 ile 1 arasında seçilen rastgele sayılardır. σ aşağıda sunulan denklem ile hesaplanabilir.

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\lambda) \times \sin(\frac{\pi\lambda}{2})}{\Gamma(\frac{1+\lambda}{2}) \times \lambda \times 2^{\frac{\lambda-1}{2}}} \right) \quad (11)$$

2.harekette ise Brownian davranışı Eş. 12 ile sunulmuştur.

$$X_{new}^{1(t+1)} = X_i(t) + rand * l * \beta_i * (X_i(t) - \beta_i * X_{elite}) \quad (12)$$

Burada l sabit katsayıdır (bu çalışmada l = 0.05 olarak ayarlandı). β_i , Brownian hareketinin rastgele yürüyüş katsayısıdır ve rastgele bir değer alır. Eş. 13'de bu rastgele yürüyüş ifade edilir.

$$\beta_i = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) \quad (13)$$

Toplamda, bu iki durum, denizatının t iterasyonundaki yeni konumunu elde etmek için aşağıdaki gibi formüle edilebilir.

$$X_{new}^{1(t+1)} = X_i(t) + Levy(\lambda)((X_{elite}(t) - X_i(t)) \times x \times y \times z + X_{elite}(t)) \quad r_1 > 0 \quad (14)$$

$$X_i(t) + rand * l * \beta_i * (X_i(t) - \beta_i * X_{elite}) \quad r_1 \leq 0$$

Burada r_1 değeri rand() olarak atanır ve bu rastgele bir sayıdır. Şekil 5, iki tür farklı hareket modu olan spiral veya Brownian hareketini takip ederek denizatının konum güncelleme diyagramını göstermektedir ve her ikisi de denizatının rastgele hareketini göstermektedir. Güncellenen konum ile birlikte denizatları, beslenme davranışı sırasında avlarının yeni konumlarını belirleyebilir ve başarılı bir avlanma stratejisi uygulayabilir. Spiral hareket avın yukarı ve aşağı eksendeki konumunu, Brownian hareketi ise avın ileri geri yöndeki konumunu belirlemede kullanılır.

Seahorse, gerçek dünya mühendislik problemlerinin çözümünde etkili bir yöntemdir. Mekanik mühendislik problemlerinden germe/sıkıştırma yayı tasarım, basınçlı kap dizaynı gibi mühendislik sorunlarına hızlı çözümler üretebilir. Elektrik motorları için redüktör tasarım problemleri ve enerji tüketim hesaplamalarında hata oranlarını minimize etmektedir. İnşaat mühendislik problemleri arasında yer alan konsol kiriş tasarım çözümlerini sağlamaktadır. Ayrıca kaynak mühendislik problemlerinden biri olan kaynaklı kiriş tasarımı için ideal çözümler üretilir [65]. Bu çalışmada Seahorse optimizasyonu, elektrikli araçlarda enerji tüketimi ve dış ortam sıcaklığı ilişkisini temel alan mühendislik probleminin çözümü aşamasında kullanılmıştır.

3.4.2 SeaHorse Optimizasyon Algoritmasının Modifikasyonu (Modification of the SeaHorse Optimization Algorithm)

Bu çalışmada kullanılan SeaHorse optimizasyon yöntemi, mühendislik problemleri için en fazla iki farklı değişken çözebilen bir algoritma olarak kullanılmıştır. Bu değişkenler EO çalışması için modifiye edilerek 8 farklı değişkenin optimizasyonunu sağlayacak kodlar ile modifiye edilmiştir. Parametrelerin alt sınır (Lower Limit – LB) ve üst sınır (Upper Limit – UB) değerleri Algoritma 2'de gösterilmiştir.

Algoritma 2. EO parametrelerinin alt ve üst değerleri

```
case 'F25'
fobj = @F25;
LB = [2.9, 0, 24800, (-21.67), 0, 0, (-2.52), 213];
UB = [3.5, 67, 41900, (22.3), 3, 2, 1.68, 357];
UB = UB';
LB = LB';
Dim = 8;
```

Yukarıda gösterilen değerler incelendiğinde hız verilerinin 5 km/s ile 67 km/s arasında değiştiği, araç ağırlığı verilerinin ise 24.800 kg ile 41.900 kg arasında yolculu olarak değiştiği görülmektedir. EO rotasının eğiminin -21,67 ile 22,3 arasında olduğu ve enerji tüketiminin km başına 2.9 ile 3.5 kWh olduğu verilerden elde



Şekil 5. a) Seahorse spiral hareketi b) Seahorse brownian hareketi (a) Seahorse spiral movement b) Seahorse Brownian motion)

edilmiştir. EO, yıl boyunca en fazla günlük 3 elektrik arızası ve 2 mekanik arıza yaşamaktadır. Aracın hem kış hem de yaz aylarındaki maksimum ivmesi $1,68 \text{ m/s}^2$ olarak hesaplanırken minimum ivmesi $-2,52 \text{ m/s}^2$ olarak hesaplanmıştır. İşletilen EO'lar, tüm rotada minimum 213 kW ve maksimum 357 kW rejeneratif frenleme gücüne sahiptir. Algoritma 3, regresyon sonucunda elde edilen matematiksel denklemi göstermektedir. Bu denklem SeaHorse algoritmasında Benchmark Fonksiyonu bölümüne eklenmiştir. Seahorse çalışmasının limitasyonları aşağıdaki şekilde açıklanmıştır.

- Dış ortam sıcaklığı -10°C ile 45°C arasında belirlenmiştir.
- Enerji tüketimi 0 ile 612 kW arasında belirlenmiştir.
- EO yolcu kapasitesi maksimum 287 kişi olarak limitlenmiştir.
- Geleneksel Seahorse optimizasyon algoritması popülasyon başlatma stratejisini rastgele oluşturma olarak benimser, bu yöntemin dezavantajı ise rastgeleliğin büyük olmasıdır. İlk başlatma noktası bu yayında rastgele (random) olarak seçilmiştir.
- Seahorse optimizasyon algoritmasının yavaş yakınsama hızı yerel ve genel en iyi çözüme ulaşmada gecikmelere neden olmaktadır. Bu nedenle optimizasyon süresi uzun olarak belirlenmiştir.

Algoritma 3. EO denklemlerinin SeaHorse algoritmasına eklenmesi [66].

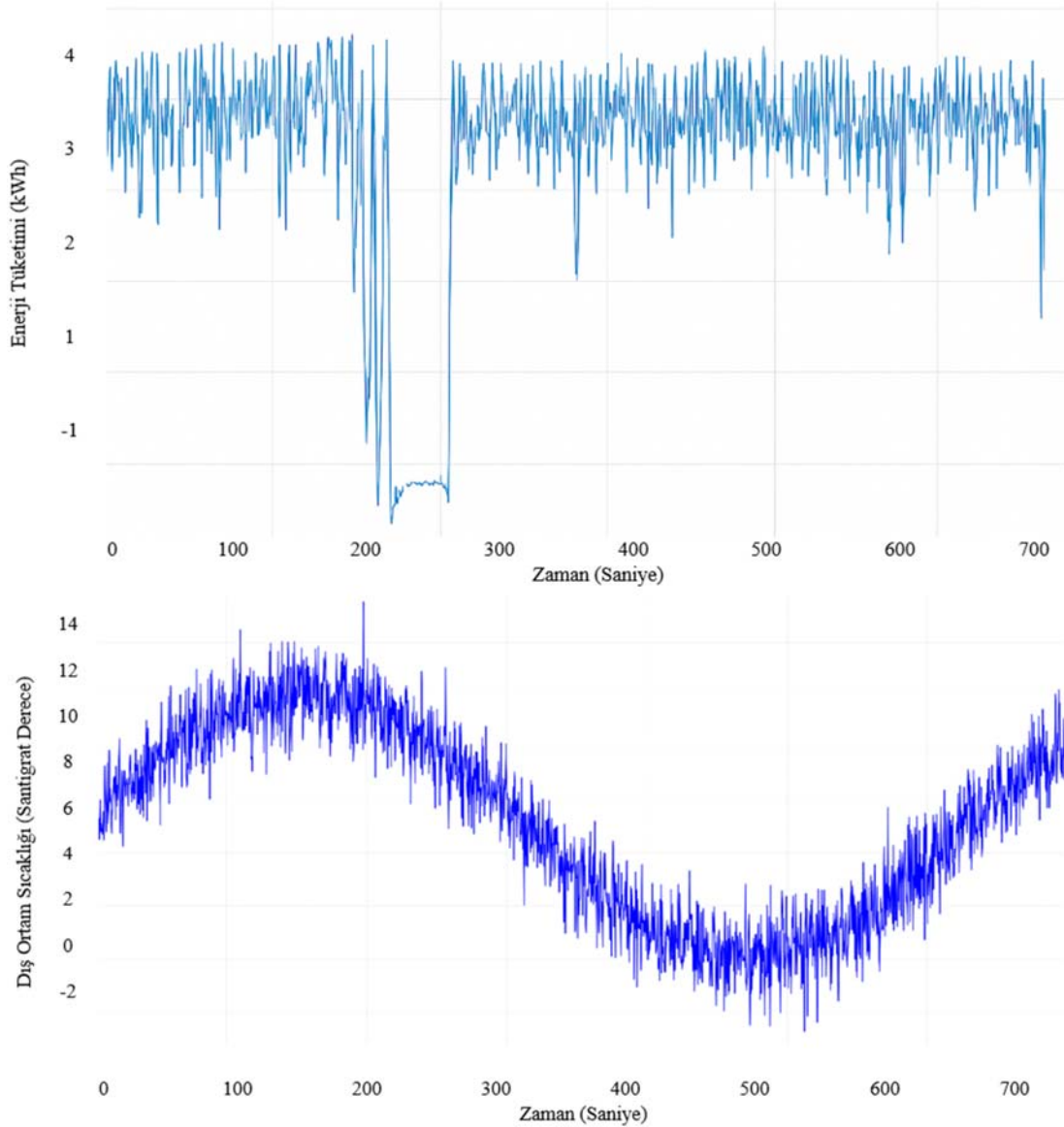
```
%f(x) E-Bus Data Function
%F25 250ThousandData
function o = F25(x)
o=regression equations;
end
```

4. Sonuçlar ve Tartışmalar (Results and Discussions)

Çalışmanın bu bölümünde regresyon tekniklerinin karşılaştırılması ve çalışma için uygun teknik belirlenmiştir. Belirlenen regresyon tekniği ile EO'lerin enerji tüketiminin matematiksel modeli elde edilmiştir. Daha sonra bu matematiksel denklem SeaHorse optimizasyon algoritması ile optimum hale getirilmiştir.

4.1. Enerji Tüketimi ve Dış Ortam Sıcaklık Modeli (Energy Consumption and Outside Temperature Model)

Regresyon çalışması için MATLAB R2021b programından faydalanılmıştır.



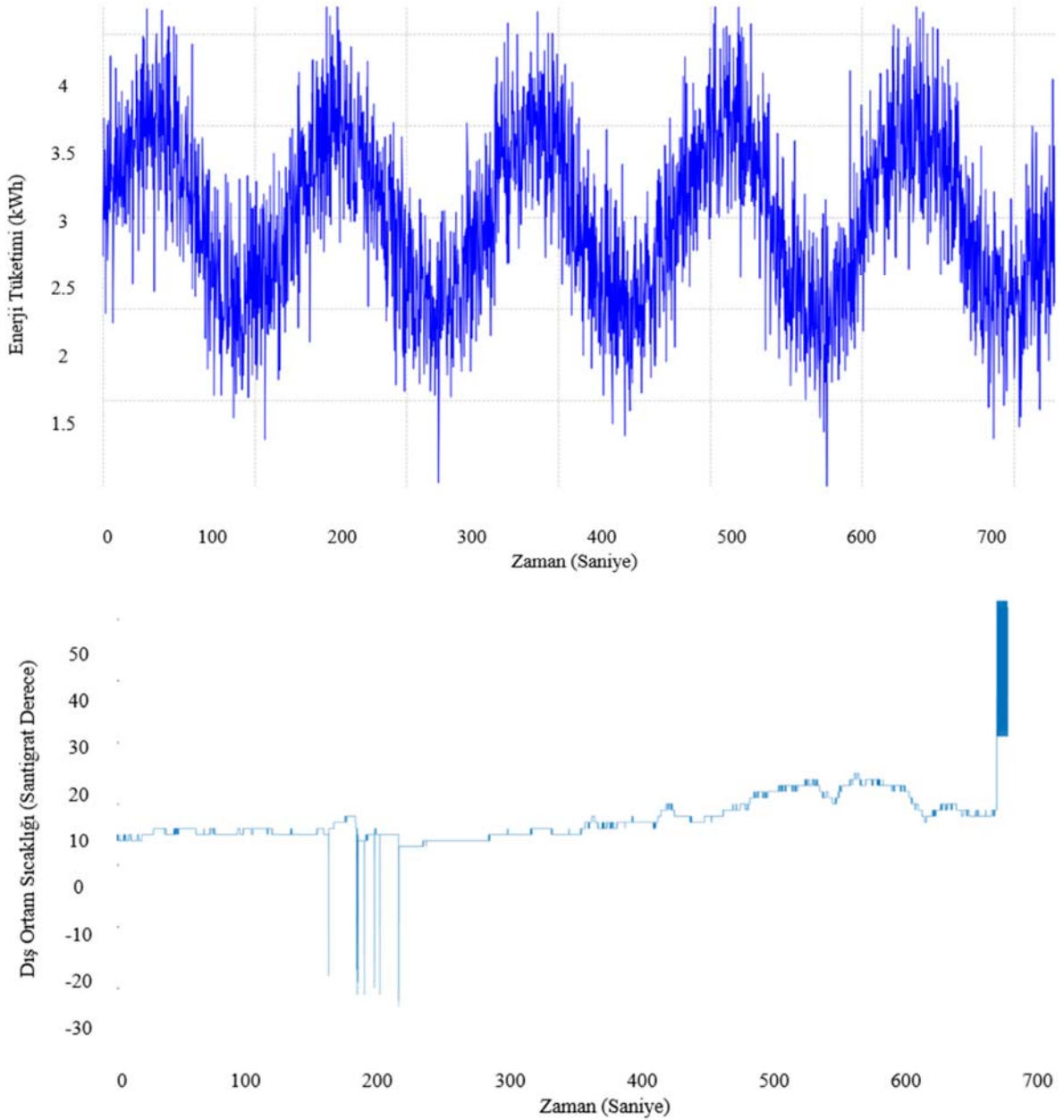
Şekil 6. a) R1 bölgesi sürüş çevrimi grafiği b) R1 bölgesi dış ortam sıcaklığı grafiği
(a) R1 region driving cycle graph b) R1 region outside temperature graph)

Analizler için Regresyon toolbox sekmesi kullanılmıştır. Bu sekmede yer alan Gauss, Doğrusal, İkinci Dereceden ve Kübik regresyon yöntemlerinin tamamı veri seti üzerinde test edilmiştir. Bu test sonucunda, Gauss Process (GP), Decision Tree (DT), Support Vector Machine (SVM), Ensemble ve TNN, en az hata oranına sahip regresyon yöntemleri olarak belirlenmiştir. Her bir bölgenin veri seti bu regresyon yöntemleri ile analiz edilmiştir. R₁ bölgesinde durak sayısı ve yolcu yoğunluğu az olduğu için Ensemble en uygun enerji tüketim değerinin elde edilmesini sağlamıştır. R₂ bölgesinde durak sayısı ve yolcu sayısı fazla olduğu için GP, R₃ bölgesinde yüksek hız ve az durak sayısından dolayı SVM ve R₄ bölgesinde durak sayısı fazla ve düşük hız nedeniyle GPR en uygun sonuçları vermiştir. Tüm bölgeler birleştirilip genel rota için (R) tüketim verisi hesaplandığında ise TNN en uygun sonucu ortaya çıkarmıştır. Tablo 5'te bu çalışmada uygulanan regresyon tekniklerinin sonuçları sunulmuştur.

Regresyon analizine göre her bölge için enerji tüketimin matematiksel modeli elde edilmiştir. Bu model bir EO'un km başına tüketiminin hesaplanmasını sağlamaktadır. Araç parametreleri değişse bile bu model ile her EO'un km başına enerji tüketimi ile sürüş çevrimi verisi elde edilebilir. Her bölge için elde edilen matematiksel tüketim modeli Eş. 15, Eş. 16, Eş. 17, Eş. 18 ve Eş. 19 ile sunulmuştur.

$$Y_{R1} = 361 - 20,14 \cdot x_1 + 0,4603 \cdot x_2^2 - 0,004327 \cdot x_3^3 + 2,145 \cdot e^{-5 \cdot x_4^4} - (6,068 \cdot e^{-8 \cdot x_5^5} + 9,858 \cdot e^{-11 \cdot x_6^6} - 8,568 \cdot e^{14 \cdot x_7^7} + 3,089 \cdot e^{-17 \cdot x_8^8}) \quad (15)$$

$$Y_{R2} = 394,2 - 21,55 \cdot x_1 + 0,4823 \cdot x_2^2 - 0,004438 \cdot x_3^3 + 2,165 \cdot e^{-5 \cdot x_4^4} - (6,054 \cdot e^{-8 \cdot x_5^5} + 9,747 \cdot e^{-11 \cdot x_6^6} - 8,408 \cdot e^{14 \cdot x_7^7} + 3,012 \cdot e^{-17 \cdot x_8^8}) \quad (16)$$



Şekil 7. a) R₂ bölgesi sürüş çevrimi grafiği b) R₂ bölgesi dış ortam sıcaklığı grafiği
(a) R₂ region driving cycle graph b) R₂ region outside temperature graph)

$$Y_{R3} = 480,4 - 30,34 \cdot x_1 + 0,7065 \cdot x_2^2 - 0,006755 \cdot x_3^3 + 3,368 \cdot e^{-5} \cdot x_4^4 - 9,517 \cdot e^{-8} \cdot x_5^5 + 1,538 \cdot e^{-11} \cdot x_6^6 - 1,382 \cdot e^{-14} \cdot x_7^7 + 4,753 \cdot e^{-17} \cdot x_8^8 \quad (17)$$

$$Y_{R4} = 614,1 - 9,253 \cdot x_1 + 0,07414 \cdot x_2^2 - 0,0003037 \cdot x_3^3 + 7,701 \cdot e^{-7} \cdot x_4^4 - 1,238 \cdot e^{-9} \cdot x_5^5 + 1,233 \cdot e^{-12} \cdot x_6^6 - 6,959 \cdot e^{16} \cdot x_7^7 + 1,703 \cdot e^{-19} \cdot x_8^8 \quad (18)$$

$$Y_R = 460,8 - 3,2 \cdot x_1 + 1,026 \cdot x_2^2 - 0,0007456 \cdot x_3^3 + 1,232 \cdot e^{-4} \cdot x_4^4 - 1,336 \cdot e^{-6} \cdot x_5^5 + 1,233 \cdot e^{-9} \cdot x_6^6 - 6,995 \cdot e^{13} \cdot x_7^7 + 1,526 \cdot e^{-16} \cdot x_8^8 \quad (19)$$

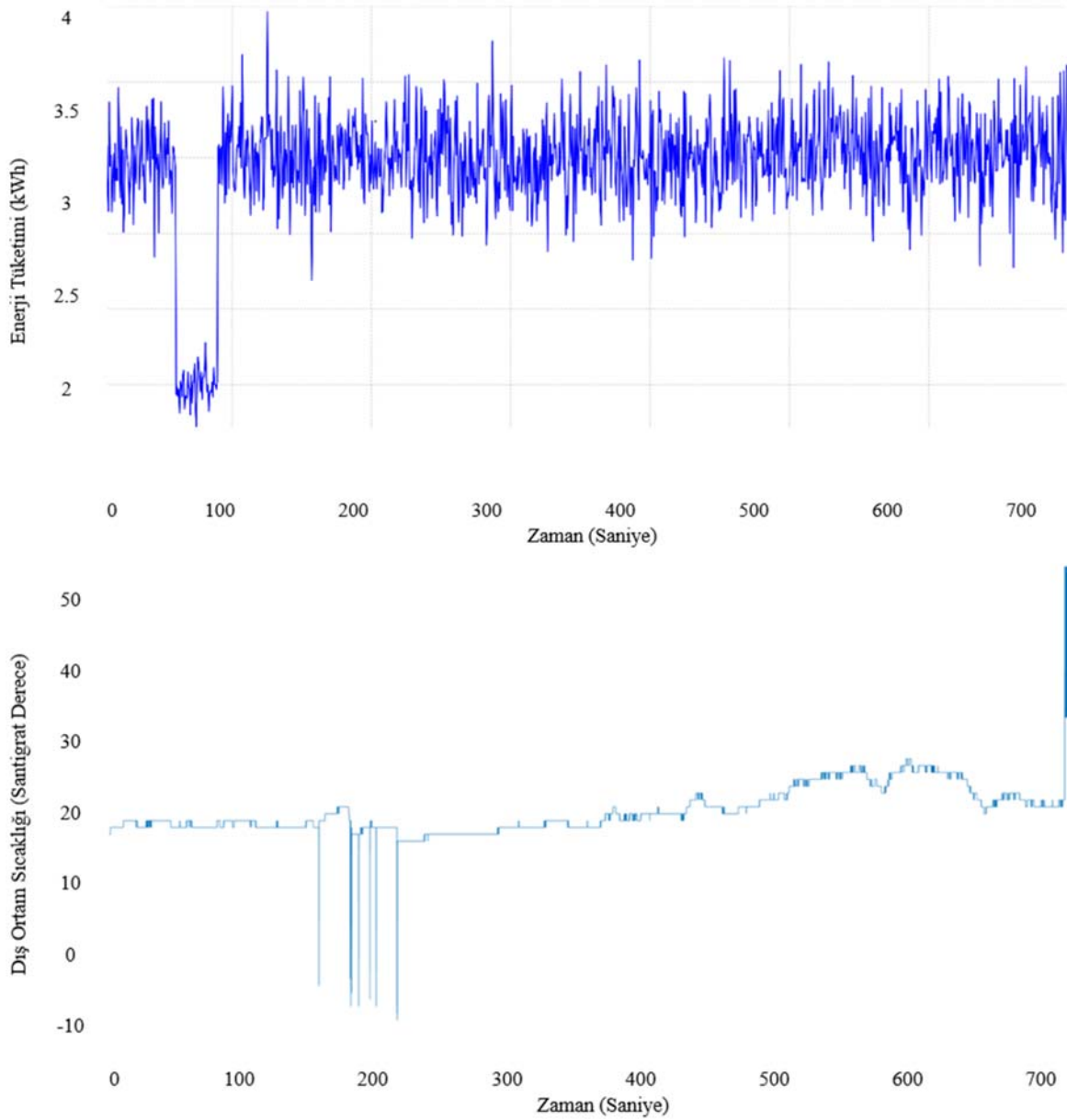
Burada Y, km başına enerji tüketim değerini ifade etmektedir. x_1 araç hızını (km/s), x_2 yolculu araç ağırlığını (kg), x_3 dış ortam sıcaklığı (°C), x_4 yol eğimini (%), x_5 elektriksel arıza sayısını, x_6 mekaniksel arıza sayısını, x_7 ivmelenmeyi (m/s^2), x_8 ise rejeneratif frenlemeyi (kWh) göstermektedir. Eşitlikler enerji tüketim grafiklerinde yerine

konulduklarında bölge bazında sürüş çevrim ve dış ortam sıcaklık değer grafikleri ise Şekil 6, Şekil 7, Şekil 8 ve Şekil 9'da sunulmuştur.

Her bir parametrenin km başına enerji tüketim değeri üzerinde etkisi korelasyon analizi ile ortaya çıkarılmıştır. EO'nun CAN haberleşme sistemi üzerinde toplamda 112 adet veri iletilmektedir. Bu verilerin en kritik 8 tanesi enerji tüketimi üzerinde etkilidir. Tablo 6'da enerji tüketimi üzerinde etkili olan en önemli 8 parametrenin korelasyon sonucu sunulmuştur.

Korelasyon sonucuna göre enerji tüketimi üzerinde en etkili olan parametre hız verisidir. Daha sonra sırası ile yolun eğimi, yolculu araç ağırlığı, ivme, elektriksel arıza, mekaniksel arıza, rejeneratif frenleme ve dış ortam sıcaklığı tüketim üzerinde etkili olan parametrelerdir.

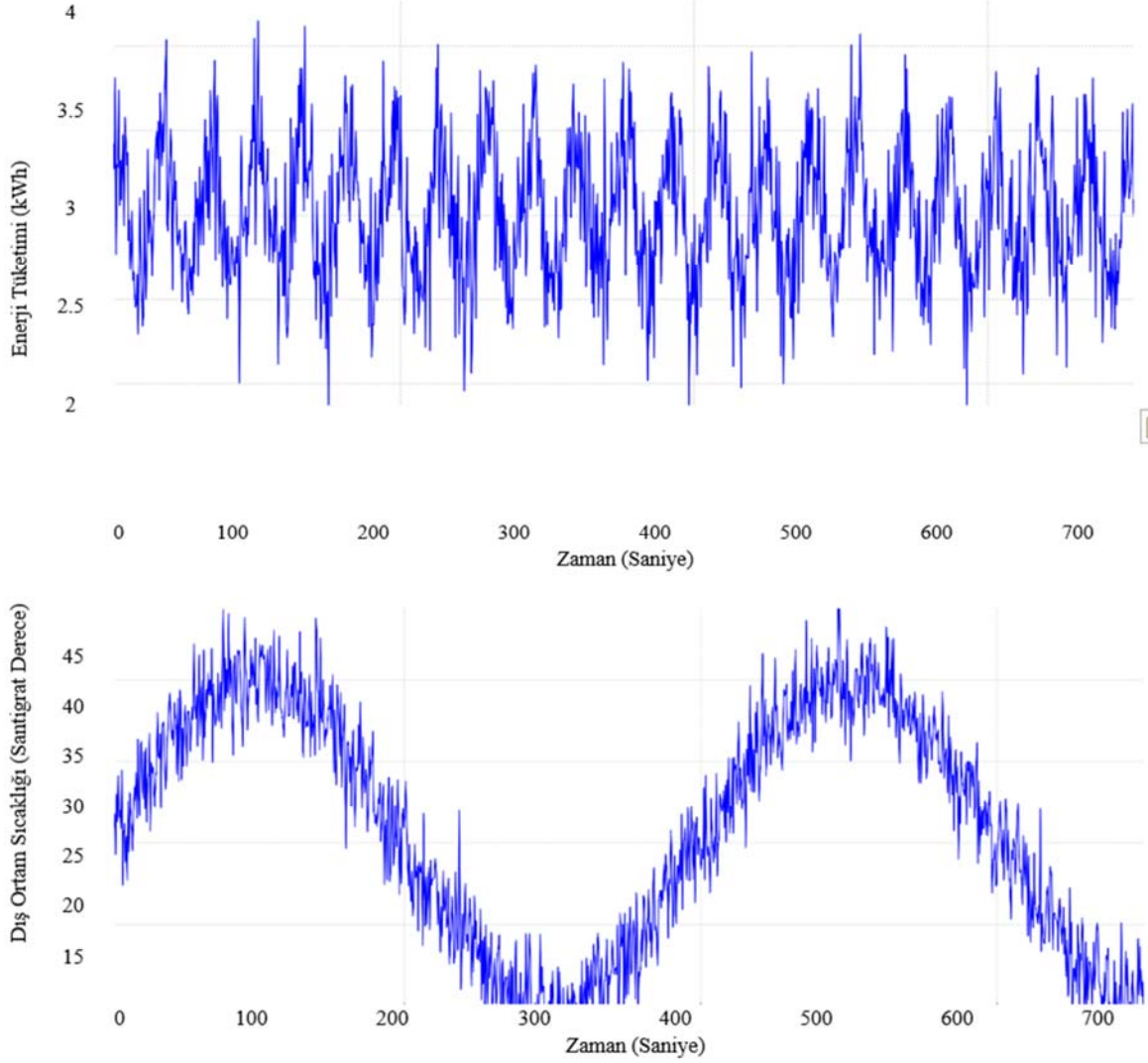
Çalışmanın son bölümünde ise her bölge üzerinde en uzun menzile karşılık gerekli olan dış ortam sıcaklığı verisi yine regresyon analizi



Şekil 8. a) R3 bölgesi sürüş çevrimi grafiği b) R3 bölgesi dış ortam sıcaklığı grafiği
(a) (R3 region driving cycle graph) b) (R3 region outside temperature graph)

ile hesaplanmıştır. Daha sonra tüm rotanın en uygun menzile karşı tahmin edilen dış ortam sıcaklık verisi de hesaplanmıştır. Ayrıca verilerin, elde edilen enerji tüketim ve dış ortam sıcaklığı modeli ile uygunluk ve doğruluk oranının analizi de varyans analizi (ANOVA) testi ile gerçekleştirilmiştir.

Regresyon çalışmasında, R₁ bölgesi için Ensemble, R₂ için SVM Linear, R₃ için DT ve R₄ için en uygun sonucu veren regresyon tekniği SVM Quadratic olmuştur. Rotanın tamamı için ise TNN en iyi sonucu vermiştir. Tablo 7’de bölgelere göre regresyon analizi sonuçları sunulmuştur.



Şekil 9. a) R₄ bölgesi sürüş çevrimi grafiği b) R₄ bölgesi dış ortam sıcaklığı grafiği
(a) R₄ region driving cycle graph b) R₄ region outside temperature graph)

Tablo 6. Enerji tüketim üzerinde etkili olan parametrelerin korelasyon analizi
(Correlation analysis of parameters affecting energy consumption)

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8
Ortalama Tüketim (kW)	0,94	0,88	0,49	0,91	0,8	0,76	0,83	0,73
C1: Hız (km/s), C2: Ağırlık (kg), C3: Dış Ortam Sıcaklığı (Derece), C4: Yolun Eğimi (%), C5: Elektriksel Arıza (Adet), C6: Mekaniksel Arıza (Adet), C7: İvmelenme (m/s ²), C8: Recuperation (kWh)								

Tablo 7. Dış ortam sıcaklık hesabı için bölgelere göre en ideal regresyon yöntemleri
(The most ideal regression methods for outside temperature calculations by region)

Regresyon Tipi	RMSE	R ²	MSE	MAE
Ensemble (R ₁)	0,10387	1	0,0782	0,014
SVM Linear (R ₂)	0,12445	0,98	0,11	0,124
DT (R ₃)	0,64145	0,97	0,36789	0,147
SVM Quadratic (R ₄)	0,71442	0,97	0,40894	0,152
TNN (R)	0,74199	0,96	0,41197	0,169

Regresyon sonucunda her bölge için matematiksel dış ortam sıcaklığı modeli elde edilmiştir. Bu model ile en uzun menzili sağlayan en uygun sıcaklık değerleri elde edilebilir. Hesaplanan matematiksel dış ortam sıcaklığı modelleri Eş. 20, Eş. 21, Eş. 22, Eş. 23 ve Eş. 24 ile sunulmuştur.

$$O_{R1} = 815,4 - 246,4 \cdot x_1 + 32,18 \cdot x_2^2 - 2,342 \cdot x_3^3 + 0,1044 \cdot e^{-5} \cdot x_4^4 - 0,002921 \cdot e^{-8} \cdot x_5^5 + 5,014 \cdot e^{-11} \cdot x_6^6 - 4,833 \cdot e^{-14} \cdot x_7^7 + 2,006 \cdot e^{-17} \cdot x_8^8 \quad (20)$$

$$O_{R2} = 359,6 - 88,37 \cdot x_1 + 9,37 \cdot x_2^2 - 0,056 \cdot x_3^3 + 0,259 \cdot e^{-5} \cdot x_4^4 - 0,0048 \cdot e^{-8} \cdot x_5^5 + 0,000699 \cdot e^{-11} \cdot x_6^6 - 5,711 \cdot e^{-14} \cdot x_7^7 + 2,07 \cdot e^{-17} \cdot x_8^8 \quad (21)$$

$$O_{R3} = 1422 - 371,2 \cdot x_1 + 42,25 \cdot x_2^2 - 2,718 \cdot x_3^3 + 0,1084 \cdot e^{-5} \cdot x_4^4 - 0,002742 \cdot e^{-8} \cdot x_5^5 + 4,299 \cdot e^{-11} \cdot x_6^6 - 3,821 \cdot e^{-14} \cdot x_7^7 + 1,473 \cdot e^{-17} \cdot x_8^8 \quad (22)$$

$$O_{R4} = 49,64 - 2,81 \cdot x_1 + 8,763 \cdot x_2^2 - 0,1348 \cdot x_3^3 + 0,8529 \cdot e^{-7} \cdot x_4^4 - 0,002956 \cdot e^{-9} \cdot x_5^5 + 0,0005887 \cdot e^{-12} \cdot x_6^6 - 6,331 \cdot e^{-16} \cdot x_7^7 + 2,861 \cdot e^{-19} \cdot x_8^8 \quad (23)$$

$$O_R = 1,943 - 0,4923 \cdot x_1 + 0,3347 \cdot x_2^2 - 0,539 \cdot x_3^3 + 0,1289 \cdot e^{-7} \cdot x_4^4 - 0,03186 \cdot e^{-9} \cdot x_5^5 + 0,0004775 \cdot e^{-12} \cdot x_6^6 - 4,07 \cdot e^{-16} \cdot x_7^7 + 1,515 \cdot e^{-19} \cdot x_8^8 \quad (24)$$

Burada “O”, dış ortam sıcaklığının hesaplandığı bağımlı değişkendir. x_1 enerji tüketimi, x_2 hız, x_3 yol eğimi, x_4 mekanik arıza sayısı, x_5 araç ağırlığı, x_6 elektriksel arıza sayısı, x_7 ivmelenme ve x_8 ise rejeneratif

frenlemeyi ifade eden bağımsız değişkenlerdir. Matematiksel modellerin doğruluk analizinde tüm verilerin ANOVA testi yapılmıştır. Bu sayede hem enerji tüketimi hem de dış ortam sıcaklığı modelinin istatistiksel güvenilirliği artırılmıştır. ANOVA testi sonuçları Tablo 8’de sunulmuştur.

Tablo 8 incelendiğinde df, varyans kaynakları ile ilişkili serbestlik derecelerinin sayısını ifade etmektedir. SS kareler toplamıdır. Toplam SS ile karşılaştırıldığında kalan SS ne kadar küçükse, model verilere o kadar iyi uyar. Elde edilen her iki modelin SS oranı son derece küçüktür ve veriler modellere son derece uygundur. MS ise ortalama kareyi ifade eder. F, F istatistiği ya da sıfır hipotezi için F-testini gösterir. Modelin genel anlamlılığını test etmek için kullanılır. Anlamlılık F, F’nin P-değeridir. P değeri sıfıra ne kadar yakın olur ise model doğruluğu o kadar yüksek olur. Anlamlılık F oranı analiz edildiğinde sıfıra son derece yakındır ve modelimizin doğruluk oranı son derece yüksektir. İstatistiksel analizlere göre veriler ile elde edilen modelin doğruluk oranı son derece yüksektir.

4.2. Optimizasyon Sonuçları (Optimization Results)

SeaHorse optimizasyon algoritmasının başlatılırken popülasyon 30, iterasyon sayısı 500 olarak seçilmiştir. R_1 , R_2 , R_3 , R_4 ve R bölgeleri için oluşturulan tüketim ve dış ortam sıcaklığı regresyon modelleri, SeaHorse algoritmasında yeniden analiz edilmiştir. Analiz sonuçları Tablo 9 ve Tablo 10’da sunulmuştur.

Tablo 8 incelendiğinde R_1 bölgesinde tüketimin 3,285 kWh/km olduğu ve Tablo 9’daki dış ortam sıcaklık verisi incelendiğinde

Tablo 8. Enerji tüketim ve dış ortam sıcaklık modellerinin ANOVA test sonuçları
(ANOVA test results for energy consumption and outdoor temperature models)

	df	SS	MS	F	Anlamlılık F
Regresyon	8	733138,0633	81459,78481	6361,626181	2,4046e ⁻¹⁴⁷
Fark	100599	1434,145239	12,80486821		
Toplam	100607	734572,2086			

Tablo 9. SeaHorse optimizasyonu sonucunda hesaplanan bölge bazında enerji tüketimi
(Energy consumption calculated on a regional basis as a result of SeaHorse optimization)

Bölge	Mesafe (km)	Süre (saniye)	Ortalama Hız (km/s)	Maksimum Hız (km/s)	Ortalama İvmelenme (m/s ²)	Tüketim (kWh/km)
R_1	4,17	627	24,09	59	0,71	3,285
R_2	6,42	1118	21,46	47	0,46	2,943
R_3	6,09	689	38,62	67	1,1	2,732
R_4	3,02	572	19,32	43	0,5	3,012
R	19,7	3006	36,9	67	0,9	3,02

Tablo 10. SeaHorse optimizasyonu sonucunda hesaplanan bölge bazında dış ortam sıcaklık verisi
(Outside temperature data calculated by region as a result of SeaHorse optimization)

Bölge	R_1	R_2	R_3	R_4	R
Regresyon Sonucu (°C)	22,3	21,1	23	21,8	21,5

Tablo 11. MOTAŞ verileri ile hesaplanan veriler ve farklar (Data calculated using MOTAŞ data and differences)

Bölge	Gerçek Enerji Tüketim (kWh/km)	Hesaplanan Enerji Tüketim (kWh/km)	Fark (%)
R_1	3,35	3,285	-1,9
R_2	2,91	2,943	1,12
R_3	2,7	2,732	1,17
R_4	3,1	3,012	-2,83
R	3,05	3,02	-0,98

22,3°C olması gerektiği hesaplanmıştır. R₂ bölgesi için 21,1 °C sıcaklıkta tüketimin 2,943 kWh/km, R₃ bölgesinde 23 °C sıcaklıkta 2,732 kWh/km ve R₄ bölgesinde 21,8 °C sıcaklık için enerji tüketiminin 3,012 kWh/km olduğu hesaplanmıştır.

Rotanın tamamı için hesaplamalar göz önüne alındığında en verimli enerji tüketiminin 3,02 kWh/km olduğu ve bu enerji tüketim değerinin 21,5 °C sıcaklık ile elde edilebileceği hesaplanmıştır. Rotada işletilen EO'lar için en uzun menzili sağlayan sıcaklık 21,5 °C olarak belirlenmiştir. Bu sıcaklık değeri, sonbahar ve ilkbahar mevsiminde klimanın ve ısıtma sisteminin çalışmadığı günlerde meydana gelmiştir. Isıtma ve soğutma sistemi çalışmadığı zaman klima tüketimi minimum seviyeye inmektedir. Bu durum enerji tüketiminin en uygun seviyeye düşmesini sağlamıştır.

Tablo 11'de ise sürüş çevrimi ve enerji tüketim modeli, verilerin alındığı EO işletmesinden elde edilen gerçek veriler ile kıyaslanmıştır. R₁ ve R₄ bölgeleri ile tüm rotada gerçek enerji tüketiminden daha düşük bir tüketim değeri elde edilirken; R₂ ve R₃ bölgelerinde ise gerçek enerji tüketiminden daha fazla bir tüketim tahmini yapılmıştır. R₂ bölgesinde durak sayısının fazla olması ve R₃ bölgesindeki yolcu yoğunluğunun az olması, enerji tüketim modelinin diğer bölgelerdeki tahminlerine kıyasla hata oranının artmasını sağlamaktadır. Yüzdelik olarak incelendiğinde ise gerçek zamanlı saha verilerine son derece yakın bir enerji tüketim hesabı oluşturulan modeller ile elde edilmiştir.

Bu çalışmada EO'lar için en verimli enerji tüketim ve en uzun menzil değerine karşılık gerekli olan dış ortam sıcaklığının hesaplanması ve tahminine yönelik analizler yapılmıştır. İlk adımda regresyon ile enerji tüketim ve dış ortam sıcaklık verilerinin matematiksel modelleri elde edilmiştir. Daha sonra SeaHorse optimizasyonu ile bu modeller yeniden analiz edilmiş ve en ideal enerji tüketimine karşı gerekli olan dış ortam sıcaklığı hesaplanmıştır.

Enerji tüketimi ve sürüş çevrimi çalışmasında R₁ bölgesi için Ensemble, R₂ bölgesi için DT ve R₃ bölgesi için SVM ve R₄ bölgesi için GPR en uygun sonuçları vermiştir. Tüm bölgeler birleştirilip genel rota için enerji tüketim verisi hesaplandığında ise TNN ile en uygun sonuca ulaşılabildiği sonucuna varılmıştır. R₁ için enerji tüketimi 3,285 kWh/km, R₂ için 2,943 kWh/km, R₃ için 2,732 kWh/km, R₄ için ise 3,012 kWh/km olarak hesaplanmıştır. Tüm rota için EO'un en verimli olduğu dış ortam sıcaklık değerinde enerji tüketimi 3,02 kWh/km olarak hesaplanmıştır. Bu enerji tüketim değerlerine karşılık gelen dış ortam sıcaklıkları ise sırası ile 22,3 °C, 21,1 °C, 23 °C, 21,8 °C ve 21,5 °C olarak hesaplanmıştır.

Enerji tüketim modeli, işletmeciler tarafından elde edilen veriler ile kıyaslandığında R₁ için %1,9 oranında da az tüketim hesabı yapılmıştır. R₂ için %1,12, R₃ için %1,17 oranında daha fazla tüketim hesabı yapıldığı sonucuna varılmıştır. R₄ için ise %2,83 oranında enerji tüketim farkı ve tüm rota için %0,98 oranında daha düşük bir tüketim hesaplanmıştır. Bu da çalışmayla sunulan modelin, gerçek zamanlı verilere son derece yakın olarak tüketim hesabı yapılabildiğini göstermektedir. Bu sayede EO üreticileri ve işletmeleri coğrafi olarak en sıcak ve en soğuk ülkeler de dâhil olmak üzere tüm rotalara sunulan bu modeli uygulayıp, dış ortam sıcaklığına karşı gerçek menzil hesabını çok düşük bir hata payı ile yapılabilir.

Çalışmanın yapıldığı dönem boyunca EO, 1.400.000 km yol kat etmiştir. Bu süre içerisinde ise işletmeciler tarafından hesaplanan veriler doğrultusunda 3.375.454 kWh enerji tüketimi gerçekleştirilmiştir. Çalışmamızda kullanılan SeaHorse modeli uygulandığında ise enerji tüketimi 3.307.945 kWh olarak gerçekleştirilebilir. İşletme süresi boyunca EO'lar üzerinde Seahorse modeli kullanılarak 67.509 kWh'lik enerji tasarrufu sağlanabilir.

EO işletmecileri, mevcut rota ve coğrafi şartları dikkate alarak bu model ile EO dönüşümü yapılacak rotaların analizlerini gerçekleştirebilir. Öncelikle uygulama yapılacak rota için enerji tüketim tahmin modeli kullanılarak tüketim değeri tahmin edilebilir. Daha sonra ideal dış sıcaklık modeli ile coğrafi şartlara göre en düşük ve en yüksek tüketimler hesaplanır. Bu sayede yıl boyunca işletmenin aksamaması için gerekli olan batarya kapasitesi hesabı yapılabilir. Kuruluşların en az hata oranı ile bir batarya kapasitesi tahmini, doğru bir araç satın alma süreci oluşturulabilir. Bu hesaplama, maliyetleri düşürmede önemli bir etki oluşturmaktadır.

Diğer taraftan, EO'nun işletilmesi için dış ortam sıcaklığı hesaplamaları ile işletme için uygunluk kontrolü yapılabilir. Batarya sağlığı için aşırı sıcak ve aşırı soğuk rotalarda işletme faaliyetleri problemleri olarak devam edebilir. Burada çözüm olarak batarya ısıtma ve soğutma sistemleri de ek yapılabilir. Dış ortam sıcaklığı ve tüketim analizi ile işletmeciler kuruluşların batarya üzerinde rotalara göre ekstra güvenlik tasarımları yapılması planlanabilir. Yapılan bu çalışmanın ana kilit çıktıları aşağıdaki gibi sıralanmıştır;

- Gerçek zamanlı büyük veriler kullanılarak elde edilen enerji tüketimine dair sürüş çevrimi EO üretici ve işletmeleri, sunulan modeli operasyonel olarak planladıkları tüm rotalar için temel olarak kullanılabilir.
- Enerji tüketiminin ve dış ortam sıcaklığının matematiksel modelinin birlikte kullanılması, tüm EO rotaları için en verimli tüketim ve operasyonel menzile karşılık gerekli olan dış ortam sıcaklığının belirlenmesini sağlayacak genel bir model elde edilmiştir.
- Dış ortam sıcaklığının menzil üzerindeki etkisi bu modeller ile ayrıntılı olarak hesaplanabilir. Yüksek ve düşük sıcaklıklarda yapılacak olan EO işletmesinde enerji tüketimi öngörülebilir hale gelmiştir. Bu durum, işletmeciler firmaların enerji maliyetlerini önceden hesaplamasını kolaylaştırırken, EO üreticileri için de hedef pazarların ihtiyaçlarına göre yapacakları tasarımlarda, coğrafi sıcaklığın etkisini de öngörülebilir kılacaktır.

Gelecekte yapılacak olan çalışmalarda 24V DC tüketimleri için sensör izolasyonları sağlanarak tüketim hesabının daha net olarak elde edilmesi planlanmaktadır. İşletmeciler kuruluşların EO kıyası yapabilmesi için farklı tip ve model EO ile benzer çalışmaların yapılması ve farklı optimizasyon algoritmalarının kullanılması hedeflenmektedir.

Teşekkür (Acknowledgement)

Bu çalışma İnönü Üniversitesi Bilimsel Araştırma Fonu tarafından aşağıdaki proje numarası ile desteklenmektedir: FDK-2023-3215.

Kaynaklar (References)

1. Zou Y., Wei S., Sun F., Hu X. and Shiao Y., Large-scale deployment of electric taxis in Beijing: A real-world analysis, *Energy*, 100 (2), 25–39, 2016.
2. Zhang X., Zou Y., Fan J. and Guo H., Usage pattern analysis of Beijing private electric vehicles based on real-world data, *Energy*, 167 (1), 1074–1085, 2019.
3. Mohammadi F. and Saif M., A comprehensive overview of electric vehicle batteries market, *e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy*, 3 (1), 100127-100140, 2023.
4. Lee G., Song J., Lim Y. and Park J., Energy consumption evaluation of passenger electric vehicle based on ambient temperature under Real-World driving conditions, *Energy Conversion and Management*, 306 (2024), 110209-110214, 2024.
5. Ekici Y.E., Akdağ O., Aydın A.A. and Karadağ T., Optimization of Proportional-Integral-Derivative Parameters for Speed Control of Squirrel-Cage Motors with Seahorse Optimization, *Electrica*, 2 (24), 318-326, 2024.
6. Ekici Y.E., Akdağ O., Aydın A.A. and Karadağ T., A novel energy

- consumption prediction model of electric buses using real-time big data from route , environment , and vehicle parameters, *IEEE Access*, 11 (1), 104305–104322, 2023.
7. Zhang J., Wang Z., Liu P. and Zhang Z., Energy consumption analysis and prediction of electric vehicles based on real-world driving data, *Applied Energy*, 275 (5), 115408–115423, 2020.
8. Ji Y., Zhang Y. and Wang C.-Y., Li-Ion Cell Operation at Low Temperatures, *Journal of The Electrochemical Society*, 160 (4), 636–649, 2013.
9. Wenjie F., Zhibin Z., Ming D. and Ming R., On-line Estimation Method for Internal Temperature of Lithium-ion Battery Based on Electrochemical Impedance Spectroscopy, 2021 IEEE Electrical Insulation Conference (EIC), Denver-USA, 247–251, 07-28 June, 2021.
10. Sun Y. K., Promising All-Solid-State Batteries for Future Electric Vehicles, *ACS Energy Letter*, 5 (10), 3221–3223, 2020.
11. Al-Wreikat Y., Serrano C. and Sodr  J. R., Driving behaviour and trip condition effects on the energy consumption of an electric vehicle under real-world driving, *Applied Energy*, 297 (1), 117096–117104, 2021.
12. Ekici Y.E., Akdağ O., Karadağ T. and Aydın A.A., Review And Analysis Of Real Time Big Data Of Electric Bus Consumption Data and Optimum Integration into the Urban Transportation Routes, in *Ankara International Congress On Scientific Research-VII*, Ankara-T rkiye, 1405-1418, 2-4 December, 2022.
13. Al-Wreikat Y., Serrano C. and Sodr  J. R., Effects of ambient temperature and trip characteristics on the energy consumption of an electric vehicle, *Energy*, 238 (1), 122028–122037, 2022.
14. Song Z., Pan Y., Chen H. and Zhang T., Effects of temperature on the performance of fuel cell hybrid electric vehicles: A review, *Applied Energy*, 302 (1), 117572–117580, 2021.
15. Pesaran A., Addressing the Impact of Temperature Extremes on Large Format Li-Ion Batteries for Vehicle Applications, 30th International Battery Seminary, Colorado-USA, 1-30, 11-14 March, 2013.
16. Deng T., Zhang G., Ran Y. and Liu P., Thermal performance of lithium ion battery pack by using cold plate, *Applied Thermal Engineering*, 160 (66), 114088–114096, 2019.
17. Shang Z., Qi H., Liu X., Ouyang C. and Wang Y., Structural optimization of lithium-ion battery for improving thermal performance based on a liquid cooling system, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 130 (1), 33–41, 2019.
18. Ekici Y. E., Dikmen İ. C., Nurmuhammed M. and Karadağ T., Efficiency Analysis of Various Batteries with Real-time Data on a Hybrid Electric Vehicle, *International Journal of Automotive Science And Technology*, 5 (11), 214–223, 2021.
19. Jaguemont J., Boulon L. and Dub  Y., A comprehensive review of lithium-ion batteries used in hybrid and electric vehicles at cold temperatures, *Applied Energy*, 164 (1), 99–114, 2016.
20. Lu M., Zhang X., Ji J., Xu X. and Zhang Y., Research progress on power battery cooling technology for electric vehicles, *Journal Energy Storage*, 27 (1), 101155–101171, 2019.
21. Ji Y. and Wang C. Y., Heating strategies for Li-ion batteries operated from subzero temperatures, *Electrochimica Acta*, 107 (1), 664–674, 2013.
22. Tran M., Bhatti A., Vrolyk R., Wong D., Panchal S., Fowler M. And Fraser R., A Review of Range Extenders in Battery Electric Vehicles: Current Progress and Future Perspectives, *World Electric Vehicle Journal*, 12 (2), 54–70, 2021.
23. Li K., Hongming C., Dingyu X., Hanqi Z., Binlin D., Hua Z., Ni L., Xuejin Z. and Ran T., Assessment method of the integrated thermal management system for electric vehicles with related experimental validation, *Energy Conversion and Management*, 276 (3), 116571–116584, 2023.
24. Hao X., Wang H., Lin Z. and Ouyang M., Seasonal effects on electric vehicle energy consumption and driving range: A case study on personal, taxi, and ridesharing vehicles, *Journal of Cleaner Production*, 249 (1), 119403–119416, 2020.
25. Szumska E. M. and Jurecki R. S., Parameters influencing on electric vehicle range, *Energies*, 14 (16), 4821–4844, 2021.
26. Dikmen İ.C., Ekici Y.E., Karadağ T., Abbasov T. and Hamamcı S.E., Electrification in Urban Transport: A Case Study with Real-time Data, *Balkan Journal of Electrical and Computer Engineering*, 9 (1), 69–77, 2021.
27. Ramesh A. B., Minovski B. and Sebben S., Thermal encapsulation of large battery packs for electric vehicles operating in cold climate, *Applied Thermal Engineering*, 212 (2), 118548–118561, 2022.
28. Taggart J., Ambient temperature impacts on real-world electric vehicle efficiency & range, 2017 IEEE Transportation Electrification Conference and Expo (ITEC), Chicago-USA, 186–190, 22-24 June, 2017.
29. Yuksek T. and Michalek J.J., Effects of regional temperature on electric vehicle efficiency, range, and emissions in the united states, *Environmental Science and Technology*, 49 (6), 3974–3980, 2015.
30. Paffumi E., Otura M., Centurelli M., Casellas R., Brenner A. and Jahn S., Energy Consumption, Driving Range and Cabin Temperature Performances at Different Ambient Conditions in Support to the Design of a User-Centric Efficient Electric Vehicle: the QUIET Project, 14th SDEWES Conference, Dubrovnik - Croatia, 1- 18, 1-6 October, 2019.
31. Ekici Y.E., Dikmen İ.C., Nurmuhammed M. and Karadağ T., A Review on Electric Vehicle Charging Systems and Current Status in Turkey, *International Journal of Automotive Science Technology*, 5 (4), 316–330, 2021.
32. Varga B. O., Sagoian A. and Mariasiu F., Prediction of electric vehicle range: A comprehensive review of current issues and challenges, *Energies*, 12 (5), 946–965, 2019.
33. Iora P. and Tribioli L., Effect of ambient temperature on electric vehicles energy consumption and range: Model definition and sensitivity analysis based on Nissan Leaf data, *World Electric Vehicle Journal*, 10 (1), 1–15, 2019.
34. Ekici Y.E. and Tan N., Investigation Of Charging And Discharging Characteristics Of Different Type Batteries Using Trambus Accelerator Pedal Data On Hybrid Electric Vehicle Model, *International Journal Energy Engineering Science*, 3 (3), 55–67, 2018.
35. Steinstraeter M., Heinrich T. and Lienkamp M., Effect of low temperature on electric vehicle range, *World Electric Vehicle Journal*, 12 (3), 115–141, 2021.
36. Klingler A. L., The effect of electric vehicles and heat pumps on the market potential of PV + battery systems, *Energy*, 161 (1), 1064–1073, 2018.
37. Ekici Y.E., Karadağ T., Aydın A.A. and Akdağ O., Driving Range Problem in Electric Vehicles and Methods to Increase, *Article and Reviews in Engineering*, Platanus Publishing, Ankara, 253–286, 2024.
38. Xu B. and Arjmandzadeh Z., Parametric study on thermal management system for the range of full (Tesla Model S)/ compact-size (Tesla Model 3) electric vehicles, *Energy Conversion and Management*, 278 (1), 116753–116766, 2023.
39. Wang J. B., Liu K., Yamamoto T. and Morikawa T., Improving Estimation Accuracy for Electric Vehicle Energy Consumption Considering the Effects of Ambient Temperature, *Energy Procedia*, 105 (1), 2904–2909, 2017.
40. Liu K., Wang J., Yamamoto T. and Morikawa T., Exploring the interactive effects of ambient temperature and vehicle auxiliary loads on electric vehicle energy consumption, *Applied Energy*, 227 (2018), 324–331, 2018.
41. Fetene G. M., Kaplan S., Mabit S. L., Jensen A. F. and Prato C. G., Harnessing big data for estimating the energy consumption and driving range of electric vehicles, *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 54 (1), 1–11, 2017.
42. Mišanović S. M., Glišović J. D., Blagojević I. A. and Taranović D. S., Influencing Factors on Electricity Consumption of Electric Bus in Real Operating Conditions, *Thermal Science*, 27 (1), 767–784, 2023.
43. Szilassy P.  . and F ldes D., Consumption estimation method for battery-electric buses using general line characteristics and temperature, *Energy*, 261 (3), 12500–12511, 2022.
44. Doulgeris S., Zafeiriadis A., Athanasopoulos N., Tzivelou N., Michali M.E., Papagianni S. and Samaras Z., Evaluation of energy consumption and electric range of battery electric busses for application to public transportation, *Transportation Engineering*, 15 (3), 100223–100233, 2024.
45. Motas E-Bus feasibility report, Motaş, https://www.motas.com.tr/Yayın_tarihi_Subat_7_2024_Erişim_tarihi_Ocak_10_2025.
46. Tramb s 24 Meters, Bozankaya, https://www.bozankaya.com.tr/Yayın_tarihi_Mart_15_2015_Erişim_tarihi_Aralık_22_2024.
47. Ekici Y.E., Karadağ T., Aydın A.A. and Akdağ O., Impact of Outside Temperature on Driving Range and Energy Consumption Using Real-Time Big Data for Electric Buses, 8th International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium, Malatya-T rkiye, 1-9, 21-22 September, 2024.
48. Ekici Y.E. and Tan N., Investigation Of Charging And Discharging Characteristics Of Different Type Batteries On Hybrid Electric Vehicle

- Model, The International Journal of Energy and Engineering Sciences, 3 (3), 55-68, 2018.
49. Akman T., Yılmaz C. and Sönmez Y., Elektrik Yüklü Tahmin Yöntemlerinin Analizi, Gazi Journal Education Science, 4 (3), 29-51, 2018.
50. Zhao L., Ke H. and Huo W., A frequency item mining based energy consumption prediction method for electric bus, Energy, 263 (1), 125915-1259-28, 2023.
51. Liu S., Kong Z., Huang T., Du Y. and Xiang W., An ADMM-LSTM framework for short-term load forecasting, Neural Networks, 173 (2), 106150-106162, 2024.
52. Qin H., Zhao G., Li Y. and Wang H., Hybrid distributed finite-time neurodynamic optimization of electric vehicle charging schemes management in microgrid considering, Neural Networks, 161 (1), 466-475, 2023.
53. Ram J. P., Rajasekar N. and Miyatake M., Design and overview of maximum power point tracking techniques in wind and solar photovoltaic systems: A review, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 73 (3), 1138-1159, 2017.
54. Boumaaraf H., Talha A. and Bouhali O., A three-phase NPC grid-connected inverter for photovoltaic applications using neural network MPPT, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 49 (3), 1171-1179, 2015.
55. Wilbur H. M. and Tilley S. G., Evolutionary Strategies in Lizard Reproduction, Evolution, 24 (1), 55-74, 1970.
56. Kaur S., Awasthi L. K., Sangal A. L. and Dhiman G., Tunicate Swarm Algorithm: A new bio-inspired based metaheuristic paradigm for global optimization, Engineering Applications of Artificial Intelligence, 90 (4), 103541-103570, 2020.
57. Ulucay Ö., Sivrioğlu S., Özkan M., Online optimization of engine control unit to satisfy performance and drivability metrics, Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University, 39 (4), 2041-2056, 2024.
58. Martin-Smith K. M. and Vincent A. C. J., Exploitation and trade of Australian seahorses, pipehorses, sea dragons and pipefishes (Family Syngnathidae), Oryx, 40 (2), 141-151, 2006.
59. Roos G., Van Wassenbergh S., Herrel A., Adriaens D. and Aerts P., Snout allometry in seahorses: Insights on optimisation of pivot feeding performance during ontogeny, Journal of Experimental Biology, 213 (13), 2184-2193, 2010.
60. Kuitert R. H., Revision of the Australian seahorses of the genus Hippocampus (Syngnathiformes: Syngnathidae) with descriptions of nine new species, Records of the Australian Museum, 53 (3), 293-340, 2001.
61. Kendrick A. J. and Hyndes G. A., Variations in the dietary compositions of morphologically diverse syngnathid fishes, Environmental Biology of Fishes, 72 (4), 415-427, 2005.
62. Maria B., Elena K. and Andrey C., Fast Algorithm for Simulation of Levy Stable Stochastic Self-Similar Processes, 2014 Fifth International Conference on Intelligent Systems, Modelling and Simulation, Langkawi-Malaysia, 225-228, 27-29 January, 2014.
63. Thamarai Chelvi S. K., Yong E. L. and Gong Y., Preparation and evaluation of calix[4]arene-capped β -cyclodextrin-bonded silica particles as chiral stationary phase for high-performance liquid chromatography, Journal of Chromatography A, 1203(1), 54-58, 2008.
64. Derrac J., García S., Molina D. and Herrera F., A practical tutorial on the use of nonparametric statistical tests as a methodology for comparing evolutionary and swarm intelligence algorithms, Swarm and Evolutionary Computation, 1 (1), 3-18, 2011.
65. Özbay F.A., A modified seahorse optimization algorithm based on chaotic maps for solving global optimization and engineering problems, Engineering Science and Technology, an International Journal, 41 (2), 101408-101434, 2023.
66. Zhao S., Zhang T., Ma S. and Wang M., Sea-horse optimizer: a novel nature-inspired meta-heuristic for global optimization problems, Applied Intelligence, 53 (10), 11833-11860, 2023.

