T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ-CERRAHPAŞA
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ

DOKTORA TEZİ

HİBRİT ARAÇLAR İÇİN YAPAY ZEKA TABANLI BİR KONTROL STRATEJİSİ

Yılmaz Seryar ARIKUŞU

DANIŞMAN
Dr. Öğr. Üyesi Nevra BAYHAN

II. DANIŞMAN
Doç. Dr. Hasan TİRYAKİ

Elektrik- Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Doktora Programı

Haziran, 2024

TEZ KABUL VE ONAYI

Yılmaz Seryar ARIKUŞU tarafından, **Dr. Öğr. Üyesi Nevra BAYHAN** danışmanlığında hazırlanan **" HİBRİT ARAÇLAR İÇİN YAPAY ZEKA TABANLI BİR KONTROL STRATEJİSİ "** başlıklı bu çalışma, jürimiz tarafından **12/06/2024** tarihinde yapılan sınav sonucunda **oy birliği** ile başarılı bulunarak **Doktora Tezi** olarak kabul edilmiştir.

Tez Jürisi

		İmza	Sonuç
DANIŞMAN	Dr. Öğr. Üyesi Nevra BAYHAN İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa Kontrol ve Kumanda Sistemleri Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret
ÜYE	Doç. Dr. Koray GÜRKAN İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa Elektronik Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret
ÜYE	Dr. Öğr. Üyesi Rana ORTAÇ KABAOĞLU İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa Kontrol ve Kumanda Sistemleri Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret
ÜYE	Doç. Dr. Alp Tekin ERGENÇ Yıldız Teknik Üniversitesi Makine Mühendisliği Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret
ÜYE	Prof. Dr. Mehmet Turan SÖYLEMEZ İstanbul Teknik Üniversitesi Robotik ve Otonom Sistemleri Mühendisliği Anabilim Dalı		☒ Kabul ☐ Ret

BEYAN

Bu tez çalışmasının kendi çalışmam olduğunu, tezin planlanmasından yazımına kadar bütün aşamalarda etik dışı davranışımın olmadığını, bu tezdeki bütün bilgileri akademik ve bilimsel etik kuralları içinde elde ettiğimi, bu tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları da kaynaklar listesine aldığımı, yine bu tezin çalışılması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını ve her türlü hukuki sorumluluğu aldığımı kabul ederim.

Yılmaz Seryar ARIKUŞU

(İmza)

Aileme ithaf ediyorum

BÜTÇE DESTEKLERİ

HİBRİT ARAÇLAR İÇİN YAPAY ZEKA TABANLI BİR KONTROL STRATEJİSİ

Bu tez çalışması, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu'nun (TÜBİTAK) 216M252 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

Bu tez çalışması, İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa, Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından FDP-2019-33416 numaralı projesi ile desteklenmiştir.

TEŞEKKÜR

Bu tez çalışmasında öncelikle beni doktora öğrencisi olarak kabul eden, çalışmamın her aşamasında geniş bilgi ve değerli düşünceleriyle bana yol gösteren, tez süresince her zaman yardımcı olan danışman hocam Sayın Dr. Öğr. Üyesi Nevra BAYHAN'a sonsuz teşekkürlerimi iletiyorum. Tez süresince bana her zaman yardımcı olan, tezin oluşmasında emeği olan ikinci danışmanım Doç.Dr Hasan TİRYAKİ'ye teşekkürlerimi sunarım.

Tez çalışmam süresince değerli görüşlerini paylaşan, Doç Dr. Alp Tekin ERGENÇ ve Doç.Dr Koray GÜRKAN'a katkılarından dolayı çok teşekkür ederim.

Bu çalışma, Türkiye Bilimsel ve Teknolojik Araştırma Kurumu (TÜBİTAK) 216M252 numaralı projesi ile desteklenmiştir. Desteklerinden dolayı TÜBİTAK'a teşekkür ederim. Ayrıca bu çalışma İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi tarafından FDP-2019-33416 numaralı proje tarafından da desteklenmiştir. Destekleri için İstanbul Üniversitesi- Cerrahpaşa Bilimsel Araştırma Projeleri Koordinasyon Birimi'ne teşekkürü borç bilirim.

Bu çalışma, Yüksek Öğretim Kurulu'nun (YÖK) 100/2000 doktora projesi programı "Hibrit ve elektrikli araçlar" öncelikli alanı kapsamında yapılmıştır.

Maddi ve manevi desteğini esirgemeyen, hayatım boyunca yanımda olan Sevgili Annem Muazzez ARIKUŞU'na en içten dileklerimle teşekkür ederim.

Tez süresince beni motive eden, her daim yanımda olan ÇETİN ailesine, TEYMUR ailesine ve AKSOY ailesine teşekkürü bir borç bilirim.

Tez süresince her daim yanımda olan, stresli zamanlarımda her zaman beni rahatlatan, sevgisini esirgemeyen biricik Eşim Uzm. Klinik Psikolog Sevgi AKSOY ARIKUŞU'na sonsuz teşekkür ederim.

Haziran 2024 Yılmaz Seryar ARIKUŞU

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

TEZ KABUL VE ONAYI ..... **ii**
BEYAN ..... **iii**
BÜTÇE DESTEKLERİ ..... **v**
TEŞEKKÜR ..... **vi**
İÇİNDEKİLER ..... **vii**
ŞEKİL LİSTESİ ..... **x**
SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ ..... **xiv**
ÖZET ..... **xviii**
ABSTRACT ..... **xx**
1. GİRİŞ **22**
2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE **36**
2.1. Hibrit Elektrikli Araçlar 36
2.1.1. Paralel Hibrit Araç Topolojisi 36
2.1.2. Seri Hibrit Araç Topolojisi 37
2.1.3. Seri-Paralel Hibrit Araç Topolojisi 37
2.2. Sürüş Çevrimi 38
2.3. Taşıt Hareketinin Genel Tanımları 40
2.3.1. Rüzgâr Direnci 41
2.3.2. Eğim Direnci 42
2.3.3. Yuvarlanma Direnci 42
2.3.4. İvmelenme Direnci 42
2.3.5. Hareket Denklemi 42
2.4. İçten Yanmalı Motor 43
2.5. Elektrik Motor 44
2.5.1. Fırçalı Doğru Akım motoru 44
2.5.2. Asenkron Motor 45
2.5.3. Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motorlar 45

2.5.4. Anahtarlamalı Relüktans Motor 45
2.5.5. Fırçasız Doğru Akım Motoru 46
2.6. Batarya 49
2.7. Güç Aktarımı 51
2.8. Enerji Yönetim Kontrol Stratejileri 51
2.9. Makine Öğrenmesi 52
2.9.1. Makine Öğrenmesi Yöntemleri 54
2.9.1.1. Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması 54
2.9.1.2. Doğrusal Regresyon 55
2.9.1.3. Karar Kütüğü Algoritması 56
2.9.1.4. REP Ağaç Algoritması 56
2.9.1.5. M5P Algoritması 56
2.9.1.6. Rastgele Ağaç Algoritması 56
2.9.1.7. Rastgele Orman Algoritması 57
2.10. Performans Metrikleri 58
2.10.1. Korelasyon Katsayısı 58
2.10.2. Kök Ortalama Hata 59
2.10.3. Ortalama Mutlak Hata 59
3. YÖNTEM 60
3.1. Paralel Hibrit Elektrikli Araç Modeli 60
3.1.1. Araç Kuvvetlerinin Model Benzetimi 62
3.1.2. İçten Yanmalı Motor Model Benzetimi 62
3.1.3. Elektrik Motor Model Benzetimi 63
3.1.4. Vites Kutusu Benzetimi 64
3.1.5. Batarya Benzetimi 65
3.1.6. Kontrolör 66
3.2. Veri Setinin Oluşturulması 71
4. BULGULAR 74
4.1. Paralel Hibrit Araç Modelinin Farklı Şarj Durumlarındaki Enerji Tüketiminin Kural Tabanlı Kontrolör ile İncelenmesi 74
4.2. Makine Öğrenme Yöntemleri ile Yakıt Tüketimi Tahmini 101
5. TARTIŞMA VE SONUÇ 114
KAYNAKLAR 118
EKLER 126
ÖZGEÇMİŞ ..... Hata! Yer işareti tanımlanmamış.

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa No

Şekil 2.1: Paralel Hibrit Araç Topolojisi [95]. 36

Şekil 2.2: Seri Hibrit Araç Topolojisi [95]. 37

Şekil 2.3: Seri-Paralel Hibrit Araç Topolojisi [95]. 37

Şekil 2.4: NEDC Sürüş Çevrimi. 39

Şekil 2.5: ECE-15 Sürüş Çevrimi. 39

Şekil 2.6: EUDC Sürüş Çevrimi. 39

Şekil 2.7: WLTC Sürüş Çevrimi. 40

Şekil 2. 8 Özgül Yakıt Tüketim Haritası [101]. 44

Şekil 2.10: FDAM eşdeğer devresi [105,106]. 46

Şekil 2.11: EM hız-tork grafiği[101]. 49

Şekil 2.12: Batarya eşdeğer devresi[101]. 50

Şekil 2.13: Çok Katmanlı Algılayıcı. 55

Şekil 2.14: Rastgele Orman Algoritması. 58

Şekil 3.1: Paralel hibrit elektrikli araç genel yapısı. 61

Şekil 3.2: Paralel hibrit elektrikli araç Matlab modeli. 61

Şekil 3.3: Araca etkileyen kuvvetler. 62

Şekil 3.4: İçten yanmalı motor modeli. 63

Şekil 3.5: Elektrik motor modeli. 64

Şekil 3.6: Vites Kutusu Benzetimi. 65

Şekil 3.7: Batarya benzetimi. 66

Şekil 3.8: Kontrol Akış Diyagramı. 69

Şekil 3.9: Önerilen yöntemin akış şeması 72

Şekil 4.1: ECE-15 çevriminde rüzgâr, yuvarlanma ve ivmelenme kuvvetleri……..75

Şekil 4.2: ECE-15 çevriminde toplam talep edilen kuvvet……...75

Şekil 4.3: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri…….76

Şekil 4.4: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM Güç Değerleri…….77

Şekil 4.5: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için elektrik Motor hız ve tork değerleri…78

Şekil 4.6: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için İYM hız ve tork değerleri……...79

Şekil 4.7: EUDC çevriminde toplam talep edilen kuvvetler…… 80

Şekil 4.8: EUDC çevriminde toplam talep edilen kuvvet…… 80

Şekil 4.9: EUDC döngüsünde %65 SOC değeri…….. 81

Şekil 4.10: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri…….82

Şekil 4.11: EUDC döngüsünde %65 SOC değeri için Elektrik Motor hız ve tork değerleri...83

Şekil 4.12: EUDC döngüsünde %65 SOC değeri için İYM'nun hız ve tork değerleri…….... 84

Şekil 4.13: NEDC çevriminde toplam talep edilen kuvvetler…….. 85

Şekil 4.14: NEDC çevriminde toplam talep edilen kuvvet……. 85

Şekil 4.15: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri……86

Şekil 4.16: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri…….. 87

Şekil 4.17: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri…88

Şekil 4.18: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri için İYM hız ve tork değerleri……...88

Şekil 4. 19: WLTC Çevriminde rüzgâr, yuvarlanma ve ivmelenme kuvvetleri……... 89

Şekil 4. 20: WLTC çevriminde toplam talep edilen kuvvet……. 89

Şekil 4. 21 WLTC döngüsünde SOC değişimi…… 90

Şekil 4. 22 WLTC döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri……. 90

Şekil 4. 23: WLTC Döngüsünde %65 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri...91

Şekil 4. 24: WLTC Döngüsünde %65 SOC değeri için İYM hız ve tork değerleri……. 92

Şekil 4.25: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değerinde SOC değişimi……. 92

Şekil 4.26: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri…… 93

Şekil 4.27: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değeri için EM hız ve tork Değerleri……..94

Şekil 4.28: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değeri için İYM Hız ve Tork Değerleri……..94

Şekil 4.29: EUDC döngüsünde %55 SOC değerinde SOC değişimi..... 95

Şekil 4.30: EUDC döngüsünde %55 SOC değeri için EM ve İYM Güç Değerleri..... 96

Şekil 4.31: EUDC döngüsünde %55 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri….96

Şekil 4.32: EUDC döngüsünde %55 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri….97

Şekil 4.33: NEDC döngüsünde %55 SOC değerinde SOC değişimi..... 98

Şekil 4.34: NEDC döngüsünde %55 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri..... 98

Şekil 4.35: NEDC döngüsünde %55 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork Değerleri...99

Şekil 4.36: NEDC döngüsünde %55 SOC değeri için İYM hız ve tork Değerleri…….100

Şekil 4.37: Çok katmanlı algılayıcı algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları. 104

Şekil 4.38 : Karar kütüğü algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları…… 105

Şekil 4.39: Lineer regresyon algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları…….. 105

Şekil 4.40: Rastgele ağaç algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları……106

Şekil 4.41: M5P algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları…….. 106

Şekil 4.42: REP Ağacı algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları…….107

Şekil 4.43: Rastgele orman algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları…….107

Şekil 4.44: Çok katmanlı algılayıcı algoritmasının hata değerleri……..109

Şekil 4.45: Karar kütüğü algoritmasının hata değerleri……..110

Şekil 4.46: Doğrusal Regresyon algoritmasının hata değerleri……...110

Şekil 4.47: Rastgele Ağaç algoritmasının hata değerleri……...111

Şekil 4.48: M5P algoritmasının hata değerleri……111

Şekil 4.49: REP ağaç algoritmasının hata değerleri……...112

Şekil 4.50: Rastgele orman algoritmasının hata değerleri……. 112

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1: Dişli Oranları [62,122,123] 65

Tablo 3. 2: Enerji Yönetim Sistemi için Kontrol Stratejisi 68

Tablo 3.3 SOC, $Tlim$ ve $vlim$ sınırlılık değeri..... 68

Tablo 3.4 Araç Parametreleri [74,124,125] 51

Tablo 4. 1: Yakıt Tüketim Değerleri (Lt /100 km) 101

Tablo 4.2: Test verilerinin %1,7'si için yakıt tüketimi tahmin sonuçları 102

Tablo 4.3: Test verilerinin %25'i için yakıt tüketimi tahmin sonuçları 103

Tablo 4. 4: %1.7 Test verisi için makine öğrenimi algoritmalarının hesaplama süresi 108

Tablo 4.5: %25 Test verisi için makine öğrenimi algoritmalarının hesaplama süresi 109

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
F_{hava}	: Rüzgar Direnç Kuvveti
ρ	: Hava Öz Kütlesi
V	: Araç Hızı
ρ	: Aracın Kesit Alanı
C_D	: Aerodinamik Katsayı
F_i	: Yokuş Direnç Kuvveti
m	: Kütle
g	: Yerçekimi İvmesi
θ	: Eğim
F_r	: Yuvarlanma Direnç Kuvveti
C_{st}	: Yuvarlanma Katsayısı
F_a	: İvmelenme Direnç Kuvveti
a	: İvme
F_T	: Tahrik Kuvveti
f	: Yakıt Kütle Debisi
P_i	: İçten Yanmalı Motor Gücü
L_a, L_b, L_c	: Stator Faz İndüktansları
r_a, r_b, r_c	: Stator Faz Dirençleri
L_{ab}, L_{ca}, L_{bc}	: Stator Ortak İndüktanslar
$e(t)_a, e(t)_b, e(t)_c$	: Zıt Elektromotor Kuvvetler
$V(t)_{AS}, V(t)_{CS}, V(t)_{BS}$	: Faz Gerilimleri
$i(t)_{as}, i(t)_{bs}, i(t)_{cs}$	: Faz Akımları
K_e	: EMK Katsayısı
$e(t)_{abc}$	: EMK
T_e	: Motor Torku
$i(t)$	: Akım
K_t	: Tork Sabiti
J	: Rotor Eylemsizlik Değeri

D : Rotor Sürtünme Katsayısı

T_L : Yük Tork Değeri

R_i : Batarya İç Direnci

I : Akım

V_{OC} : Batarya Açık Devre Gerilimi

P_{bat} : Batarya Gücü

P_s : Batarya İç Gücü

$sign$: İşaret Fonksiyonu

$Q(t)$: Batarya Kalan Şarj

Q_0 : Batarya Nominal Kapasitesi

I_{chg} : Şarj Akımı

I_{dis} : Deşarj Akımı

R : Korelasyon Katsayısı

y_i : Gerçek Değer

$\widehat{y_l}$: Tahmin Edilen Değer

$\widehat{y_{avg}}$: Ortalama Değer

n : Örneklem Sayısı

β_0, β_1 : Regresyon Katsayısı

x : Bağımsız Katsayı

T_{CE} : İçten Yanmalı Motor Tork Değeri

P_{CE} : İçten Yanmalı Motor Güç Değeri

w_{CE} : İçten Yanmalı Motor Açısal Hız Değeri

T_{EM} : Elektrikli Motor Tork Değeri

P_{EM} : Elektrikli Motor Güç Değeri

w_{EM} : Elektrikli Motor Açısal Hız Değeri

T_{MGB} : Elektrikli Motor Tork Değeri

P_{MGB} : Elektrikli Motor Güç Değeri

w_{MGB} : Elektrikli Motor Açısal Hız Değeri

P_{BT} : Batarya Modeli Güç Değeri

Q_{BT} : Batarya Şarj Çıkışı

v_{lim} : Elektrik Motorunun Maksimum Hız Değerini

T_{lim} : Elektrik Motorunun Maksimum Tork Değerini

v : Elektrik Motorunun Hız Değerini

SOC_{min} : Batarya Kritik Şarj Değerinin Minimum Değeri

SOC_{max} : Batarya Kritik Şarj Değerinin Maksimum Değeri

b : Normalleştirilmiş Değer

b_i : Normalleştirilecek Değer

b_{min} : Normalleştirilecek Minimum Değer

b_{max} : Normalleştirilecek Maksimum Değer

Kısaltmalar	Açıklama
NEDC	: Yeni Avrupa Sürüş Çevrimi
ECE-15	: Şehir İçi Sürüş Çevrimi
EUDC	: Şehir Dışı Sürüş Çevrimi
İYM	: İçten Yanmalı Motor
EM	: Elektrikli Motor
SOC	: Batarya Kritik Şarj Değeri
WLTP	: Dünya Çapında Uyumlu Hafif Taşıtlar Test Prosedürü
WLTC	: Dünya Çapında Uyumlu Hafif Taşıtlar Test Sürüş Çevrimi
DCM	: Fırçalı Doğru Akım Motor
ACIM	: Asenkron Motor
PMSM	: Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motorlar
BLDC	: Fırçasız Doğru Akım Motor
SRM	: Anahtarlamalı Relüktans Motor
EYKS	: Enerji Yönetim Kontrol Stratejileri
ECMS	: Eşdeğer Tüketim Minimizasyon
A-ECMS	: Adaptif Eşdeğer Tüketim Minimizasyon
MPC	: Model Öngörülü Kontrol
DP	: Dinamik Programlama
SDP	: Stokastik Dinamik Programlama
GA	: Genetik Algoritma
GT	: Oyun Teorisi
HEV	: Hibrit Elektrikli Araç
PHEV	: Paralel Fişli Hibrit Elektrikli Araç
AC	: Alternatif Akım
TTS	: Tork Seviyelendirme Eşik Değiştirme Stratejisi
EMS	: Enerji Yönetim Sistemi

YSA	: Yapay Sinir Ağları
GA	: Genetik Algoritma
V2I	: Araçtan Altyapıya
ANFIS	: Uyarlanabilir Bir Nöro-Bulanık Çıkarım Sistemi
PMP	: Pontryagin Minimum Prensibi
RMSE	: Kök Ortalama Hata
MAE	: Ortalama Mutlak Hata

ÖZET

DOKTORA TEZİ

HİBRİT ARAÇLAR İÇİN YAPAY ZEKA TABANLI BİR KONTROL STRATEJİSİ

Yılmaz Seryar ARIKUŞU

İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa

Lisansüstü Eğitim Enstitüsü

Elektrik- Elektronik Mühendisliği Anabilim Dalı

Elektrik-Elektronik Mühendisliği, Doktora Programı

Danışman : Dr. Öğr. Üyesi Nevra BAYHAN

II. Danışman : Doç. Dr. Hasan TİRYAKİ

Dünya çapında ulaşım sisteminin büyük çoğunluğunu içten yanmalı motorlu (İYM) taşıtlar oluşturmaktadır. İYM'lu taşıtlar enerji kaynağı olarak petrol kaynaklarını kullanmaktadır ve karbon salımını çok fazla yaparak küresel ısınma ve çevre kirliliğine sebep olmaktadırlar. Hibrit elektrikli araçların geliştirilmesindeki en temel gerekçelerden biri karbon salınımını azaltmaktır. Literatürde hibrit elektrikli araçların enerji kontrol yöntemi için yapılan çok sayıda çalışmalar mevcuttur. Bu çalışmada paralel hibrit elektrikli aracın deneysel modelinde sürüş çevrimlerinde yakıt tüketimi ve karbon emisyon değerlerini minimize etmek için kural tabanlı yeni bir kontrol yöntemi önerilmiştir. Önerilen kontrol yöntemi içten yanmalı motorun optimum noktada çalışmasını sağlamaktadır. Ayrıca elektrik motoru (EM) düşük hızlarda daha sık devreye girmekte ve elektrik motoru jeneratör olarak da çalışabilmektedir. Ardından, ECE-15 (Şehir içi çevrim), EUDC (Şehir Dışı Çevrim) ve WLTC (Dünya Çapında Uyumlu Hafif Taşıtlar Test Çevrim) ve NEDC (Yeni Avrupa Sürüş Çevrimi) sürüş döngüleri kullanılarak paralel hibrit elektrikli bir aracın yakıt tüketimi değerleri Matlab simülasyon ortamında hesaplanmıştır. Minimum ve maksimum değerlere yakın %55 ve %65 batarya değerleri seçilerek, aracın yakıt tüketiminin farklı SOC değerlerindeki değişimi gözlemlenmiştir. %55

SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın EUDC çevriminde %9,6 ve ECE-15 çevriminde %29,3, NEDC sürüş çevriminde %17 yakıt verimliliği elde edilmiştir. %65 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın yakıt verimliliği, NEDC sürüş çevriminde %35,7, EUDC çevriminde %50,1, ECE-15 sürüş çevriminde %52,3, WLTC sürüş çevriminde enerji kontrol yönetim stratejisi sayesinde %49,35 yakıt tasarrufu elde edilmiştir. Önerilen kontrol stratejisi, tahrik sistemleri en yüksek seviyede çalıştırılarak temel akü durumunun sürekli kontrolü ve içten yanmalı motorun optimum verimliliği sağlanmıştır. Bu çalışmada, paralel hibrit aracın Matlab ortamında ECE-15, EUDC ve NEDC sürüş çevrimlerinde ve ayrıca çeşitli SOC seviyelerinde bir simülasyon modeli oluşturularak yeni bir veri seti elde edilmiştir. Bu veri seti araç tahrik sistemine etki eden bütün bileşenler göz önünde bulundurularak oluşturulmuştur. Bu çalışmada, yedi farklı makine öğrenimi yöntemi (ML) kullanılmıştır. Bu yöntemler regresyon, rastgele ağaç, rastgele orman, karar kütüğü, M5P, REP ağacı ve çok katmanlı algılayıcı yöntemleridir. Bu tezde, yedi farklı makine öğrenmesi yöntemi (ML) ile yakıt tahmin işlemi yapılmıştır. Elde edilen veri seti kullanılarak bu yöntemler performans kriterleri olan. Korelasyon Katsayısı(R^2), Ortalama Mutlak Hata (MAE) ve Ortalama Karesel Hatanın Kökü (RMSE) açısından karşılaştırılmıştır. Makine öğrenmesinin ezberlemesini önlemek için iki farklı test veri seti oluşturulmuştur. Her iki test veri seti için korelasyon katsayısı R^2, ortalama mutlak hata (MAE) ve ortalama karesel hatanın kökü (RMSE) performans kriterleri kullanılarak yakıt tüketim modelinin eğitimi ve testi yapılmıştır. Her iki test verisi için rastgele orman algoritmasında R^2 değeri 0,97 ve 0,90 değerleri elde edilmiştir. Bu değerler, rastgele orman algoritmasının yakıt tüketim tahmininde %97 ve %90 doğruluk oranına ulaştığı anlamına gelmektedir. Her iki test verisinde en küçük MAE değerleri 0,0011 ve 0,003 ile rastgele orman algoritmasında elde edilmiştir. Ayrıca her iki test verisinde en küçük RMSE değerleri 0,028 ve 0,013 ile rastgele orman algoritmasında elde edilmiştir. Elde edilen sonuçlara göre, R^2, MAE ve RMSE açısından paralel hibrit elektrikli araç için yakıt tüketim modelinin tahmininde rastgele orman algoritmasının en uygun yöntem olduğu kanaatine varılmıştır.

Haziran 2024 , 128 sayfa.

Anahtar kelimeler: Hibrit Elektrikli Araç, Yakıt Tüketimi, Kritik Batarya Değeri (SOC), Kural Tabanlı Kontrol, Makine Öğrenmesi, Modelleme

ABSTRACT

Ph.D. THESIS

AN ARTIFICIAL INTELLIGENCE BASED CONTROL STRATEGY FOR HYBRID VEHICLES

Yılmaz Seryar ARIKUŞU

İstanbul University-Cerrahpaşa

Institute of Graduate Studies

Department of Electrical and Electronics Engineering

Electrical and Electronics Engineering Programme

Supervisor : Assist. Prof. Dr. Nevra BAYHAN

Co-Supervisor: Assoc. Prof. Dr. Hasan TİRYAKİ

Internal combustion engine (ICE) vehicles make up the vast majority of the worldwide transportation system. ICE vehicles use petroleum resources as an energy source and emit a lot of carbon emissions, causing global warming and environmental pollution. One of the main reasons for the development of hybrid electric vehicles is to reduce carbon emissions minimized and carbon emissions are reduced. There are many studies in the literature for the energy control method of hybrid electric vehicles. In this study, a new rule-based control method is proposed to minimize fuel consumption and carbon emission values in driving cycles in the experimental model of parallel hybrid electric vehicle. The proposed control method allows the internal combustion engine to operate at the optimum point. In addition, the electric motor (EM) is engaged more frequently at low speeds and the electric motor can also operate as a generator. Then, fuel consumption values of a parallel hybrid electric fuel vehicle were calculated in Matlab simulation environment using ECE-15 (Urban Cycle), EUDC (Urban

Cycle) and WLTC (Worldwide Harmonized Light Vehicles Test Cycle) and NEDC (New European Driving Cycle) driving cycles. By selecting 55% and 65% battery values close to the minimum and maximum values, the change in the fuel consumption of the vehicle at different SOC values was observed. The fuel efficiency of the parallel hybrid electric vehicle with 55% SOC was 9.6% in the EUDC cycle, 29.3% in the ECE-15 cycle and 17% in the NEDC driving cycle. The fuel efficiency of the parallel hybrid electric vehicle with 65% SOC was 35.7% in the NEDC driving cycle, 50.1% in the EUDC cycle, 52.3% in the ECE-15 driving cycle, and 49.35% in the WLTC driving cycle thanks to the energy control management strategy. The proposed control strategy ensures continuous control of the base battery state and optimum efficiency of the internal combustion engine by operating the drive systems at the highest level. In this study, a new dataset was obtained by creating a simulation model of the parallel hybrid vehicle in Matlab environment in ECE-15, EUDC and NEDC driving cycles and also at various SOC levels. This data set has been created by considering all components affecting the vehicle drive system. In this thesis, seven different machine learning methods (ML) were used. These methods are regression, random tree, random forest, decision stump, M5P, REP Tree and multilayer perceptron. Fuel forecasting was performed with seven different machine learning methods (ML). Using the obtained data set, these methods were compared in terms of performance criteria. Correlation coefficient (R^2), Mean Absolute Error (MAE) and Root Mean Squared Error (RMSE). Two different test datasets were created to prevent machine learning from memorization. For both test datasets, the fuel consumption model was trained and tested using the correlation coefficient R^2, mean absolute error (MAE) and root mean squared error (RMSE) performance criteria. R^2 values of 0.97 and 0.90 were obtained for the random forest algorithm for both test data. These values mean that the random forest algorithm achieves 97% and 90% accuracy in fuel consumption estimation. The smallest MAE values of 0.0011 and 0.003 were obtained in the random forest algorithm for both test data. In addition, the smallest RMSE values of 0.0284 and 0.0138 were obtained in the random forest algorithm for both test data. According to the results obtained, the random forest algorithm was found to be the most appropriate method for estimating the fuel consumption model for parallel hybrid electric vehicle in terms of R^2, MAE and RMSE

June 2024, 128 pages.

Keywords: Hybrid electric vehicle, Fuel consumptions, Battery state of charge (SOC), Machine learning, Rule-based control, Simulation

1. GİRİŞ

Küresel ısınma ve çevre kirliliği sorunları, yüksek karbon emisyonları nedeniyle çağımızın en önemli konuları arasında yer almaktadır. Endüstri ve otomotiv sektörü yüksek karbon emisyonlarına neden olmaktadır [1,2]. Ulaşım, yani kara taşımacılığı CO_2 emisyonunu yükselten ana etkenlerin başında gelmektedir [3]. Günümüzde, ulaşım sisteminin %99,8'i içten yanmalı motorlara (İYM) dayanmaktadır ve ulaşımda kullanılan enerjinin yaklaşık %95'i petrol kaynaklarından üretilen sıvı yakıtlardan elde edilmektedir [4]. Avrupa ulaşım sektöründe, emisyonların %60,7 ile en büyük kısmı binek araçlardan kaynaklanmaktadır [5,6]. Bu nedenle ülkeler karbon emisyonlarını azaltmak için yeni çözümler arayışı içindedir. Bu nedenle daha az enerji tüketen araçların uzun mesafeler kat etmesini ve içten yanmalı motorların daha az kullanmasını sağlayan yöntemlerin geliştirmesi fikri önem arz etmektedir [7]. Bu amaçla hem elektrik motorunun hem de içten yanmalı motorun (İYM) aynı anda çalışmasını sağlayacak hibrit araçlar gün geçtikçe önem kazanmaktadır. Avrupa otomotiv pazarında iklim değişikliğinin etkilerinin kıtada daha belirgin hale gelmesinden bu yana elektrikli araçlara yönelim artış göstermektedir. Bununla birlikte, elektrikli araçlardan kaynaklanan artan karbondioksit emisyonlarını dengeleyen tam hibrit araçların tescilinde de önemli bir artış olmuştur [8].

Hibrit elektrik araçlarda motorlar arası geçişlerde, enerji kaynaklarının tasarruflu kullanılması ve yakıt verimliliği konularında kontrol sistemleri büyük önem taşımaktadır [9]. Bu bağlamda, son yıllarda enerji yönetim kontrol stratejilerine çeşitli yeni stratejiler eklenmeye başlamıştır [10,11]. Bu stratejiler kural tabanlı, optimizasyon tabanlı ve öğrenme tabanlı olmak üzere üçe ayrılır. Kural tabanlı kontrol stratejiler, deterministik yöntemler ve bulanık mantık tabanlı yöntemlerden oluşmaktadır [11]. Optimizasyon tabanlı stratejilerde ise gerçek zamanlı optimizasyon ve küresel optimizasyon yöntemleri ön plana çıkmaktadır [12]. Optimizasyon tabanlı stratejilerde maliyet fonksiyonu tanımlanır. Bu maliyet fonksiyonu elektrik ve içten yanmalı motorun performans kriterlerine bağlıdır. Optimizasyon tabanlı yöntemler maliyet fonksiyonunu minimum değerde tutmayı amaçladığı için pratik sistemlerde pek

kullanılmamaktadır [13]. Öğrenme tabanlı stratejilerde de yol durumu ve araç parametreleri verileri önceden kaydedilerek, makine öğrenmesi yöntemleri ile enerji yönetimi yapılmaktadır. Zhang ve diğ., hibrit elektrikli araçlar enerji yönetim kontrol stratejileri (EYKS) için yeni bir hiyerarşik sınıflandırma şeması önermişlerdir [14]. Bu şema iki ana başlık olan çevrim içi enerji yönetim sistemi ve çevrim dışı enerji yönetim sistemini içermektedir. Çevrim dışı EYKS, küresel optimizasyon tabanlı EYKS ve kural tabanlı EYKS olmak üzere iki farklı kategoride gösterilmiştir. Küresel optimizasyon tabanlı EYKS'nin temel amacı, belirli bir sürüş çevrimi altında küresel bir optimum güç bölünmesi elde etmek ve değiştirilmiş çevrim içi enerji kontrol yöntemini sağlamaktır. Küresel optimizasyon tabanlı EKYS'de sürüş çevrimi hakkında önceden bilgi gerektiğinden ve karmaşık hesaplamalar yüzünden gerçek zamanda enerji yönetim kontrolü yapılamamaktadır. Dinamik programlama gibi tipik yöntemler, sürüş çevrimleri üzeninde küresel optimizasyonu uygulamaktadır. Bu nedenle, dinamik programlama kontrol kurallarını belirlemek ve diğer optimizasyon yöntemlerinin performansını kıyaslamak için kullanılmaktadır. Kural tabanlı EYKS'de kurallar üretim öncesi testlerde belirlendiği için çevrim dışı bir yöntem olarak kabul edilmektedir. Kural tabanlı EYKS'ler, güç dağılımını belirlemek için bir dizi kontrol kuralının önceden tanımlanmasına dayanmaktadır[14].

Çevrim içi EYKS, anlık optimizasyon tabanlı, öngörüsel ve öğrenme tabanlı olmak üzere üç farklı şekilde kategorize edilmiştir. Çevrim içi EYKS'nin anlık optimizasyon tabanlı yönteminde tüm sürüş çevrimleri hakkında önceden bilgi sahibi olmadan her an anlık yakıt tüketimi ve yerel optimum sonuçlar elde edilmektedir. Anlık optimizasyon tabanlı EYKS ise kendi içinde eşdeğer tüketim minimizasyon (ECMS), adaptif eşdeğer tüketim minimizasyon (A-ECMS) ve dayanıklı kontrol yöntemi olarak üçe ayrılmaktadır. ECMS'nin performansı için eşdeğer faktör belirlenmektedir. Eşdeğer faktörün nasıl belirleneceği ise kilit bir konu olarak görülmektedir. Eşdeğer faktörü, hıza bağlı olacak şekilde güç dağılımınınım optimize edilmesi ile oluşturulmaktadır. Öngörüsel EYKS ise model öngörülü kontrol (MPC), stokastik MPC ve öğrenme tabanlı MPC olarak üç farklı şekilde kategorize edilmiştir. MPC yöntemleri ile hibrit elektrik araçlarda sürüş döngüsü tahmini yapılarak yakıt ekonomisi sağlanılmaktadır. Öğrenme tabanlı EYKS'ler, değişen sürüş koşullarına uyarlanabilirliği geliştirmek için temel olarak verileri eğiterek kontrol parametrelerini güncellemektedir [14].

Çevrim dışı bir optimizasyon yaklaşımı olarak dinamik programlama (DP), belirli bir sürüş döngüsü için küresel bir optimum çözüm gerçekleştirebilir, ancak gerçek bir araç enerji yönetim kontrol stratejisinde doğrudan kullanılamaz; çünkü gelecekteki sürüş koşullarını (hız, yol eğimi ve trafik dinamikleri vb.) bilmek imkansızdır. DP'da kontrol edilecek miktar sayısı artınca hesaplama zorlaşmaktadır. Dinamik programlama yöntemleri, literatürde sıklıkla kullanılmaktadır. Donitz ve diğ., paralel hibrit elektrikli araçlar için DP ile bir enerji yönetimi stratejisi önermiş ve yakıt ekonomisi elde etmişlerdir [15]. Lin ve diğ., optimal vites değiştirme stratejisini tasarlamak için dinamik programlama kullanmışlardır [16]. Bu çalışmada, DP ile bir sürüş çevrimi boyunca yakıt tüketimi ve emisyonların birleşimini temsil eden bir maliyet fonksiyonu tanımlanarak hibrit aracın motor güç paylaşımları yapılmıştır. Hesaplamadaki karmaşıklığı azaltma ve sisteme kolayca uygulanabilmesi açısından Patil ve diğ, seri hibrit araç için dinamik program yöntemini önermişlerdir.[17]. Bu yöntemde ceza fonksiyonu yerine durum kısıtları kullanılmıştır.

Murphey ve diğ., makine öğrenimi temelinde yeni bir dinamik programlama yöntemi önermiş olup önerdikleri yöntem ile belirli bir sürüş döngüsünde motor güç paylaşımlarını elde etmişlerdir [18]. Wu ve diğ., hidrolik hibrit bir araçta bir vites değiştirme ve bir güç tahsis kontrol kurallarının gerçek zamanlı bir kontrolörde kullanılması için dinamik programlama stratejisini kullanmışlardır [19]. Bahsedilen yöntem ile %47 enerji tasarrufu elde etmişlerdir [19]. Kutter ve diğ., hibrit elektrikli aracın motorlar arası geçişleri için dinamik programlama yöntemi ile eşdeğer tüketimi en aza indirilme yöntemini birleştirerek yeni bir algoritma önermiştir [20]. Küresel optimallik ve gerçek zaman arasındaki farklılıkları çözmek için tüketim minimizasyon stratejisi kabiliyeti kullanılarak ana kontrol parametrelerinin bağımsız bir şekilde hesaplanması gerçekleştirilmiştir [20]. Fares ve diğ., hibrit yakıt hücreli araç için güç tahsisi yapmak üzere geliştirilmiş dinamik programlama tekniğini önermişler ve bunun geleneksel dinamik programlama yöntemlerinden daha hızlı yakınsadığını göstermişlerdir [21]. Hesaplama verimliliğini artırmak için Zhuang ve diğ., destek vektör makinesini kullanarak DP optimum sonuçlarına sahip çok modlu bir hibrit güç aktarma organı için bir mod değiştirme haritası çıkarmıştır [22].

Dinamik programlama (DP) yöntemi optimal kontrol problemini çözmek için iyi bir yöntem olarak bilinmektedir. Bununla birlikte, sürekli durum içeren bir hibrit elektrik araç sistemine uygulandığında DP yanlış sonuçlar verebilmektedir. Bu sorunu ele almak için Berkel ve diğ., anahtarlamalı dinamikler, aktif durum kısıtlamaları ve konveks olmayan kontrol kısıtlamaları ile karakterize edilen mekanik bir hibrit güç aktarma organı için optimum enerji kontrolörü hesaplanmıştır [23]. Sonuçların bu yöntemin optimizasyon doğruluğunun en yakın komşu yuvarlamaya dayalı geleneksel yöntemden daha üstün olduğunu ifade etmişlerdir. Belirli bir istenen doğruluk için, hesaplama süresi büyüklük sırasına göre azalmaktadır [23].

Literatürde hibrit elektrikli aracın enerji yönetimi için stokastik dinamik programlamanın temel prensibi (SDP) genelde kullanılmaktadır. SDP, sürücünün güç talebini tahmin etmek için gelecekteki sürücünün güç talebinin durum geçiş matrisinin oluşturulmasıdır. Markov zinciri gücü kullanılarak SDP modellenmektedir. Güç dizisi talebi, geçmiş sürüş verilerinin belirli bir adımda ayrıklaştırılmasıyla hesaplanır ve mevcut güç talebinin belirlenmesi araç hızı kullanılarak yapılmaktadır [14]. Moura ve diğ., bir hibrit araç için stokastik bir dinamik programlama algoritması önermişlerdir [24]. Önerilen yöntemde, sürücünün güç talebinin bir durum transfer matrisini elde etmek için Markov sürecine dayalı olarak farklı sürüş döngüleri üzerinde sürücü güç dizisi talebi oluşturulmuştur [24]. Bir kısıtlama alanında amaç fonksiyonu olarak yakıt ve elektrik ekonomisini en üst düzeye çıkarmak için motor ve motor torkunun yanı sıra akünün şarj ve deşarj koşulları da tanımlanmıştır. Ayrıca enerji fiyatları da amaç fonksiyonuna dahil edilmiştir [24]. Opila ve diğ., motor çalıştırma-durdurma ve vites değiştirme süresi de dahil olmak üzere yakıt ekonomisi sağlamak için stokastik bir dinamik programlama önermişlerdir [25]. Sürüş döngüsü, sürücü güç talebini stokastik bir süreç olarak ele alan Markov süreci ile modellenmiştir. Önerilen yöntem ile yakıt tüketiminin %11 oranında azaldığını vurgulamışlardır [25]. Stokastik dinamik programlamanın kullanılmasıyla çeşitli çalışmalarda yakıt tüketiminde önemli bir derecede yakıt tasarrufu elde edilmiştir [26–29].

Evrimsel hesaplamada ise genetik algoritma (GA), global optimum çözümler elde etmek için EKYS'ler için uygulanabilir; ancak, tekrarlanan aramalar nedeniyle özellikle daha fazla değişken için hesaplama yükü ağırdır ve araştırmacılara bir HEV için en uygun parametreleri (örneğin, motor boyutu ve pil boyutu vb.) seçmeleri için rehberlik eden çevrimdışı bir

optimizasyon yöntemi olarak kabul edilmektedir. GA, iyi küresel arama performansı ve düşük algoritma karmaşıklığı nedeniyle modern optimizasyon algoritmaları arasında en popüler algoritmalardan biri haline gelmiştir [30]. Zhou ve diğ., en uygun parametreleri GA ile elde etmiştir ve yakıt hücreli hibrit elektrikli araçlar için enerji yönetimini analiz etmişlerdir [31]. Piccolo ve diğ., genetik algoritma kullanarak bir enerji yönetim stratejisi önermişler ve kontrol parametrelerinin ayarlanmasıyla yakıt tüketimini ve emisyonları en aza indirmişlerdir [32]. Liu ve diğ. [33], genetik algoritmanın optimum performansını artırmak hibrit bir genetik algoritma önermişlerdir. Önerdikleri hibrit yöntem ile genetik algoritmaya göre seri hibrit araçta daha hızlı ve daha iyi yakınsama elde etmişlerdir [33]. Yu ve diğ., bulanık mantık ve genetik algoritma tabanlı enerji yönetim stratejisi önermişlerdir [34]. Önerilen yöntem ile yakıt tüketiminde ve gaz emisyonunda önemli derecede azalma elde ettiklerini gözlemlemişlerdir [34].

Literatürde hibrit elektrikli araçlar için oyun teorisi tabanlı enerji yönetim sistemleri de kullanılmaktadır. Oyun teorisinin (GT) temel fikri, yalnızca biçimsel akıl yürütme yoluyla oyuncuların kendi çıkarlarını rasyonel bir şekilde takip etmek için hangi stratejileri seçmeleri gerektiğini ve bunu yaptıklarında hangi sonuçların ortaya çıkacağını belirlemektir [35]. Yöneylem araştırmasının bir dalı olarak oyun teorisi, bireylerin bir oyundaki tahminlerini ve gerçek davranışlarını dikkate alarak optimizasyon problemlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır [36]. Oyun teorisinin optimizasyon probleminde kullanılmasının temel nedeni Nash tarafından önerilen Nash dengesi kuramıdır [37,38]. Gielniak ve diğ., otomotiv sektörüne yönelik oyun teorisine dayalı entegre bir sistem yaklaşımı önermiştir [39]. Oyuncuların amacı, araç performansı ve güç aktarım verimliliğinin bir fonksiyonu olan kazançlarını en üst düzeye çıkarmaktır. Yin ve diğ., enerji yönetimi problemini işbirlikçi olmayan bir akım kontrol oyunu olarak formüle etmiştir [40]. Nash dengesi, bağımsız cihazların farklı tercihlerini uzlaştıran dengeli bir çözüm için analitik olarak türetilmiştir. Dexireit ve diğ., yakıt ekonomisi ve emisyon hedefleri ile oyun teorisini kullanarak paralel hibrit elektrikli araç için bir kontrolör tasarlamıştır [41,42]. Bu oyunun maliyet fonksiyonu da yakıt tüketimi, NOx emisyonları ve enerji tüketiminin ağırlıklandırılmasıyla oluşturulmuştur [41,42]. Bu çalışmalar, oyun teorisi kontrolörünün NEDC sürüş çevriminde temel kontrolörden önemli ölçüde daha iyi performans gösterdiğini doğrulamıştır [41,42]. Xu ve diğ., hibrit elektrikli bir araç için hız tahmini ile oyun

teorisi tabanlı bir enerji yönetim stratejisi önermişlerdir [43]. Oyun teorisi ile hız tahmini gerçekleştirilmiş olup; yakıt tasarrufu sağlamışlardır. Hibrit kamyonun enerji yönetimi için oyun teorisi kullanılmış ve optimum performans elde edilmiştir [44–46].

Literatürde hibrit elektrikli aracın enerji yönetimi için dışbükey optimizasyon temel prensibi de kullanılmaktadır [14]. Dışbükey optimizasyon problemlerinde, yerel optimizasyon ve global optimizasyonun sonuçları tutarlıdır ve bu da çözüm sürecini büyük ölçüde basitleştirmektedir. Murgovski ve diğ., fişli hibrit elektrikli otobüs için konveks optimizasyonu yöntemi sunmuşlardır [47]. Batarya boyutu, vites değiştirme ve motor açma/kapama kısıtlarını yarı konveks problem olarak tanımlayarak enerji yönetimi üzerindeki etkisini incelemişlerdir. Nafisi ve diğ., elektrik şebekesinin fişli HEV'lerin enerji yönetimi üzerindeki etkisini ele almış ve enerji kaybını azaltmak için konveks optimizasyona dayalı iki seviyeli bir optimizasyon yöntemi önermiştir [48]. Ancak konveks optimizasyonun dezavantajı, amaç fonksiyonunun ve eşitsizlik kısıtının konveks olması gerekliliğidir [48]. Nüesch ve diğ., paralel bir HEV için vites değiştirme ve güç dağılımını aynı anda optimize etmek yerine, vites değiştirme stratejisini ayrı olarak tasarlamış ve optimum sonuç elde etmişlerdir [49].

Genel olarak kural tabanlı EYKS'ler, HEV sistem özelliklerine ve çalışma moduna göre mantıksal kuralların önceden tanımlanmasıyla gerçekleştirilmektedir. Kurallar "eğer-o halde" yapısında batarya kritik şarj değerine, sürücünün güç talebine ve araç hızına göre belirlenir. Kural tabanlı kontrol yöntemi en çok kullanılan yakıt verimliliği yöntemlerinden biridir. Sürüş döngüsü sırasında ihtiyaç duyulan güce göre literatürde kural tabanlı pek çok kontrol yaklaşımları geliştirilmiştir. Hibrit elektrikli araçlar bilindiği üzere içten yanmalı motorlar, elektrik motorları, bataryalar ve bir dizi enerji depolama ve dönüştürme elemanından oluşan karmaşık sistemlerdir [50–52]. Shabbir ve diğ., kural tabanlı kontrol stratejilerinin hibrit elektrikli araçların enerji yönetimini etkili bir şekilde optimize ettiğini ve kurallardaki eşik değerlerinin değiştirilmesinin hibrit araç şarjının ve yakıt kullanımının sürdürülebilirliğine katkıda bulunduğunu öne sürmüştür [50]. Ding ve arkadaşları, bataryanın kısıtlamalarını ele almak için kural tabanlı bir kontrol stratejisi ve genetik algoritmalara (GA) dayalı bir optimizasyon tekniği kullanarak seri-paralel fişli hibrit elektrikli araç (PHEV) için hibrit bir enerji yönetim sistemi önermişlerdir [51]. Son ve diğ., tarafından belirli bir plug-in hibrit

elektrikli araç (PHEV) için aktarma organlarındaki kayıplar dikkate alınarak neredeyse optimal bir kural tabanlı kontrol stratejisi önermişlerdir [52]. Hem deneysel veriler hem de matematiksel yönetim denklemleri kullanılarak dişliler, planet dişliler, rulmanlar ve yağ pompası gibi aktarma organı bileşenleri için kayıp modelleri oluşturulmuştur [52]. Li ve diğ., paralel hibrit elektrikli araçlar için Tork Seviyelendirme Eşik Değiştirme Stratejisi (TTS) olarak adlandırılan yenilikçi bir kural tabanlı kontrol stratejisini önermişlerdir [53]. TTS, seri hibrit elektrikli araçlardaki önceki uygulamalarından türetilen geliştirilmiş bir eşik değiştirme mekanizması ile yakın zamanda tanıtılan bir tork seviyelendirme yaklaşımını içermektedir [53]. Padmarajan ve diğ., fişli hibrit elektrikli bir araç için harmanlanmış kural tabanlı enerji yönetim sistemi (EMS) geliştirmiştir [54]. Değerlendirme sırasında, paralel fişli hibrit elektrikli araç (PHEV) mimarisi, gerçek dünya sürüş koşullarını taklit eden, öngörülemeyen yolculuk taleplerine sahip çeşitli gerçek dünya varış noktaları için simülasyonlara tabi tutulmuştur. Önerilen enerji yönetim sistemi (EMS), geleneksel kural tabanlı EMS ile karşılaştırıldığında, motor dur-kalk olaylarının dokuz kat azalmasıyla birlikte %18,4' lük yakıt ekonomisi elde edilmiştir [54]. Peng ve diğ., fişli hibrit bir okul otobüsü için kural tabanlı enerji yönetim stratejisi önermişlerdir [55]. Kural tabanlı enerji yönetim stratejisi, %75 kritik şarj durumu ile 100 km'de 13,7 litre yakıt tüketmiştir [55]. Ayrıca Peng ve diğ., kural tabanlı bir enerji yönetim stratejisini ayarlamak ve optimize etmek için dinamik programlama kullanmıştır [56]. Bu nedenle, önerilen yöntemle yakıt tüketimi %10,45 oranında azaltılmıştır [56]. Zhu ve diğ., gerçek dünyayı temsil eden bir sürüş döngüsü bağlamında kural tabanlı bir strateji kullanarak fayda faktörü ile ağırlıklandırılmış enerji tüketiminin değerlendirilmesini tartışmıştır [57].

Bulanık mantık kavramı booelan mantığına alternatif olarak Zadeh tarafından önerilmiştir [58]. Klasik küme teorisinde bir elemanın bir kümeye üyeliği kesindir ve bir değerini alır. Bulanık mantıkta üyelik durumu belirsizlik içermektedir ve üyelik derecesi adı verilen sıfır ile bir arasında değişkenlerle ifade edilir [12,59]. Bulanık mantık, sayısal veriler ve dilsel ifadeleri içermektedir. Dilsel ifadeler; “az”, “çok” vb. şeklinde tanımlanmaktadır. Kesin değerleri olmayan dilsel değişkenler, bir uzmanın bilgi birikimine ve deneyimlerine ihtiyaç duymaktadır [60,61]. Bulanık kural, “eğer – o halde” şeklinde koşul ifadeleri içermektedir.

Hibrit araçlarda kullanılan bulanık mantık kontrol sistemi, bulanık kümelerden oluşturulduğu için aracın karmaşık yapısını incelemeyi de kolaylaştırmaktadır. Güç aktarma organlarını uyarlamak ve en iyi yakıt verimliliğini sunmak için bulanık mantık kontrol sistemi literatürde sıklıkla kullanılır [62–64]. Arıkuşu ve diğ., hibrit elektrikli bir araç için, sensör verilerini kullanarak hibrit kontrol ünitesinde motorun çalışma koşullarını değerlendirmeyi amaçlayan bir bulanık mantık denetleyicisi tasarlamıştır [62]. Ma ve diğ., bulanık mantık kontrol stratejisi ile NEDC ve WLTC sürüş döngüleri altında yakıt ekonomisi ve batarya şarj durumuna (SOC) odaklanarak paralel bir hibrit elektrikli aracın (HEV) enerji yönetimini araştırmışlardır [63]. Bulanık mantık kontrol yöntem stratejisinin ile NEDC sürüş döngüsü sırasında yakıt tüketiminde %13,3'lük ve WLTC sürüş döngüsü sırasında %4,5'lik yakıt ekonomisi elde etmişlerdir [63]. Sher ve diğ., bulanık mantık algoritmasının yakıt tüketimini %5 oranında azaltabileceğini, karbon emisyonunun ise %50 oranında azaltabileceğini ve motorun çalışma verimliliğinin de %15 oranında artırabileceğini öne sürmüştür [64]. Suhail ve diğ [65] ve Saju ve diğ. [66], tarafından bulanık mantık yöntemi kullanılarak yakıt tüketimi incelenmiştir. Ayrıca, bir hibrit elektrikli aracın enerji verimliği için uyarlanabilir bir nöro-bulanık çıkarım sistemi (ANFIS) sistemi de önerilmiştir [65,66]. Bu çalışmalarda, ANFIS, hibrit elektrikli araçların performansını ve yakıt verimliliği incelenmiştir. ANFIS ve bulanık kontrol tabanlı enerji yönetim sistemleri teorik ve simülasyon aşamalarında umut verici sonuçlar göstermiştir, ancak gerçek zamanlı uygulamalarının zor olduğu vurgulanmıştır [65,66].

Literatürde hibrit elektrikli araçlar için çevrim içi yakıt tüketim yöntemlerinden biri olan eşdeğer enerji minimizasyon yöntemi de (ECMS) kullanılmaktadır. Paganelli ve diğ., Avrupa Normalleştirilmiş Çevrimi için ECMS yöntemini kullanarak %17,5 yakıt tasarrufu elde etmişlerdir[67]. Zhang ve diğ., arazi, araç hızı ve yolculuk mesafesi ön izlemesinin fişli hibrit elektrikli araçların yakıt verimliliğini artırması üzerindeki etkisini araştırmıştır [67]. Gelecekteki bilgilerin kullanılabilirliği tam, kısmi veya gelecek bilgisi yok olarak kategorize edilmiş ve her durum için potansiyel gerçek zamanlı uygulama ile ilgili bir enerji yönetimi stratejisi önerilmiştir [67]. Eşdeğer Tüketim Minimizasyon Stratejisi (ECMS), DP'den veya ECMS'nin geriye dönük bir çözümünden elde edilen tahmini gelecek sürüş koşullarına göre ayarlanan parametrelerle anlık gerçek zamanlı bir minimizasyon stratejisi olarak kullanılmıştır [68]. Gao ve diğ., seri hibrit elektrikli araçlar için açma/kapama EMS'leri ve güç takip stratejisi

ile karşılaştırmalı bir ECMS önermişlerdir [69]. Açma/kapama EMS'si esas olarak motorun çalışma bölgesini optimize ederken, güç takipçisi EMS'si akü şarj ve deşarjının çalışma bölgesini optimize etmektedir. ECMS'nin temel amacı, daha iyi yakıt ekonomisi elde edebilecek batarya ile motor verimliliği açısından sistem optimizasyonu uygulamaktır [69]. Skugor ve diğ., SOC şarjının sürdürülebilirliğini sağlamak ve EMS'lerin uygulanmasını basit tutmak için güç bölmeli hibrit elektrikli bir araç için kural tabanlı bir enerji yönetim stratejisi önermişlerdir [70]. Önerdikleri yöntem ile otoyol yakıt ekonomi testinde yakıt tasarrufu sağlamışlardır [70]. ECMS yakıt hücreleri, yakıt pillerinden oluşan hibrit bir sistem için optimizasyon problemini çözmek için kullanılmıştır [71]. Ayrıca hidrojen tüketimini en aza indirerek hibrit sistem için uygun enerji yönetimi elde etmişlerdir.

Gerçek zamanlı kontrol için bir ECMS'nin performansı eşdeğer faktörle yakından ilişkilidir. Bu nedenle, eşdeğer faktörün nasıl ayarlanacağı, enerji yönetimi stratejilerinin performansını artırmak için çok önemlidir. Eşdeğer faktör genellikle gelecekteki güç gereksinimi ve mevcut SOC tarafından belirlenir. Bu hedefe ulaşmak için, kontrol parametrelerini gelecekteki güç talebine ve mevcut olana göre yenileyerek adaptif ECMS (A-ECMS) geliştirilmiştir[14]. Sezer ve diğ., motor-jeneratör setini optimize eden ve batarya şarjının sürdürülebilirliğini sağlayan birleşik yakıt tüketimi ve emisyon maliyeti haritasını elde etmek için motor, batarya ve jeneratörün verimliliğini dikkate alan seri hibrit elektrikli araçlar için yeni bir ECMS tanıtmıştır [72]. Sciarretta ve diğ., bataryanın şarj ve deşarj katsayısına göre eşdeğer bir faktörün yeniden tanımlanması için yeni bir yaklaşım önermiş olup; bu yaklaşım geleneksel yaklaşımlara kıyasla yakıt tüketimini %30 oranında azaltmaktadır [73]. Hemi ve diğ., hidrojen tüketimini azaltmak için yakıt hücreli araçlar için kural tabanlı strateji ve ECMS'yi birleştiren bir enerji yönetim stratejisi sunmuştur [74].

Dayanıklı kontrol tabanlı enerji yönetiminde, parametre belirsizliği ve bozucu etkilere karşı maliyet fonksiyonlarını en aza indiren optimal problem tanımlanır. Morales ve diğ, optimal problemlerde parametre belirsizliğinin varlığının üstesinden gelmek için, optimal-sezgisel bir EMS sunmuşlardır [74]. Bu çalışmada sistem, ayrık zamanlı bir tanıma dayandığı ve optimal çözüm de analitik olarak bulunabildiği için gerçek zamanlı olarak uygulanabilirlik sağlanmıştır [74]. Motapon ve diğ., sürüş döngüsü belirsizliğine ilişkin hassasiyet sorununu çözmek için

yakıt hücreli hibrit bir araç için gürbüz kontrol tabanlı enerji yönetim kontrol stratejisi önermişlerdir [75]. Önerilen yöntem sayesinde hidrojen tüketiminde azalma elde etmişlerdir [75]. Huma ve diğ., gürbüz integral geri adımlama tabanlı doğrusal olmayan kontrolör çıkış voltajı regülasyonunu referans üretimi ve akımın düzgün takibi açısından PHEV'nin düzgün yürütülmesi ve enerji yönetimi için tasarlamışlardır [76]. PHEV'nin asimptotik kararlılığını sağlamak için Lyapunov kararlılık teorisini kullanmışlardır. Önerilen kontrolörün sağlamlığı, durum modeline belirsizlik eklenerek doğrulanmıştır [77].

Tahmine dayalı EKYS'lerin temel amacı, bir sürüş döngüsünün belirsizliği ve bozulmasıyla ilgili tahmine dayalı bilgileri kullanarak güç dağılımını optimize etmektir. Bu strateji, mevcut bilgilerle (örn. yol koşulları ve trafik koşulları vb.) tahmin edilebilen gelecekteki sürüş döngüsü bilgilerini (örn. gelecekteki hız) gerektirir. Dolayısıyla, bu stratejinin performansı büyük ölçüde her tahmin ufkunda sağlanan güç referansına bağlıdır. Başka bir deyişle, tahmine dayalı EKYS'si yol eğimini dikkate almadan düz bir yolda öngörülen hıza dayanmaktadır [77]. Bu nedenle, bu tür bir yaklaşımın uygulanmasında araç hızının doğru bir şekilde tahmin edilmesi önemlidir. Buna ek olarak, tahmin doğruluğunu etkileyen faktörler arasında sürücü davranışı, yol durumu, dinamik trafik koşulları, önceki araçlar vb. yer alır. Yanlış tahmin, EMS'nin performansını olumsuz etkiler. Bu nedenle, tahmin doğruluğunu iyileştirmek için daha fazla çevresel bilginin etkin bir şekilde dikkate alınması gerekir. Optimum kontrol girdisi, belirli bir ufukta performans endekslerini (örneğin yakıt tüketimi ve emisyonlar) en aza indirerek elde edilebilir ve bu yaklaşım, değişen sürüş koşullarına uyum sağlamak için gerçek zamanlı olarak uygulanabilir [78]. Literatürde, araştırmacılar yakıt ekonomisini iyileştirmek için öngörüsel enerji yöntemlerini incelemişlerdir. Öngörüsel enerji yöntemleri, model öngörülü kontrol (MPC) ve stokastik MPC olmak üzere iki farklı yönteme ayrılmaktadır.

MPC, doğrusal olmayan güçlü kısıtlı kontrol problemlerini çözmek için güçlü bir teorik araçtır [78–80]. Bu yöntem, hesaplama çabasını önceden tanımlanmış sonlu bir hareketli görüş mesafesi içinde uygulanabilir bir aralıkta tutar. Ayrıca, gelecekteki bozucu etkilerinin makul bir şekilde tahmin edilmesi, kontrol doğruluğunu ve performansını artırmaktadır [81]. Machacek ve diğ., çevrimiçi özellikli iki elektrik motoruna sahip hibrit araç için model öngörülü bir kontrolör önermiştir [82]. Bu yöntem, dinamik durumları hesaba katarken statik

bir Hamiltonyen fonksiyon çözümünü bir konveks optimizasyon problemi ile bütünleştirmiş öngörülen bir sürüş çevriminde yakıt tüketimini azaltmıştır [82].

MPC yöntemi hibrit elektrikli araçlarda sürüş döngülerindeki belirsizliği dikkate almadan enerji yönetimi yapmaktadır. Bu nedenle, değişen sürüş döngülerine daha az uyumluluk sağlamaktadır. Bu amaçla stokastik model öngörülü kontrol (SMPC) önerilmiştir [83–85]. Bu yöntem esas olarak güç dağılımını optimize etmek için bir Markov zinciri ve bir MPC tarafından tahmin edilen hızı kullanmaktadır [83–85]. Ripaccioli ve diğ., markov zinciri sürecine dayalı olarak bir dizi hibrit elektrikli araç için yeni bir model öngörülü kontrol yöntemi önermiştir [86]. Bu yöntemde, sürücünün güç talebi, sürücünün gelecekteki güç talebini temsil etmek üzere bir Markov zinciri olarak modellenmektedir. Bir sonraki adımdaki tüm olası güç talebi dağılımları, her bir zaman adımındaki tüm olası Markov durumları ile yinelemeli olarak oluşturulur. Xie ve diğ., Pontryagin'in Minimum Prensibine dayalı olarak fişli HEV'ler için tahmini enerji yönetim modeli önermiştir [87].

Öğrenme tabanlı EYKS'ler, kontrol parametreleriyle etkileşime girerek çevrimiçi olarak güncellenir ve çeşitli trafik koşullarına uyum sağlamak için çevre ile birlikte çalışırlar. Genellikle geçmiş ve gerçek zamanlı sürüşle ilgili veriler kullanılarak büyük ölçekli optimum çözümü elde etmek amaçlanır [14]. Öğrenme tabanlı algoritma olarak da genellikle makine öğrenmesi yöntemleri kullanılır. Makine öğrenimi, bilgisayarların açık programlama olmadan görevleri yerine getirmesini sağlayan bir alandır ve akıllı robotların geliştirilmesinden (algılama ve kontrol gibi görevler için) metin anlama, bilgisayar görüşü, tıbbi bilişim, ses analizi, veri tabanı madenciliği ve diğer çeşitli alanlara kadar değişen uygulamaları vardır [14]. Literatürde, hibrit elektrikli araçlar için sürüş döngüsü tahmini ve enerji tüketimi tahmini üzerine pek çok çalışmalar vardır. He.Y., araçtan altyapıya (V2I) iletişim yoluyla elde edilen gerçek zamanlı trafik verilerinden yararlanarak sürüş döngülerini tahmin etmek için bir yaklaşım önermiştir [88]. Bu verilere dayanarak hız tahminleri yapmak için sinir ağlarını kullanmıştır [88]. Bir makine öğrenme algoritması olarak işlev gören Yapay Sinir Ağları (YSA) ise sınıflandırma, tahmin, örüntü tanıma ve kümeleme gibi çeşitli görevlerde uygulama alanı bulmaktadır. Sun ve diğ. üstel olarak değişen, Markov süreci ve Yapay Sinir Ağları (YSA'lar) gibi üç tahmin tekniğini sunmuştur [89]. Bu tahmin yöntemleri her bir azalan ufukta uygulanmış ve elde edilen

hız tahminleri, güç bölmeli bir Hibrit Elektrikli Araçta (HEV) enerji tüketimini optimize etmek için kullanılmıştır. Elde edilen bulgular, YSA tabanlı hız tahmin edicisinin öngörücü enerji yönetimi açısından en etkili performansı sağladığını göstermektedir. Hua ve diğ, makine öğrenimi algoritması ile hem hız hem de çevresel verilere (örneğin, GPS konumu ve sıcaklık vb.) dayalı olarak elektrikli araç enerji tüketimi için bir tahmin modeli önermiştir [90]. Literatürde makine öğrenmesi de hibrit elektrikli araçların yakıt ekonomilerini kontrol etmek için yaygın olarak kullanılmaktadır [91–94]. Harold ve diğ., denetimli makine öğrenmesi algoritması ile hibrit elektrikli araçlar için güç aktarımı kontrol yaklaşımını önermişlerdir[91] Önerilen yöntem ile güç aktarımı kontrolünü otomatik olarak yeniden eğitmesine olanak tanıyan bir çerçeve geliştirmişlerdir [91]. Bu çerçeve, yakıt tüketimine dayalı dinamik programlama ve denetimli makine öğrenimi kombinasyonundan oluşmaktadır. Son ve diğ., fişli hibrit elektrikli araç için sürüş döngüsü özelliklerini ve mevcut batarya şarj durumunu (SOC) dikkate alan makine öğrenmesi ile gelişmiş kural tabanlı bir kontrol stratejisi önermişlerdir [92]. Madziel ve diğ., CO_2 emisyon modellerinin geliştirilmesi için az hesaplama gerektiren ve tam hibrit araçlar için uygulanabilir sonuçlar üreten bir yöntem önermişlerdir [93]. Gauss süreci regresyon yöntemi, CO_2 emisyon modelini oluşturmak için kullanılan yol girdi verileri için en iyi uyumu sağlamıştır [93]. Kwon, H., çok modlu bir hibrit elektrikli otomobil için makine öğrenimi ve optimizasyon verilerine dayalı bir kontrol haritası oluşturma tekniğini araştırmıştır [94].

İçten yanmalı motorlu araçlar özellikle ilk hareket anında normal tüketiminin beş katından fazla yakıt tüketirler ve bu durum atmosfere fazla miktarda karbon salınımına neden olur. Özellikle İstanbul gibi büyük şehirlerde, araç trafiğinin yoğunluğu bu olumsuz etkiyi daha da artırır. Bu tezde, "İçten Yanmalı Motorlu Araçlar İçin Yakıt Verimliliği Arttırıcı ve Yenilikçi Teknolojilerin Geliştirilmesi" başlıklı TÜBİTAK ARDEB 1003 projemiz ve "Hibrit Araçlar için Yenilikçi Teknolojilerin Geliştirilmesi" başlıklı İÜC-BAP projemiz kapsamındaki paralel hibrit elektrikli bir aracın elektrik motoru, batarya ve içten yanmalı motorunun modellenmesi ve doğrulanması gerçekleştirilmiştir. Bu nedenle bu çalışmada, yeni bir kural tabanlı ve batarya öncelikli kontrol yöntemi önerilmiş olup; yakıt tüketimi ve karbon emisyon değerlerini en aza indirecek paralel bir hibrit elektrikli araca uygulanmıştır. Bu kontrol stratejisinin amacı, içten yanmalı motoru en verimli bölgesinde kullanmak ve elektrik motorunu daha fazla çalıştırmak

üzerine kuruludur. Kural tabanlı kontrol algoritması ile paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketimi tahmini için ECE-15, EUDC ve NEDC sürüş çevrimlerinde deney modeli ile yeni bir veri seti üretilmiştir.

Bu tez çalışmasının yukarıda bahsi geçen projelerdeki paralel hibrit elektrikli aracın Matlab ortamında modellenmesi yapılmıştır. Buna ek olarak ayrıca tahrik sistemlerini en üst seviyede tutmak, kritik batarya durumunu kontrol etmek ve içten yanmalı motorun verimliliğini korumak için kural tabanlı ve batarya öncelikli bir yakıt tüketimi kontrol algoritması önerilmiştir. Önerilen bu yöntem, batarya durumunun (SOC) ve tahrik sisteminin optimum seviyede kalmasını sağlar. Bu amaçla, önerilen kontrol yöntemi için on bir farklı kural geliştirilmiştir ve bu kuralların NEDC, ECE-15, EUDC ve WLTC sürüş çevrimi koşullarında nasıl kullanılacağı incelenmiştir. Sonrasında, kritik SOC değerine göre iki farklı simülasyon yapılmıştır. Minimum ve maksimum değerlere yakın %55 ve %65 batarya değerleri seçilerek, aracın yakıt tüketiminin farklı SOC değerlerindeki değişimi gözlemlenmiştir. İlk simülasyonda %55 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın EUDC çevriminde %50,1 ve ECE-15 çevriminde %52,3, NEDC sürüş çevriminde %35,7 yakıt verimliliği elde edilmiştir. İkinci simülasyonda ise %65 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın yakıt verimliliği, NEDC sürüş çevriminde %17, EUDC çevriminde %9,6, ECE-15 sürüş çevriminde %29,3, WLTC sürüş çevriminde enerji kontrol yönetim stratejisi sayesinde %49,35 yakıt tasarrufu elde edilmiştir. Önerilen kontrol yöntemi sayesinde hem yakıt tüketimi minimuma indirilmiştir hem de karbon emisyonları azaltılmıştır. Aynı zamanda sürüş sistemlerinin en üst seviyede olması ile kritik akü durumunun sürekli kontrolü ve içten yanmalı motorun optimum verimlilikte çalışması da sağlanmıştır.

Bu tez çalışması kapsamında paralel hibrit aracın yakıt tüketimi için veri seti oluşturulmuştur. Literatürde CO_2 tahmini için girdi değeri olarak sadece yol bilgisi alınmaktadır. Bu çalışmada, bu projeler kapsamındaki paralel hibrit aracın Matlab ortamında ECE-15, EUDC ve NEDC sürüş çevrimlerinde ve ayrıca çeşitli SOC seviyelerinde bir simülasyon modeli oluşturularak yeni bir veri seti elde edilmiştir. Veri seti on bir girdi (EM hızı, EM torku, EM gücü, İYM hızı, İYM torku, İYM gücü, sürüş döngüsü hızı, sürüş döngüsü ivmesi, yakıt kütlesi, kuvvetler, SOC) ve bir çıktı (yakıt tüketimi) içermektedir. Yakıt tüketimi tahmini için on bir farklı giriş değeri

ile oluşturulan veri seti ilk defa bu tez kapsamında oluşturulmuştur. Bu veri setinin amacı daha karmaşık ve farklı değerleri içerecek yakıt tahmini için daha iyi sonuçlar elde edilmesidir. Normalize edilmiş eğitim verileri kullanılarak 7 farklı makine öğrenimi algoritmaları için eğitim gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemler sırasıyla: regresyon, rastgele ağaç, rastgele orman, karar kütüğü, M5P, REP Ağacı ve çok katmanlı algılayıcı yöntemleridir. Daha sonra normalize edilmiş test verileri kullanılarak her bir yöntem için testler gerçekleştirilmiştir. Normalize edilmiş test verisi, tahmin edilecek yakıt miktarının veri setinde gizlenmesiyle oluşturulmuştur. Bunun nedeni, algoritmaların veri setine aşırı uyum sağlayıp ezberlemesini engellemektir. Burada her bir yöntem, test verisinde regresyonu istenen yakıt tüketim değerlerine bakarak ve eğitim sonucunda elde edilen ağırlık katsayılarını kullanarak en uygun tahmin değerini üretmeye çalışmaktadır. Veri setinin büyük olması nedeniyle test verilerinin oranı, yüzde 25 ve yüzde 1.7 olarak seçilmiştir. Sonrasında her iki test verisi performans metrikleri olan R^2 (korelasyon katsayısı-başarı tahmini), ortalama mutlak hata (MAE) ve kök ortalama hata (RMSE) açısından incelenmiştir. %1,7 test verisi için makine öğrenmesi yöntemleri ile yakıt tahmini yapılmıştır. Rastgele orman algoritması %97,16, REP ağacı %94,2, M5P algoritması %93,54, rastgele ağaç algoritması %91,58, çok katmanlı algılayıcı algoritması %16, doğrusal regresyon %81,3 ve karar kütüğü %80,36 oranında yakıt tüketimini başarılı bir şekilde tahmin etmiştir. Rastgele orman algoritması %1.7 test verisi için MAE ve RMSE değerleri diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında en küçük MAE değeri 0,0011 ve en küçük RMSE değeri 0,0284 elde edilmiştir. %25 test verisi için makine öğrenmesi yöntemleri ile yakıt tahmini yapılmıştır. Rastgele orman algoritması %90,21, rastgele ağaç algoritması %86,68, REP ağacı %84,18, M5P algoritması %23,06, çok katmanlı algılayıcı algoritması %64,81, doğrusal regresyon %0,1 ve karar kütüğü %23,74 oranında yakıt tüketimini başarılı bir şekilde tahmin etmiştir. Rastgele orman algoritması %25 test verisi için MAE ve RMSE değerleri diğer algoritmalar ile karşılaştırıldığında en küçük MAE değeri 0,003 ve en küçük RMSE değeri 0,0138 elde edilmiştir. Her iki test veri seti incelendiğinde, rastgele orman algoritmasının en yüksek R^2, en düşük MAE ve en düşük RMSE değerlerine sahip olduğu bulunmuştur. Elde edilen bu sonuçlara göre, bu tezde bir paralel hibrit elektrikli araç için yakıt tüketim modelinin eğitim ve test edilmesi açısından rastgele orman algoritması en uygun yöntem olmuştur.

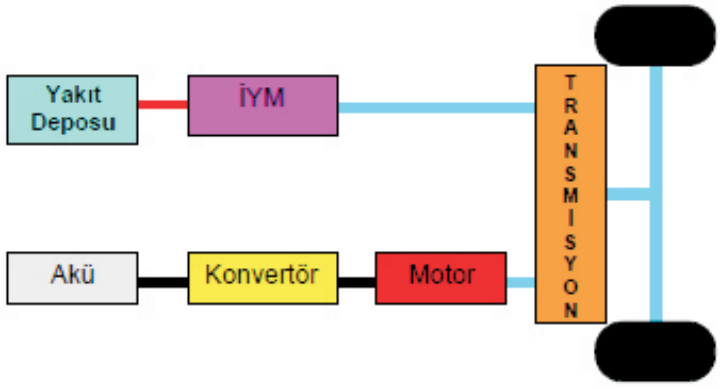
2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

2.1. HİBRİT ELEKTRİKLİ ARAÇLAR

İçten yanmalı motor teknolojisine sahip araçlar özellikle ilk kalkış anında nominal tüketiminin en az beş katı yakıt sarfiyatına sahiptir ve bu durum atmosfere aşırı karbon salınımına neden olmaktadır. Karbon salınımını en aza indirgemek için elektrikli araçlar ve hibrit elektrikli araçlar geliştirilmektedir. Hibrit elektrikli araçlar tahrik sistemine göre üç farklı topolojiye ayrılmaktadırlar. Bu topolojiler seri, paralel ve seri-paralel şeklindedir. Bu topolojiler kısaca aşağıda anlatılmıştır.

2.1.1. Paralel Hibrit Araç Topolojisi

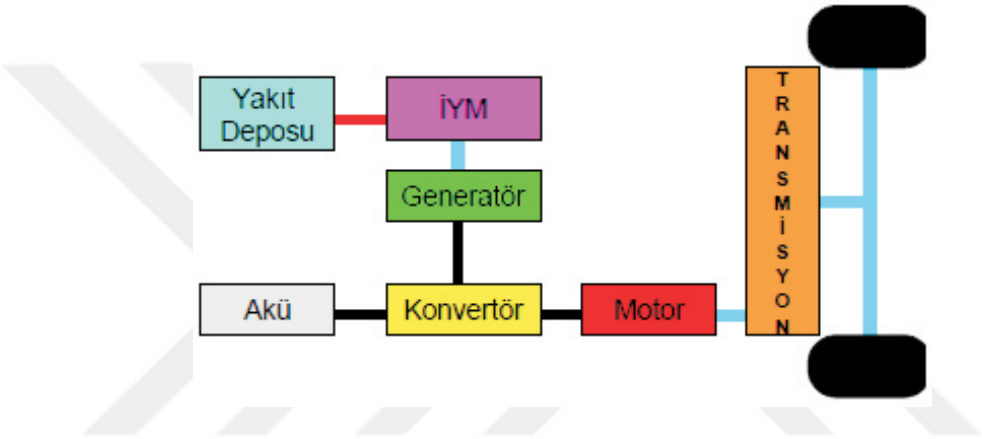
Paralel hibrit elektrikli araçlarda içten yanmalı motor (İYM) ve elektrik motor (EM) bulunmaktadır. Paralel hibrit elektrikli aracın model yapısı Şekil 2.1'de gösterilmiş olup bunlarda İYM ve EM birbirine paralel olarak bağlandığı için paralel hibrit araç olarak kabul edilmektedir [95]. Bir paralel hibrit elektrikli araçta, düşük hız ve kalkış gibi talep edilen gücün az olduğu zamanlarda elektrik motoru ile tahrik sağlanmakta olup; yüksek hız ile talep edilen gücün yüksek olduğu zamanlarda ise İYM ile tahrik sağlanmaktadır. Eğer talep edilen güç çok yüksek olursa tahrik İYM ve elektrik motorunun eş zamanlı çalışmasıyla sağlanmaktadır. Paralel hibrit aracın avantajları: içten yanmalı motorun uygun şartlarda doğrudan tahrik sağlaması ve elektrik motorunun jeneratör olarak kullanılarak ekstra bir enerji kaynağı oluşturmasıdır.



Şekil 2.1: Paralel Hibrit Araç Topolojisi [95].

2.1.2. Seri Hibrit Araç Topolojisi

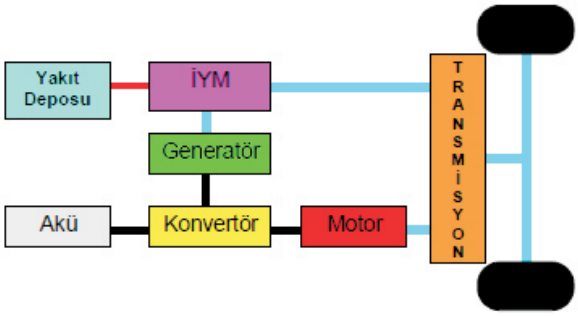
Seri hibrit elektrikli araçlarda tahrik sistemi elektrikli motor ile yapılmaktadır. Seri hibrit araç yapısında içten yanmalı motor ile tahrik elemanları arasında bir bağlantı bulunmaz. İYM, seri hibrit araçlarda elektrik jeneratörünü çalıştırmak için kullanılmaktadır. İYM'un temel görevi elektrik enerjisi üreterek bataryanın şarj olmasını sağlamaktadır. İYM bu topolojide verimli devirde çalışmaktadır. Seri hibrit elektrikli araç topoloji şeması Şekil 2.2'de gösterilmiştir [95].



Şekil 2.2: Seri Hibrit Araç Topolojisi [95].

2.1.3. Seri-Paralel Hibrit Araç Topolojisi

Seri – paralel hibrit elektrikli araçlar, seri ve paralel topolojisinin kombinasyonu şeklindedir. Seri – paralel hibrit özelliğine sahip araçlar üç farklı şekilde çalışabilmektedir. Sadece ya içten yanmalı motorla veya elektrik motoru ile ya da herki motorla çalışabilmektedirler. Bunlarda, içten yanmalı motor seri hibritlerde olduğu gibi bataryayı şarj edebilir. Seri- paralel hibrit aracın blok şeması Şekil 2.3'te verilmiştir [95].

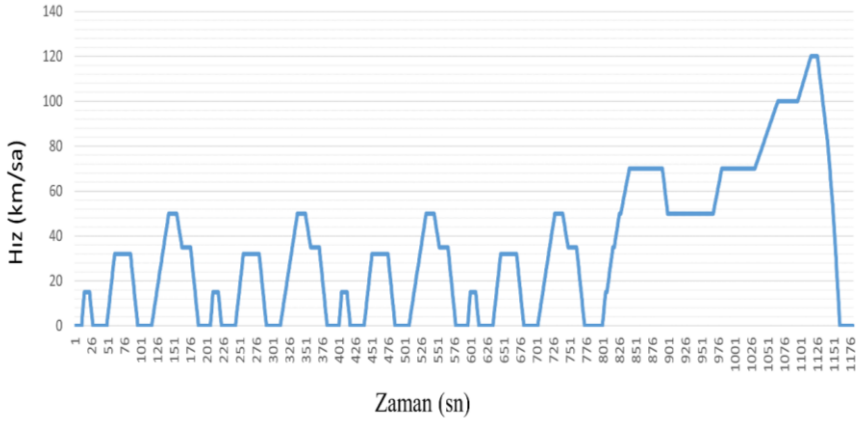


Şekil 2.3: Seri-Paralel Hibrit Araç Topolojisi [95].

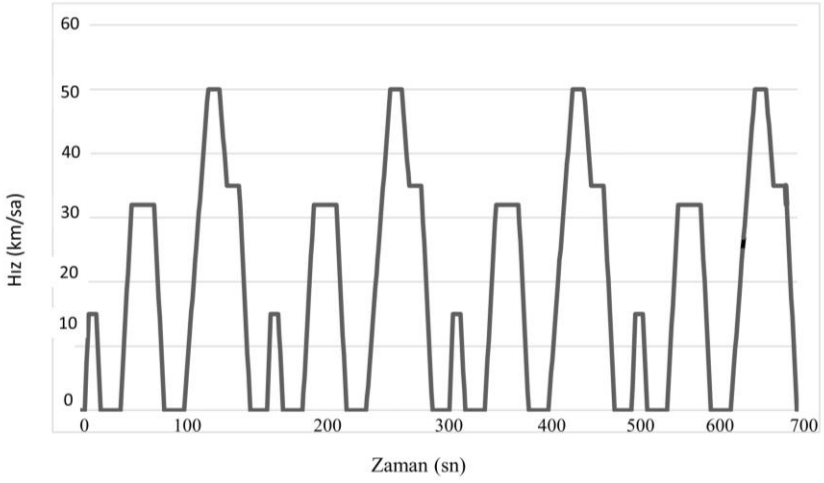
2.2. SÜRÜŞ ÇEVRİMİ

Araçların yakıt tüketimi ve emisyon değerlerini belirlemek ve değerlendirmek için oluşturulmuş zaman bazlı hız-zaman grafiklerine "sürüş çevrimi" adı verilir. Sürüş çevrimleri, bir aracın kullanılacağı trafik koşullarını ifade ederek yakıt tüketiminin ve karbon emisyonunun belirlenmesini amaçlar. Sürüş çevrimleri, teorik veya deneysel metodolojiler kullanılarak tasarlanabilir. Bu çevrimler, hız-zaman grafiğinin içerdiği parametreler göz önünde bulundurularak oluşturulur. Bu parametreler ivmelenme, maksimum hız, sabit hızda sürüş ve ortalama sürüş hızı gibi faktörlerdir. Deneysel yöntem ile oluşturulan sürüş çevrimleri sürüş verilerinden, araç takip sistemlerinden ve araç içine yerleştirilen cihazlardan elde edilmektedir. Sürüş çevriminin doğruluğunu artırmak için, aracın sürüşünü gerçekleştirdiği rota, sürüş günü, sürüş saati ve yapılan örnekleme miktarı gibi faktörler kritik öneme sahiptir. Elde edilen veriler, analiz edilerek nihai sürüş çevrimi oluşturulmaktadır.

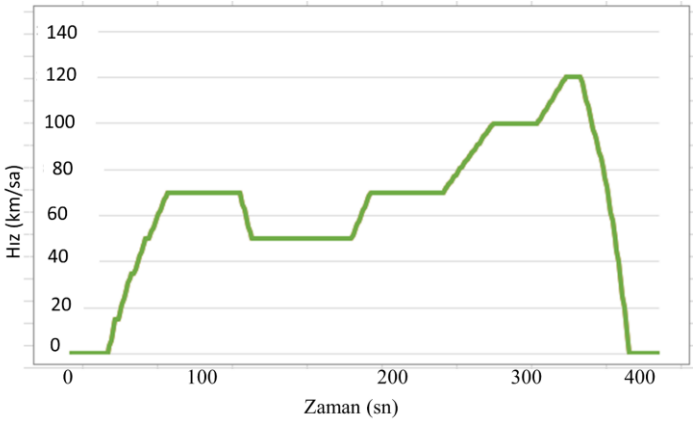
Dünyanın birçok ülkesi trafik koşullarına ve coğrafi koşullara bağlı olarak kendi sürüş çevrimlerini oluşturmaktadır. Sürüş çevrimlerinin sayesinde araba üreticileri emisyon testleri ve yakıt tüketim testleri yapmaktadır. Avrupa'da hafif hizmet taşıtlarının onay süreci için standartlaştırılmış olan temel sürüş çevrimi, Yeni Avrupa Sürüş Çevrimi (NEDC) olarak bilinir. Bu sürüş çevrimi, şehir içi ve şehirlerarası sürüş koşullarını temsil etmek üzere iki ayrı bölümden oluşur. Bu bölümler ECE-15 (şehir içi) ve EUDC (şehir dışı) olarak adlandırılmaktadır. NEDC sürüş çevriminin toplam mesafesi 11 km, ortalama hızı 34 km /sa ve maksimum hız değeri 120 km/sa'dir. NEDC çevrimin toplam süresi 1180 saniyedir. NEDC sürüş çevrimi Şekil 2.4'te gösterilmiştir. ECE-15 sürüş çevriminin toplam süresi 780 saniyeden oluşmakta olup, ortalama hızı 18,7 km/sa ve maksimum hızı 50 km/sa'dir [96,97]. ECE-15 sürüş çevrimi ise Şekil 2.5'te gösterilmiştir. EUDC sürüş çevriminin toplam süresi 400 saniyedir. NEDC sürüş çevriminin ortalama hızı 62.4 km /sa ve maksimum hız değeri 120 km/sa olup Şekil 2.6'da gösterilmiştir.



Şekil 2.4: NEDC Sürüş Çevrimi.

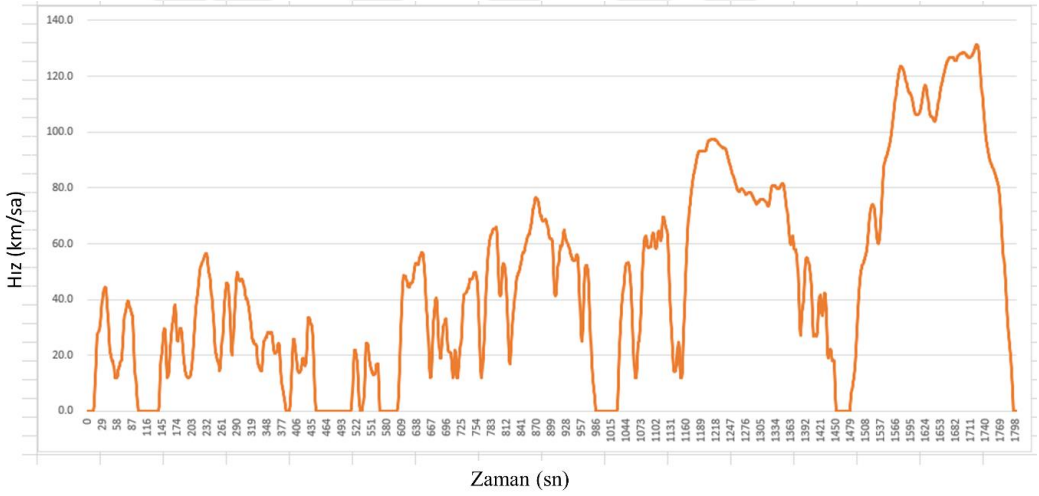


Şekil 2.5: ECE-15 Sürüş Çevrimi.



Şekil 2.6: EUDC Sürüş Çevrimi.

Küresel ölçekte toplanan sürüş verilerinden türetilmiş olan WLTP (World wide Harmonized Light-DutyVehicles Test Procedure/Dünya Çapında Uyumlu Hafif Taşıtlar Test Prosedürü) test prosedürü, şehir içi trafikten otoyol sürüşüne kadar geniş bir yelpazedeki hız ve zaman sürüş durumlarını içermektedir. WLTP test prosedürü, diğer test protokollerine göre daha fazla hızlanma ve frenleme aşamalarını içermektedir. WLTP test prosedüründe üç farklı sınıftaki araçlar için farklı sürüş çevrimleri araçların güç değerlerine göre oluşturulmuştur. Hafif ticari araçlar için oluşturulan dünya çapında uyumlaştırılmış test döngüsü (WLTC), Şekil 2.7'de gösterilmiştir. WLTC sürüş çevriminde dört farklı hız profilleri vardır. Bu hız profilleri: düşük hız, orta hız, yüksek hız ve çok yüksek hız profilleridir. WLTC sürüş çevriminin toplam süresi 1800 saniyedir. WLTC'nin ortalama hızı 46,5 km/sa olup, maksimum hız değeri ise 131,3 km/sa dan oluşmaktadır.



Şekil 2.7: WLTC Sürüş Çevrimi**.**

2.3. TAŞIT HAREKETİNİN GENEL TANIMLARI

Bir taşıt hareketinin doğrultusu boyunca davranışını belirlemek için, o taşıta etki eden kuvvetleri belirlemek gerekmektedir. Bir taşıtın hareketini sağlamak için tahrik kuvvetine ihtiyaç vardır. Hibrit elektrikli araçlarda bu kuvvet, elektrikli motor ve içten yanmalı motor tarafından üretilir. Motor tarafından oluşturulan kuvvet, aracın tekerlekleri aracılığıyla zeminle etkileşime girerek çekiş kuvvetini meydana getirir. Ancak araç hareket halindeyken, çekiş kuvvetine karşı yönde direnç kuvvetleri ortaya çıkar. Dolayısıyla, aracın sabit hızda hareket

etmesi veya ivmelenerek hızlanması için bu direnç kuvvetlerini aşan bir çekiş kuvveti oluşturması gereklidir. Aksi takdirde, bu direnç kuvvetleri aracın hareketini engelleyerek zamanla durmasına neden olur. Araca etkiyen kuvvetler; rüzgâr (aerodinamik) direnci, eğim direnci, yuvarlanma direnci, ivmelenme (atalet) direncidir. Bu kuvvetler aşağıda kısaca açıklanmıştır.

2.3.1. Rüzgâr Direnci

Hava içerisinde belirli bir hızla hareket eden araç, havanın akışkan olarak kabul edilmesi sonucu taşıt hareket yönünün tersi yönde bir direnç kuvveti ile karşılaşır. Bu direnç kuvvetine rüzgâr direnci veya aerodinamik hava direnci denir. Rüzgâr direnci geometrik şekil direnci ve yüzey sürtünme kuvvetinden oluşmaktadır.

Geometrik şekil direnci araç geometrisinin oluşturduğu hava direncinden dolayı bu adı almıştır Araç ileri yönde hareket halindeyken önündeki havayı hareket yönünde ileri doğru itmektedir. Ancak hava ileri doğru hareket ettirilemediği zaman bulunduğu bölgede hava basıncının artmasına sebep olarak yüksek hava basıncı oluşturmaktadır. Ayrıca aracın arka kısmında, araç ileri doğru hareket etmesinden dolayı bir boşluk oluşmaktadır ve burada alçak basınç meydana gelmektedir. Araç hareket esnasında yüksek basınçtan dolayı ileri yönde itme kuvveti ve alçak basınçtan dolayı da geri çekme kuvveti oluşturmaktadır. Bu şekilde ortaya çıkan kuvvet, geometrik şekil direncidir.

Aracın yüzeyine yakın olan tarafta hava hızı neredeyse araç hızına eşittir. Aracın yüzeyden uzak tarafında ise hava hareketsiz kalmaktadır. Bundan dolayı iki hız değeri arasında hava moleküllerinin maruz kalmasıyla geniş bir hız aralığı oluşmaktadır. Hava moleküllerinin arasındaki hız farkının sebep olduğu sürtünme kuvveti, aerodinamik yüzey sürtünme kuvveti olarak tanımlanmaktadır.

Aerodinamik kuvvet akan havanın dinamik basıncına, taşıtın hareket yönünün dik kesit alanına ve taşıtın aerodinamik yapısına bağlıdır. Rüzgâr direnç kuvveti

$$F_{hava} = \frac{1}{2}\rho A C_D V^2 \tag{2.1}$$

şeklindedir. Burada, ρ havanın öz kütlesi, A aracın kesit alanı, V araç hızı, C_D aerodinamik katsayıdır. Araç parametrelerinden geniş kesit alanı ve sahip olduğu yüksek hız aerodinamik direnç kuvvetini arttırır.

2.3.2. Eğim Direnci

Bir araç yokuş yukarı giderken ters yönde oluşan kuvvete eğim direnci kuvveti denir. Eğim direnci kuvveti trigonometrik hesaplamalar ile elde edilir. Eğim direnci kuvveti

$$F_i = mgsin(\theta) \tag{2.2}$$

olarak ifade edilir. Burada, F_i yokuş direncini, m araç ağırlığını, g yerçekimi ivmesini, θ ise eğimi göstermektedir.

2.3.3. Yuvarlanma Direnci

Yuvarlanma direnci tekerleklerin karakteristik ve elastik yapısından dolayı oluşmaktadır. Yuvarlanma direnci aşağıdaki gibidir:

$$F_r = mgcos(\theta)\ C_{st} \tag{2.3}$$

Burada, F_r yuvarlanma direncini, C_{st} yuvarlanma katsayısını ifade etmektedir.

2.3.4. İvmelenme Direnci

İvmelenme kuvveti, aracın kütlesine ve ulaşmak istenilen hıza erişmek için gereken ivmeye bağlıdır. İvmelenme direnç kuvveti Denklem (2.4)'de verilmiştir.

$$F_a = ma \tag{2.4}$$

Burada, F_a ivmelenme direnç kuvvetini, a ise ivmeyi ifade etmektedir.

2.3.5. Hareket Denklemi

Aracın hareket edebilmesi için, araca etki eden bütün direnç kuvvetlerini yenmesi gerekmektedir. Boylamsal araç hareket modellenmesi ve denklemi için Newton'un ikinci yasasından yararlanılmaktadır. Araç hareket denklemi

$$F_T - F_a - F_r - F_{hava} - F_i = m \times a \quad (2.5)$$

şeklindedir. Burada, F_T araca etkiyen tahrik kuvvetini ifade etmektedir.

2.4. İÇTEN YANMALI MOTOR

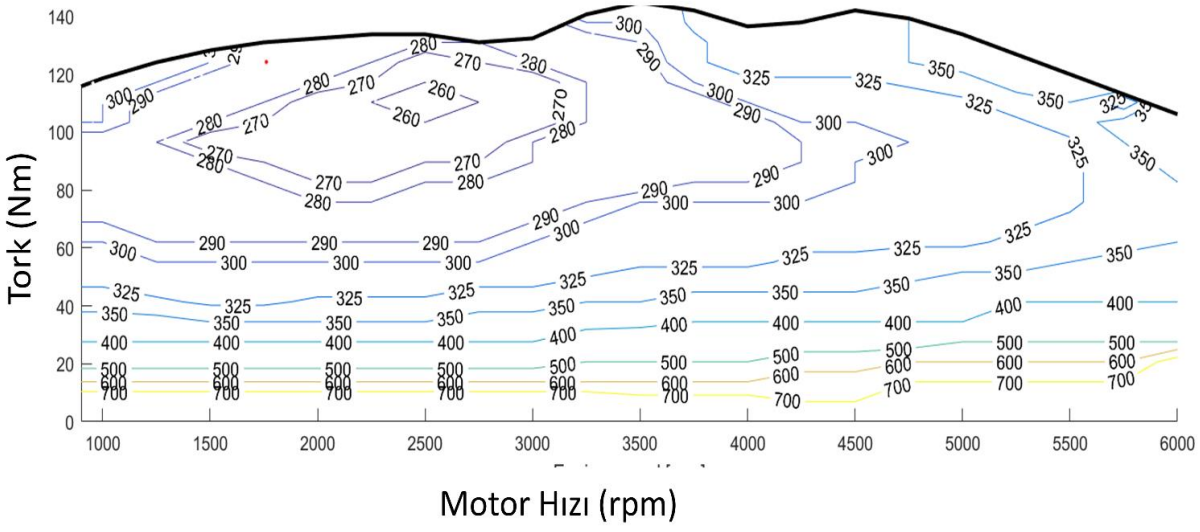
İçten yanmalı motorlar (İYM), motorlu taşıtlarda temel güç kaynağı olarak kullanılmaktadır. İYM, hibrit elektrikli araçlarda en önemli güç kaynağı olarak kullanılmaktadır [98]. Araç modelleme ve simülasyonları alanında içten yanmalı motor modellenmesi için iki temel yaklaşım bulunmaktadır. İlk yaklaşım, matematiksel denklemler kullanılarak içten yanmalı motorun çıkış torkunun hesaplanmasını içermektedir. İkinci yaklaşım ise içten yanmalı motorun farklı tork ve devirlerde deneysel yöntemler ile elde edilmiş yakıt tüketim haritasının kullanılmasıdır. İçten yanmalı motorun deneysel yöntemlerle elde edilmiş karakteristik haritalar kullanılarak oluşturulan modeli, sonuçlar bakımından daha gerçekçi bir yaklaşım sunmaktadır [99]. İYM modelinde yakıt tüketim haritalarının kullanılması için bazı varsayımlar yapılmalıdır. Bu varsayımlar motorun sürekli rejim sıcaklığında olması, motor dinamik rejimlerinin ihmal edilmesi ve silindirler ile her çevrimdeki farklılıkların göz ardı edilmesidir [100].

İYM'un güç üretebilmesi için hava ve yakıta ihtiyaç duyulmaktadır. Motorun yakıt tüketimi genellikle dinamometre üzerinde kütle akışı olarak ölçülmektedir. Ancak bu değer, harcanan yakıttan elde edilen mekanik gücü belirlemek için yeterli olmayabilir. Çünkü mekanik gücün hesaplanması belirsizdir. Bu nedenle anlık olarak tüketilen yakıt miktarı [g/s], motor çıkışında elde edilen güce [W] bölünür ve böylece fren özgül yakıt tüketimi (BSFC) [kg/J] elde edilmiş olur. BSFC aşağıdaki eşitlikle ifade edilir:

$$BSFC = \frac{3600f}{P_i} \quad (2.5)$$

Burada, f [g/s] motor dinamometresi üzerinde ölçülen yakıt kütle debisini gösterirken; P_i [kW] ise içten yanmalı motor çıkış gücüdür.

İçten yanmalı motorun kararlı çalışma durumunda kWh'lık iş başına tüketmesi gereken yakıtın gram cinsinden değerini göstermek için özgül yakıt tüketim haritası kullanılmaktadır. Bu tez çalışmasında, sürüş çevrimindeki hız ve tork değerlerine göre içten yanmalı motorun özgül yakıt tüketim haritası kullanılmıştır ve Şekil 2.8'de gösterilmiştir[101].



Şekil 2. 8 Özgül Yakıt Tüketim Haritası [101].

2.5. ELEKTRİK MOTOR

Elektrikli taşıtlarda ve hibrit elektrikli taşıtlarda kullanılan elektrik motorları, bataryadan aldığı elektrik enerjisini mekanik enerjiye çevirerek taşıtın hareketi için gereken sürüş torkunu üreten makinalardır. Fırçalı Doğru Akım motoru (DCM), Asenkron Motor (ACIM), Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motorlar (PMSM), Fırçasız Doğru Akım Motoru (BLDC) ve Anahtarlamalı Relüktans Motorlar (SRM) olmak üzere dört farklı yapıda elektrikli taşıtlarda elektrik çekiş motorları kullanılmaktadır. Bu motorlar hakkında aşağıdaki bölümlerde kısa açıklamalar yer almaktadır [102].

2.5.1. Fırçalı Doğru Akım motoru

Doğru akım motorları basit bir tasarıma sahip olup; düşük maliyetle üretilebilirler. Bu motorlar, yüksek torka sahip olmaları ve hız kontrolünün kolay olması nedeniyle tercih edilmektedir. DCM'unda rotorun dönmesini ve enerji iletimini sağlamak için fırça ve komütatör

bulunmaktadır. Rotor üzerinde bulunan fırçalar komütatörler ile temas haline geçtiği zaman, elektrik enerjisini ileterek motorun dönme hareketi başlar. DCM'nin dezavantajı ise mekanik fırçaların aşınmaya ve yıpranmaya elverişli olması ve sürekli arızalanmalarıdır[102] .

2.5.2. Asenkron Motor

Üç fazlı asenkron motorlar, manyetik alan içinde bulunan iletkenin üzerinden akım geçirilmesiyle oluşan kuvvetin rotoru döndürme hareketi yapması prensibine göre çalışırlar. Asenkron motorun (ACIM) hız kontrolü için alternatif akım (AC) motor sürücüsü kullanılmakta olup, voltaj frekansının değiştirilmesiyle kontrol sağlanılmaktadır. Anlık moment artışları ise AC motor sürücüsün kontrol ünitesinde belirlenir. Motorun yeni moment değerine ulaşması için ilgili faz sargılarına anlık olarak darbe gerilimleri uygulanır ve motor akımında ani bir artış meydana getirilerek motorun yeni moment değerinde kararlı bir şekilde çalışması sağlanır. Kontrol yapısının karmaşık olması AC motor sürücülerini maliyetli yapmaktadır [102].

2.5.3. Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motorlar

Kalıcı Mıknatıslı Senkron Motorlarda (PMSM) sabit mıknatıslar bulunmaktadır. Bu motorlar, sinüzoidal zıt EMK dalga formuna sahip olan AC senkron motor ile statorda sargıları ve rotorunda kalıcı mıknatıs bulunduran fırçasız doğru akım motorunun birleşiminden oluşmaktadır. Rotor bakır kayıplarının olmaması, soğutma açısından avantaj sağlamaktadır. Kalıcı mıknatıslı senkron motorların dezavantajı ise yüksek yük ve yüksek sıcaklıklarda mıknatısların zarar görerek mıknatıslanma özelliklerinin kayıp olmasıdır [102].

2.5.4. Anahtarlamalı Relüktans Motor

Anahtarlamalı relüktans motorları (SRM), asenkron motorlar gibi basit yapıya sahiptir. SRM'nin stator kısmında sargı bulunurken; rotor kısmında kalıcı mıknatıs ve sargı bulunmaz. Bu nedenle oldukça yüksek hızlar elde edilmektedir. SRM'de rotor ve stator kutuplarındaki konum sensörleri ile uygun faz sırası verilerek sürekli bir moment üretilmektedir. Alternatif akım stator sargılarına uygulandığında stator bobinlerinden sinüzoidal bir akım meydana gelir ve böylece değişen bir manyetik akı oluşmaktadır. Rotor ise bu manyetik akının oluşmasıyla dönme hareketini başlatır. Anahtarlamalı relüktans motorlarının veriminin yüksek olmasına

rağmen faz geçişlerindeki gecikmelerden dolayı elektromanyetik gürültü meydana gelmektedir. Ayrıca sargı endüktansında yüksek gerilimde oluşmaktadır[102].

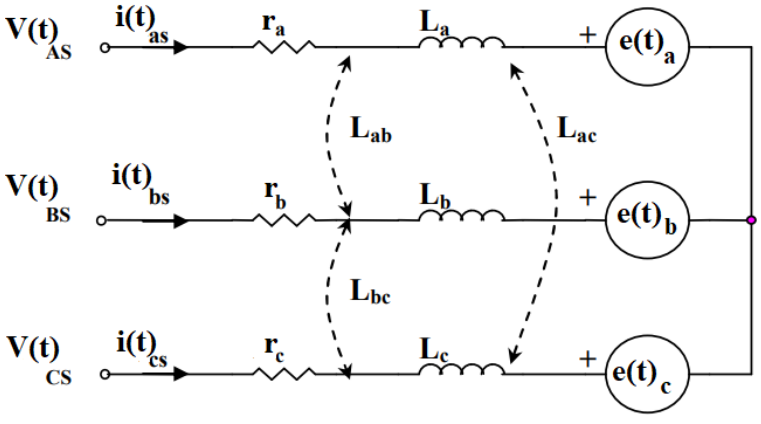
2.5.5. Fırçasız Doğru Akım Motoru

Fırçasız Doğru Akım Motorlar (BLDC) fırçalı doğru akım motorlarına göre fırça ve komütatör bulundurmayan ve doğru akımla sürülen gelişmiş motorlardır. Rotor üzerinde bulunan sensörler, rotorun konumu belirler. Belirlenen konum neticesinde statora uygulanacak olan elektrik akımı elektronik kontrol yöntemi ile ayarlanır ve rotorun dönmesi gerçekleştirilir. FDAM yüksek verim, yüksek tork, küçük hacim ve düşük ağırlıklarından dolayı pek çok sektörde yaygın olarak kullanılmaktadır [103,104].

Bu tez çalışmasında, paralel hibrit elektrikli araç için BLDC motor kullanılmıştır. BLDC motor tercih edilme nedeni, yüksek verimliliği, geniş hız aralığını kapsaması ve sık çalıştırmaya uygun olmasıdır.

Fırçasız Doğru Akım Motorunun fazları yıldız ve üçgen tipte bağlı olabilirler. Yıldız bağlantılı motorun eşdeğer devre modeli Şekil 2.10'da gösterilmiştir [105,106].

Şekil 2.10'da L_a, L_b ve L_c stator faz indüktanslarını; r_a, r_b ve r_c stator faz dirençlerini; L_{ab}, L_{ca} ve L_{bc} statordaki ortak indüktansı; $e(t)_a$, $e(t)_b$ ve $e(t)_c$ zıt elektromotor kuvvetlerini (EMK); $V(t)_{AS}$, $V(t)_{CS}$ ve $V(t)_{BS}$ faz gerilimlerini ve $i(t)_{as}$, $i(t)_{bs}$ ve $i(t)_{cs}$ ise faz akımlarını ifade etmektedir [105,106].



Şekil 2.9: FDAM eşdeğer devresi [105,106].

Motor eşdeğer devresinin gerilim denklemleri aşağıda eşitlik (2.6)- (2.8)'de verilmiştir.

$$V(t)_{AS} = \ r_a i(t)_{as} + \frac{d}{dt} L_a i(t)_{as} + \frac{d}{dt} L_{ab} i(t)_{bs} + \frac{d}{dt} L_{ac} i(t)_{cs} + e(t)_a \tag{2.6}$$

$$V(t)_{BS} = \ r_b i(t)_{bs} + \frac{d}{dt} L_{ba} i(t)_{as} + \frac{d}{dt} L_b i(t)_{bs} + \frac{d}{dt} L_{bc} i(t)_{cs} + e(t)_b \tag{2.7}$$

$$V(t)_{CS} = \ r_c i(t)_{cs} + \frac{d}{dt} L_{ca} i(t)_{as} + \frac{d}{dt} L_{cb} i(t)_{bs} + \frac{d}{dt} L_c i(t)_{cs} + e(t)_c \tag{2.8}$$

Stator sargılarının dengeli sarılmasıyla aşağıda eşitlik (2.9)- (2.11) elde edilir [105,106].

$$r_a = r_b = r_c = r_s \tag{2.9}$$

$$L_{ab} = L_{bc} = L_{ac} = M \tag{2.10}$$

$$L_a = L_b = L_c = L_s \tag{2.11}$$

Denklem (2.9) -(2.11), denklem (2.6) -(2.8)'de yazılıp matris formunda düzenlenirse

$$\begin{bmatrix} V(t)_{AS} \\ V(t)_{BS} \\ V(t)_{CS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_s & 0 & 0 \\ 0 & r_s & 0 \\ 0 & 0 & r_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(t)_{as} \\ i(t)_{bs} \\ i(t)_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s & M & M \\ M & L_s & M \\ M & M & L_s \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i(t)_{as} \\ i(t)_{bs} \\ i(t)_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(t)_a \\ e(t)_b \\ e(t)_c \end{bmatrix} \tag{2.12}$$

elde edilir. Devredeki giriş ve çıkıştaki akımların vektörel toplamının sıfır olması durumunda, Denklem (2.13) aşağıdaki gibi yazılabilir.

$$\frac{d}{dt}(L_s i(t)_{as} + M i(t)_{bs} + M i(t)_{cs}) = \frac{d}{dt}(L_s i(t)_{as} - M i(t)_{as}) \tag{2.13}$$

Denklem (2.13), Denklem (2.12)'de yazılırsa

$$\begin{bmatrix} V(t)_{AS} \\ V(t)_{BS} \\ V(t)_{CS} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} r_s & 0 & 0 \\ 0 & r_s & 0 \\ 0 & 0 & r_s \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i(t)_{as} \\ i(t)_{bs} \\ i(t)_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} L_s - M & 0 & 0 \\ 0 & L_s - M & 0 \\ 0 & 0 & L_s - M \end{bmatrix} \frac{d}{dt} \begin{bmatrix} i(t)_{as} \\ i(t)_{bs} \\ i(t)_{cs} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e(t)_a \\ e(t)_b \\ e(t)_c \end{bmatrix} \quad (2.14)$$

elde edilir. Motorun zıt elektromanyetik kuvvetli (EMK) aşağıda denklem (2.15)'te verilmiştir.

$$e(t)_{abc} = K_e \omega(t) \quad (2.15)$$

Burada, K_eEMK katsayısını, $\omega(t)$ motor açısal hızını ve $e(t)_{abc}$ ise motora ait zıt EMK'yı ifade etmektedir.

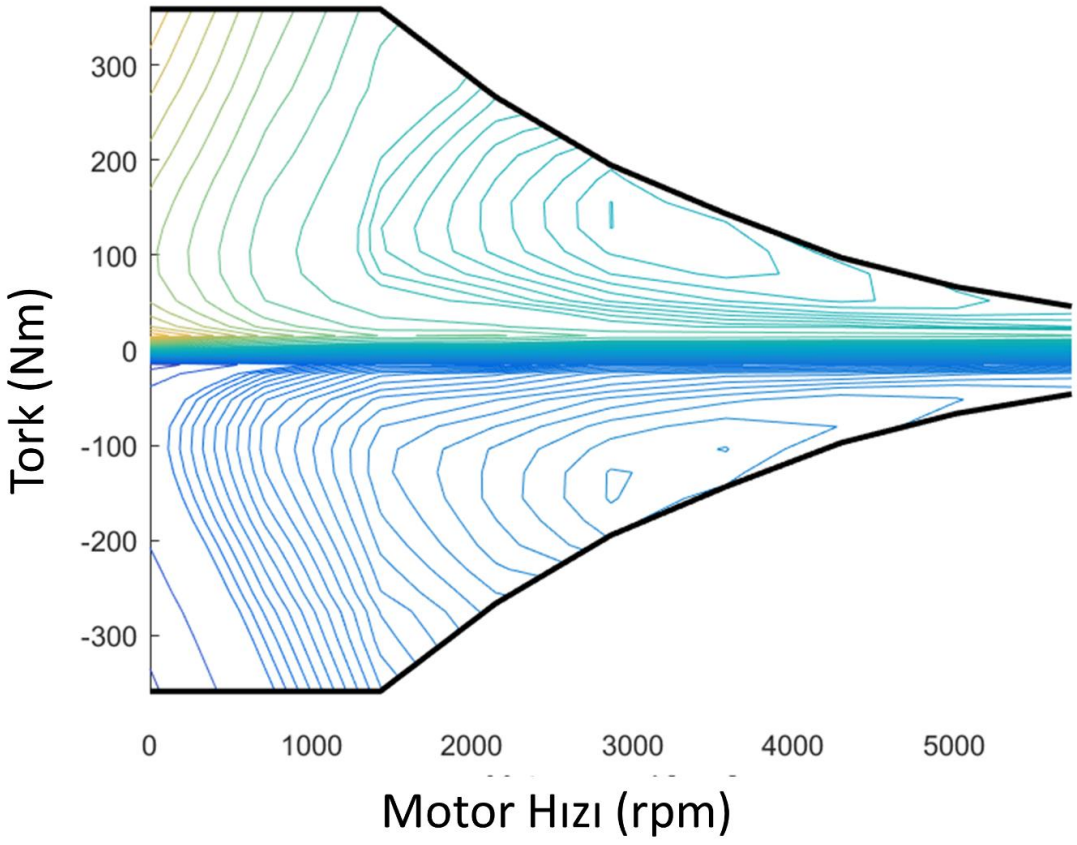
BLDC motorun elektromanyetik tork denklemi aşağıda verilmiştir.

$$T_e - T_L = J \frac{d\omega(t)}{dt} + D\omega(t) \quad (2.16)$$

$$T_e = K_t i(t) \quad (2.17)$$

Burada, $T_e$motor torkunu, $i(t)$ akımı, K_t tork sabitini, J rotor eylemsizlik değerini, D rotor sürtünme katsayısını ve T_L yükün tork değerini ifade etmektedir.

Paralel hibrit elektrikli aracın güç ihtiyacını karşılayabilmek için yüksek verimli BLDC motor kullanılmıştır. BLDC motor 60 kW güce sahiptir. BLDC motorun hız-tork verim haritası Matlab Qss araç kutusu ile oluşturulmuştur ve Şekil 2.11'de gösterilmiştir[101].Şekil 2.11'de siyah olan çizgi maksimum torku ifade etmektedir. Paralel hibrit araç için önerilen kontrol algoritmasıyla sürüş çevrimden gelen hız ve tork değerlerine göre elektrik motor çalıştırılacaktır. Elektrik motorunun çalıştığı kısımlar Şekil 2.11'de kümelenecektir. Şekil 2.11'de pozitif kısımda kümelenme olursa, araç elektrik motoru ile tahrik edilmektedir. Şekil 2.11'de negatif kısımda kümelenme olursa, elektrik motoru jeneratör olarak çalıştırılmakta ve bataryayı şarj etmektedir.

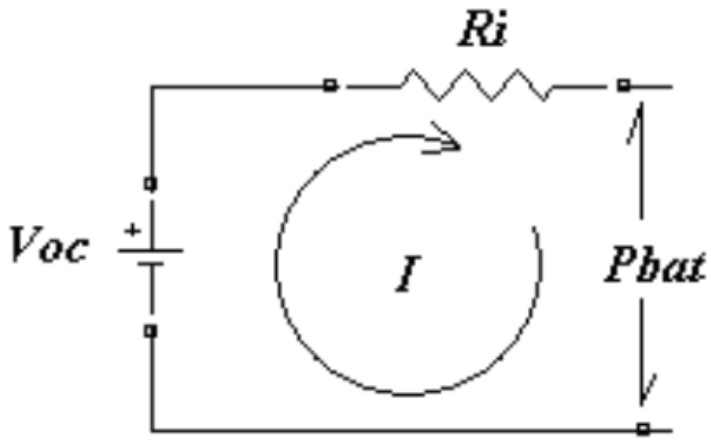


Şekil 2.10: EM hız-tork grafiği [101].

2.6. BATARYA

Hibrit elektrikli araçlarda en önemli parçalardan biri de bataryadır. Bataryalar hibrit elektrikli araçlarda elektrik motorunun çalışması için gerekli olan enerjiyi sağlar. Teknik özellikleri, gerilim değişimi ve çalışma sıcaklıklarına göre farklı bataryalar bulunmaktadır.

En basit haliyle batarya modeli, batarya şarjı, batarya deşarjı, voltaj değişimi ve akım üretimini içerir. Benzetimde kullanılan batarya denklemleri, Şekil 2.12 ile verilen eşdeğer devre şeması kullanılarak elde edilmiştir.



Şekil 2.11: Batarya eşdeğer devresi [101].

Şekil 2.12'de gösterilen R_i batarya iç direncini, I akımı, V_{OC} batarya açık devresini ve P_{bat}; batarya gücünü ifade etmektedir. P_s ise batarya iç gücünü ifade etmektedir. Batarya iç gücü ve terminal gücü

$$P_s(t) = V_{OC}(SOC(t)I(t)) \tag{2.18}$$

$$Pbat(t) = V_{OC}(SOC(t))I(t) - I(t)^2 R_i(SOC(t) \tag{2.19}$$

olarak elde edilir. Burada SOC batarya kritik şarj durumunu ve t ise zamanı ifade etmektedir. Batarya denklemleri aşağıda verilmiştir.

$$SOC(t) = \frac{Q(t)}{Q_0} \tag{2.20}$$

$$\dot{Q}(t) = I(t) \tag{2.21}$$

$$\frac{dSOC(t)}{dt} = \frac{I(t)}{Q_0} \tag{2.22}$$

Burada, $Q(t)$bataryada kalan şarjı ve Q_0 ise batarya nominal kapasitesini ifade etmektedir. SOC değeri 0-1 arasında değişmektedir. Batarya eşdeğer devresi için şarj ve deşarj durumlarında ise

$$R_i I(t)^2{}_{chg} + V_{OC} I(t)_{chg} - P_{chg} = 0 \tag{2.23}$$

$$R_i I(t)^2{}_{dis} - V_{OC} I(t)_{dis} - P_{dis} = 0 \tag{2.24}$$

şeklinde elde edilir. Şarj akımı, daima pozitif ve deşarj akımı ise daima negatif olacaktır. Denklem (2.23) -(2.24) denklem (2.19) ve denklem (2.22)'de yerine yazılırsa akımlar,

$$I_{chg} = \frac{-V_{OC} + \sqrt{{V_{OC}}^2 + 4R_i P_{chg}(t)}}{2R_i} \tag{2.25}$$

$$I_{dis} = \frac{V_{OC} - \sqrt{{V_{OC}}^2 - 4R_i P_{dis}(t)}}{2R_i} \tag{2.26}$$

olarak elde edilir. Burada, I_{chg} şarj akımını ve I_{dis} deşarj akımını ifade etmektedir. Bataryanın verimi, iç dirençler nedeniyle ortaya çıkan, batarya terminalindeki güç ve iç güç farklılığından oluşmaktadır. Batarya verimi denklem (2.37)'de gösterilmiştir.

$$\frac{P_s(t)}{Pbat} = \frac{V_{OC} I(t)}{V_{OC} I(t) + I(t)^2 R_i} \tag{2.27}$$

2.7. GÜÇ AKTARIMI

Elektrikli hibrit araçlar için güç aktarımı, içten yanmalı motorla elektrikli motor ve tekerlekler arasındaki bağlantıdır. Manuel dişli kutusu sayesinde mekanik güç farklı tork seviyeleri veya dönme hızı arasında iletilmesi mümkündür. Manuel dişli kutusu, sürücünün aracı sürerken farklı vites oranları arasından seçim yapmasını sağlayan bir mekanizmadır. Daha düşük dişli oranına sahip bir vites kutusunda daha fazla tork elde edilirken, daha yüksek dişli oranına sahip bir vites kutusunda daha az tork elde edilir ancak daha yüksek hız sağlanır [101].

2.8. ENERJİ YÖNETİM KONTROL STRATEJİLERİ

Enerji yönetim kontrol stratejileri hibrit elektrikli araçlarda yakıt ekonomisi, yakıt verimliliğini sağlamak ve karbon emisyonlarını azaltmak için kullanılmaktadır. Karbon emisyonlarını azaltmak için hibrit elektrikli araçlarda elektrikli motor ve içten yanmalı motorun güç paylaşımı optimize edilmelidir. Bu durum içten yanmalı motor daha yüksek hızlarda devreye girebilir, ancak elektrik motoru düşük hızlarda veya rölantide sürüş sırasında yakıt

tüketimini azaltmak için kullanılmaktadır. Ayrıca, enerji yönetimi stratejileri sıklıkla bataryayı yeniden şarj etmek için kullanılmalıdır. İçten yanmalı motordan üretilen fazla enerjiyi elektrik motoruna iletilmesiyle batarya yeniden şarj olmaktadır.

Enerji yönetim sisteminde sürüş çevrimi hızı, araç hızı, SOC ve motor yükleri gibi parametreler göz önünde bulundurularak önceden tanımlanmış kural bazlı algoritmalar kullanılır. Kural bazlı algoritmalar belirli güç aktarım modlarının ne zaman etkinleştirileceğini ve araç performansını optimize etmek için yükün farklı güç kaynakları arasında nasıl dağıtılacağını belirlemektedir. Ayrıca enerji kontrol yönetim stratejisinde hibrit elektrikli araçların güç aktarımında ve yakıt tüketim minimizasyon tahminde makine öğrenmesi yöntemleri kullanılmaktadır.

Bu tezde geliştirilen kural bazlı kontrol stratejisi Bölüm 3.1.6'da detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

Enerji kontrol yöntemlerinde kullanılan makine öğrenmesi ve makine öğrenmesi yöntemleri aşağıda Bölüm 2.9'da detaylı bir şekilde anlatılmıştır. Ayrıca makine öğrenmesi yöntemleri kullanılarak yakıt tahmini ise Bölüm 3.2'de anlatılmıştır.

2.9. MAKİNE ÖĞRENMESİ

Makine öğrenmesi bilgisayara karar verme becerisi kazandırılmasını esas alan son zamanlarda popüler olan yöntemdir. Bilgisayarın karar verme aşamasında, çeşitli veri toplama yöntemleri ile elde edilen ve sistem bilgisini içeren verilerin uygun teknikler kullanılarak bilgisayarın karmaşık örüntüleri anlamasını ve karar vererek değerlendirmesini sağlamaktadır. Derin öğrenme veya istatiksel öğrenme uygulamalarını içeren veri biliminde yapay zekâ, olasılık, istatiksel ve yapay sinir ağları kullanılarak doğru tahmin etme amaçlanmaktadır [107,108].

Makine öğrenmesi bilgisayarlar, robotlar ve benzeri cihazları kapsayan otomatik yapıların, çeşitli disiplinlerden (matematik, mühendislik, psikoloji, biyoloji, genetik bilimi, dilbilim vb.) faydalanarak insan benzeri bir yapıya dönüşümünü sağlayan ve bu yapıların insan zekâsını taklit ederek, simüle eden yapay zekanın bir alt dalıdır. Makine öğrenmesi robotik uygulamalarında, bilgisayar oyunlarında, ulaşım, nesne tanımasında, doğal dil işleme ve tıp alanında kullanılmaktadır.

Makine öğrenmesinde tahmin ve karar verme işlemleri için veri gereklidir. Model eğitimi ve doğrulanması açısından veri yeterli miktarda olmalıdır. Veri kaynağı çeşitlilik göstermekte olup ve elde edilebilecek veri boyutu sınırından dolayı değişik yaklaşımlar uygulanabilmektedir. Elde edilen veri seti ön işlemden geçirilerek eğitim seti olarak modele uygulanacak hale getirilmektedir. Bu noktada, karar verici modelin değerlendirmesi gerçekleştirir. Eğer yeterli doğruluk ve değerlendirme metrikleri elde edilirse, model tamamlanmış olarak kabul edilir. Aksi takdirde, farklı yaklaşımlar ve uygulamalar, metriklerin değerlendirilmesi yoluyla gerçekleştirilir. Örneğin, değişken ekleme, değişken çıkarma, veri setinin artırılması veya boyut indirgeme gibi seçenekler kullanılarak model yeniden eğitilir. Ardından, model yeniden değerlendirilir ve istenen sonuçlar elde edilene kadar bu adımlar tekrarlanır [109].

Makine öğrenmesi yöntemleri, denetimli öğrenme, yarı denetimli öğrenme, denetimsiz öğrenme ve pekiştirmeli öğrenme olarak dört farklı sınıfa ayrılmaktadır[109]. Farklı sınıflara ayrılma sebebi; oluşturulan probleme, sonuca ve eğitim aşamasındaki veri işleme süreçlerine bağlıdır.

Denetimli öğrenme, bir makine öğrenimi türüdür ve bu süreçte, alınan herhangi bir bilgi, oluşturulan cevaplar aracılığıyla kontrol edilebilir. Klasik bir denetimli öğrenme senaryosunda, sisteme giriş ve çıkış verilerinden oluşan bir eğitim seti tanımlanır. Öğrenme esnasında veri üzerinde bilinmeyen değerlerin tahmin edilmesi amaçlanır. Denetimli öğrenme kullanım alalarına göre sınıflandırma ve regresyon olmak üzere iki kısma ayrılır. Sınıflandırma, önceden belirlenmiş kategorilerde verinin hangi sınıfa ait olduğunu belirlemede kullanılır. Regresyon ise verinin bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkiyi bulmak için kullanılmaktadır. Regresyonda ise sayısal tahminler yapılmaktadır.

Denetimsiz öğrenme, örneklerin işlenmesi sırasında bir danışman olmadan, cevap durumu hakkında herhangi bilgiye sahip olmadan gerçekleştirilir. Modelin eğitimi sırasında, girdiler sağlanır ancak hedef çıktı değerleri belirlenmez. Model, girdiler arasındaki kendi kendine bağlantıları tanımlayarak tahminlerde bulunmaya çalışır. Bu süreçte, girdilerin analizi sonucunda belirli sınıflara veya gruplara ayrılan özellikleri tanımlar. Bu karar verme sürecinde, model hangi özellikleri kullanacağına kendisi karar vermektedir.

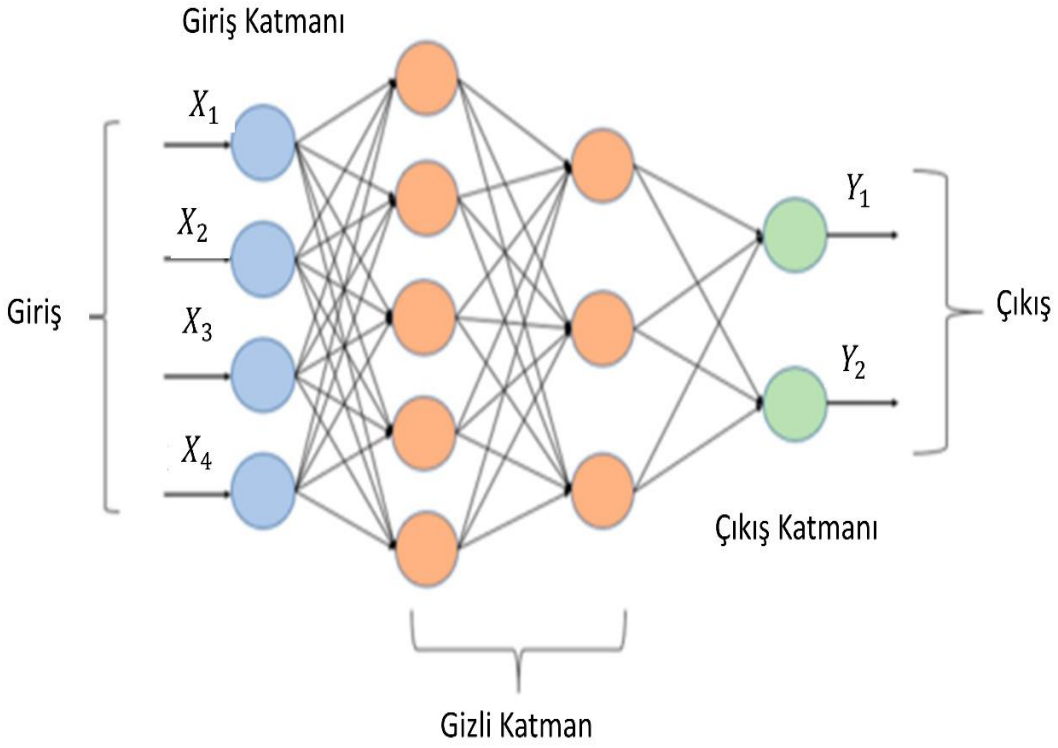
Yarı denetimli öğrenme yaklaşımında hem denetimli hem de denetimsiz öğrenme modellerinin özelliklerini kullanılmaktadır. Yarı denetimli öğrenme, eğitim sürecinde hem etiketli (bilinen yanıtları olan) hem de etiketsiz (herhangi bir yanıtın bulunmadığı) veri örneklerini içeren bir veri seti kullanarak modelin öğrenmesini ifade eder. Bu yaklaşım hem etiketli hem de etiketsiz veri örneklerini sınıflandırabilen daha güçlü bir model oluşturarak özellikle sınıflandırma problemlerinde yaygın olarak kullanılır. Temel amacı, denetimli öğrenme yöntemlerinden daha iyi bir performans elde etmektir [110,111].

Pekiştirmeli öğrenmede eğitim verisine gerek olmadan çevre ile etkileşimi sonucunda geri bildirim yoluyla edinmiş oldukları bilgilerin eğitilmesini amaçlayan makine öğrenmesi yöntemidir. Yapılan tahminler, modelin gelecekteki tahmin durumunu etkilemektedir. Bu öğrenme yöntemi, öğrenen sistem (ajan), durum, eylem ve ödül unsurlarının etkileşimine bağlıdır. Ajanın görevi eylemleri değerlendirerek en yüksek toplam ödüle ulaşmaktır. Bu süreçte, ajan deneme-yanılma yöntemini kullanır ve elde ettiği ödüllerle performansını geliştirmektedir. Her bir deneme sonrasında elde edilen sonuçlar değerlendirilir. Zamanla, hangi eylemlerin ödül getirdiği ve hangilerinin cezalandırıldığı öğrenilmiş olur. Böylece makine en iyi performansa ulaşmak için yöntemini geliştirir.

2.9.1. Makine Öğrenmesi Yöntemleri

2.9.1.1. Çok Katmanlı Algılayıcı Algoritması

Çok katmanlı algılayıcı öğrenme stratejisinde denetimli öğrenme yöntemini kullanır. Öğrenme sürecinde bir genelleme yaparak tahmin yapmaktadır. Tahmin sürecinde, tek bir nöronun yetersiz olduğu durumlar ortaya çıkabilir. Bu durumlarda, paralel işlemler ve birden fazla nöronun kullanılması gerekebilir ki bu da algoritmanın içinde ek bir katmanın devreye girmesine neden olur. Çok katmanlı algılayıcı yapısı, Şekil 2.13'te verilmiştir. Şekil 2.13 incelendiğinde, çok katmanlı algılayıcı giriş katmanı, gizli katman ve çıkış katmanından oluşmaktadır. Giriş katmanında veriler alınıp gizli katmana iletilir. Gizli katmanda gelen veriler değerlendirilir. Gizli katmanın sayısı, problemin durumuna bağlı olarak değişiklik göstermektedir. Çok katmanlı algılayıcı sisteminde her katmanın çıkışı ve bir sonraki katmanın da girişi çalışmaktadır. Çıkış katmanı, önceki katmanlardan gelen verileri işleyerek ağın çıkış modelini belirler [112].



Şekil 2.12: Çok Katmanlı Algılayıcı.

2.9.1.2. Doğrusal Regresyon

Doğrusal regresyon bağımlı bir değişken ile bağımsız değişen arasındaki doğrusal ilişkiyi inceleyen yöntemdir. Ayrıca değişkenlerden birinin değeri bilindiğinde diğeri hakkında tahmin yapılmasını da sağlar. Doğrusal regresyon basit bir matematiksel model oluşturularak, makine sayısal değerlerin tahmini için kullanılır. Doğrusal regresyonun matematik modeli aşağıda verilmiştir [113].

$$y = \beta_0 + \beta_1 x \tag{2.28}$$

Burada y tahmin edilen bağımlı değişkeni, β_0 ve β_1 regresyon katsayısını, x bağımsız değişkeni ifade etmektedir.

2.9.1.3. Karar Kütüğü Algoritması

Karar kütüğü algoritması, tek seviyeli bir karar ağacından oluşan ve yalnızca bir düğüme sahip olan yöntemdir. Karar kütüğü algoritması, karar ağacı yönteminin en sade halindedir. Karar kütüğü algoritmasında oluşturulan ağaçta kök düğüm yaprak düğümlere doğrudan bağlıdır. Kök düğüm tüm veri setini temsil etmektedir. Yaprak düğüm ise tahmin sonucunu göstermektedir [110].

2.9.1.4. REP Ağaç Algoritması

REP ağaç algoritması, hızlı karar ağacı sınıflandırma algoritmalarından biridir. REP ağaç algoritması, entropi ile bilgi kazancının hesaplanması ve varyanstan kaynaklanan hatanın azaltılması prensibine dayanmaktadır [110]. Bu yöntem ilk olarak Quinlan tarafından önerilmiştir [114]. Bu yöntem yardımıyla karar ağacı modelinin karmaşıklığı "azaltılmış hata budama yöntemi" ile azaltılmakta ve varyanstan kaynaklanan hata azaltılmaktadır [110,114,115].

2.9.1.5. M5P Algoritması

M5P algoritmasında, doğrusal regresyon modelinin olasılıksal değerleri hesaplanarak doğru bir şekilde tahmin sağlamaktadır. M5P model ağacı, çok yüksek boyutlu veriler için en doğru sonuçları veren bir yapıdadır. M5P ağacı verileri parçalar ve belirli özelliklere göre ayırır. Her düğümde veri kümesini bölmek için hangi özniteliğin en iyi olduğunu belirlemek için standart sapma kullanılır. M5P ağacı bu beklenen hata minimize eden bir öznitelik seçmektedir [116].

2.9.1.6. Rastgele Ağaç Algoritması

Rastgele ağaç algoritmasında ağaç kümesi içerisinden rastgele ağaçlar seçilir. Burada, ağaç kümesinde bulunan her ağaç aynı denenme şansına sahip olarak çalışmaktadır. Ağaçların dağılımı tek düze dağılım göstermektedir. Rastgele ağacın oluşan modeller genellikle yüksek doğruluk oranına sahiptir [117,118]. Rastgele ağaç modelleri, büyük verilerde daha iyi tahmin sonucu vermektedir.

2.9.1.7. Rastgele Orman Algoritması

Rastgele orman algoritması, topluluk olarak çalışan birden fazla bireysel karar ağacından oluşur. Birçok karar ağaç topluluğunun bir ara getirilmesiyle farklı tahminlerin elde edilmesini sağlamaktadır. Rastgele ormandaki her ağaç sınıf tahminini verir ve en çok oyu alan sınıf, modelin tahmini olur. Model tahminlerde düşük korelasyon olması gerekmektedir. Düşük korelasyonlu modeller tarafından üretilen topluluk tahminleri, bireysel tahminlerin herhangi birinden daha kesindir. Bunun nedeni, tüm ağaçlar her zaman aynı yönde hata yapmazsa, ağaçların birbirlerini bireysel hatalardan korumasıdır. Bazı ağaçlar yanlış olabilirken, diğer birçok ağaç doğru olacaktır ve böylece ağaçlar bir grup olarak doğru yönde hareket edebilecektir [119]. Rastgele orman algoritması yapısı Şekil 2.15'te gösterilmiştir. Rastgele Orman algoritmasının adımları aşağıdaki gibi verilmiştir:

- Rastgele Orman, her ağaç için farklı veri örnekleri oluşturmak amacıyla önyüklemeli örneklemeyi kullanır ve veri setinden rastgele ve tekrar tekrar örnekleme yaparak çeşitliliği artırır.

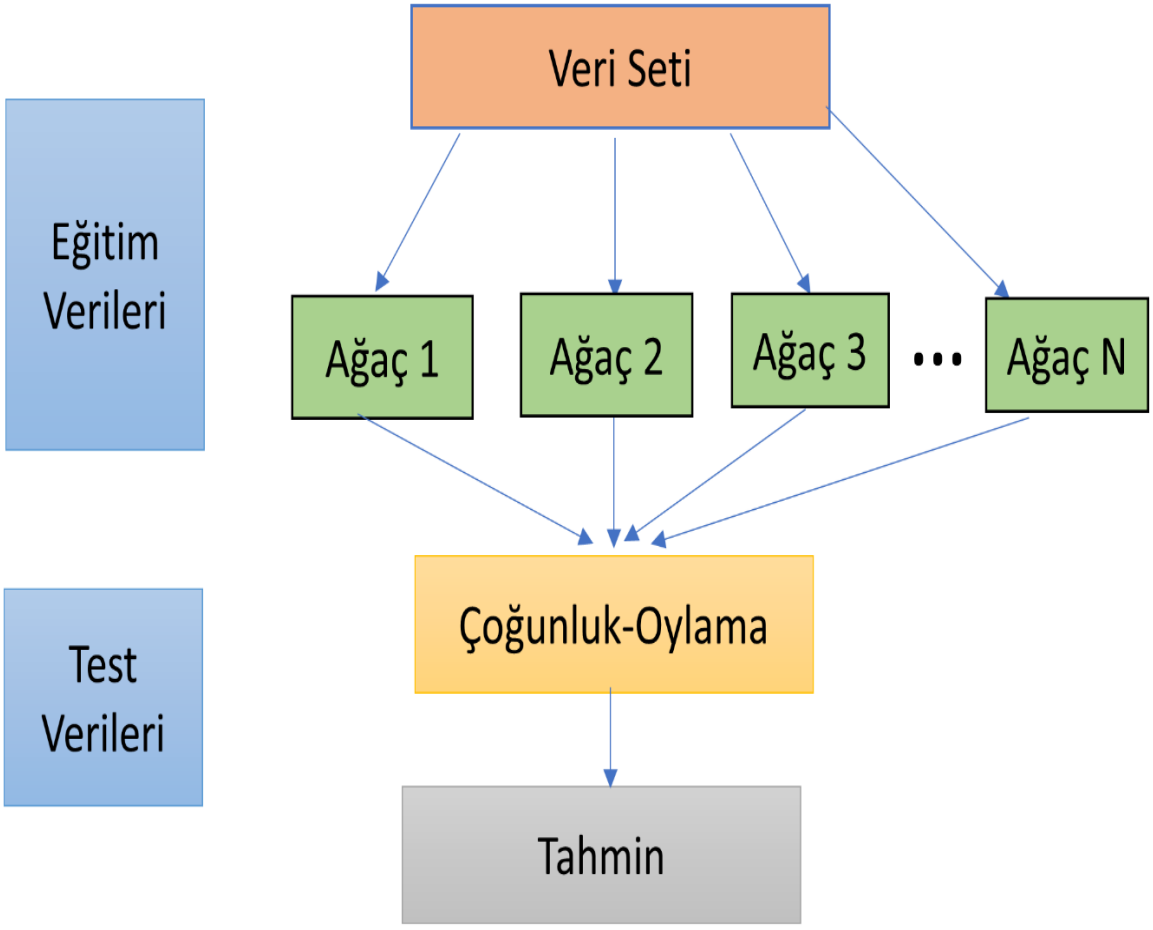
- Rastgele Orman içindeki her karar ağacı, bu önyüklemeli örnek kullanılarak oluşturulur. Bu ağaçlar veri setini sürekli olarak özelliklerini inceleyerek böler ve buna göre kararlar verir.

- Her ağaç, her düğümde rastgele seçilen bir alt kümeyle çalışır. Bu durum, her ağacın farklı özelliklere odaklanmasına olanak tanır ve aşırı uyum riskini azaltır.

- Sınıflandırma görevlerinde her ağaç tahminlerde bulunur ve en çok oyu alan sınıf son tahmin olarak seçilir. Regresyon görevlerinde, nihai tahmini elde etmek için ağaçların tahminlerinin ortalaması alınır.

- Rastgele Orman, tüm ağaçlardan elde edilen sonuçları toplayarak nihai tahminleri oluşturur.

Rastgele Orman bir topluluk algoritması olduğundan birçok karar ağacını birleştirerek daha sağlam ve genellenebilir sonuçlar üretir [120,121].



Şekil 2.13: Rastgele Orman Algoritması.

2.10. PERFORMANS METRİKLERİ

Makine öğrenmesi algoritmalarının başarısını ölçmek ve algoritmaların etkinliği belirlemek için performans metrikleri kullanılır. Bunlar korelasyon katsayısı (R^2), kök ortalama hatası (RMSE) ve ortalama kare hata (MSE) şeklindedir.

2.10.1. Korelasyon Katsayısı

Korelasyon katsayısı tahmin değerleri ile gerçek değerlerin ne kadar iyi olduğunu belirtir. R^2 değeri 1'e yaklaştıkça tahminin doğruluğu artar. Korelasyon katsayısı şu şekilde verilir:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{l=1}^{n}(y_i - \widehat{y_l})^2}{\sum_{l=1}^{n}\left(y_i - \widehat{y_{avg}}\right)^2} \tag{2.29}$$

Burada y_i gerçek değer, $\widehat{y_l}$ tahmin edilen değer, $\widehat{y_{avg}}$ ortalama değeri ve n ise örneklem sayısını ifade etmektedir.

2.10.2. Kök Ortalama Hata

Tahmin edilen değerin karekökü, ortalama karesel hatanın bir dizi ölçümdeki gerçek hataların karelerinin toplamına bölünmesiyle elde edilir. Bu hesaplamada hataların kareleri dikkate alındığından, önemli ölçüm hatalarının ortalama üzerindeki etkisi güçlendirilerek, önemli hataların ölçümün tamamı üzerindeki etkisinin belirlenmesine olanak sağlar. RMSE değerinin sıfıra yakınlığı arttıkça tahminin doğruluğu da artmaktadır. RMSE değeri aşağıdaki gibi hesaplanır:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i - \widehat{y_l})^2} \tag{2.30}$$

2.10.3. Ortalama Mutlak Hata

Ölçülen ve beklenen değerler arasındaki farkın mutlak değerinin örneklem sayısına bölünmesine ortalama mutlak hata denir. MAE değeri ne kadar küçük olursa tahmin değeri o kadar iyidir. MAE aşağıdaki gibi verilmiştir.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|(y_i - \widehat{y_l})| \tag{2.31}$$

3. YÖNTEM

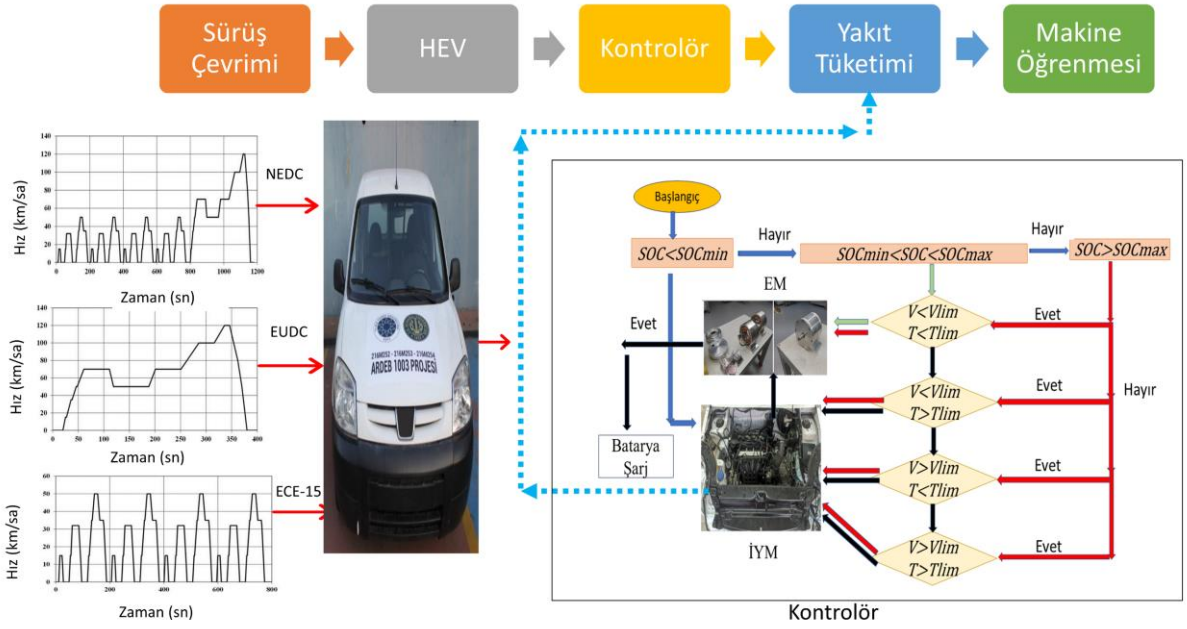
Bu çalışmada, yakıt verimliliğini artırıcı ve yenilikçi teknolojiler geliştirmek maksadıyla paralel hibrit elektrikli bir aracın yakıt tüketimi için kural tabanlı bir kontrol yöntemi önerilmiştir. Ayrıca yakıt tüketimi tahmini için veri seti oluşturulmuştur. Buradaki hibrit elektrikli araç, hem içten yanmalı motor hem de elektrik motoru barındırmaktadır. Kontrol yapısında motorlar arasındaki etkileşim, yazılımsal olarak kontrol edilmektedir. Kontrol ünitesi, araç verimliliğini sağlamak ve yakıt tüketimi ile atmosfere salınan karbon emisyonunu en aza indirmek için planlanmıştır.

3.1. PARALEL HİBRİT ELEKTRİKLİ ARAÇ MODELİ

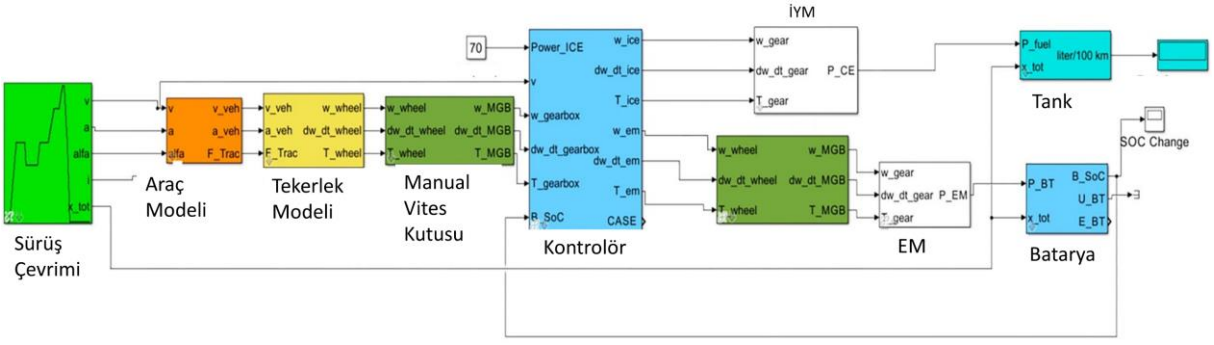
Bu çalışmada TÜBİTAK Ardeb 1003 ve İÜC-BAP projelerimiz kapsamındaki paralel hibrit elektrikli araç modelinin benzetim çalışması yapılmış ve veri seti oluşturulmuştur. Buradaki paralel hibrit elektrikli araç modelinin yakıt tüketiminin tahmini için oluşturulan genel benzetim çalışması, kapsamlı olarak Şekil 3.1'de gösterilmiştir. Şekil 3.1'deki paralel hibrit araç benzetiminde yakıt tahmini sürüş çevrimi, araç modeli, kontrolör, yakıt tüketimi hesabı ve makine öğrenmesinden oluşmaktadır. Şekil 3.1'de öncelikle ECE-15, EUDC ve NEDC sürüş çevriminden hız-zaman değerleri alınır. Sürüş çevrimlerinden gelen hız değerlerine göre talep edilecek toplam güç hesaplanır. Talep edilen güç değerlerine göre paralel hibrit aracın hangi motor ile çalıştırılacağı kural bazlı kontrol algoritması ile belirlenmektedir. Sonrasında her bir çevrimden elde edilen yakıt tüketim değerleri kaydedilmesiyle veri seti oluşturulmuştur. En son aşamada ise makine öğrenmesi algoritma yöntemleri kullanılarak yakıt tüketim tahmini yapılmaktadır. Kural bazlı kontrol yöntemi Bölüm 3.1.6'da detaylı anlatılmıştır. Ayrıca veri setinin oluşturulması ise Bölüm 3.2'de anlatılmıştır.

Bu çalışmadaki paralel hibrit elektrikli aracın simülasyon modeli MATLAB Qss Toolbox [101] ile oluşturulmuş olup; Şekil 3.2'de gösterilmiştir. Şekil 3.2, Şekil 3.1'deki hesaplamaların yapıldığı simülasyon modelidir. Şekil 3.2'de gösterilen modelin simülasyonu için bir sürüş

döngüsü, bir araç modeli, bir elektrik motoru modeli ve bir de içten yanmalı motor modeli kullanılmıştır. Şekil 3.2'de sürüş çevriminden gelen hız, ivme ve eğim değerleri araç modeline iletilir. Araç modeli, araç parametrelerini içermektedir ve talep edilen güç değerlerinin hesaplanmasını sağlamaktadır. Talep edilen güç neticesinde hangi motorun çalışacağı ise kural tabanlı kontrolör yöntemi ile belirlenmektedir. Kontrolör kısmı on bir farklı kuraldan oluşarak paralel hibrit aracın hangi motor ile çalışacağını belirlemektedir.



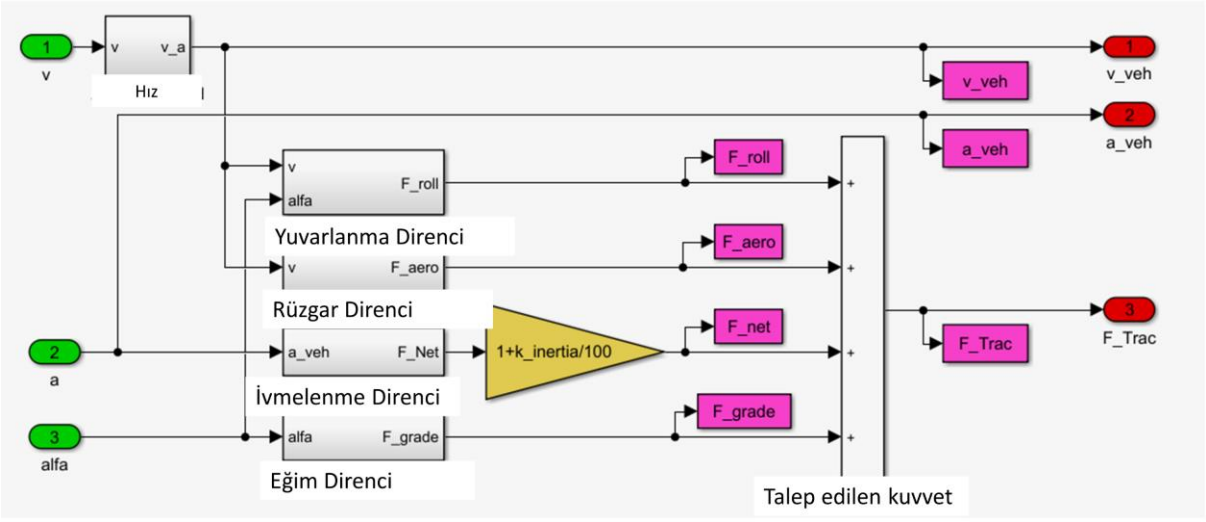
Şekil 3.1: Paralel hibrit elektrikli araç genel yapısı.



Şekil 3.2: Paralel hibrit elektrikli araç Matlab modeli.

3.1.1. Araç Kuvvetlerinin Model Benzetimi

Bu kısımda, bölüm 2.3'te bahsedilen araç kuvvetlerinin simülasyon modeli oluşturulmuştur. Sürüş çevriminden gelen hız ve ivme değerlerine göre araç talep ettiği toplam kuvvetler hesaplanır. Bu kuvvetler rüzgâr direnci, eğim direnci, yuvarlanma direnci ve ivmelenme direnci kuvvetidir. Araca etkiyen kuvvetler Matlab ortamında Şekil 3.3'te gösterilmiştir. Burada hız ve ivme değerleri sürüş çevrimlerindeki hız zaman grafiğinden elde edilen değerlerdir. Sürüş çevriminden gelen değerler neticesinde sistemin istenilen kuvvet değerleri belirlenmiş olmaktadır.



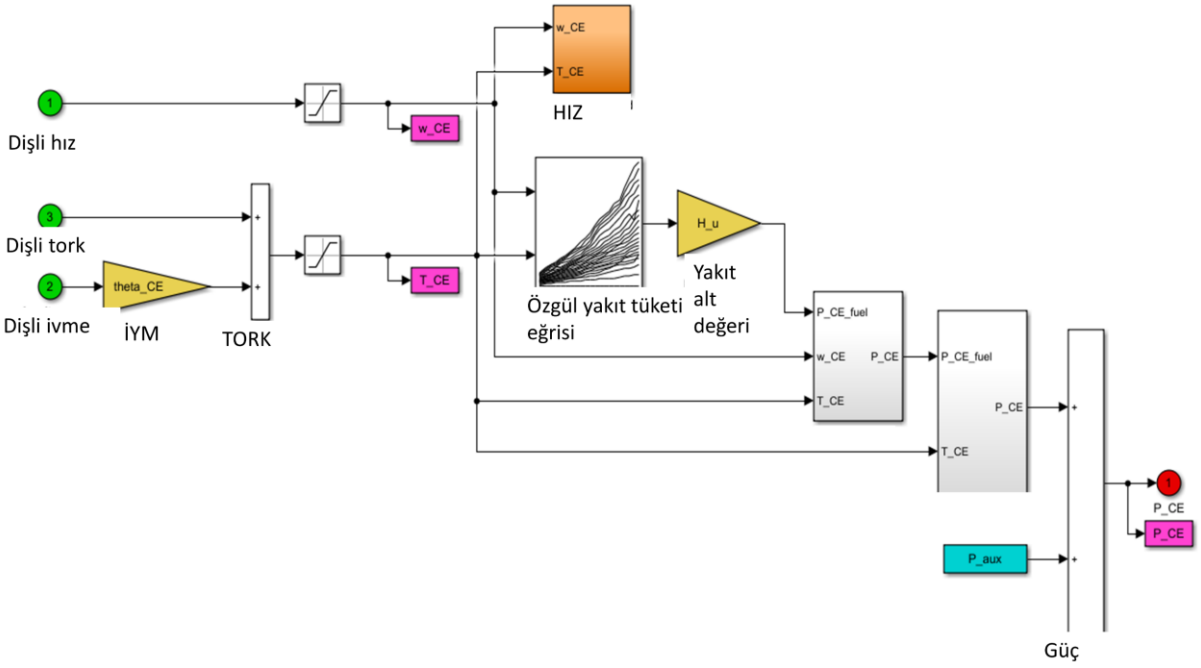
Şekil 3.3: Araca etkileyen kuvvetler.

3.1.2. İçten Yanmalı Motor Model Benzetimi

Bu çalışmada, içten yanmalı motor modeli Bölüm 2.4'te verilen özgül yakıt tüketim ve emisyon haritası kullanılarak Matlab Qss Toolbox [101] ile oluşturulmuştur. Motor gücü 70 Kw olacak şekilde motor torku, boşta çalışma, yakıt kesintisi, aşırı yük ve aşırı hızlanma gibi özel durumlar belirlenerek oluşturulmuştur. Şekil 3.4'te içten yanmalı motorun modeli gösterilmiştir. Şekil 3.4'te, T_{CE} içten yanmalı motorun torkunu, w_{CE} içten yanmalı motorun açısal hızını, P_{CE} ise içten yanmalı motorun gücünü ifade etmektedir.

Oluşturulan modelin, motor ataleti, motor ataletine ve motor hızlanmasına orantılı bir yardımcı tork eklenerek hesaplanır. Toplam yük belirli bir sınırın (T_{CE}) parametresi altına düştüğü anda,

motor gücü artık motor haritası tarafından değil, sabit bir parametre (P_{CE}) tarafından belirlenir. Motorun sağlayabileceği tork / dönüş hızı çiftlerinin belirli sınırları vardır. Bu sınırlar özgül yakıt tüketim ve emisyon haritasındaki sınır değerleridir. Dönme hızı ve tork değerleri maksimum değerlerinin altında kaldığı sürece (dönme hızına bağlı tork), doyma bloklarına pozitif bir diferansiyel değer olarak iletilir. Yalnızca negatif değerler geçebilecek, pozitif değerler ise sıfırla sınırlandırılacak şekilde tanımlanırlar.

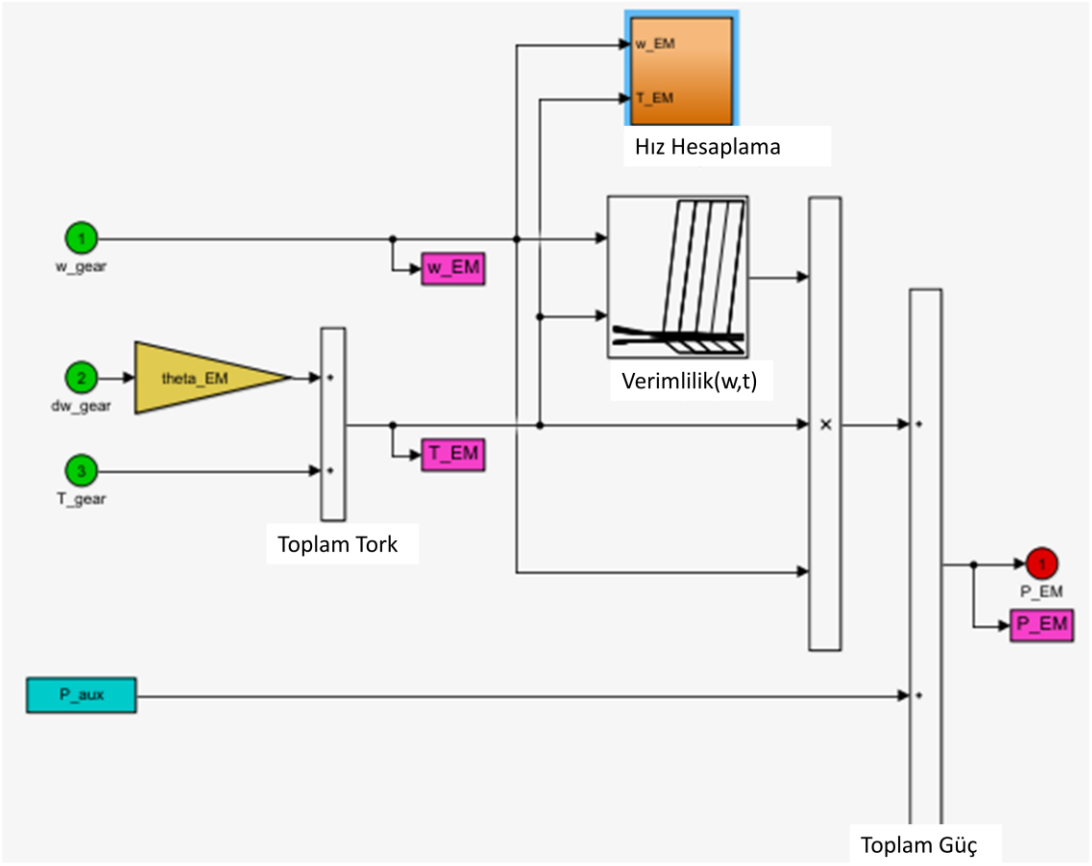


Şekil 3.4: İçten yanmalı motor modeli.

3.1.3. Elektrik Motor Model Benzetimi

Elektrik motorları için modeller İYM motorlarınkine benzerdir; yani girdileri, dikkate alınan dönme hızında talep edilen tork değerlerinden oluşur. Ancak çıktı, gerekli elektrik gücüdür. Elektrik motorlarının modellenmesinde, dönme hızı gerçekten sıfır olabileceği için yaklaşım daha basittir. İYM motorunda olduğu gibi, bir elektrik motorunun da bir maksimum tork anahtarının yanı sıra bir maksimum dönüş hızına ihtiyaç duymaktadır. Bu çalışmada, elektrik motor olarak fırçasız doğru akım motoru kullanılmıştır. Benzetimi yapılan elektrik motor modelinde, sürüş çevirimi tarafından talep edilen hız değerinin EM'deki devir karşılığı, diferansiyel oranı kullanılarak elde edilmektedir. İstenilen tork değerine göre elektrikli

motordaki karşılığı ise diferansiyel oranı ve kontrolcüden gelen tork paylaşım değerini göz önüne alarak hesaplanmaktadır. Elektrikli motorun verim haritası olarak Şekil 3.5'teki yapı kullanılmıştır. Bu çalışmada elektrik motoru 60 kW gücünde olacak şekilde tasarlanmıştır. Elektrik motoru düşük güç gerektiğinde kullanılmaktadır. Ayrıca elektrik motoru jeneratör olarak da kullanılmaktadır. Negatif tork değeri elde edildiğinde elektrik motoru jeneratör olarak çalıştırılmaktadır ve bataryayı şarj etmektedir. Şekil 3.5'te, T_{EM} elektrikli motorun torkunu, w_{CE} elektrikli motorun açısal hızını, P_{CE} ise elektrikli motorun gücünü ifade etmektedir.



Şekil 3.5: Elektrik motor modeli.

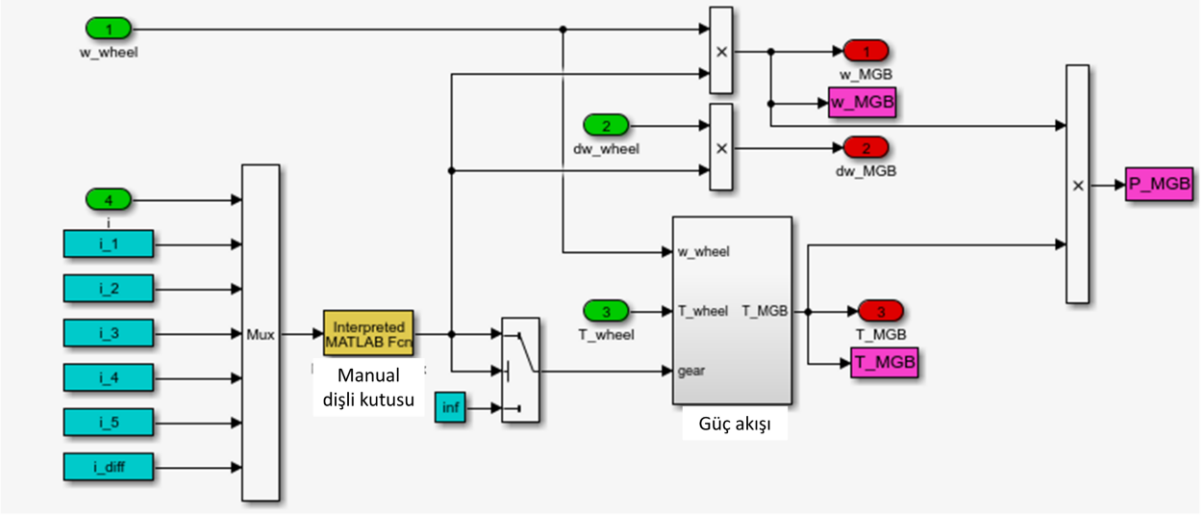
3.1.4. Vites Kutusu Benzetimi

Vites kutusu benzetimi için QSS araç kutusunda otomatik vites kutusu seçilmiştir. Vites kutusu benzetimi Şekil 3.6'da gösterilmiştir. Burada, tekerleğin dönüş hızı ve şanzıman dişli oranlarına göre vites kutusunun hız değerleri hesaplanır. Benzer şekilde vites kutusunun tork değeri de

hesaplanır. Şanzıman dişli oranı Tablo 3.1'de verilmiştir [62,122,123] . Şekil 3.6'da T_{MGB} dişli kutusu torku, w_{MGB} dişli kutusu açısal hızını ve P_{CE} ise dişli kutusu motor gücünü ifade etmektedir.

Tablo 3.1: Dişli Oranları [62,122,123]

1.vites	3.31
2.vites	1.91
3.vites	1.26
4.vites	0.94
5.vites	0.76
Diferansiyel Oranı	4.16

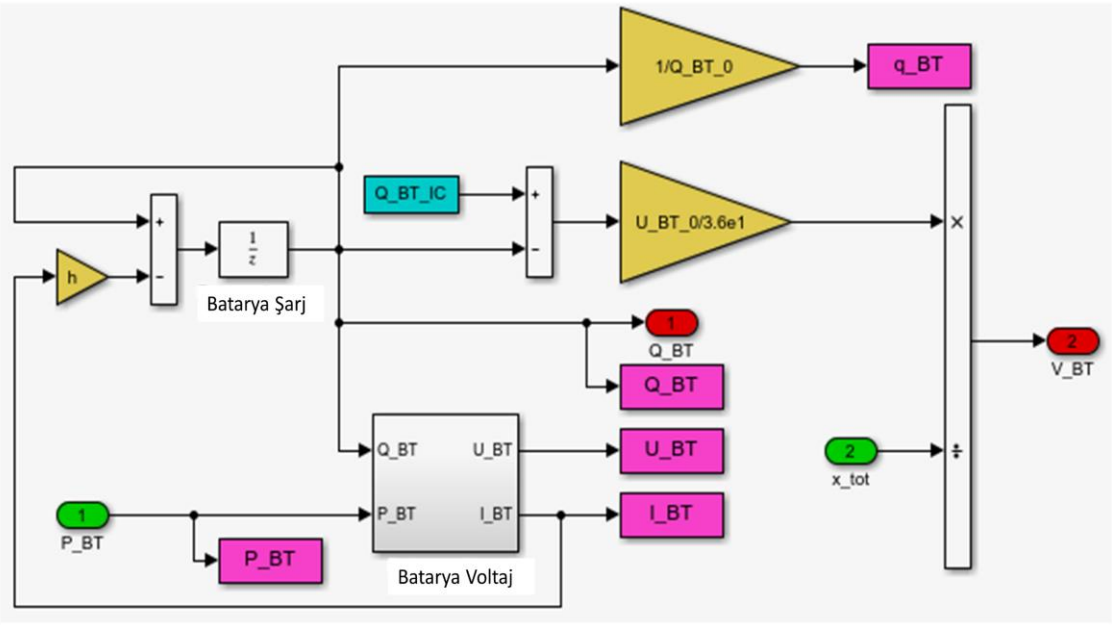


Şekil 3.6: Vites Kutusu Benzetimi.

3.1.5. Batarya Benzetimi

Batarya benzetiminde, bataryanın çalışma aralığı olarak 78,4V-117,6V gerilimleri belirlenmiştir. 28 seri 52 paralel olacak şekilde tasarlanan batarya paketinde lityum iyon temelli hücreler kullanılmıştır. Bataryanın toplam kapasitesi 14676,48 Wh'dir. Batarya modeli aracın hareket etmesini sağlayacak şekilde modellenmiş ve Şekil 3.7'de gösterilmiştir. Batarya modelinde P_{BT} bataryaya akan elektrik gücü temsil etmektedir. P_{BT} şarj sırasında pozitif, deşarj

sırasında negatif değerler almaktadır. Q_{BT} gerçek batarya şarj çıkışını temsil etmektedir. Bölüm 2.6'da bahsedilen şarj ve deşarj denklemleri Şekil 3.7'de gösterilen batarya modelinde hesaplanmaktadır. Ayrıca Şekil 3.7'de belirli bir duruma kadar çekilen elektrik gücü miktarı, kWh cinsinden hesaplanmaktadır.



Şekil 3.7: Batarya benzetimi.

3.1.6. Kontrolör

Bu çalışmada, paralel hibrit elektrikli araçlarda yakıt verimliliği elde etmek için kural tabanlı EYKS önerilmektedir. Kural tabanlı bir algoritma kullanılmasının nedeni pratik olması ve insan gözlemine dayalı stratejilerin kolaylıkla geliştirilebilmesidir. Enerji yönetim sistem kontrolü insan deneyimleri, güvenlik koşulları ve matematiksel model baz alınarak oluşturmuştur. Kural tabanlı yaklaşım belirli bir sürüş çevrimi ile araç içindeki güç paylaşımları belirlenerek, sistemin gerçek zamanlı kontrol edilmesine olanak sağlamaktadır. Böylelikle gerçek zamanlı enerji kontrol sistemi kural tabanlı algoritma ile gerçekleştirilmiş olacaktır. Burada önerilen kontrol yöntemi sayesinde araçtaki motor geçişleri ayarlanarak İYM'un çalışma aralığı azaltılmaktadır. Ayrıca elektrik motoru, içten yanmalı motor tarafından üretilen ekstra torku alarak elektrik motorunun jeneratör görevi görmesini ve enerji tasarrufu yapmasını sağlar.

Hibrit elektrikli aracın çalışması için üç farklı durum göz önüne alınarak kontrol yapısı oluşturulmuştur. Bu durumlar aşağıda verilmiştir.

- Elektrik motorunun tek başına çalışmasının yeterli olduğu durumlar
- İçten yanmalı motorun tek başına çalışmasının yeterli olduğu durumlar
- Elektrik Motorunun jeneratör olarak çalışma durumu

Bu çalışmada hibrit elektrikli araç için enerji tüketim kontrol yöntemi, sürücü talep gücü ile içten yanmalı motor tarafından o an için üretilen güç arasındaki reel fark göz önünde bulundurularak geliştirilmiştir. Eğer sürücü güç talebi yüksek ise içten yanmalı motor çalıştırılırken; sürücü güç talebi içten yanmalı motor gücünden düşükse de elektrik motorunun çalışması şeklinde strateji belirlenmiştir. Elektrik motorun çalışması için talep edilen gücün dışında bataryanın kritik şarj durumu da (SOC) dikkate alınmıştır. SOC değerinin minimum ve maksimum kısıtlarına göre enerji kontrol yöntemi sistemi geliştirilmiştir.

Bu çalışma için kural bazlı kontrol yöntemi yalnız EM ve İYM motorlarının çalışacağı hibrit güç aktarımı için oluşturulmuştur. Elektrik motoru ve batarya, aracın kalkışını sağlayacak şekilde modellenmiştir. Ayrıca, içten yanmalı motor, daha verimli çalıştığı hıza ulaşana kadar elektrik motoru tarafından tahrik edilmeye devam edecektir. Böylece içten yanmalı motor, sadece araç duruyorken değil seyir halindeyken de motor durdurulabilecektir. Bu durumda içten yanmalı motorun sürüş çevrimine göre kapatılmasıyla, verimsiz çalıştığı düşük devir bölgelerinde çalışmasının önüne geçilmiş olacaktır ve motor verimliliği sağlanacaktır. Ayrıca aracın ihtiyaç duyduğu tork, içten yanmalı motorun ürettiği torktan fazla ise fazla olan tork ile elektrik motoru jeneratör olarak çalıştırılıp elektrik enerjisi üretilecek ve üretilen elektrik enerjisi de bataryada depolanacaktır. Hibrit elektrikli araç enerji kontrol yöntem algoritmasında enerji kazanımı ön planda tutularak çalıştırılması düşünülmüştür. Bu yöntemde elektrikli motor jeneratör görevi sağlayarak enerji kazanımı sağlamaktadır. Böylece Tablo 3.2'de verilen kural tablosu oluşturulmuştur. Kural tablosu her iki motorunda verimli çalışacağı bölgelerde kalması sağlanacak şekilde oluşturulmuştur.

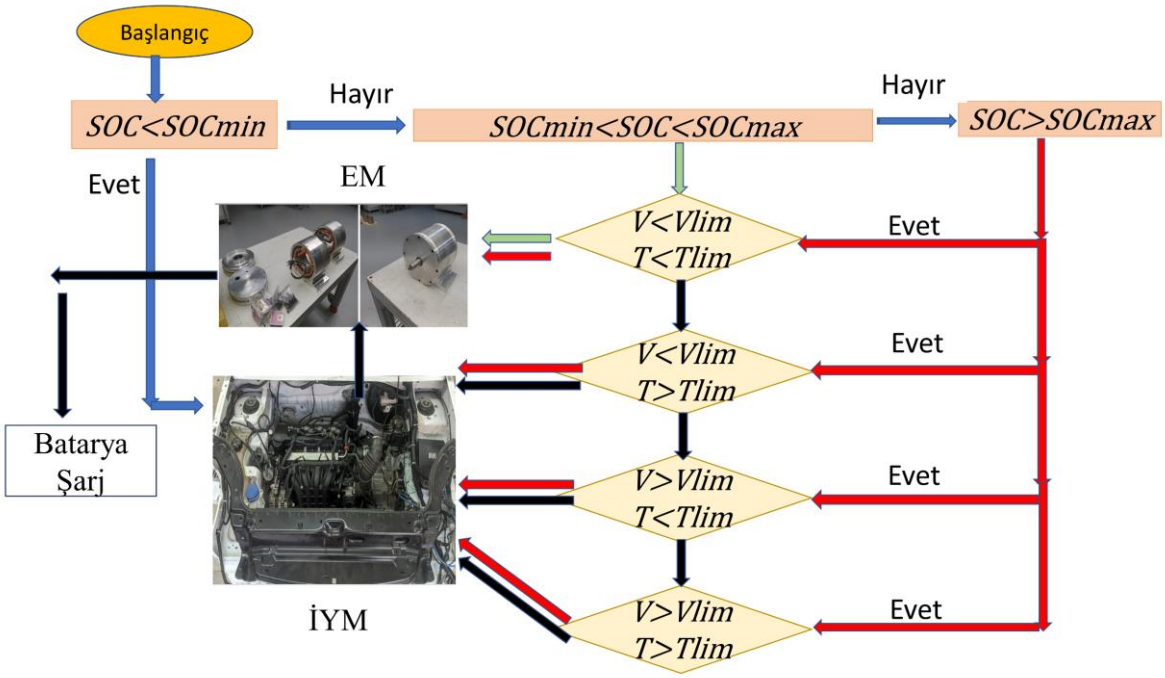
Tablo 3. 2: Enerji Yönetim Sistemi için Kontrol Stratejisi

Kural	SOC	TORK	HIZ	Motor Çalışma Durum	EM Jeneratör
1	$SOC < SOC_{min}$	$T < T_{lim}$	$v < v_{lim}$	İYM	+
2	$SOC < SOC_{min}$	$T < T_{lim}$	$v > v_{lim}$	İYM	+
3	$SOC > SOC_{min}$	$T < T_{lim}$	$v < v_{lim}$	EM	-
4	$SOC > SOC_{max}$	$T < T_{lim}$	$v < v_{lim}$	EM	-
5	$SOC > SOC_{min}$	$T < T_{lim}$	$v > v_{lim}$	İYM	+
6	$SOC < SOC_{max}$	$T > T_{lim}$	$v < v_{lim}$	İYM	+
7	$SOC > SOC_{max}$	$T < T_{lim}$	$v > v_{lim}$	İYM	-
8	$SOC > SOC_{min}$	$T > T_{lim}$	$v < v_{lim}$	İYM	+
9	$SOC < SOC_{max}$	$T > T_{lim}$	$v < v_{lim}$	İYM	+
10	$SOC > SOC_{max}$	$T > T_{lim}$	$v < v_{lim}$	İYM	-
11	$SOC > SOC_{max}$	$T > T_{lim}$	$v > v_{lim}$	İYM	-

Tablo 3.2'de, SOC batarya şarj durumunu, v araç hızını, v_{lim} elektrik motorunun maksimum hız değerini, T vites kutusundaki tork değerini, T_{lim} ise elektrik motorunun maksimum tork değerini ifade etmektedir. Ayrıca (+) değer, şarj olduğunu gösterirken; (-) değer ise şarj etmediğini göstermektedir. Tablo 3.2'deki değerlerin alt ve üst sınır parametre değerleri Tablo 3.3'te verilmiştir [122,123]. Tablo 3.3'teki parametre değerleri elektrik motorunun maksimum hız ve maksimum tork değerlerine göre ve SOC'nin minimum ile maksimum değerlerine göre belirlenmiştir. Aracın talep ettiği güç değeri SOC, hız ve tork sınırlılık değerine göre belirlenir. Burada amaç, EM'nin daha fazla çalışmasını sağlamaktır. Kontrol algoritmasının akış diyagramı, Şekil 3.8'de verilmiştir. Şekil 3.8, Tablo 3.2'deki kontrol stratejisinin görselleştirilmiş halidir.

Tablo 3.3 SOC, $\boldsymbol{T_{lim}}$ ve $\boldsymbol{v_{lim}}$ sınırlılık değeri

SOC_{min}(%)	SOC_{max}(%)	v_{lim} (m/s)	T_{lim} (Nm)
45	70	40	80



Şekil 3.8: Kontrol Akış Diyagramı.

Tablo 3.2, Tablo 3.3 ve Şekil 3.8 incelendiğinde, hibrit aracın çalışma durumunu belirleyen üç temel giriş yöntemi bulunmaktadır. Bunlar SOC, tork ve hız değerleridir. Hız ve tork değerleri sürüş çevriminde elde edilen değerler neticesinde elde edilir. Talep edilen hız ve tork değerleri oluşturulan kontrol algoritmasına göre ne zaman hangi motorun devreye gireceğini planlamaktadır.

Enerji yönetimi için Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'de verilen kurallar aşağıda detaylı bir şekilde açıklanmıştır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 1. Kuralda: tork ve hız değerlerinin elektrik motoru için ideal olduğu gözlemlenmekte fakat SOC değeri minimum değerden küçük olduğu için İYM motorunun optimum seviyede çalışması gereken kural oluşturulmuştur. Ayrıca içten yanmalı motorun ürettiği mekanik enerji, elektrik motoruna ileterek jeneratör olarak çalışmasını sağlar. Böylece, batarya şarj olmaktadır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 2. Kuralda: tork değeri elektrik motoru için ideal durumda fakat hız değeri yüksek olduğu için içten yanmalı motor çalışmaktadır. SOC değeri ise maksimum

seviyede olmadığı için içten yanmalı motorun ürettiği mekanik enerji, elektrik motoruna ileterek jeneratör olarak çalışmasını sağlar. Böylece, batarya şarj olmaktadır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 3. Kuralda: tork ve hız değerlerinin elektrik motorunu çalıştırması için ideal seviyedir. Ayrıca SOC değeri de minimum değerin üstünde olduğu için paralel hibrit araç elektrik motoru ile çalışmaktadır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 4. Kuralda: tork ve hız değerlerinin elektrik motoru için ideal durumda ve SOC değeri de yeterli olduğu için elektrik motor ile tahrik sağlanmaktadır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 5. Kuralda: talep edilen hız değeri yüksek olduğu için içten yanmalı motor çalışmaktadır. Ayrıca içten yanmalı motorun ürettiği mekanik enerji, elektrik motoruna ileterek jeneratör olarak çalışmasını sağlamaktadır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 6. Kuralda: talep edilen tork değeri EM'dan yüksek olduğu için İYM motor çalışmaktadır. Ayrıca SOC değeri maksimum değerde olmadığı için İYM elektrik motora güç aktararak bataryanın şarj olmasını sağlamaktadır.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 7. Kuralda: hız değeri EM'un değerinden büyük olduğu için İYM motor çalıştırılmaktadır. Burada, SOC maksimum değerden büyük olduğu için batarya şarj edilmemektedir. Burada, SOC maksimum değerden büyük olduğu için batarya şarj edilememektedir.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 8. Kuralda: tork değeri EM'un değerinden büyük olduğu için İYM çalışmaktadır. Burada, $SOC > SOC_{min}$ SOC maksimum seviyede olmadığı için batarya şarj edilmektedir.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 9. Kuralda: talep edilen yüksek tork değeri nedeniyle İYM çalışmaktadır. Ayrıca $SOC < SOC_{max}$, batarya maksimum seviyede olmadığı için elektrik motor jeneratör olarak çalışmaktadır ve bataryayı şarj etmektedir.

Tablo 3.2 ve Şekil 3.8'deki 10. ve 11. Kuralda: talep edilen güç, yüksek olduğu için İYM çalışmaktadır. Batarya değeri maksimum değerden yüksek olduğu için batarya ise şarj edilememektedir.

Kural tablosunda yakıt tüketiminin en aza indirgenmesi hedeflen İYM'un en optimum değer aralığında çalışması planlanmıştır. Ayrıca EM'un ise daha sık aralıklarla çalışması planlanmıştır.

Kural tabanlı enerji yönetim stratejisinin benzetim çalışmasında yapılabilmesi için kullanılan araç özellikleri Tablo 3.4'te verilmiştir [62, 122, 123]. Tablo 3.4'te verilen değerler neticesinde oluşturulan simülasyonda giriş değeri olarak sürüş çevrimleri alınmıştır. Sürüş çevriminden elde edilecek güce göre Tablo 3.2'deki kural bazlı kontrol yöntemi çalıştırılarak aracın özgül yakıt tüketim haritasında ne kadar yakıt tükettiği belirlenmektedir.

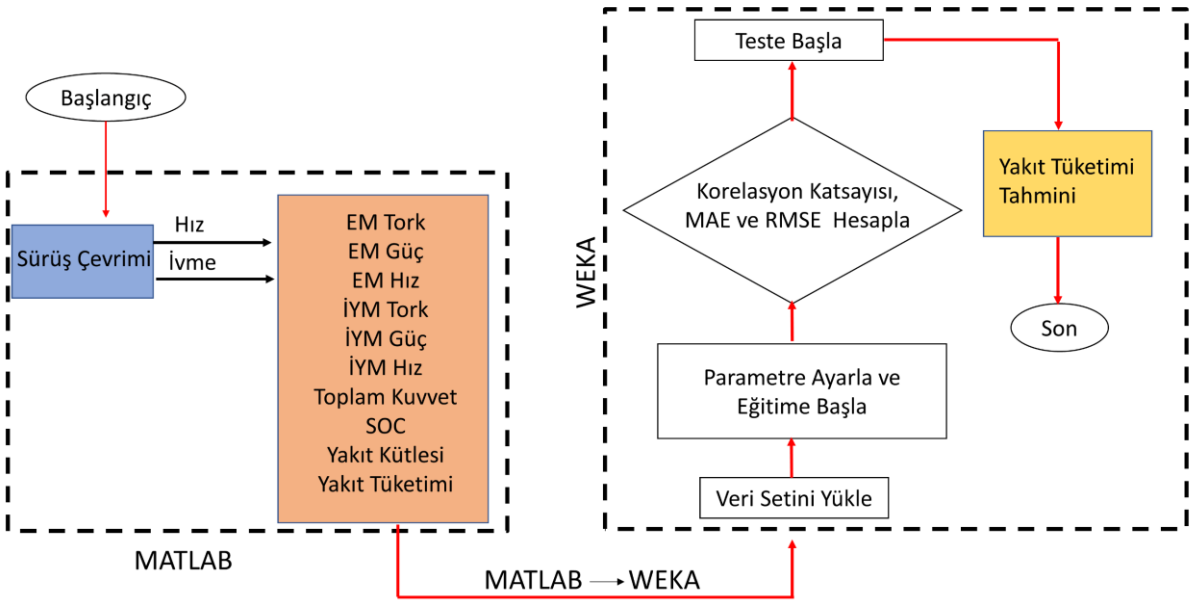
Tablo 3.4: Araç Parametreleri [62,122,123].

Parametre	Değer
Toplam kütle (kg)	2000
Aerodinamik Katsayı	0.31
Araç yüzey alanı (m^2)	3.11
Yuvarlanma Katsayısı	0.09
Tekerlek Yarıçapı (mm)	300.3
IYM Güç (Kw)	70
EM Güç (Kw)	60
Dişli oranı	[3.31 1.91 1.26 0.94 0.76]
Diferansiyel Oranı	4.16

3.2. VERİ SETİNİN OLUŞTURULMASI

Bu çalışmada hibrit elektrikli bir araç modeli için makine öğrenme teknikleri kullanılarak yakıt tüketimi değerlendirilmiştir. Yakıt tüketim tahmini yapılabilmesi için öncelikle veri seti oluşturulmuştur. Oluşturulan veri setinin akış şeması Şekil 3.9'da gösterilmiştir. Veri seti, Bölüm 3.1'de oluşturulan simülasyon modelinin ECE-15, EUDC ve NEDC sürüş döngülerinde farklı SOC değerleriyle çalıştırılmasıyla oluşturulmuştur. Şekil 3.9'da MATLAB ortamında veri toplama işlemi gerçekleştirilmiştir. Tüm veriler, Matlab'da %45'ten başlayarak %80'e kadar SOC değerleri yüzde bir artırılarak ECE-15, EUDC ve NEDC sürüş döngülerinde toplanmıştır. SOC değerinin %45'in altında olması ve %80'nin üstünde olması bataryaya zarar vereceğinden dolayı veri setinde bu değerler aralığında toplanmıştır. Şekil 3.9 dikkatli incelendiğinde, ilk olarak sürüş çevriminden gelen hız ve ivme değerleri ile talep edilen güç hesaplanmaktadır. Talep edilen güce göre önerilen enerji kontrol yöntem stratejisi ile hangi

motorların çalıştırılacağı Matlab ortamında belirlenmektedir. Matlab ortamında, talep edilen güce göre EM tork, EM güç, EM hız, İYM hız, İYM tork, İYM güç, toplam kuvvetler, SOC değeri, yakıt kütlesi ve yakıt tüketimi değerleri hesaplanmakta ve kaydedilmektedir. Tüm bu işlemler %45'ten başlayarak %80'e kadar SOC değerleri yüzde bir artırılacak şekilde yapılmaktadır. Böylelikle veri seti oluşturulmaktadır. Şekil 3.9'da gösterilen WEKA ortamında ise yakıt tahmini yapılmaktadır. Öncesinde oluşturulan veri seti yüklenmektedir. Parametre ayarlaması yapıldıktan eğitime başlamaktadır. Sonrasında ise test verileri ile yakıt tüketimi tahmini yapılmaktadır ve işlem sonlandırılmaktadır.



Şekil 3.9: Önerilen yöntemin akış şeması

Burada veri seti elektrik motorunun açısal hız değerlerini, elektrik motorunun güç değerlerini, elektrik motorunun tork değerlerini, içten yanmalı motorun açısal hız değerlerini, içten yanmalı motorun tork değerlerini, içten yanmalı motorun güç değerlerini, araca etki eden kuvvet değerlerini, hız ve sürüş döngüsü ivme değerlerini, yakıt kütle değerlerini ve aracın ortalama yakıt tüketimini içermektedir. Veri setinin tüm veri kümesi 37703 veri noktasından oluşmaktadır. Veri setindeki değerlerin bir kısmı Şekil 3.10'da gösterilmiştir. Bütün veri seti 37703 veriden oluştuğundan Ek 1'de verilerin ancak bir kısmı gösterilebilmiştir. Başlangıçta makine öğrenimi modeli için %1,7'lik bir eğitim-test ayrıştırma oranı seçilmiştir. Toplam veri

kümesinin 37048 tanesi eğitim için kullanılmış ve 655 tanesi ise test için kullanılmıştır. Test aşamasında, yakıt tüketim tahminini değerlendirmek için toplam verilerin %1,7'si kullanılmıştır. Ardından, veri kümelerinin 28876'sı eğitim için kullanılmış ve 9427 tanesi ise test için ayrılmıştır. Bu çalışmada oluşturulan test verilerinde tahmin edilmesi istenilen yakıt tüketimi değerleri (?) şeklinde gizlenerek oluşturulmuştur. Bu durum, makine öğrenimi algoritmalarının ezber yapmasını önlemek amacıyla yapılmıştır. Test aşamasında, yakıt tüketim tahminini değerlendirmek için toplam verilerin %25'i kullanılmıştır. Ayrıca, ezberleme riskinden kaçınmak için eğitim-test ayrıştırma oranı %25 ve %1.7 olarak seçilmiştir [123].Gizlenerek oluşturulmuş test verilerinin %25 ve %1.7 olacak şekilde ayrılmasının sebebi algoritmaların her iki test verisinde de ezber yapmadığını ve doğruluk tahminin yüksek olduğunu göstermektir.

Bu çalışmada, min-maks normalleştirme yöntemi kullanılmıştır. Min-maks normalleştirme yöntemi veri setindeki değerleri doğrusal olarak normalleştirmek için kullanılmıştır. Normalleştirmenin amacı veri setindeki değerler arasında karşılaştırma sağlamaktır. Minimum değer en az 0'a, maksimum değer 1'e eşit olabilir. Min-maks normalizasyon yöntemi şöyle verilir:

$$b = \frac{b_i - b_{min}}{b_{max} - b_{min}} \tag{3.1}$$

Burada, b, b_i, b_{min}, b_{max} sırasıyla normalleştirilmiş değer, normalleştirilecek değeri, minimum değeri ve maksimum değeri ifade etmektedir.

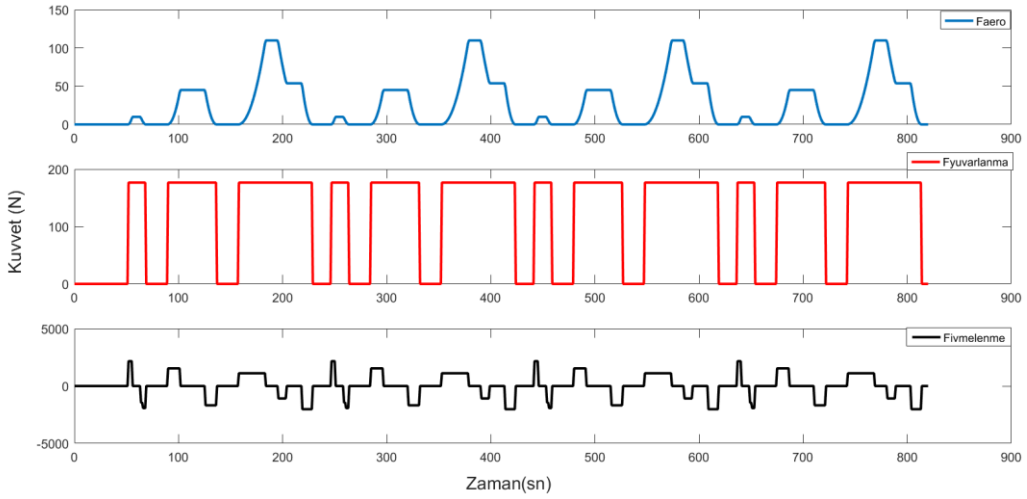
Ek 1'de gösterilen veri setinin bir kısmının değerleri incelendiğinde, değerlerin 0 ile 1 arasında olduğu görülmektedir. Bu durum, test ve eğitim verilerinin normalleştirilerek yakıt tüketimi tahmininin daha doğru biçimde yapılmasını sağlamaktadır.

4. BULGULAR

4.1. PARALEL HİBRİT ARAÇ MODELİNİN FARKLI ŞARJ DURUMLARINDAKİ ENERJİ TÜKETİMİNİN KURAL TABANLI KONTROLÖR İLE İNCELENMESİ

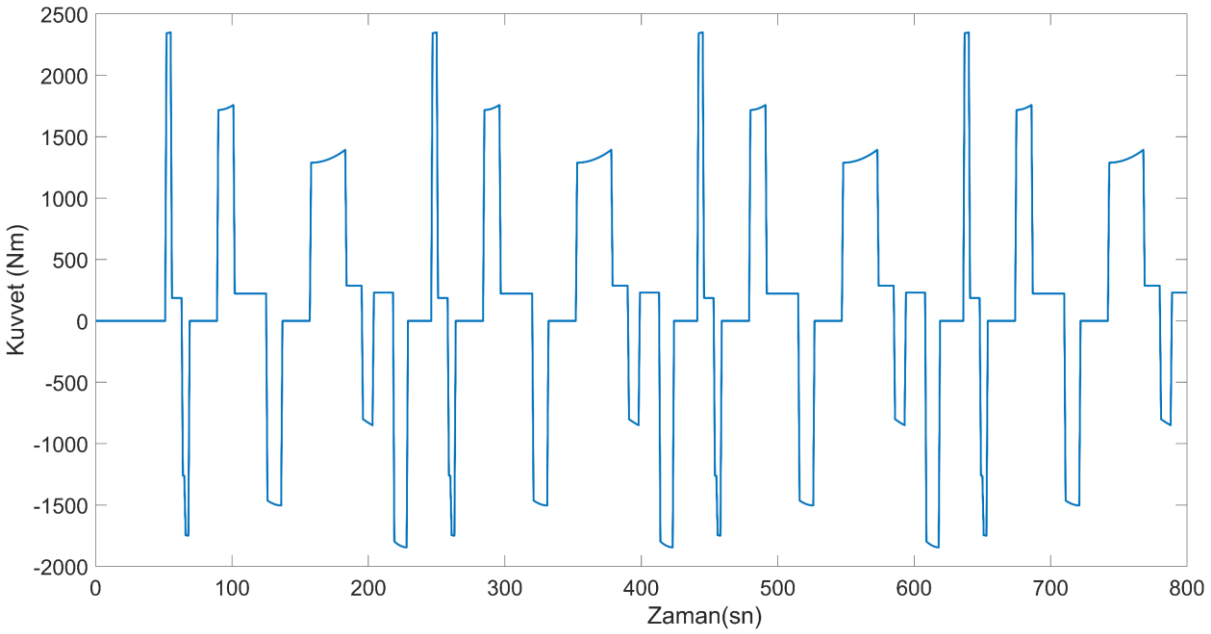
Bu çalışmada, paralel hibrit bir aracın NEDC, ECE-15, EUDC ve WLTC sürüş çevrimlerinde Tablo 3.3'teki araç parametreleri kullanılarak enerji kontrol stratejisinin benzetim çalışması yapılmıştır. Bu benzetim çalışmasında SOC değerleri %65 ve %55 seçilerek yapılmıştır. Bu seçimin nedeni, SOC değerinin maksimum ve minimuma yakın bir aralıkta belirlenerek, kontrol yönteminin araç performansı ve yakıt tüketimi üzerindeki etkisinin incelenmesidir. Ayrıca WLTC sürüş çevriminde SOC değeri %65 seçilerek sonuçlar da incelenmiştir. WLTC çevriminde talep edilen güç değeri yüksek olduğundan dolayı %55 SOC batarya değerinde elektrik motor istenilen performansı sağlayamamaktadır ve içten yanmalı motor sürekli çalışma durumunda olmaktadır.

Benzetim çalışmasında ilk olarak ECE-15 sürüş çevriminde, araç bataryasının SOC değerinin yüzdelik değeri %65 olarak seçilmiştir. SOC değerinin % 65 olarak seçilmesinin sebebi elektrik motorunun daha fazla kullanılabilmesini sağlamaktır. ECE-15 sürüş çevriminde araca etkiyen kuvvetler; rüzgâr direnci kuvveti, yuvarlanma direnci kuvveti ve ivmelenme kuvvetidir. Şekil 4.1'de ECE-15 sürüş çevriminde etki eden kuvvetler gösterilmiştir. Şekil 4.1'in üst kısmında bulunan mavi renkli grafik %65 SOC değerine sahip olan aracın ECE-15 sürüş çevrimindeki rüzgâr direnç kuvvetini göstermektedir. Mavi grafiğin 200, 400, 600 ve 800 saniyelerdeki kuvvetlerin yüksek olmasının sebebi hız değerinin yüksek olmasından kaynaklanmaktadır. Şekil 4.1'in ortasında bulunan kırmızı renkli grafik %65 SOC değerine sahip olan aracın ECE-15 sürüş çevrimindeki yuvarlanma direnç kuvvetini göstermektedir. Hızın arttığı noktalarda yuvarlanma direncinin yüksek olduğu ve uzun süre sabit kaldığı görülmektedir. Şekil 4.1'in aşağı kısmında bulunan siyah renkli grafik ivmelenme kuvvetini göstermektedir. İvmelenme kuvveti araç hızlandığında pozitif değer alırken araç yavaşladığında ise negatif değer almaktadır.



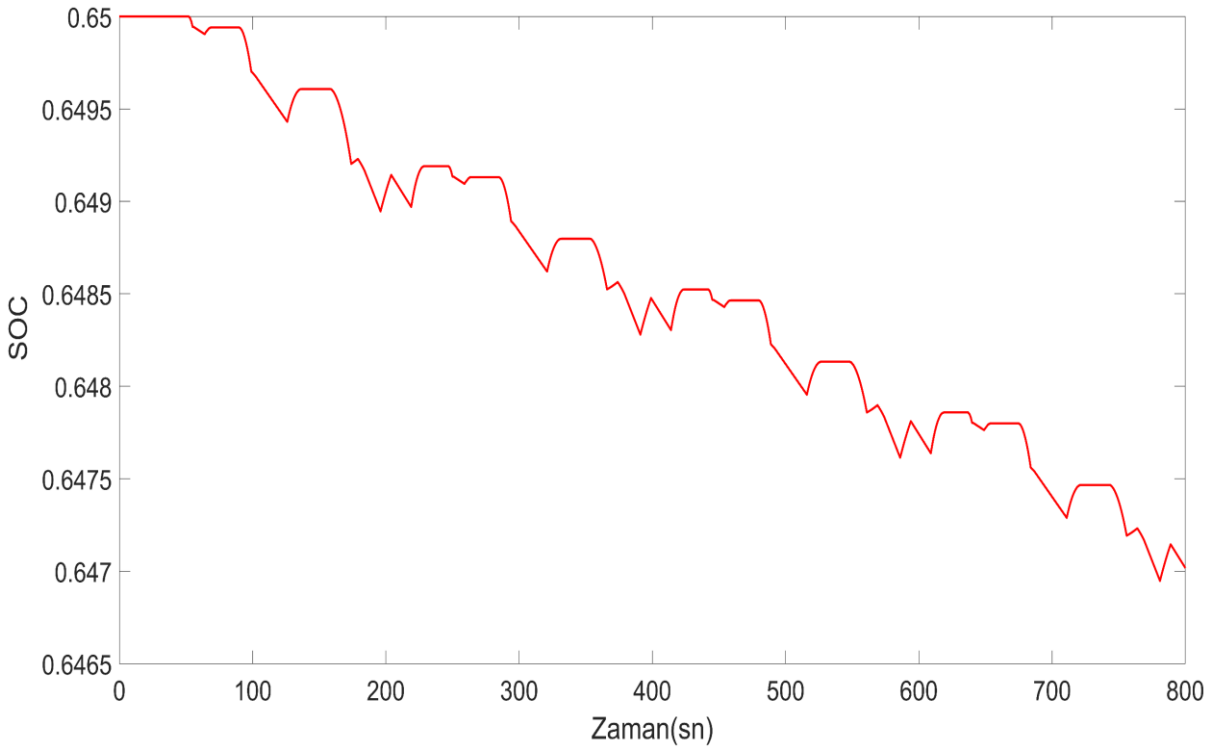
Şekil 4.1: ECE-15 çevriminde rüzgâr, yuvarlanma ve ivmelenme kuvvetleri.

Şekil 4.1'de gösterilen araç direnç kuvvetlerinin toplamı Şekil 4.2'de verilmiştir. Şekil 4.2 sürüş çevrimindeki talep edilen toplam gücü temsil etmektedir. Sürüş çevriminden talep edilecek olan güç neticesinde kural bazlı kontrol algoritması yardımıyla motorların hangi devir ve hızda çalışacağı hesaplanmaktadır. Buradaki güç talebi yüksek ise önerilen kontrol yönteminde içten yanmalı motor çalışmaktadır. Talep edilen güç değeri düşük ise elektrik motor çalışmaktadır. Şekil 4.2'deki negatif kuvvet ivmelenme kuvvetinin belirli bir referans noktasına göre tanımlanmasından kaynaklanmaktadır.



Şekil 4.2: ECE-15 çevriminde toplam talep edilen kuvvet.

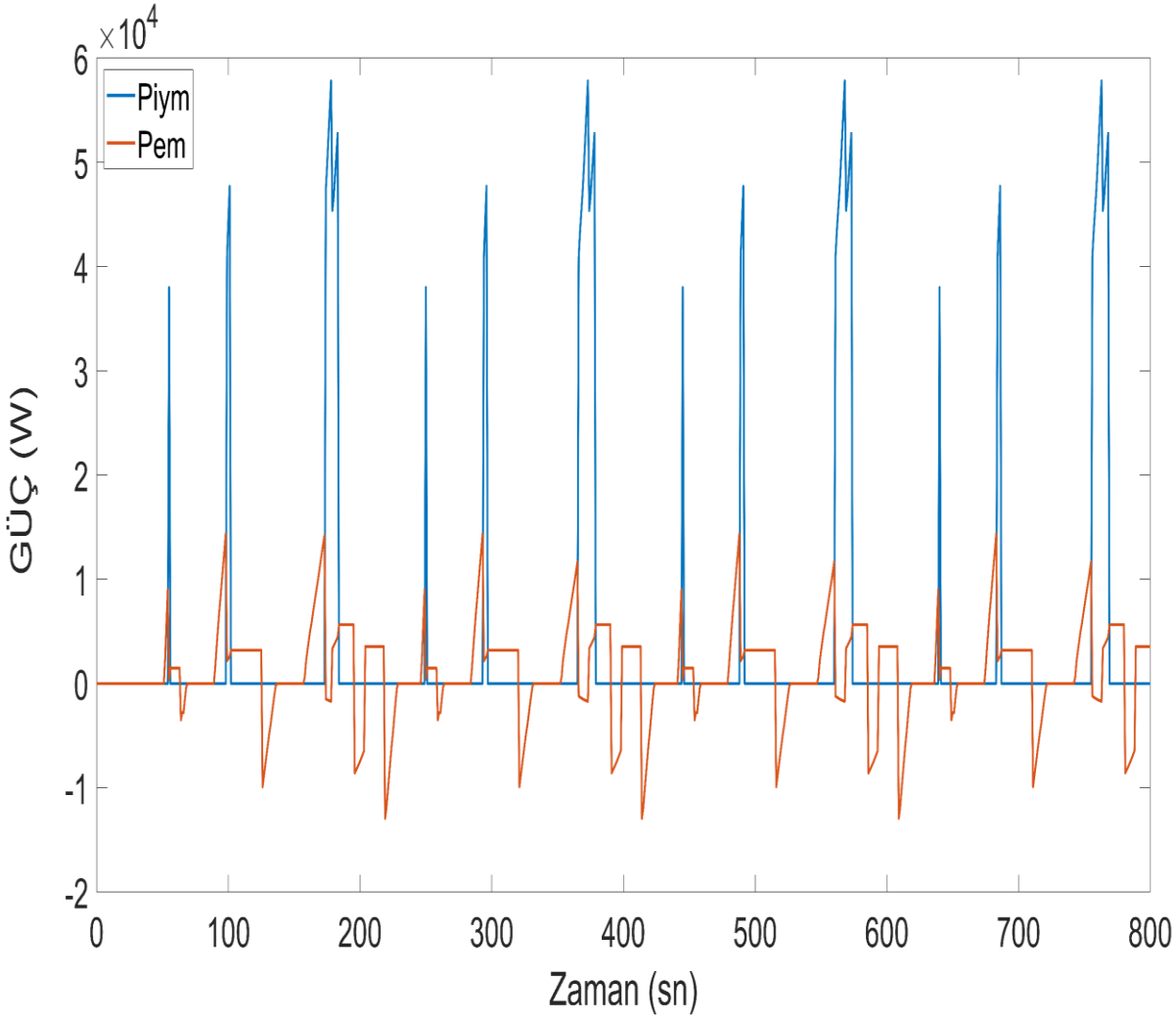
Benzetim çalışmasında ECE-15 sürüş çevriminde, araç bataryasının SOC değerinin yüzdelik değeri %65 olarak seçilmiştir. SOC değerinin % 65 olarak seçilmesinin sebebi, elektrik motorunun daha çok kullanılabilmesidir. ECE-15 sürüş çevriminde çalıştırıldığında bataryanın zamana göre nasıl değiştiği Şekil 4.3'te gösterilmiştir. ECE-15 sürüş çevriminin hız ve güç değerleri az olduğu için Şekil 4.3'te SOC değerinin sürekli azaldığı görülmektedir. Önerilen kural bazlı kontrol stratejine göre düşük hızlarda elektrik motoru kullanılmaktadır. Bu nedenle Şekil 4.3'teki SOC değeri zamanla azalmaktadır. Şekil 4.3'te SOC'nin artış gösterdiği zamanlarda elektrik motor jeneratör olarak kullanılmaktadır. Fakat artış oranının az olmasından dolayı elektrik motoru jeneratör olarak az kullanılmaktadır.



Şekil 4.3: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri.

İçten yanmalı motorun ve elektrik motorun ECE-15 sürüş çevriminde kural bazlı kontrol yöntemine göre elde edilen güç miktarları Şekil 4.4'te verilmiştir. Şekil 4.4'te mavi grafik içten yanmalı motorun güç değerini göstermekte olup, turuncu grafik elektrik motorunun güç değerini göstermektedir. Şekil 4.4 dikkatli incelendiği zaman araç hız değerinin yükselmesiyle İYM motorunun daha fazla güç ürettiği görülmektedir. ECE-15 çevriminde hız değeri düşük olduğundan EM motorunun daha fazla çalışmaktadır. Şekil 4.4'te elektrik motorunun güç değerinin sürekli olarak değiştiği görülmektedir. Bu bağlamda, kural bazlı kontrol

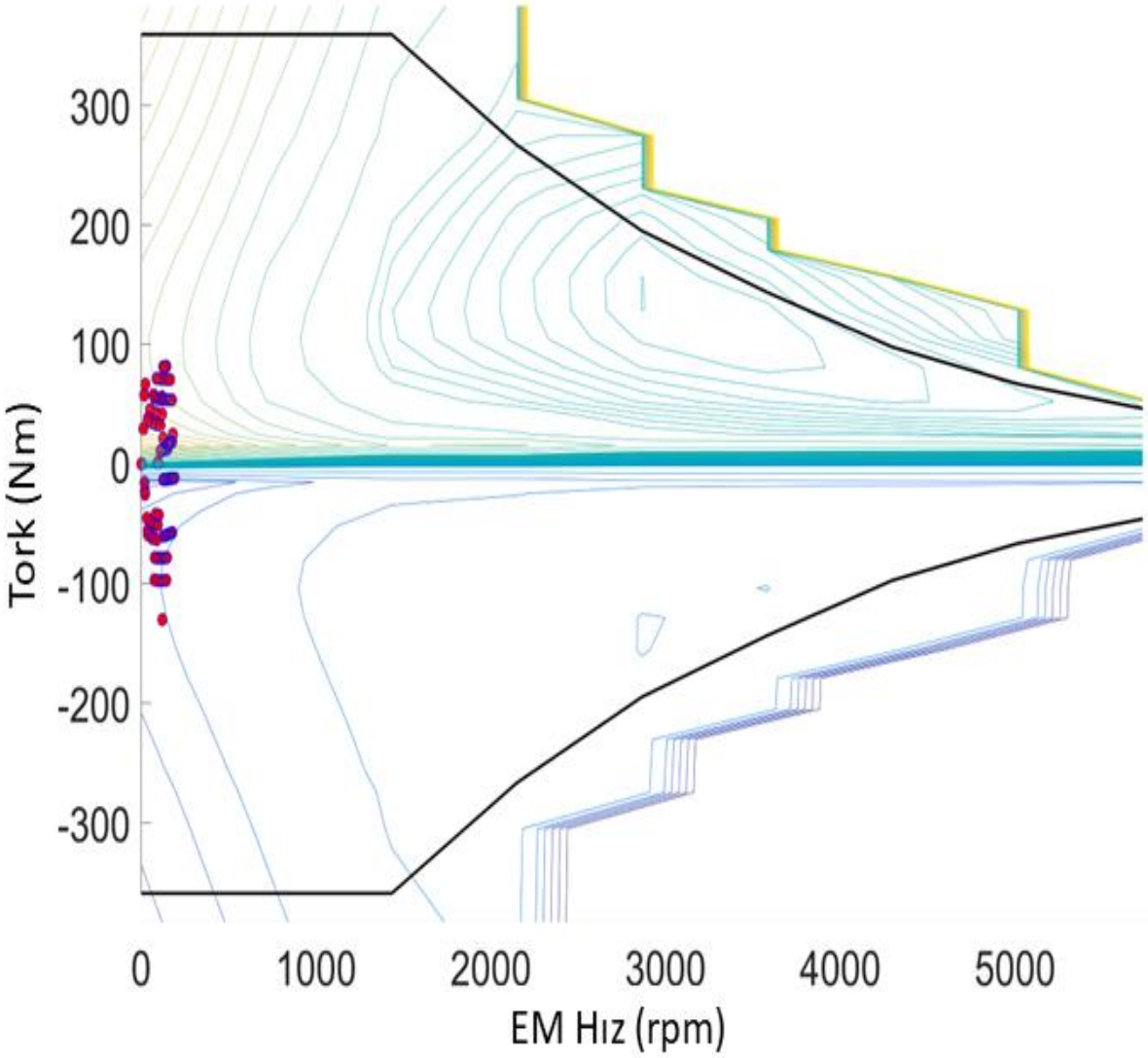
algoritmasının düşük güç taleplerinde EM'un çalışmasına olanak sağladığı görülmektedir. Şekil 4.4'teki negatif güç ise, İYM'un yüksek güçte çalıştıktan sonra ürettiği gücün bir kısmını elektrik motoruna ileterek, EM'un jeneratör olarak çalışmasını sağlamaktadır. Böylelikle EM'un bataryayı şarj ettiğini göstermektedir.



Şekil 4.4: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM Güç Değerleri.

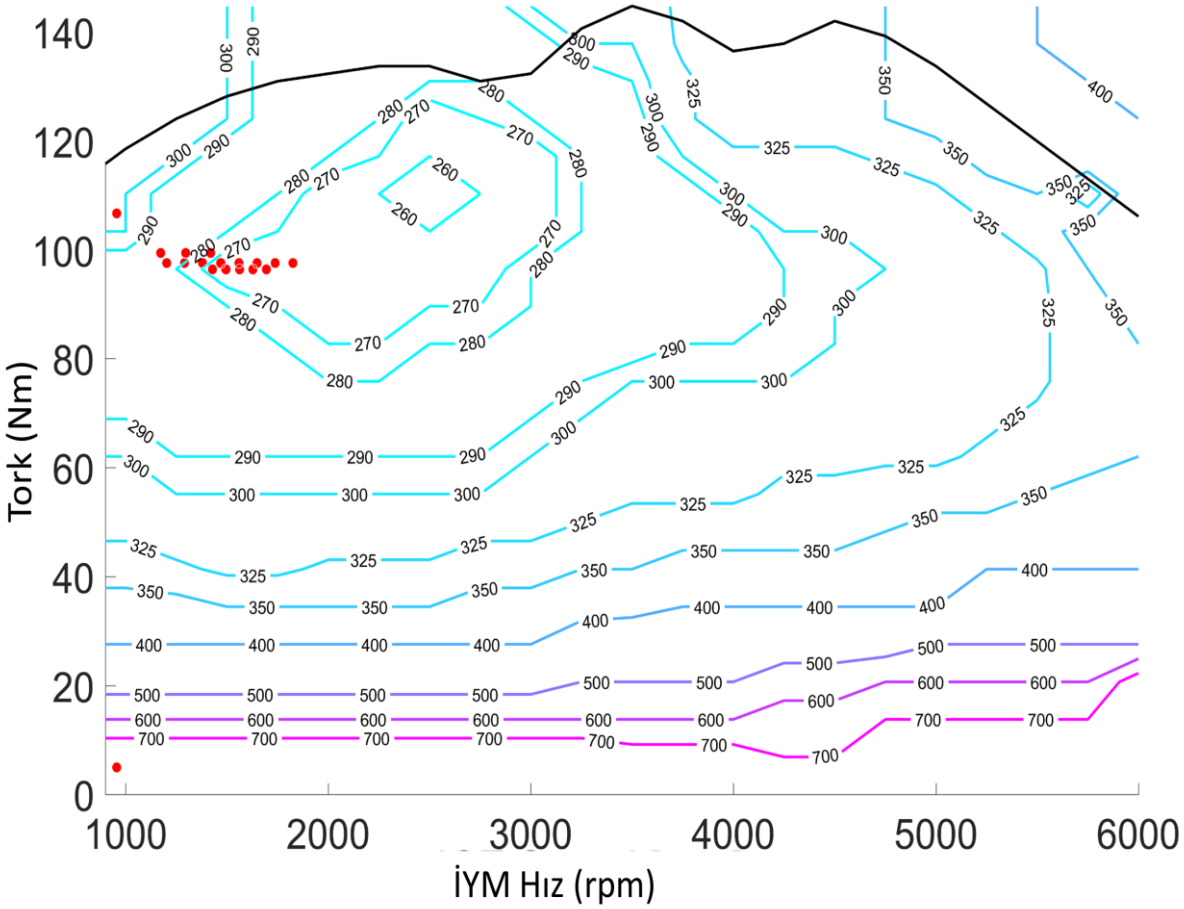
ECE-15 çevriminde Şekil 4.4'te elektrik güç değeri elde edildikten sonra elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı Şekil 4.5'te verilmiştir. Şekil 4.5'te elektrik motorunun çalışma noktaları gösterilmiştir. Şekil 4.5 incelendiğinde elektrik motorunun verimli bölgelerde ve sıklıkla çalıştığı görülmektedir. Bunun nedeni ECE-15 çevrimin şehir içi çevrimini içerdiği için hız ve tork değerlerinin az olmasıdır. ECE-15 gibi şehir içi sürüş çevrimlerinde, önerilen kural bazlı enerji kontrol algoritması ile düşük güç enerji

gerektiği zamanlarda elektrik motorunun kullanılabileceği Şekil 4.5'ten elde edilen sonuçlar neticesinde gözlemlenmiştir.



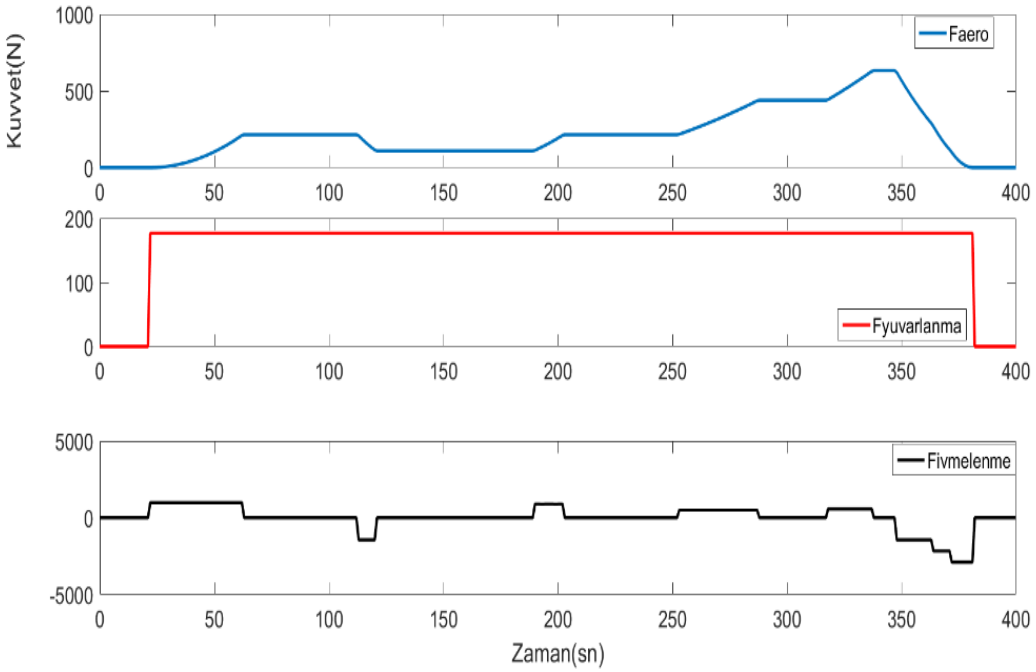
Şekil 4.5: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için elektrik Motor hız ve tork değerleri.

Şekil 4.4'te gösterilen İYM güç değerlerinin elde edilmesiyle İYM motoru çalıştığında kullanılan yakıtın gram cinsinden değeri Şekil 4.6'da gösterilmiştir. Şekil 4.6'da kırmızı noktalar İYM motoru çalıştığı zaman yakıtın gram cinsinden değerlerini göstermektedir. Kural bazlı enerji kontrol yapısı uygulandığında kırmızı noktaların en optimum ve en düşük noktalarda kümelendiği görülmektedir. Böylece, İYM'un daha az kullanıldığı gözlemlenmektedir.



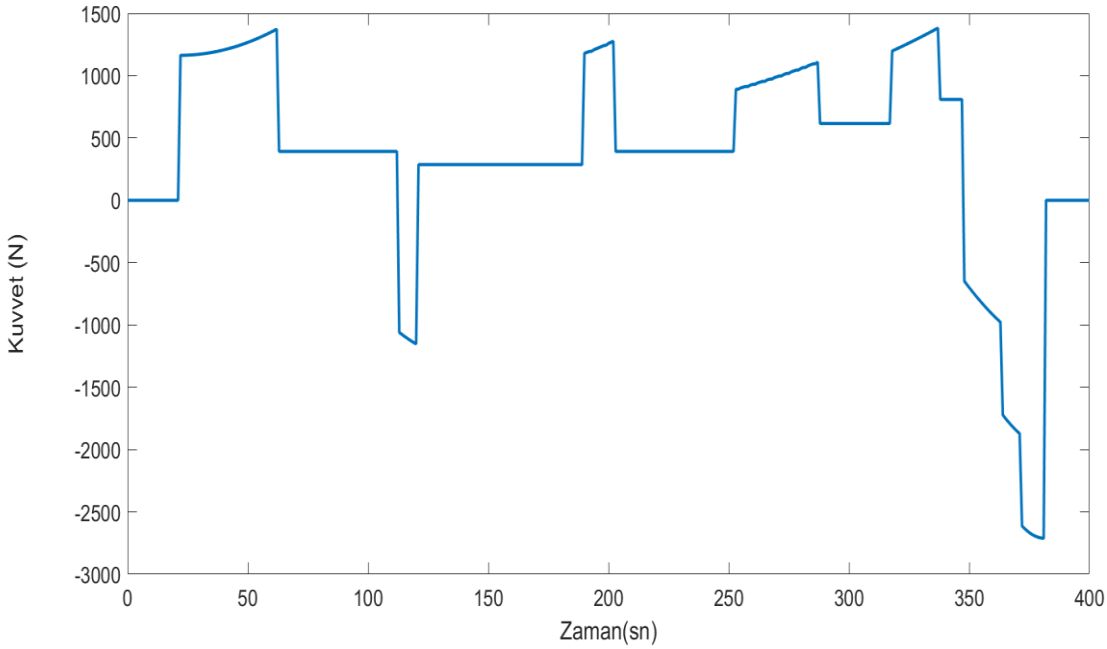
Şekil 4.6: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için İYM hız ve tork değerleri.

%65 SOC değerine sahip olan paralel hibrit elektrikli aracın kural bazlı enerji kontrol yönetim algoritması ise EUDC sürüş çevriminin simülasyon çalışması ile incelenmiştir. EUDC çevrimindeki araç içi direnç kuvvetleri, Şekil 4.7'de gösterilmiştir. Şekil 4.7'deki üst kısımdaki mavi grafik rüzgâr direncini göstermektedir. EUDC çevrimi yüksek hız içerdiğinden rüzgâr direnç kuvveti yüksek değerlerde ve sabit kaldığı gözlemlenmiştir. Şekil 4.7'de kırmızı grafik yuvarlanma direncini göstermektedir. Yuvarlanma direnç kuvvetinin en tepe noktasında sabitlendiği görülmektedir. Şekil 4.7'de siyah grafik ivmelenme kuvvetini temsil etmektedir. Şekil 4.7'de sürüş çevriminin 300. saniyesinden sonra hız ve güç değeri arttığı için rüzgâr direnç kuvvetinin arttığı ve ivmelenme kuvvetinin de sürekli değiştiği görülmektedir.



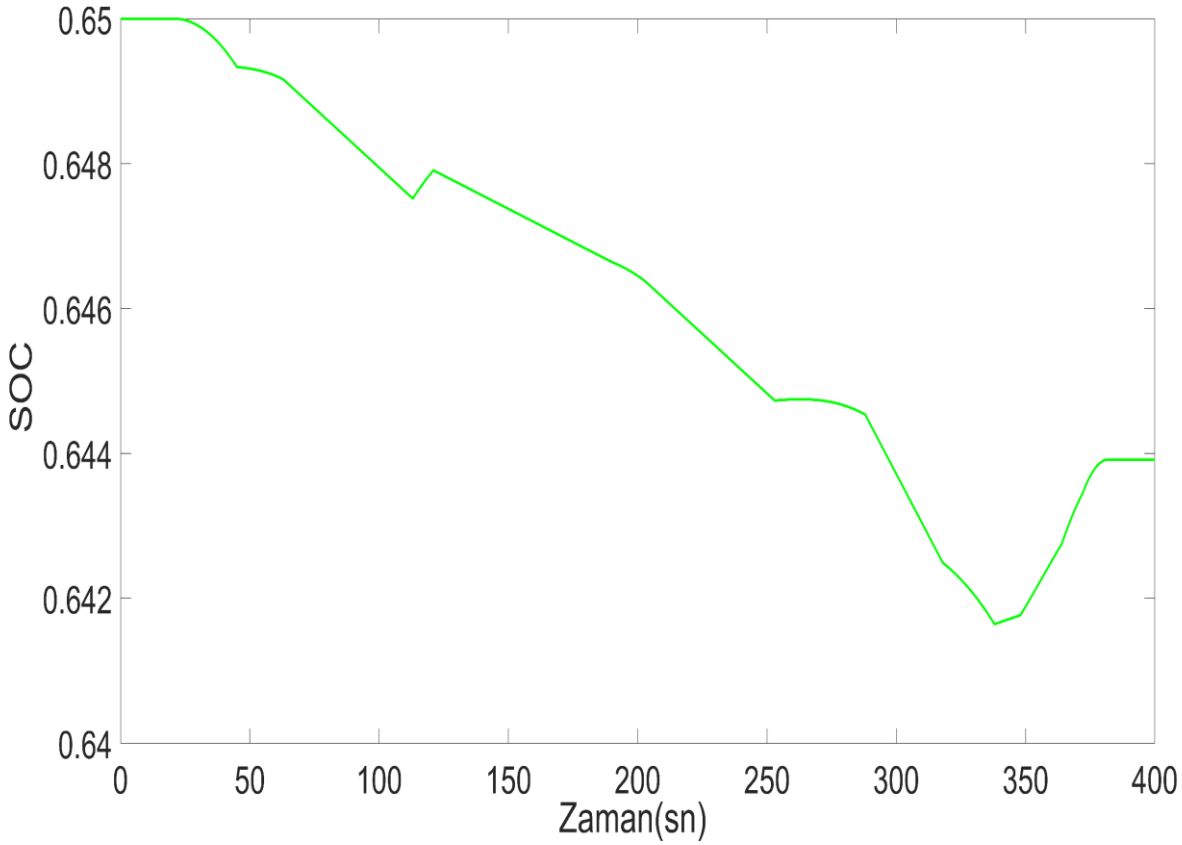
Şekil 4.7: EUDC çevriminde toplam talep edilen kuvvetler.

Şekil 4.7'de elde edilen kuvvetlerin toplam değeri Şekil 4.8'de gösterilmiştir. Burada, sürüş çevrimine göre aracın talep edeceği toplam kuvvet belirlenerek İYM ve EM'nun kural bazlı kontrol algoritma ile çalışma noktaları belirlenir.



Şekil 4.8: EUDC çevriminde toplam talep edilen kuvvet.

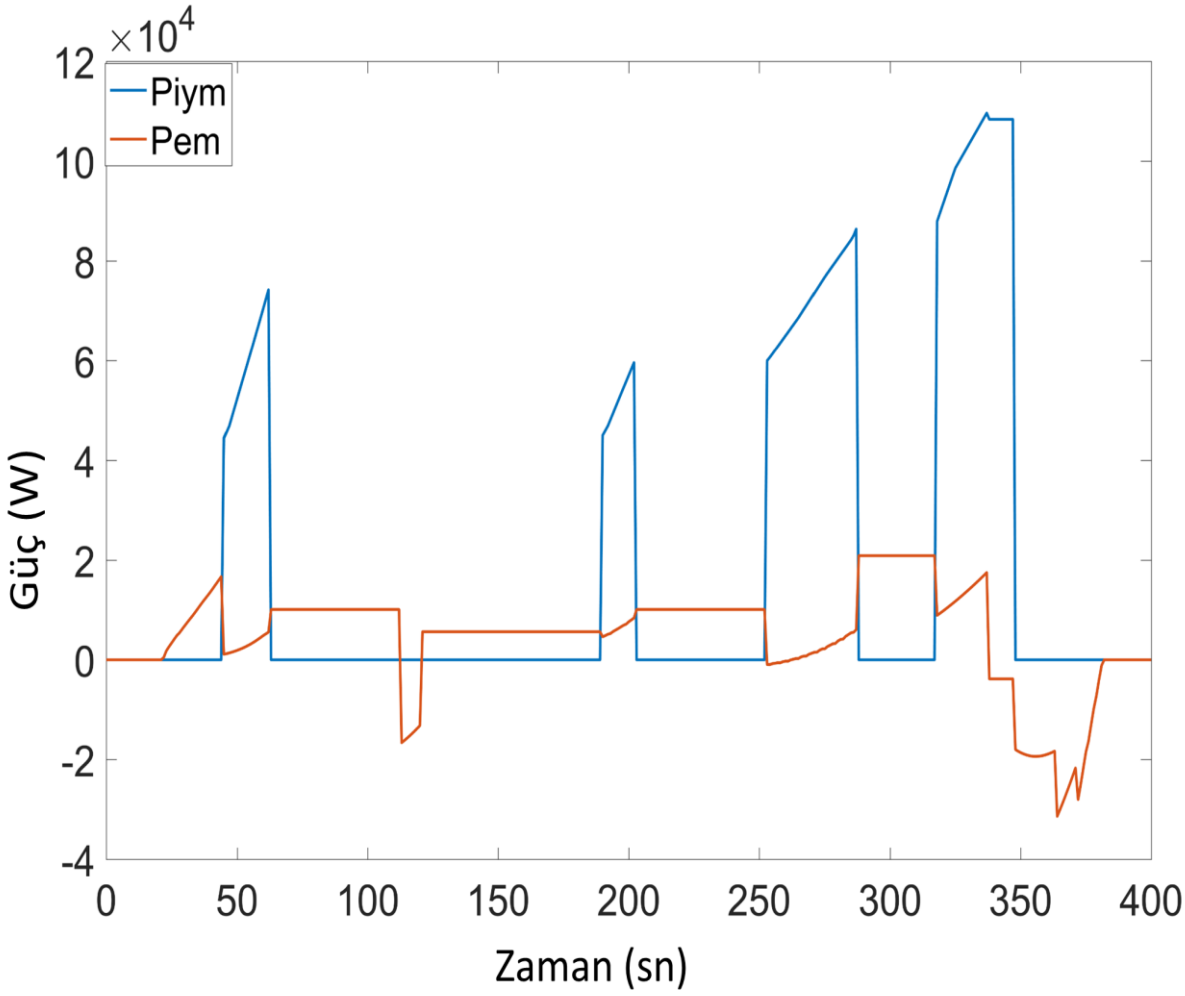
EUDC çevriminde enerji kontrol yöntemi kullanılarak SOC değerinin zamana göre değişimi Şekil 4.9'da gösterilmiştir. EUDC şehir dışı çevrim yapısına sahip olmasına rağmen Şekil 4.9'da talep edilen güç değerine göre bataryanın %64.4 değerine indiği görülmektedir. Bunun sebebi hız değerinin ve tork değerinin maksimum seviyede kullanılmasıdır. Ayrıca içten yanmalı motorun yoğun kullanıldığı 350. saniye ve sonrasında elektrik motora güç desteği sağlayarak bataryayı şarj ettiği de gözlemlenmiştir.



Şekil 4.9: EUDC döngüsünde %65 SOC değeri.

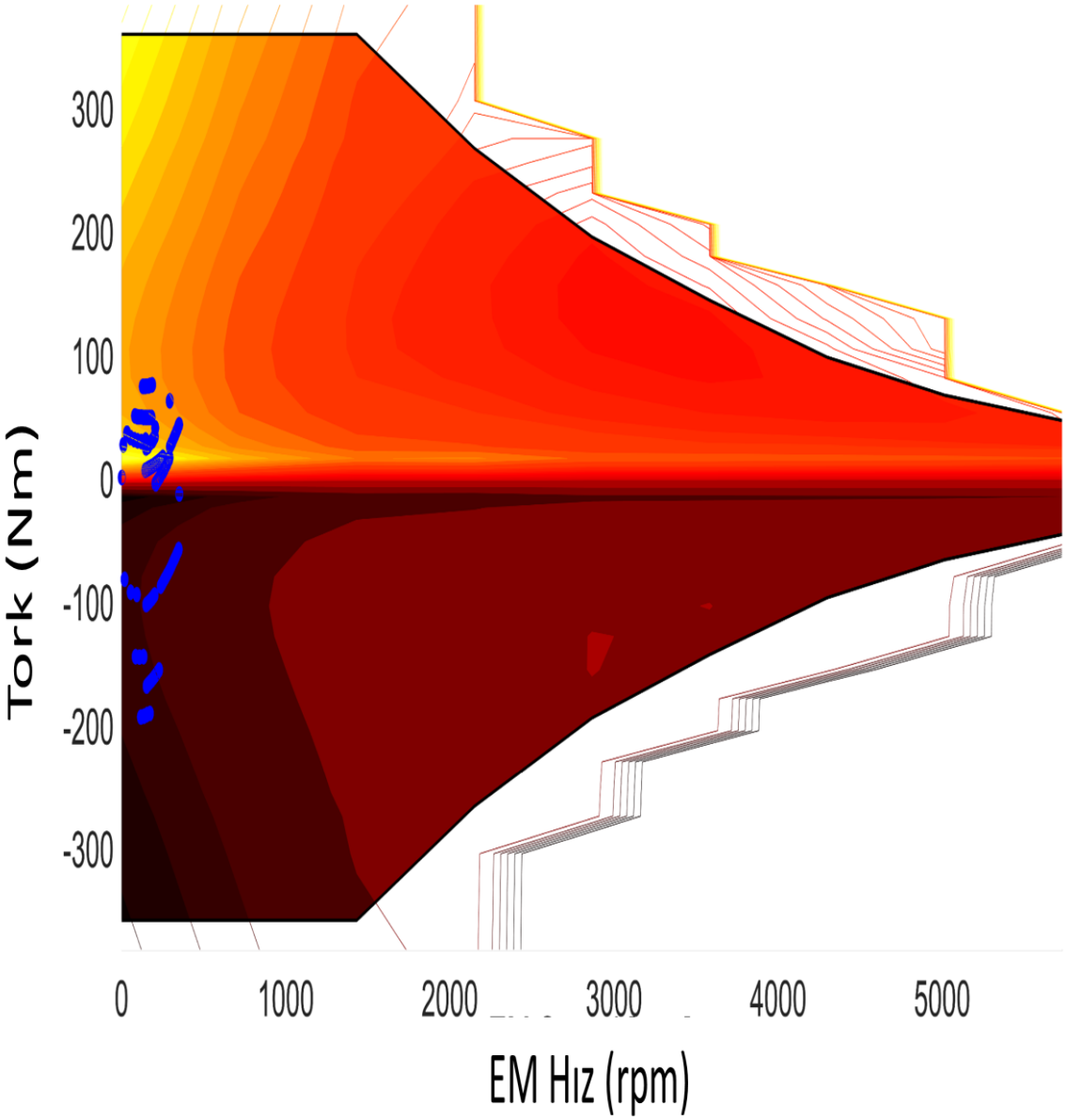
İçten yanmalı motorun ve elektrik motorun EUDC sürüş çevriminde kural bazlı kontrol yöntemine göre elde edilen güç miktarları, Şekil 4.10'da verilmiştir. Şekil 4.10'da mavi grafik içten yanmalı motoru, turuncu renkli grafik ise elektrik motorunu göstermektedir. Yüksek hız değerlerine sahip olan EUDC çevriminde İYM gücünün ECE-15 çevrimine göre daha yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca elektrik motorunun da ECE-15 sürüş çevrimine göre daha az kullanıldığı görülmektedir. Şekil 4.10'da 320-350.saniyeler arasında içten yanmalı motor gücünün en yüksek olduğu görülmektedir. Ayrıca 320-350.saniyelerde elektrik motorunun

negatif güç olan kısmının daha yoğun olduğu gözlemlenmiştir. Elektrik motorunun 320-350 saniyelerde daha çok jeneratör olarak çalıştığı görülmektedir.



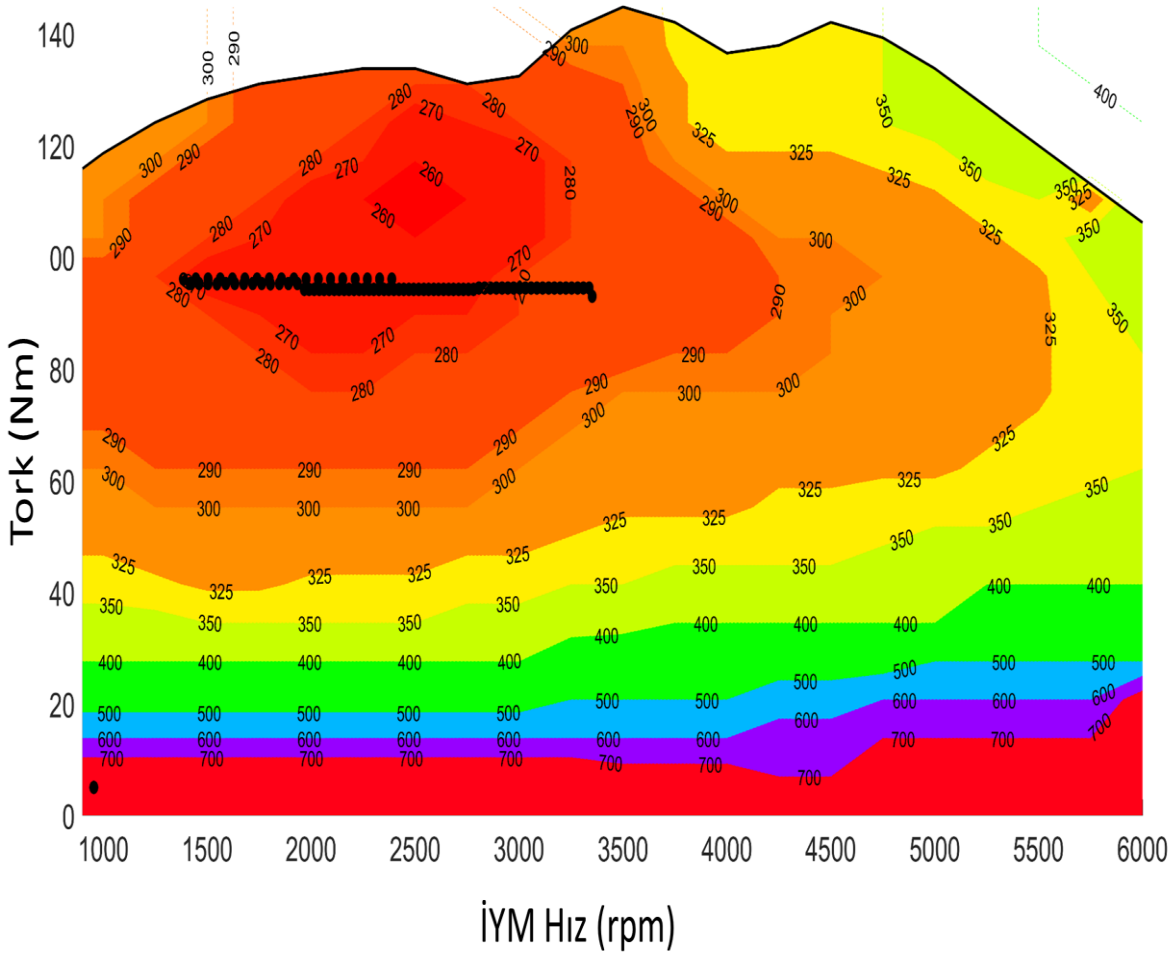
Şekil 4.10: ECE-15 döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri.

EUDC çevriminde Şekil 4.10'da elektrik güç değeri elde edildikten sonra elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı da Şekil 4.11'de verilmiştir. Şekil 4.11'de elektrik motorunun çalışma noktaları, mavi nokta ile gösterilmiştir. Şekil 4.11 incelendiğinde elektrik motorunun verimli bölgelerde ECE-15 çevrimine göre daha az çalıştığı gözlemlenmiştir. Bunun nedeni EUDC çevrimi şehir dışı çevrimini içerdiği için hız ve tork değerlerinin yüksek olmasıdır. Ayrıca negatif güç noktasının daha fazla olduğu da görülmektedir. Bunun nedeni yüksek güç olduğundan dolayı EM'nun jeneratör olarak kullanılmasıdır.



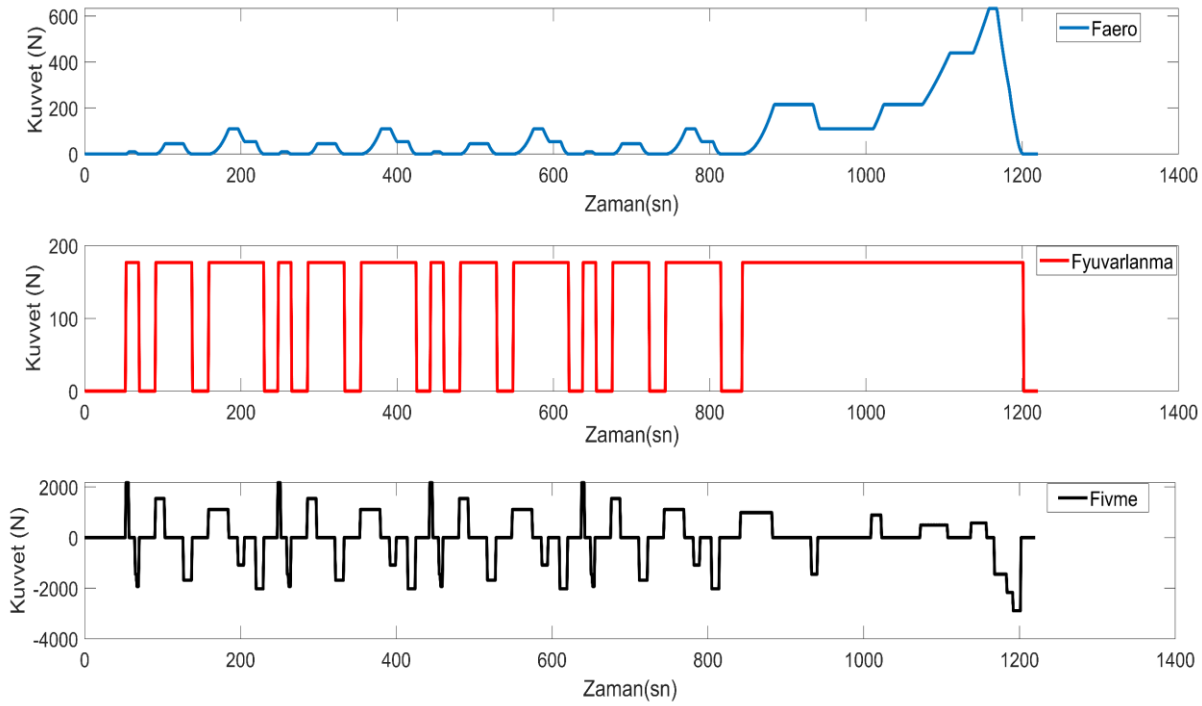
Şekil 4.11: EUDC döngüsünde %65 SOC değeri için Elektrik Motor hız ve tork değerleri.

Şekil 4.10'da gösterilen İYM güç değerlerinin elde edilmesiyle İYM motoru çalıştığında kullanılan yakıtın gram cinsinden değeri ise Şekil 4.12'de gösterilmiştir. Şekil 4.12'de siyah noktalar İYM motoru çalıştığı zaman yakıtın gram cinsinden değerlerini göstermektedir. İYM noktalarının sık kullanıldığı fakat kullanılan yakıtın en düşük yerlerde sabitlendiği görülmektedir. Böylece, yüksek güç talep edilen çevriminde İYM'un kural bazlı enerji kontrol yapısı sayesinde yakıt ekonomisi sağlandığı gözlemlenmiştir.



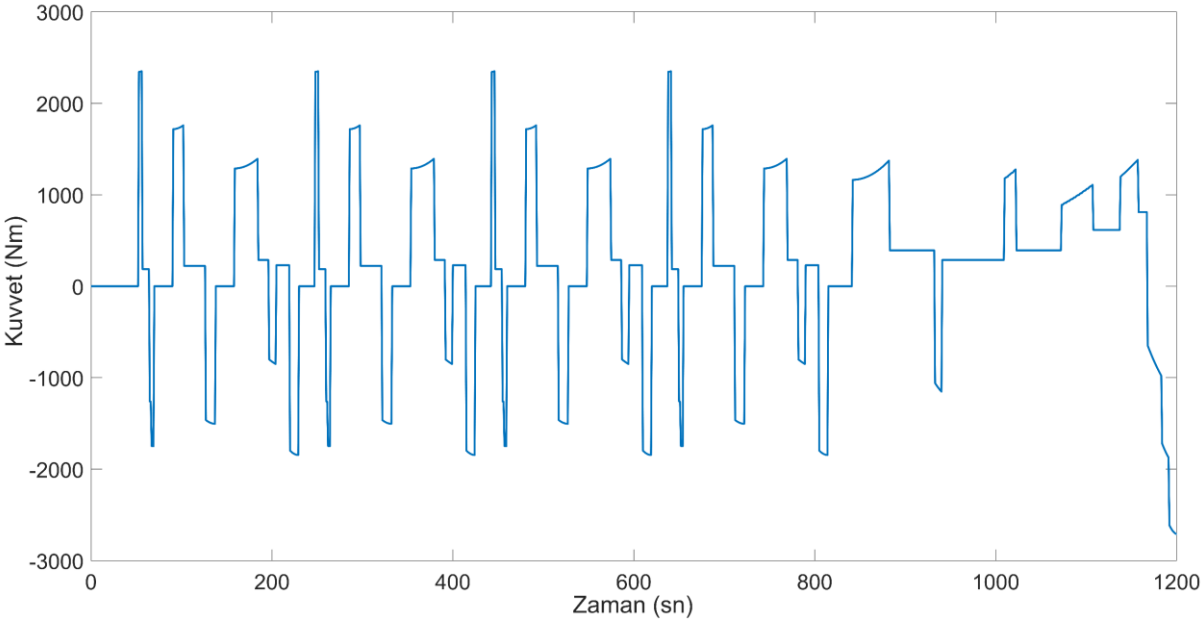
Şekil 4.12: EUDC döngüsünde %65 SOC değeri için İYM'nun hız ve tork değerleri.

Bu tez çalışmasında, %65 SOC değerine sahip olan paralel hibrit elektrikli bir aracın NEDC sürüş çevrimi altında Tablo 3.3'teki araç parametreleri kullanılarak enerji kontrol stratejisinin benzetim çalışması yapılmıştır. NEDC sürüş çevrimi ECE-15 ve EUDC sürüş çevriminden oluşmaktadır. NEDC sürüş çevriminde araç direnç kuvvetleri, Şekil 4.13'te verilmiştir. Şekil 4.13'te mavi grafik rüzgâr direnç kuvvetini, kırmızı renkli grafik yuvarlanma direnç kuvvetini ve siyah renkli grafik ise ivmelenme direnç kuvvetini temsil etmektedir. Şekil 4.13'te ilk 800 saniyede hız ve güç değeri daha küçük olduğu için rüzgâr direnç kuvveti daha az olmaktadır. 800. Saniyeden sonra hız değeri arttıkça, rüzgâr direnci de artmaktadır. Yuvarlanma direnci de yüksek hız içeren son kısımlarda yüksek kuvvette sabitlenmiştir. İvmelenme direnci ise hızın sürekli değiştiği zamanlarda sürekli olarak değişmektedir. Hızın yüksek olduğu zamanda ise daha az değişim yaptığı görülmektedir. Şekil 4.13'te elde edilen kuvvetlerin toplam değeri Şekil 4.14'te gösterilmiştir.



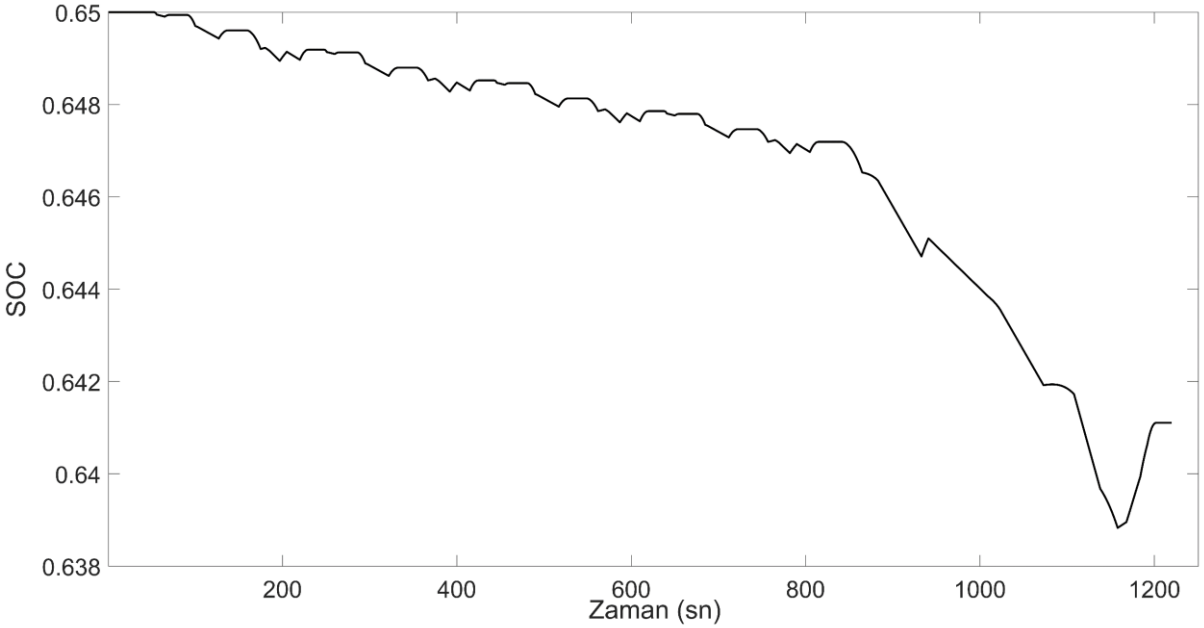
Şekil 4.13: NEDC çevriminde toplam talep edilen kuvvetler.

Şekil 4.14'te, NEDC sürüş çevrimine göre aracın talep edeceği toplam kuvvet belirlenerek İYM ve EM'nun kural bazlı kontrol algoritma ile çalışma noktaları belirlenir.



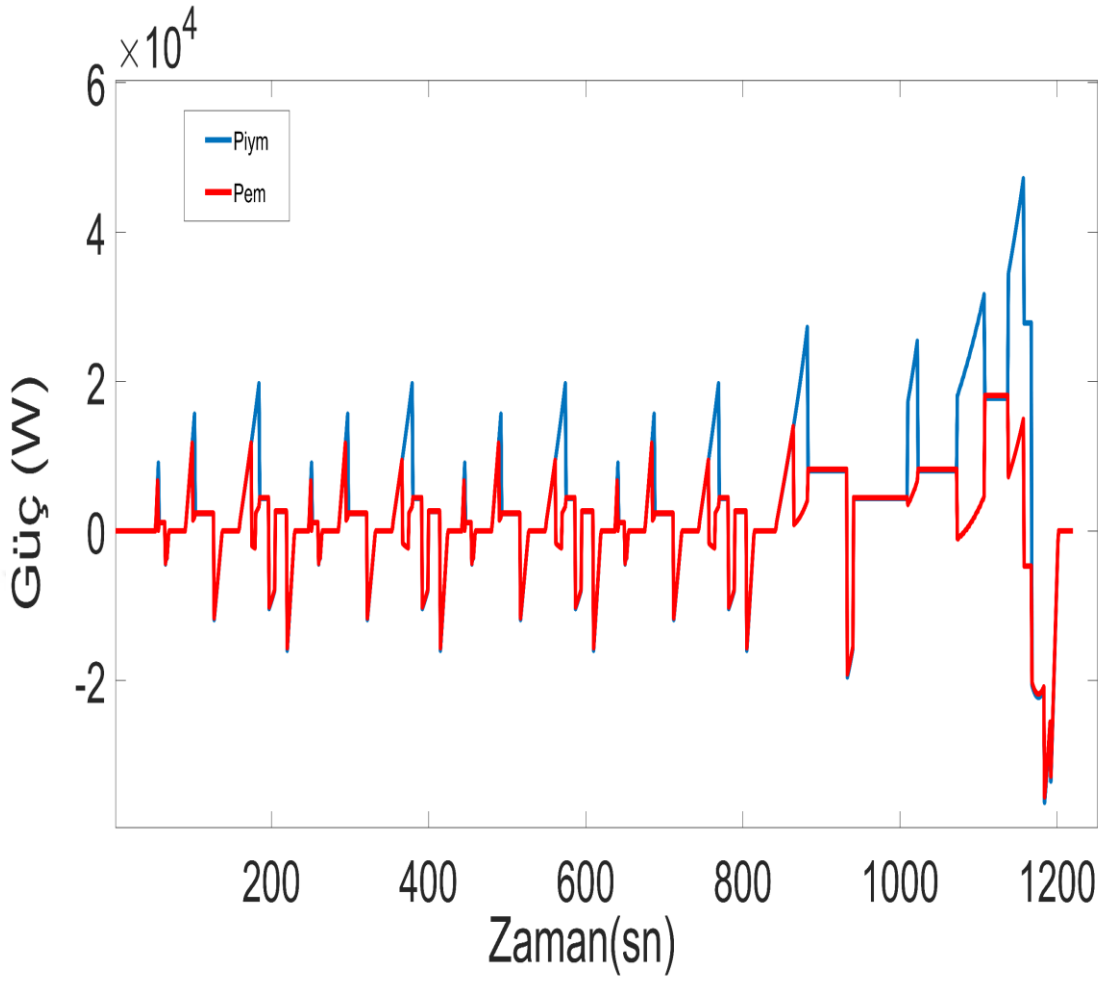
Şekil 4.14: NEDC çevriminde toplam talep edilen kuvvet.

NEDC çevriminde kural bazlı enerji kontrol yöntemi kullanılarak SOC değerinin zamana göre değişimi Şekil 4.15'te gösterilmiştir. NEDC sürüş çevriminde düşük güç ve tork talebinin olduğu yerde EM motorunun kullanılmasına bağlı olarak bataryada düşüşler olmaktadır. Sürüş çevriminin son kısımlarında İYM'un yoğun olarak kullanıldığı yerde EM jeneratör olarak kullanılmış ve sürüş çevriminin son kısımlarında SOC değeri yükselmektedir.



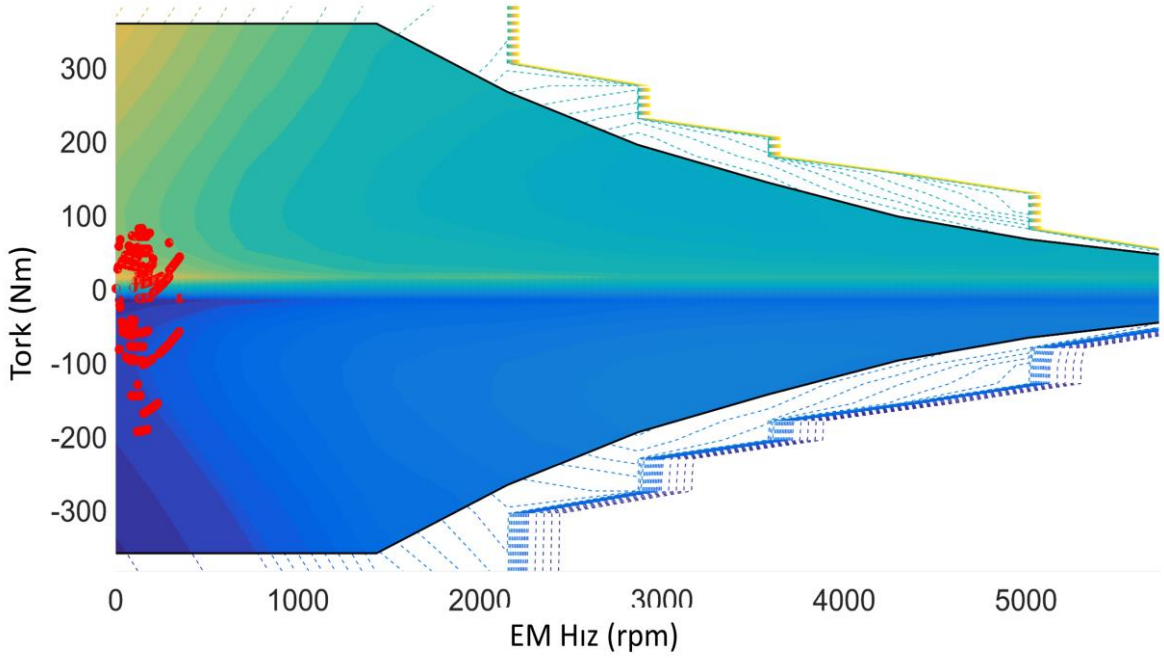
Şekil 4.15: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri.

İçten yanmalı motorun ve elektrik motorun NEDC sürüş çevriminde kural bazlı kontrol yöntemine göre elde edilen güç miktarları Şekil 4.16'da verilmiştir. Şekil 4.16'da mavi grafik içten yanmalı motorun güç değerini göstermekte olup, turuncu grafik elektrik motorunun güç değerini göstermektedir. Şekil 4.16 dikkatli incelendiği zaman 0-800 saniye aralığında içten yanmalı motorun güç değerleri 800-1200 saniye aralığına göre daha az olduğu gözlemlenmiştir. Bunun nedeni 0-800 saniye aralığında hız değerlerinin daha az olmasıdır. Böylelikle 0-800 saniye aralığında hız değerinin düşük olmasından dolayı EM motoru daha fazla çalışmaktadır. Ayrıca 800-1200 saniye aralığındaki negatif güç ise, İYM'un yüksek güçte çalıştıktan sonra ürettiği gücün bir kısmını elektrik motoruna ileterek, EM'un jeneratör olarak çalışmasını sağlamaktadır. Böylelikle elektrik motorun bataryayı şarj ettiğini göstermektedir.



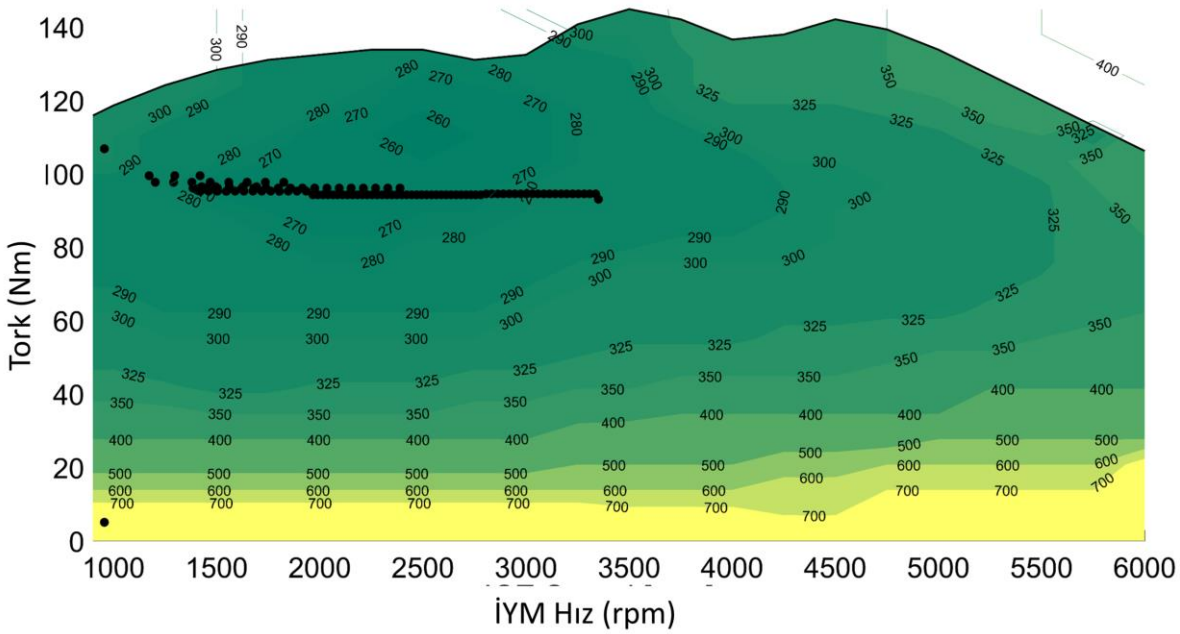
Şekil 4.16: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri.

NEDC çevriminde Şekil 4.16'da elektrik güç değeri elde edildikten sonra elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı da Şekil 4.17'de verilmiştir. Şekil 4.17'de elektrik motorun çalışma noktaları kırmızı nokta ile gösterilmiştir. Hızın ve torkun az olduğu zamanlarda elektrik motoru çalışmaktadır. Şekil 4.17 incelendiğinde elektrik motorunun verimli bölgelerde ve sıklıkla çalıştığı görülmektedir. NEDC çevriminde, düşük güç gereken bölgelerde EM'un kümelenmesi, kontrol yöntemi sisteminin doğru bir şekilde çalıştığını göstermektedir. Bu, kontrol sisteminin araç düşük güç talep ettiğinde EM'un çalışması yönünde kural tabanlı yöntemler oluşturmasından kaynaklanmaktadır. Ayrıca Şekil 4.17 incelendiğinde, elektrikli motorun daha fazla negatif tork ürettiği gözlemlenmektedir. Bu durum EM'un jeneratör olarak çalıştığının kanıtıdır.



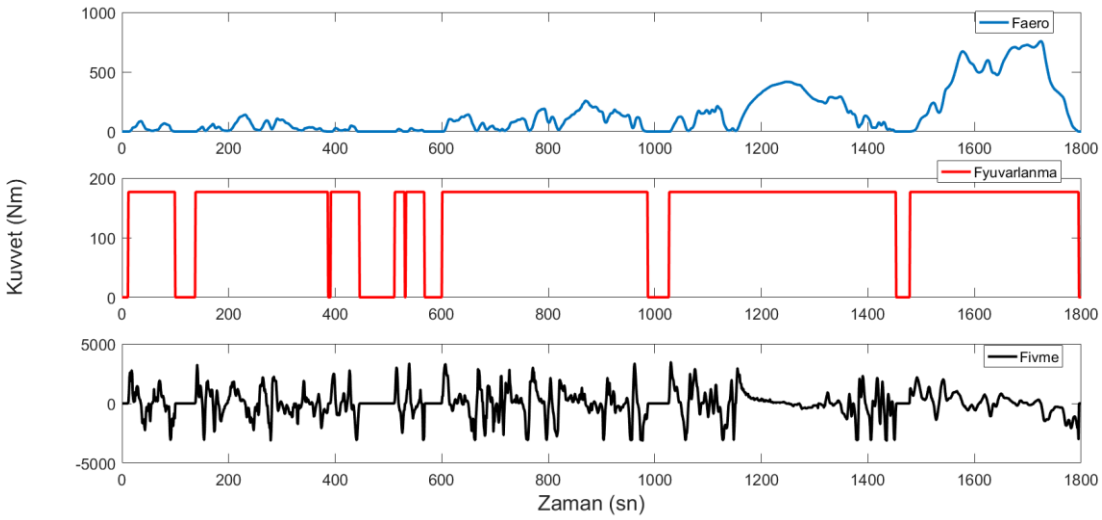
Şekil 4.17: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri.

Şekil 4.16'da gösterilen İYM güç değerlerinin elde edilmesiyle İYM motoru çalıştığında kullanılan yakıtın gram cinsinden değeri, Şekil 4.18'de gösterilmiştir. Şekil 4.18'deki siyah noktalar, İYM'un çalışma noktalarıdır. İYM'un çalışma noktalarının diğer çevrimlerde olduğu gibi en düşük noktalarda kümelendiği gözlemlenmiştir.



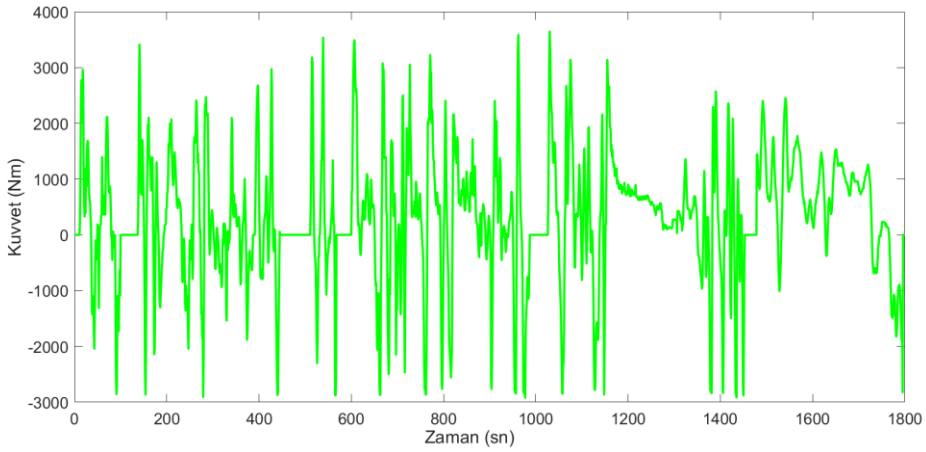
Şekil 4.18: NEDC döngüsünde %65 SOC değeri için İYM hız ve tork değerleri.

Bu tez çalışmasında %65 SOC değerine sahip olan paralel hibrit elektrikli bir aracın WLTC sürüş çevrimi altında Tablo 3.3'teki araç parametreleri kullanılarak enerji kontrol stratejisinin benzetim çalışması yapılmıştır. Şekil 4.19'da mavi grafik rüzgâr direncini, kırmızı grafik yuvarlanma direncini ve siyah grafik ise ivmelenme direncini göstermektedir. WLTC sürüş çevrimi yüksek hız içerdiğinden dolayı aracın talep edeceği kuvvetler de yüksek değerler içermektedir.



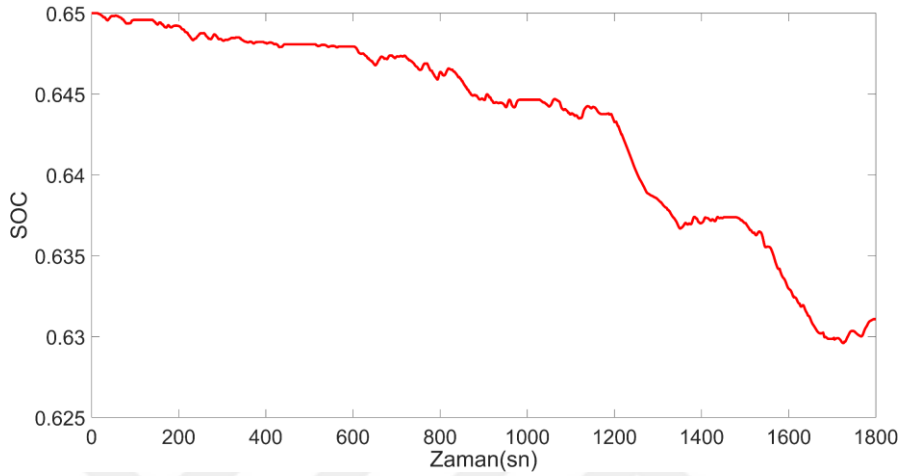
Şekil 4. 19: WLTC Çevriminde rüzgâr, yuvarlanma ve ivmelenme kuvvetleri.

Şekil 4.19'da ayrı ayrı gösterilen yüklerin toplam şekilde aracın talep edileceği toplam kuvvet miktarı Şekil 4.20'de gösterilmiştir.



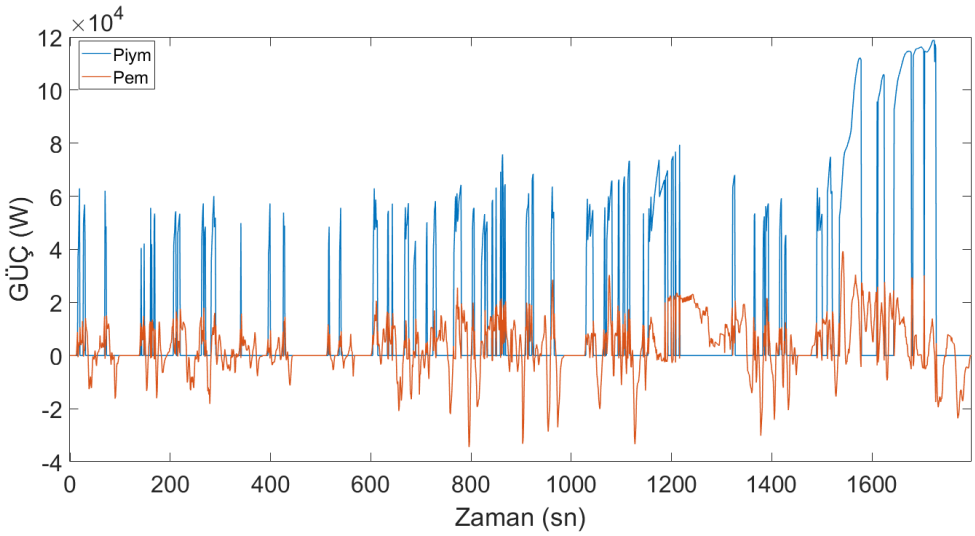
Şekil 4. 20: WLTC çevriminde toplam talep edilen kuvvet.

WLTC çevriminde SOC'nin zamana bağlı değişimi de Şekil 4.21'de verilmiştir. EM'nin kullanıldığı zamanlarda SOC değeri azalmaktadır. Bu çevrimde yüksek hız içermesine rağmen İYM'nin EM motoruna az destek olduğu görülmektedir. Bu durumda batarya diğer çevrim yapılarına göre daha az şarj olmaktadır.



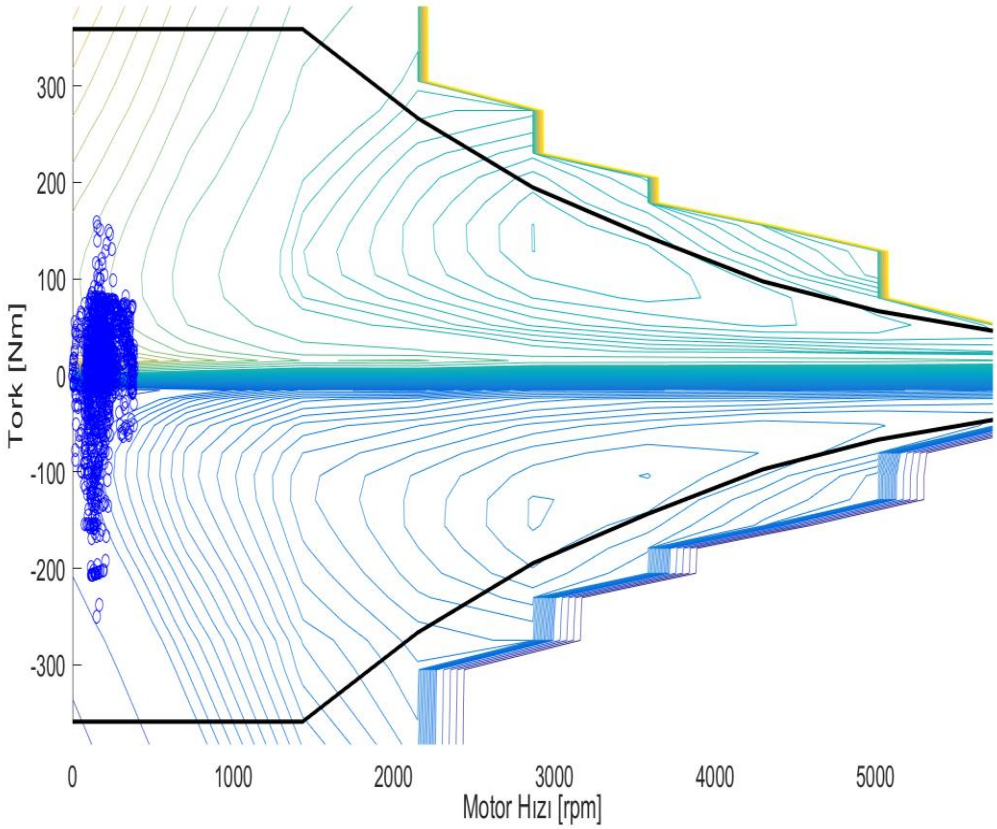
Şekil 4. 21 WLTC döngüsünde SOC değişimi.

İçten yanmalı motorun ve elektrik motorun WLTC sürüş çevriminde kural bazlı kontrol yöntemine göre elde edilen güç miktarları Şekil 4.22'de verilmiştir. Şekil 4.22'de mavi grafik içten yanmalı motorun güç değerini ve turuncu renkli grafik ise elektrik motorunun güç değerini göstermektedir. Burada, sürüş çevriminde talep edilen hız değerlerinin yüksek ve değişken olmasından dolayı talep edilen güç değerleri de yüksek olmaktadır.



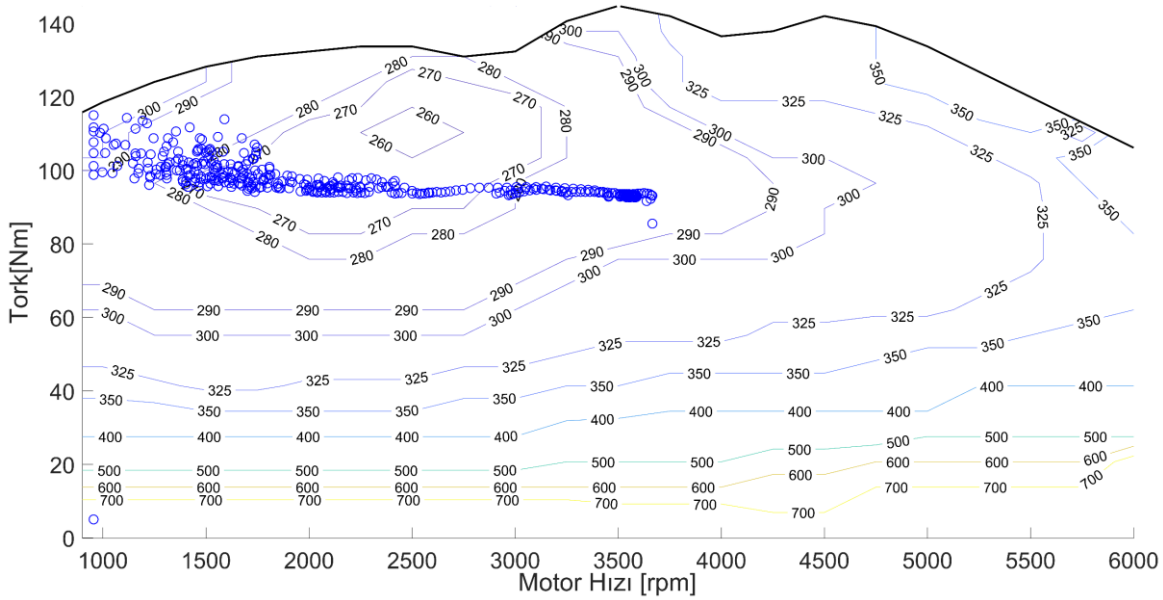
Şekil 4. 22 WLTC döngüsünde %65 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri.

WLTC çevriminde Şekil 4.22'de elektrik güç değeri elde edildikten sonra elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı, Şekil 4.23'te verilmiştir. Şekil 4.23'te elektrik motorun çalışma noktaları mavi nokta ile gösterilmiştir. WLTC çevriminde düşük güç gereken yerlerde EM'un sık olarak kümelenmesi, kural tablosunun doğru bir şekilde çalıştığını göstermektedir. Ayrıca negatif tork üretiminin de sık olduğu Şekil 4.23'te gösterilmiştir. Bu durum EM'un jeneratör olarak çalıştığını göstermektedir; ancak bataryayı şarj etme yüzdesinin de diğer sürüş çevrimindekilere göre daha az olduğu da gözlemlenmiştir.



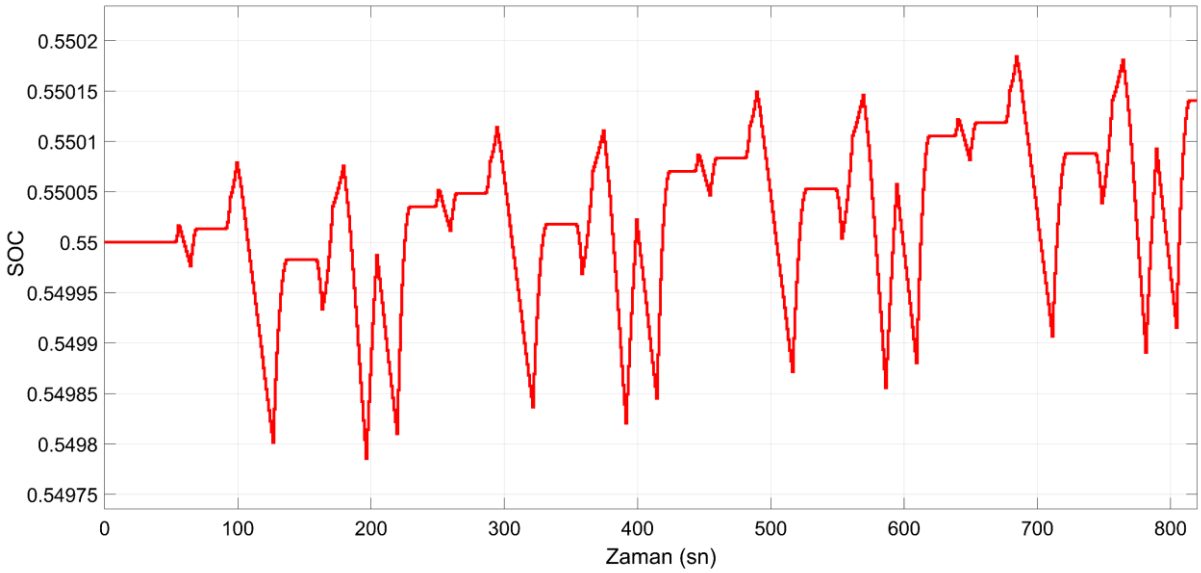
Şekil 4. 23: WLTC Döngüsünde %65 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri.

WLTC çevriminde Şekil 4.22'te gösterilen İYM güç değerlerinin elde edilmesiyle İYM motoru çalıştığında kullanılan yakıtın gram cinsinden değeri, Şekil 4.24'te verilmiştir. Şekil 4.24 özgül yakıt tüketim değerleri mavi renk ile gösterilmiştir. Özgül yakıt tüketim değerinin en düşük noktalarda kümelendiği görülmektedir. Böylece yüksek güç talep edilen WLTC çevriminde İYM'un daha az kullanılması sağlanmıştır.



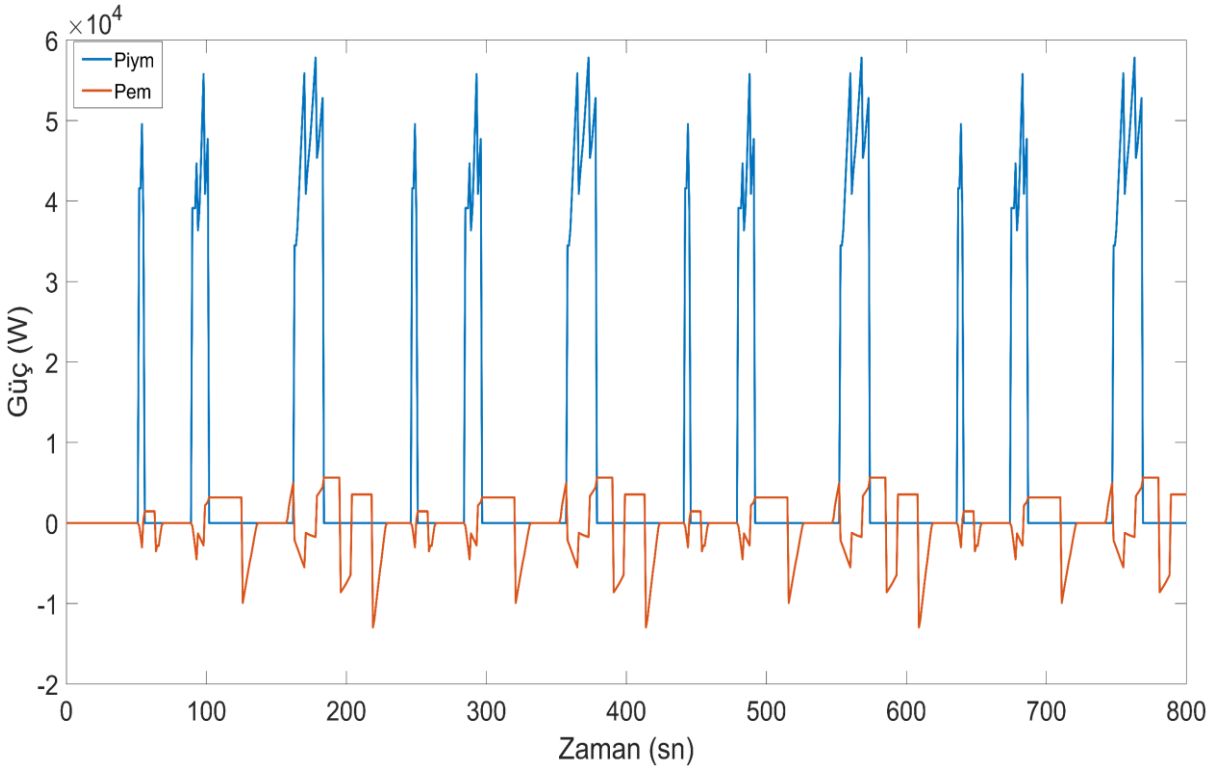
Şekil 4. 24: WLTC Döngüsünde %65 SOC değeri için İYM hız ve tork değerleri.

Bu tez çalışmasında, ECE-15, EUDC ve NEDC çevrimlerinde SOC değeri %55 seçilerek kural tabanlı kontrol algoritmasının yakıt performansı üzerindeki etkisi incelenmiştir.ECE-15 sürüş çevriminde SOC'nin zamana göre değişimi Şekil 4.25'te gösterilmiştir. Şekil 4.25 incelendiğinde, sürüş çevriminden gelen hız doğrultusunda batarya değeri sürekli değişmekte olup batarya kendini daha fazla şarj etmektedir.



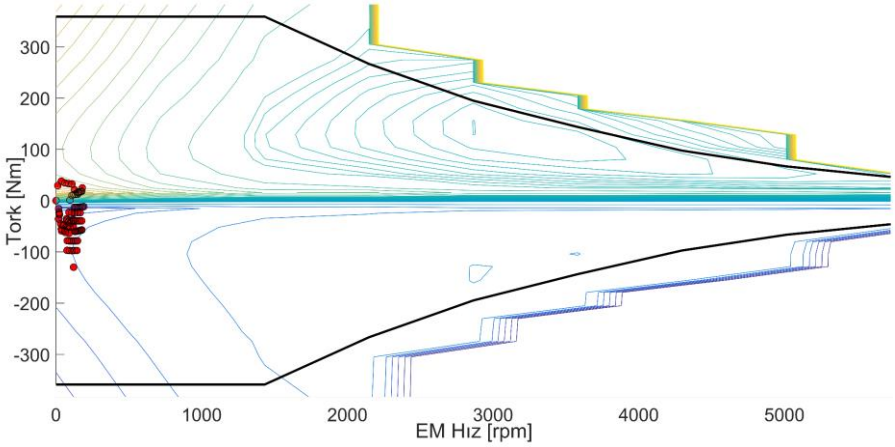
Şekil 4.25: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değerinde SOC değişimi.

%55 SOC değerine sahip olan paralel hibrit aracın içten yanmalı motorun ve elektrik motorun ECE-15 sürüş çevriminde kural bazlı kontrol yöntemine göre elde edilen güç miktarları, Şekil 4.26'da verilmiştir. Şekil 4.26'da mavi grafik içten yanmalı motorun güç değerini göstermekte olup, turuncu grafik elektrik motorunun güç değerini göstermektedir. Şekil 4.26 dikkatli incelendiği zaman araç hız değerinin yükselmesiyle içten yanmalı motorun daha fazla güç ürettiği görülmektedir. ECE-15 çevriminde hız değeri düşük olduğundan EM motorunun daha fazla çalışması gerekmektedir. Fakat %55 SOC değerine sahip paralel hibrit araçta EM daha az çalışmaktadır. Bunun nedeni SOC değerinin minimum değerine yakın olduğu için EM'nin jeneratör olarak daha fazla çalışmasıdır.



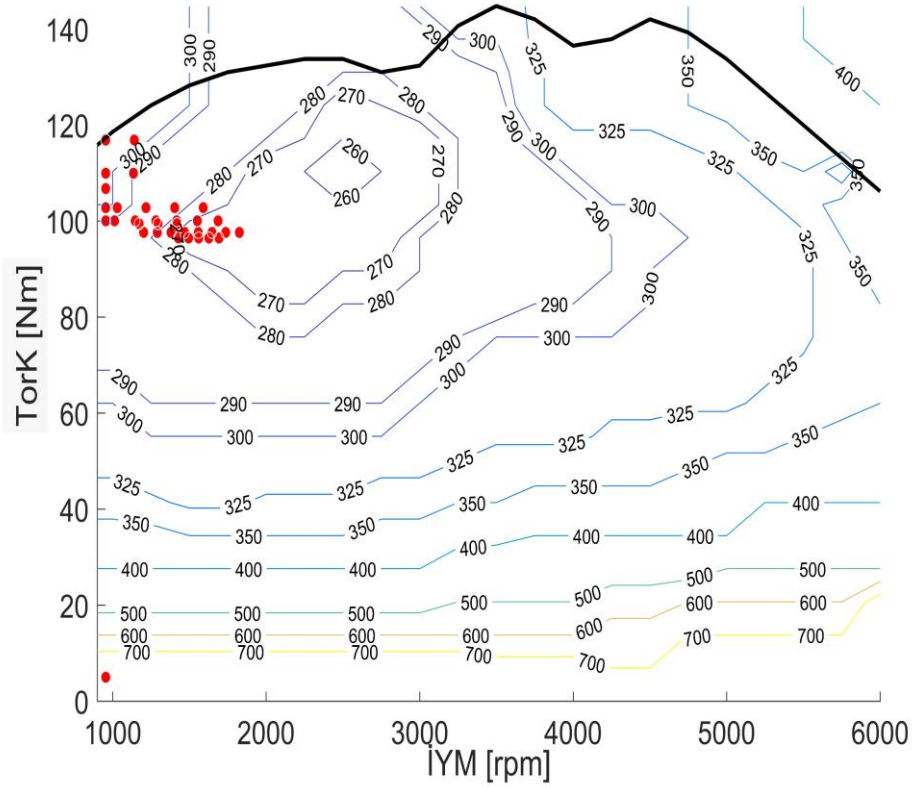
Şekil 4.26: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri.

ECE-15 çevriminde Şekil 4.26'de elektrik güç değeri elde edildikten sonra elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı, Şekil 4.27'de gösterilmiştir. Hızın ve torkun az olduğu zamanlarda elektrik motoru çalışmaktadır. Şekil 4.27 incelendiğinde elektrik motorun çok fazla negatif tork ürettiği görülmektedir. Bu durum EM'nin jeneratör olarak çalıştığını göstermektedir. %55 SOC değerine sahip olan paralel hibrit araçta, batarya değeri minimum değere yakın olduğu zaman ise kontrol yöntemi, bataryanın şarj olmasını sağlamaktadır.



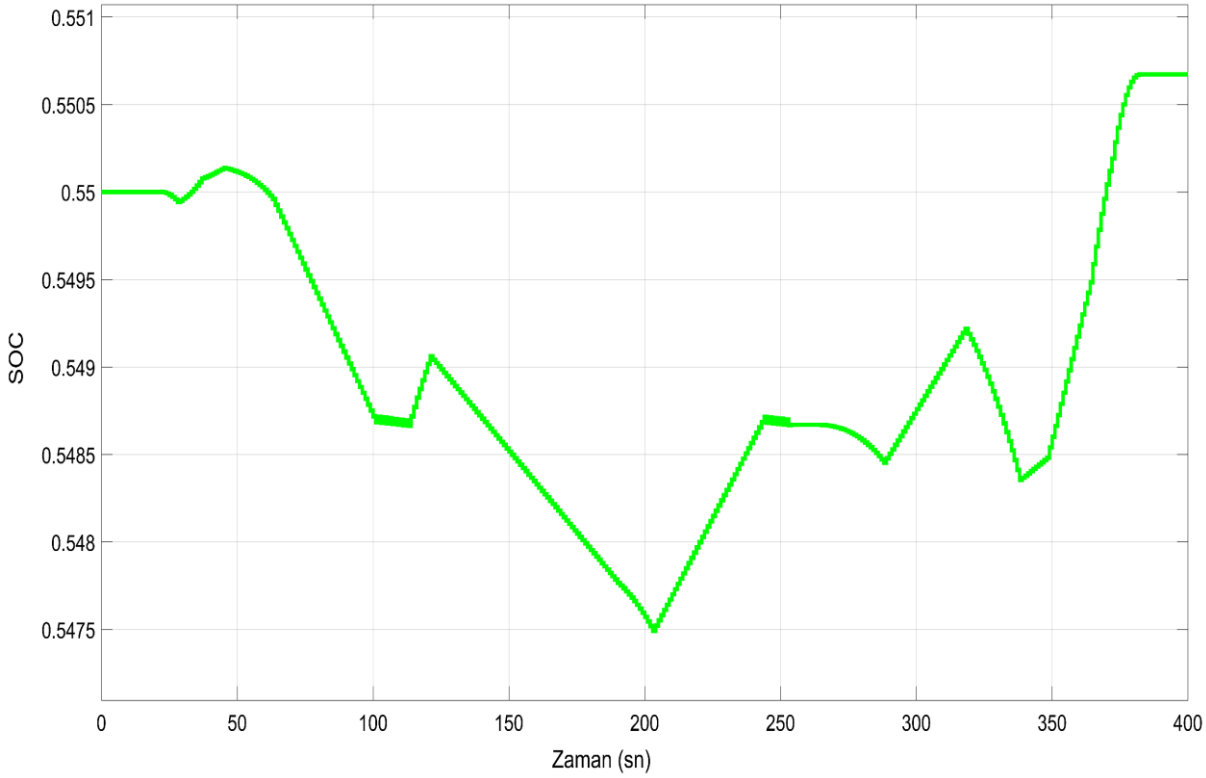
Şekil 4.27: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değeri için EM hız ve tork Değerleri.

%55 SOC değerine sahip olan paralel hibrit araç için ECE-15 çevriminde İYM motoru çalıştığında kullanılan yakıtın gram cinsinden değeri Şekil 4.28'de gösterilmiştir. Şekil 4.28'de kırmızı noktalar İYM'un çalışma noktalarıdır. İYM çalışma noktaları diğer çevrimlerde olduğu gibi en düşük noktalarda kümelendiği gözlemlenmiştir.



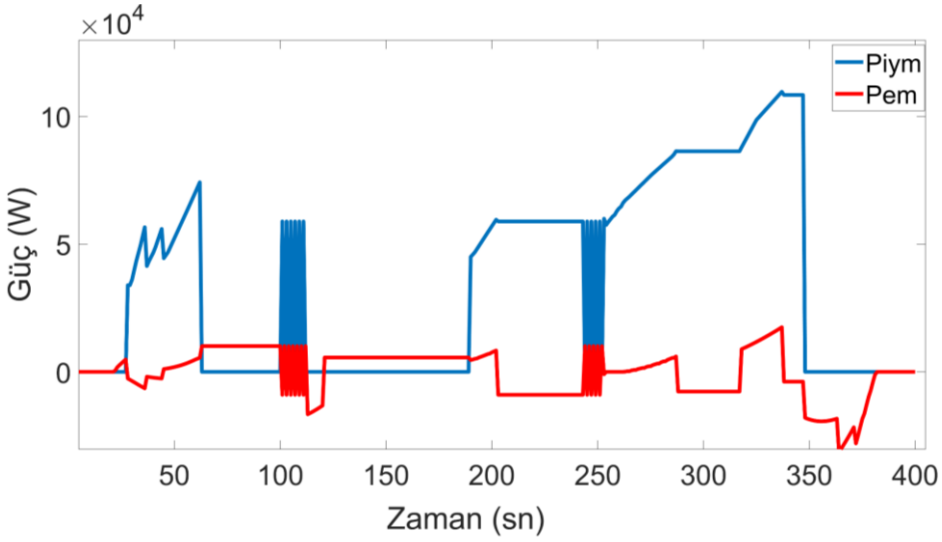
Şekil 4.28: ECE-15 döngüsünde %55 SOC değeri için İYM Hız ve Tork Değerleri.

Bu tez çalışmasında, %55 SOC değerinde paralel hibrit aracın EUDC çevriminde kural bazlı kontrol yönteminin simülasyon sonuçları incelenmiştir. SOC'nin zamana göre değişimi Şekil 4.29'da gösterilmiştir. Şekil 4.29 incelendiğinde, sürüş çevriminden gelen hız doğrultusunda 0-200 saniye arasında batarya değeri azalmakta olup, 200. saniyeden sonra batarya değeri artmaktadır.



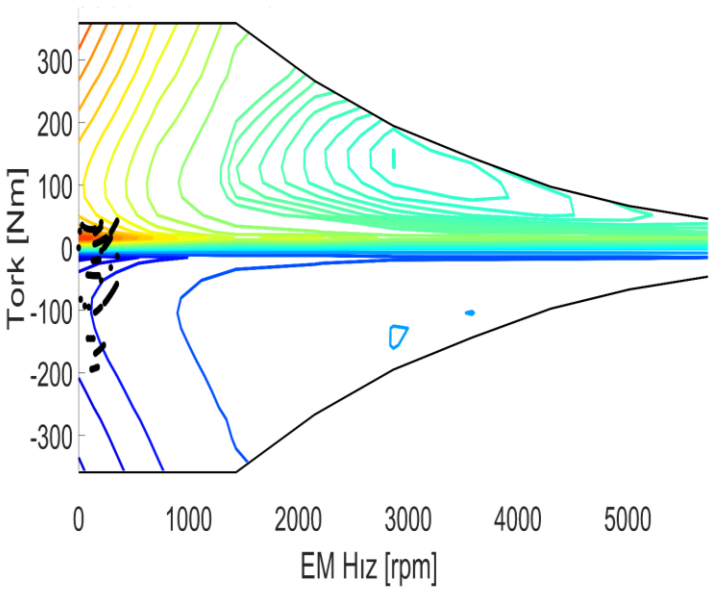
Şekil 4.29: EUDC döngüsünde %55 SOC değerinde SOC değişimi.

EUDC çevriminde EM ve İYM'un güç değerleri Şekil 4.30'ta verilmiştir. Şekil 4.30'ta mavi grafik içten yanmalı motorun güç değerini göstermekte olup, turuncu grafik elektrik motorunun güç değerini göstermektedir. Şekil 4.30 incelendiğinde, EUDC çevriminde ECE-15 çevrimine göre daha fazla güç talebi olduğu gözlemlenmiştir. Bunun nedeni EUDC sürüş çevriminde yüksek güç talebidir. EUDC çevrimi yüksek hız içerdiği için İYM daha fazla çalışmaktadır. İYM'dan elde edilen fazla güç elektrik motoruna aktarılarak EM'un jeneratör olarak çalışmasını sağlamaktadır. Bundan dolayı EUDC çevriminde EM'nun daha çok jeneratör olarak çalıştığı tespit edilmiştir.



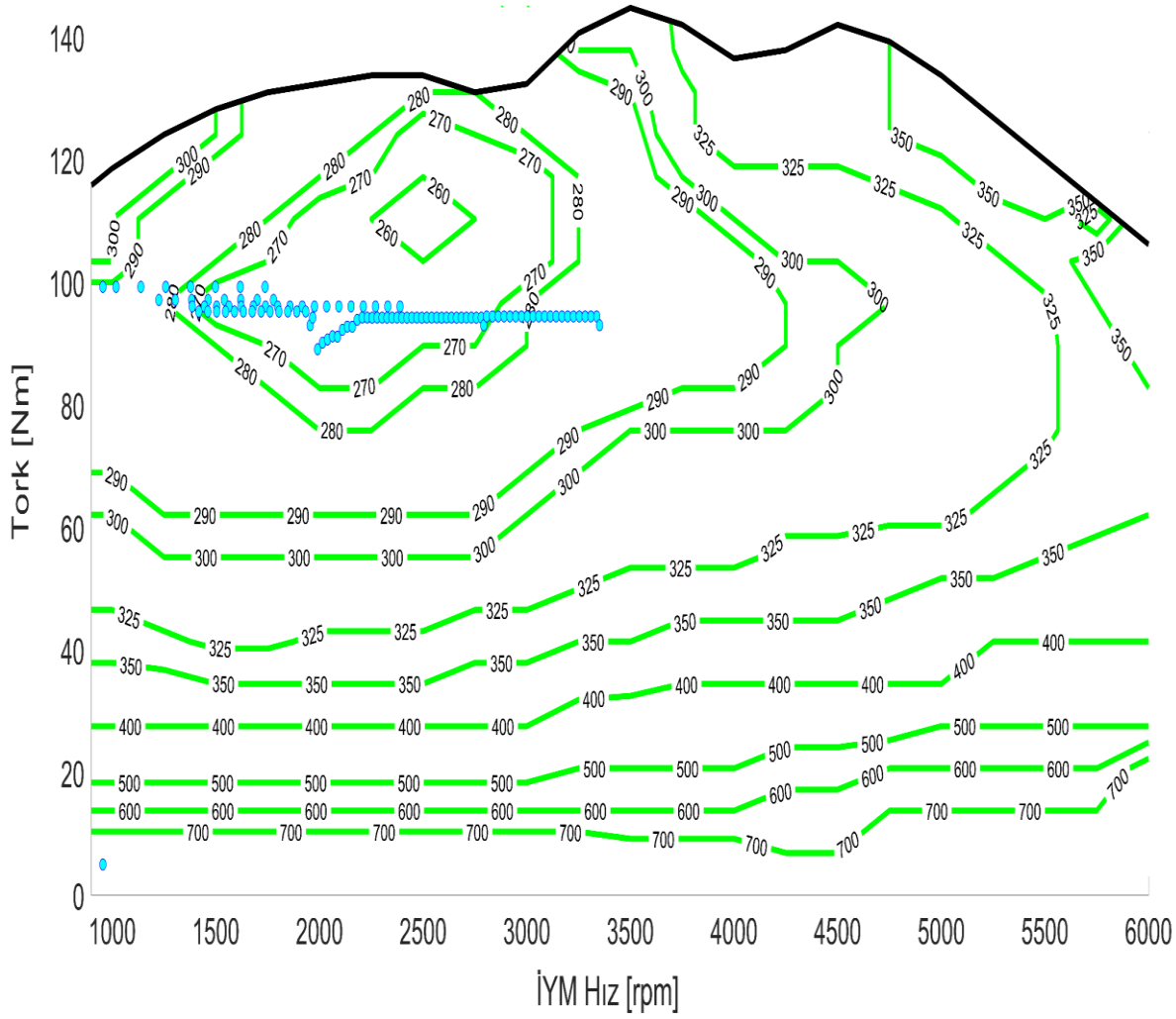
Şekil 4.30: EUDC döngüsünde %55 SOC değeri için EM ve İYM Güç Değerleri.

%55 SOC paralel hibrit elektrikli araç için EUDC çevriminde elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı, Şekil 4.31'de verilmiştir. Şekil 4.31 incelendiğinde, elektrik motorunun tork hız değerleri siyah olarak verilmiştir. Siyah noktalar dikkatlice incelendiğinde, Şekil 4.31'in negatif kısmında daha fazla kümelendiği görülmektedir. Bu durum EM'un jeneratör olarak çalıştığını göstermektedir. EUDC çevrimi şehir dışı çevrimi olduğu için hız değerleri daha yüksek olup, %55 SOC değerine sahip olan paralel hibrit araç için batarya ECE-15 çevrimine göre daha fazla şarj edilmektedir.



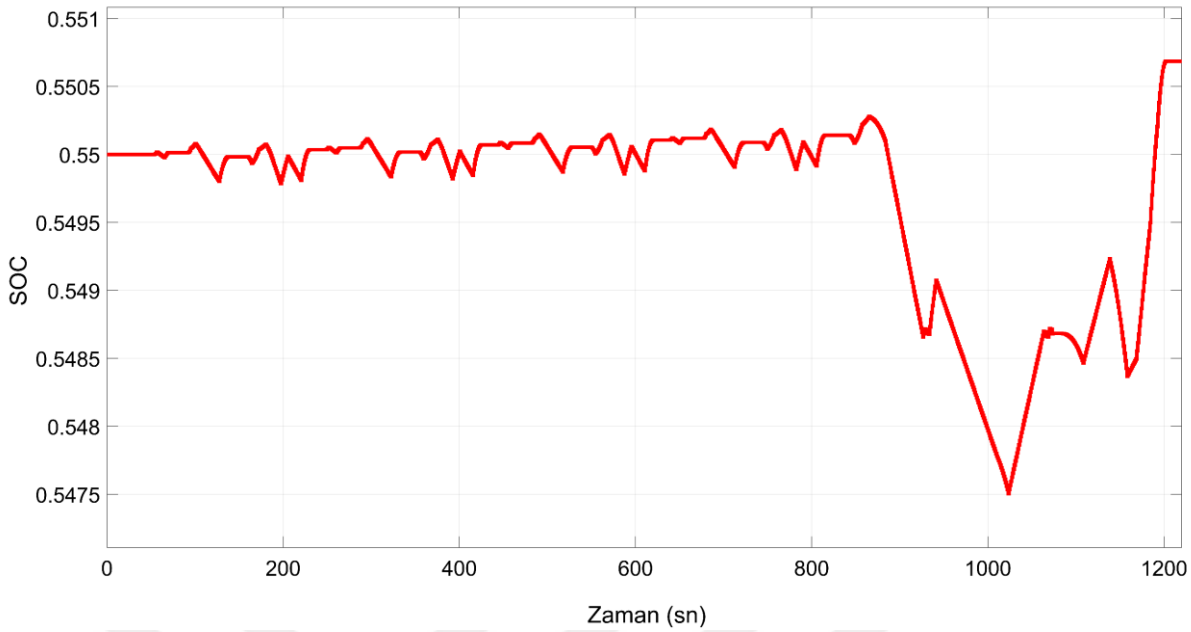
Şekil 4.31: EUDC döngüsünde %55 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri.

%55 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli araç için EUDC çevriminde İYM motoru çalıştığında kullanılan yakıtın gram cinsinden değeri, Şekil 4.32'de verilmiştir. Şekil 4.32'de mavi noktalar İYM'un çalışma noktalarıdır. İYM çalışma noktalarının diğer çevrimlerde olduğu gibi en düşük noktalarda kümelendiği gözlemlenmiştir.



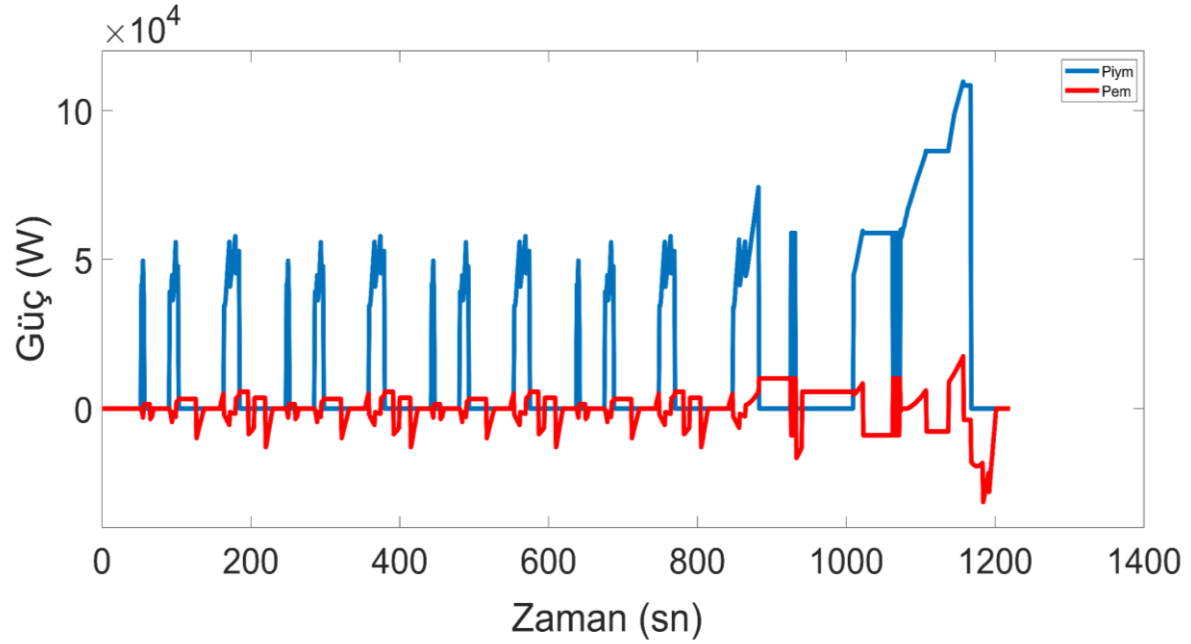
Şekil 4.32: EUDC döngüsünde %55 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork değerleri.

Bu tez çalışmasında, %55 SOC değerine sahip olan paralel hibrit elektrikli aracın NEDC çevriminde kural bazlı kontrol yönteminin simülasyon sonuçları da incelenmiştir. NEDC çevriminde SOC'nın zamana göre değişimi, Şekil 4.33'te gösterilmiştir. Şekil 4.33 incelendiğinde, sürüş çevriminden gelen hızlar doğrultusunda SOC değeri sürekli olarak değişmektedir. SOC değeri 1000. saniyeden sonra hızla yükselmektedir. Bunun nedeni, 1000. saniyeden sonra İYM'un güç talebinin çok olmasından dolayı fazla enerjisini elektrik motoruna ileterek, EM'nin jeneratör olarak çalıştırmasıdır.



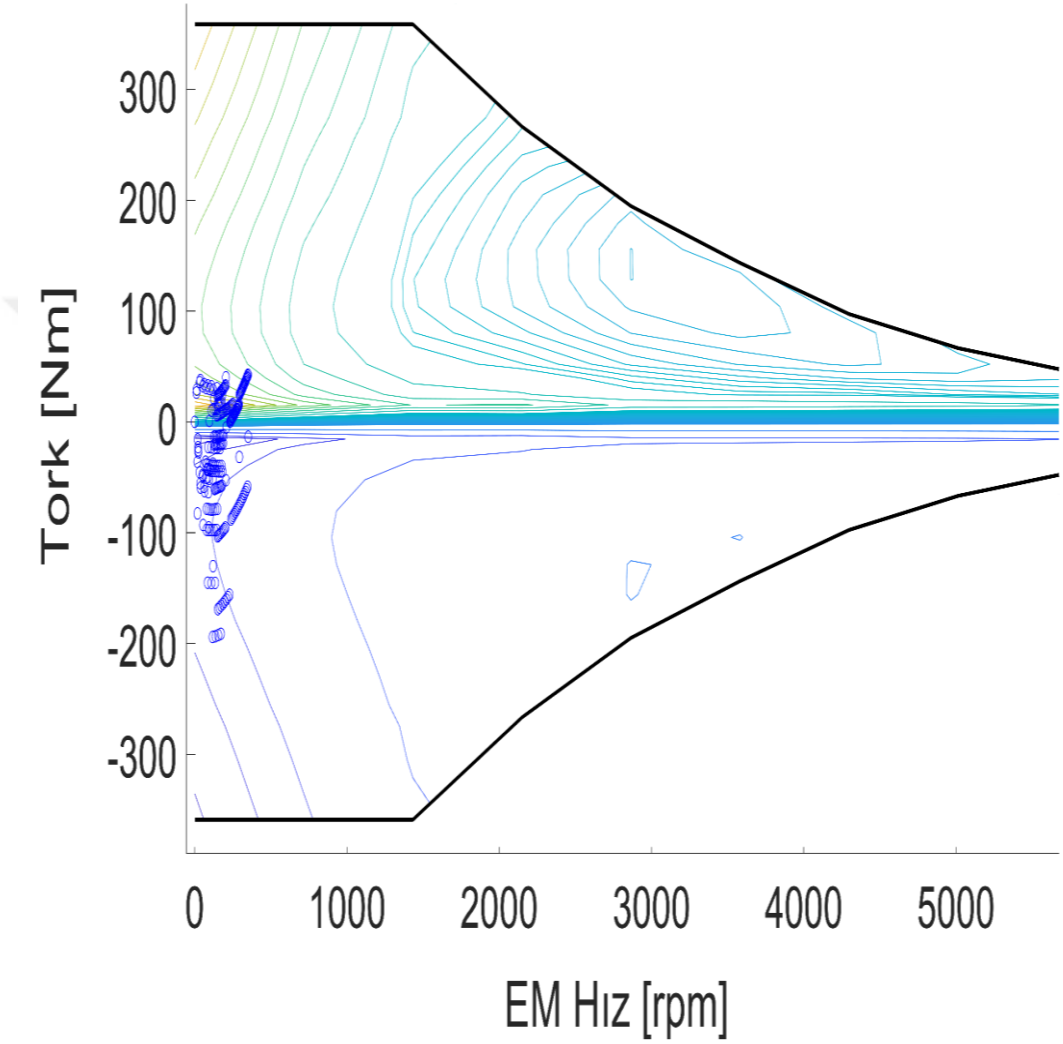
Şekil 4.33: NEDC döngüsünde %55 SOC değerinde SOC değişimi.

NEDC çevriminde EM ve İYM'un güç değerleri Şekil 4.34'te verilmiştir. Şekil 4.34 incelendiğinde, diğer sürüş çevrimlerine göre güç talebinin çok fazla olduğu gözlemlenmiştir. İçten yanmalı motor güç talebinin çok olduğu yerde ise elektrik motorun negatif güç ürettiği gözlenmiştir. Böylece elektrik motorunun jeneratör olarak çalıştığı gözlemlenmiştir.



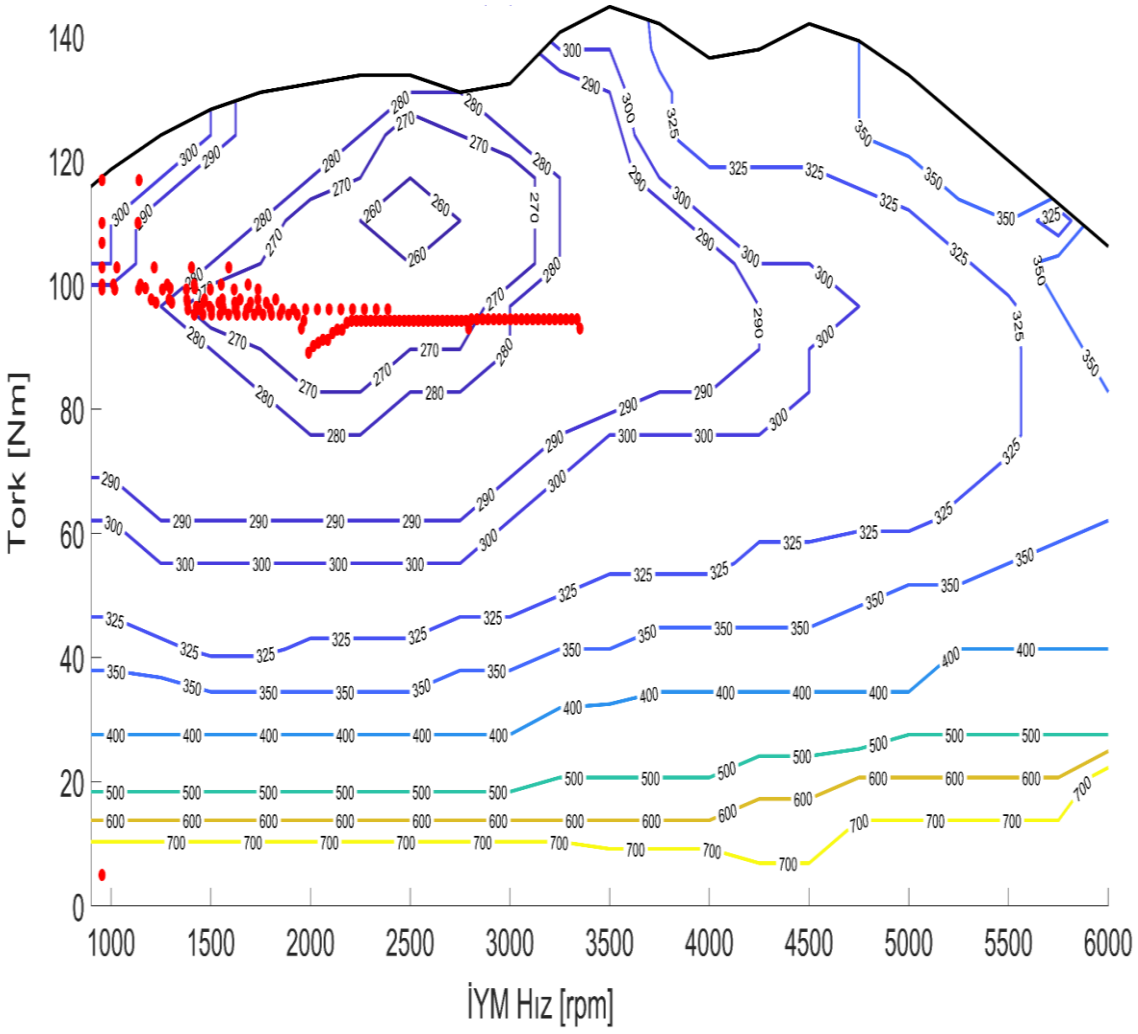
Şekil 4.34: NEDC döngüsünde %55 SOC değeri için EM ve İYM güç değerleri.

%55 SOC paralel hibrit elektrikli araç için NEDC çevriminde elektrik güç değerlerinin hangi hızda ne kadar tork değerinde çalıştığı, Şekil 4.35'te gösterilmiştir. Şekil 4.35 incelendiğinde, elektrik motorunun tork hız değerleri mavi olarak verilmiştir. Mavi noktaların bu şekilde negatif kısımda kümelenmesi, bataryanın şarj olduğunu göstermektedir.



Şekil 4.35: NEDC döngüsünde %55 SOC değeri için elektrik motor hız ve tork Değerleri.

%55 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli araç için NEDC çevriminde özgül yakıt tüketim haritası da Şekil 4.36'da verilmiştir. Şekil 4.36'da kırmızı noktalar İYM'un çalışma noktaları olup; özgül yakıt tüketiminde içten yanmalı motor en az olan noktalarda çalıştığı gözlemlenmiştir.



Şekil 4.36: NEDC döngüsünde %55 SOC değeri için İYM hız ve tork Değerleri**.**

Bu tez çalışmasında, bir paralel hibrit elektrikli aracın modellemesi ve benzetim çalışmaları yapılmıştır. Paralel hibrit araç modelinin benzetim çalışması Matlab QSS kütüphanesi ile gerçekleştirilmiştir. Bu benzetimde, sürüş çevrimlerinde bulunan hız ve ivme değerlerine göre aracın talep ettiği toplam güç hesaplanmıştır. Talep edilen güce göre geliştirilen kural bazlı enerji yönetim kontrol algoritmasıyla, elektrik motorunun ve içten yanmalı motorun ne zaman çalışması gerektiği belirlenmiştir. Önerilen kontrol algoritmasıyla İYM'un en optimum noktalarda çalışmasına ve EM'un daha çok çalıştırılmasına odaklanılmıştır. Buna ek olarak, EM'un İYM tarafından üretilen mekanik enerjisini, elektriğe çevirerek bataryanın şarj olmasını sağlayacak kural tablosu da geliştirilmiştir.

Bu çalışmada, yakıt tüketimini azaltmak için önerilen kural tabanlı enerji kontrol yöntemi ile EUDC, NEDC ECE-15 ve WLTC sürüş çevrimlerindeki yakıt tüketimleri incelenmiştir. Tablo

4.1'de %65 SOC ve %55 SOC değerine sahip geleneksel araç ve paralel hibrit elektrikli aracın 100 km'de ortalama ne kadar yakıt tükettiği gösterilmektedir. Tablo 4.1'de kural tabanlı enerji kontrol yönteminin uygulandığı paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketimi ile konvansiyonel aracın yakıt tüketim değerleri incelenmiştir. Elde edilen sonuçlara göre kural tabanlı enerji kontrol yönteminin uygulandığı paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim değerlerinin konvansiyonel aracın yakıt tüketim değerlerine göre daha az yakıt tükettiği görülmektedir. Ayrıca Sher,F. ve diğ. [64] çalışmasına göre bulanık algoritma ile EUDC çevriminde yakıt tüketimi 5,4 lt/100 km iken; bu tezde önerilen algoritmada ise %65 SOC ile yakıt verimliliği 3,549 lt /100 km'dir. WLTC sürüş çevriminde konvansiyonel araç 100 km'de 8.117 lt yakıt tüketirken; bu çalışmadaki paralel hibrit elektrikli araç ise 100 km'de 4,006 lt yakıt tüketmiştir. Dolayısıyla kural tabanlı algoritma İYM'yi optimum noktalarda çalıştırarak yakıt emisyonlarını azaltmaktadır [122,123].

Tablo 4.1 incelendiğinde, %55 SOC değerinde WLTC sürüş çevriminde yakıt tüketim değeri düzgün sonuç alınamamaktadır. WLTC sürüş çevriminde %55 SOC değerinde sonuç alınamamasının sebebi WLTC'de hız değerlerinin aşırı yüksek olmasıdır. Sistemin talep edilen güç talebi yüksek olduğundan elektrik motor düşük SOC değerlerinde talep edilen güç değerlerine çıkamamaktadır.

Tablo 4. 1: Yakıt Tüketim Değerleri (Lt /100 km)

	NEDC	ECE-15	EUDC	WLTC
Konvensiyonel Araç	7,262	7,591	7,07	8.117
Paralel Hibrit Araç (%65 SOC)	3,549	3,441	3,6	4.006
Paralel Hibrit Araç (%55 SOC)	5,979	5,363	6,391	-

4.2. MAKİNE ÖĞRENME YÖNTEMLERİ İLE YAKIT TÜKETİMİ TAHMİNİ

Bu çalışmada, kural tabanlı kontrol yöntemini içeren bir veri kümesi için yakıt tüketimi tahmini planlanmıştır. Yakıt tüketimi tahmini %1,7 ve %25 gibi iki farklı test verisi oranı kullanılarak değerlendirilmiştir. Bir modelin değerlendirilmesi ve doğrulanması, hazırlanan modelin öngörülen hedefe ne ölçüde ulaştığının belirlenmesini sağlayan önemli adımlardır. Bu kapsamda, en iyi yakıt tüketimi tahminini belirlemek için WEKA yazılımında doğrusal regresyon, rastgele ağaç, rastgele orman, karar kütüğü, M5P, REP Ağacı ve çok katmanlı algılayıcı yöntemleri kullanılmıştır. Makine öğrenmesi algoritmalarının etkinliği performans

kriterleri kullanılarak değerlendirilmiştir. Performans kriteri olarak Korelasyon Katsayısı (R^2), Ortalama Hatanın Karekökü (RMSE) ve Ortalama Mutlak Hata (MAE) değerleri kullanılmıştır.

Makine öğrenmesi algoritmalarının etkinliğini değerlendirmek için kullanılan performans kriteri değerleri %1.7'lik test verisi için Tablo 4.2'de verilmiştir. Tablo 4.2 incelendiğinde, rastgele orman algoritmasının 0,971 değeri ile en yüksek R^2 değerine sahip olduğu görülür. Rastgele orman algoritmasından sonra en yüksek R^2 değerleri 0,942 ve 0,935 değerleriyle sırasıyla REP Ağacı ve M5P'ye aittir. En düşük R^2 değeri ise 0,16 değeri ile çok katmanlı algılayıcı yöntemi için bulunmuştur. Rastgele orman algoritmasında R^2 değeri 1'e yakın olduğu için tahmin doğruluğu diğer algoritmalara göre daha yüksek olduğu görülür. Tablo 4.2'de MAE değerleri incelendiğinde, MAE değerleri sırasıyla rastgele orman algoritmasında 0,001, REP ağaç algoritmasında 0,003, M5P algoritmasında 0,037, rastgele ağaç algoritmasında 0,037, doğrusal regresyonda 0,022, karar kütüğü algoritmasında 0,024 ve çok katmanlı algılayıcı algoritmasında 0,033 bulunmuştur. Rastgele ağaç algoritmasında MAE değeri en küçük değere sahiptir. MAE değerinin en küçük değere sahip olması tahmin doğruluğunun yüksek olduğunu göstermektedir. Ayrıca Tablo 4.2 RMSE değerleri açısından incelendiğinde, RMSE değerleri sırasıyla rastgele orman algoritmasında 0,0284, REP ağaç algoritmasında 0,058, M5P algoritmasında 0,064, rastgele ağaç algoritmasında 0,82, doğrusal regresyonda 0,187, karar kütüğü algoritmasında 0,196 ve çok katmanlı algılayıcı algoritmasında 0,84 bulunmuştur. Rastgele ağaç algoritmasında RMSE değeri en küçük değere sahiptir. MAE değerinin en küçük değere sahip olması tahmin değerinin yüksek olduğunu göstermektedir.

Tablo 4.2: Test verilerinin %1,7'si için yakıt tüketimi tahmin sonuçları

Model	R^2	**MAE**	**RMSE**
Çok Katmanlı Algılayıcı	0,16	0,033	0,84
Karar Kütüğü	0,803	0,024	0,196
Doğrusal Regresyon	0,813	0,022	0,187
Rastgele Ağaç	0,915	0,037	0,82
M5P	0,935	0,037	0,064
REP Ağaç	0,942	0,003	0,058
Rastgele Orman	0,971	0,001	0,028

Makine öğrenmesi algoritmalarının etkinliğini değerlendirmek için kullanılan performans kriteri değerleri %25'lik test verisi için Tablo 4.3'te sunulmuştur.

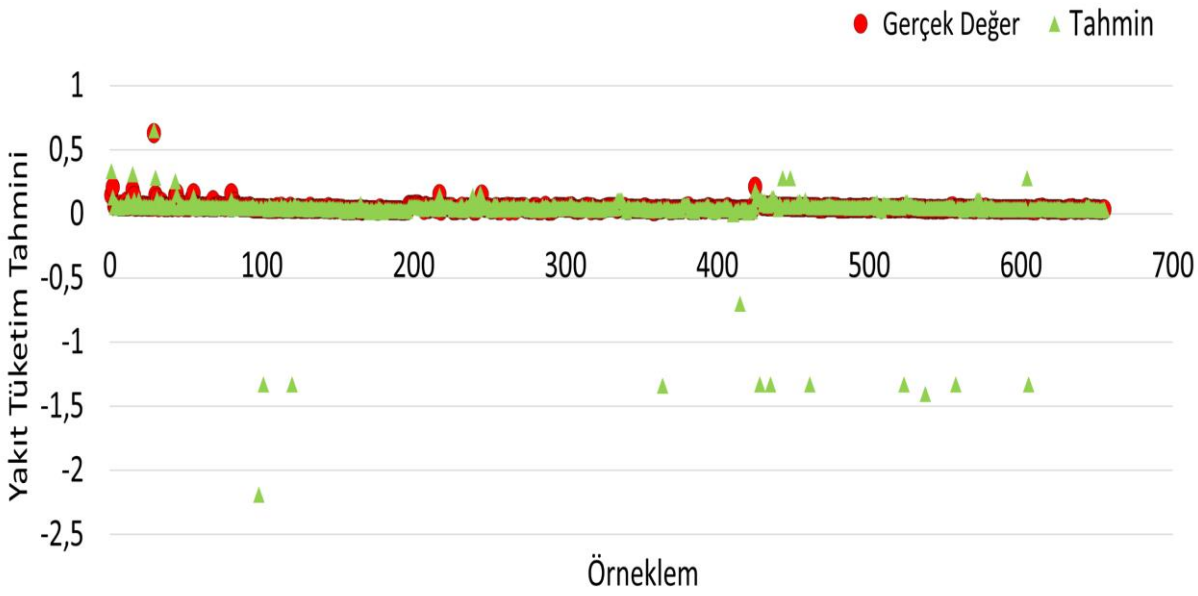
Tablo 4.3: Test verilerinin %25'i için yakıt tüketimi tahmin sonuçları

Model	R^2	MAE	RMSE
Çok Katmanlı Algılayıcı	0,648	0,008	0,030
Karar Kütüğü	0,237	0,016	0,029
Doğrusal Regresyon	0,001	36,304	2593,841
Rastgele Ağaç	0,866	0,004	0,017
M5P	0,230	0,016	0,158
REP Ağaç	0,841	0,004	0,017
Rastgele Orman	0,902	0,003	0,013

Makine öğrenmesi algoritmalarının etkinliğini değerlendirmek için kullanılan performans kriteri değerleri %25'lik test verisi için Tablo 4.3'te verilmiştir. Tablo 4.3 incelendiğinde, rastgele orman algoritmasının 0,9021 değeri ile en yüksek R^2 değerine sahip olduğu görülür. Rastgele orman algoritmasından sonra en yüksek R^2 değerleri 0,866 ve 0,841 değerleriyle sırasıyla rastgele ağaç ve Rep ağaç algoritmalarına aittir. En düşük R^2 değeri ise 0,001 değeri ile doğrusal regresyon yöntemi için bulunmuştur. Rastgele orman algoritmasında R^2 değeri 1'e yakın olduğu için tahmin doğruluğu diğer algoritmalara göre daha yüksek olduğu görülür. Tablo 4.3'te MAE değerleri incelendiğinde, MAE değerleri sırasıyla rastgele orman algoritmasında 0,001, REP ağaç algoritmasında 0,004, M5P algoritmasında 0,016, rastgele ağaç algoritmasında 0,004, doğrusal regresyonda 36,304, karar kütüğü algoritmasında 0,016 ve çok katmanlı algılayıcı algoritmasında 0,008 bulunmuştur. Rastgele orman algoritmasında MAE değeri en küçük değere sahiptir. MAE değerinin en küçük değere sahip olması tahmin doğruluğunun yüksek olduğunu göstermektedir. Ayrıca Tablo 4.3 RMSE değerleri açısından incelendiğinde, RMSE değerleri sırasıyla rastgele orman algoritmasında 0,0138, REP ağaç algoritmasında 0,017, M5P algoritmasında 0,158, rastgele ağaç algoritmasında 0,017, doğrusal regresyonda 2593,841, karar kütüğü algoritmasında 0,029 ve çok katmanlı algılayıcı algoritmasında 0,030 bulunmuştur. Rastgele ağaç algoritmasında RMSE değeri en küçük değere sahiptir. MAE değerinin en küçük değere sahip olması tahmin değerinin yüksek olduğunu göstermektedir.

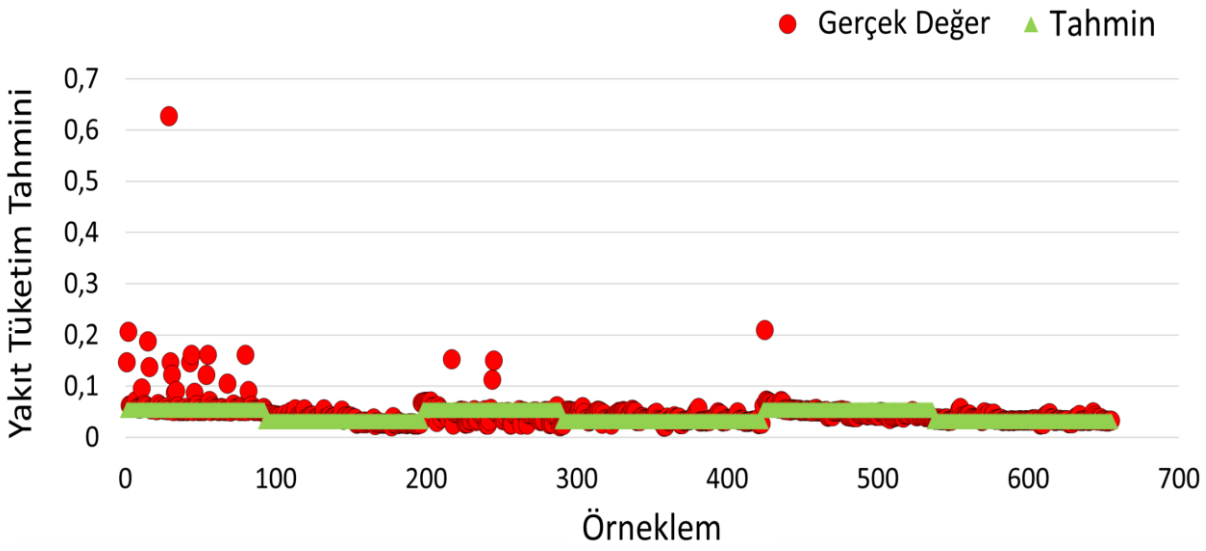
Tablo 4.2 ve Tablo 4.3'teki sonuçlar her iki test verisine göre analiz edildiğinde, rastgele orman algoritması yöntemlerinin bu çalışmadaki paralel hibrit elektrikli araç için yeterli yakıt tüketimi tahmini sağlayabildiğini göstermektedir.

Makine öğrenimi algoritmaları kullanılarak elde edilen yakıt tüketimi tahmin sonuçları Şekil 4.37-4.43'te gösterilmektedir. Şekil 4.37-Şekil 4.43'te tahmin sonuçları %1,7'lik test verilerinden elde edilen değerleri yansıtmaktadır. %25'lik test verisi 9427 adet veriden oluştuğu için gerçek değerlerin tahmin edilen değerlere karşı grafiğini çizmek pratik değildir. %1,7'lik test verisinde 655 adet veri içerdiği için gerçek değerler ile tahmin edilen değerlerin grafiğini çizdirmek mümkündür. Bu nedenle, %1,7'lik test verisinin gerçek değer ile tahmin edilen değerleri Şekil 4.37-Şekil 4.43'te gösterilmiştir. Şekil 4.37'de %1.7'lik veri seti için çok katmanlı algılayıcı algoritmasının tahmin sonuçları verilmiştir. Şekil 4.37'de gerçek değerler kırmızı daireler olarak gösterilirken tahmin edilen değerler yeşil bölgeler olarak gösterilir. Tahmin edilen değerin negatif bölgede olması tahmin edilen hata değerinin yüksek olduğunu göstermektedir. Bu nedenle Şekil 4.37'deki gerçek değerlerle tahmin edilen değerler tam olarak eşleşmediği görülmektedir.



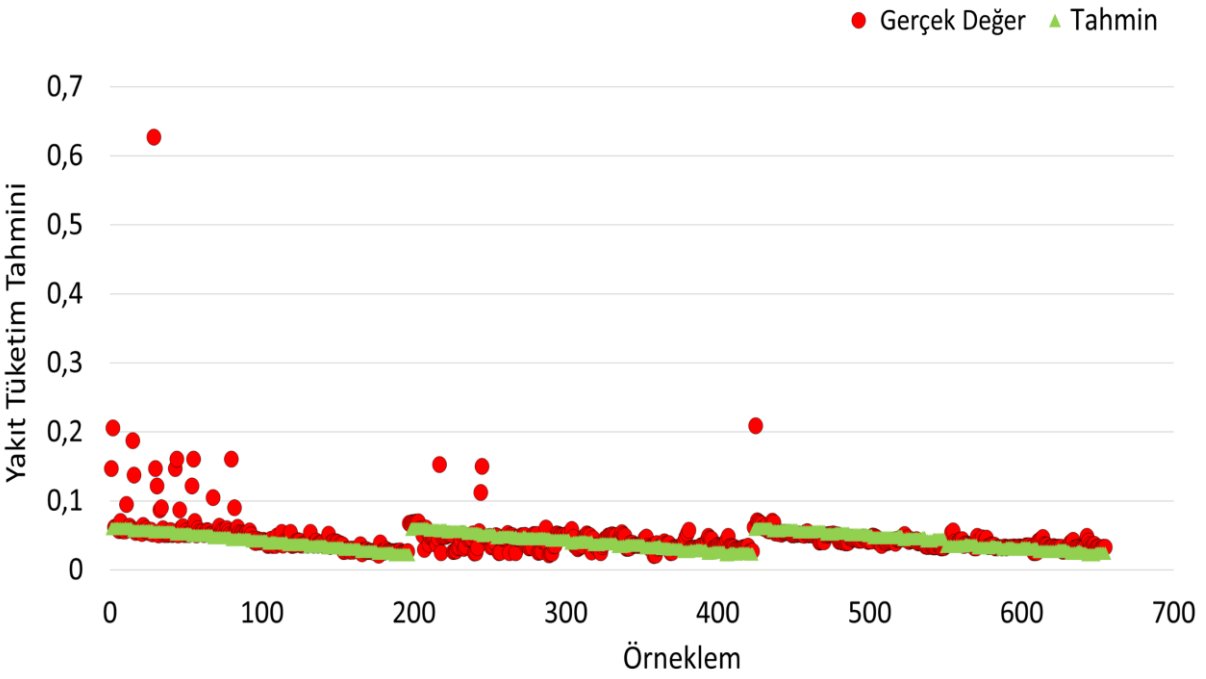
Şekil 4.37: Çok katmanlı algılayıcı algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Şekil 4.38'de %1.7'lik veri seti için karar kütük algoritmasının tahmin sonuçları verilmiştir. Şekil 4.38'de gerçek değerler kırmızı daireler olarak gösterilirken tahmin edilen değerler yeşil bölgeler olarak gösterilir. Şekil 4.38'de negatif kısmında tahmin değerlerinin olmadığı görülmektedir Şekil 4.38'de gerçek veriler ile tahmin edilen değerler tam olarak uyuşmamaktadır.



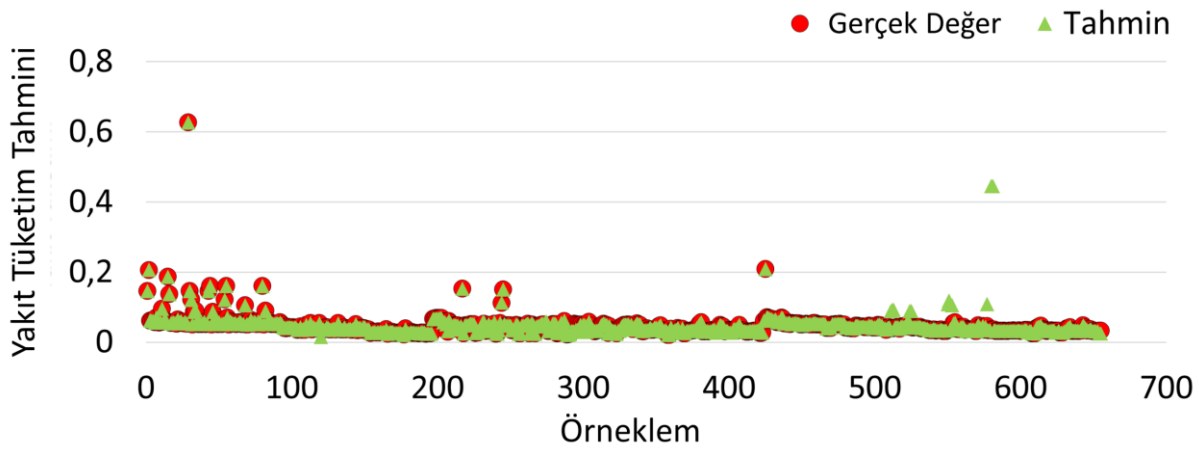
Şekil 4.38: Karar kütüğü algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Şekil 4.39'da %1.7'lik veri seti için karar kütük algoritmasının tahmin sonuçları verilmiştir. Gerçek değerler kırmızı daireler olarak gösterilirken tahmin edilen değerler yeşil bölgeler olarak gösterilir. Lineer regresyon ile tahmin sonucunda hata değeri yüksek olduğu için gerçek veri ile tahmin edilen veri uyuşmamaktadır.



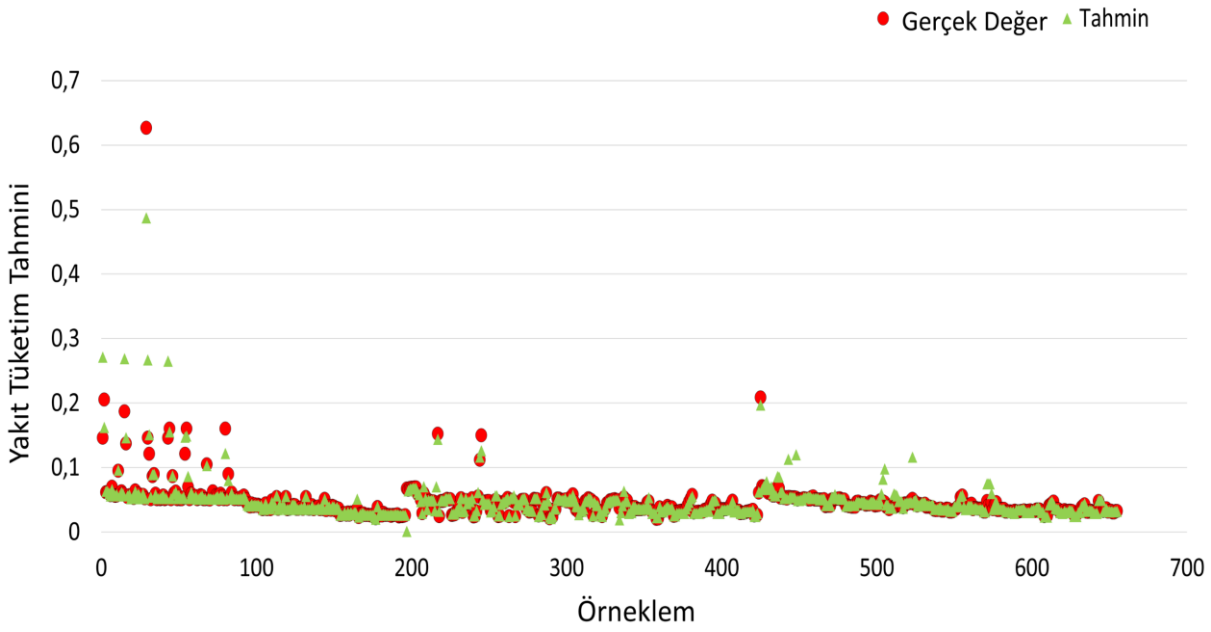
Şekil 4.39: Lineer regresyon algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Şekil 4.40'ta %1.7'lik veri seti için rastgele ağaç algoritmasının tahmin sonuçları verilmiştir. Rastgele ağaç algoritmasının yakıt tüketimi tahmini, kırmızı ile gösterilen gerçek değerlerle yeşil renk ile gösterilen tahmin edilen değerlerin örtüştüğü görülmektedir.



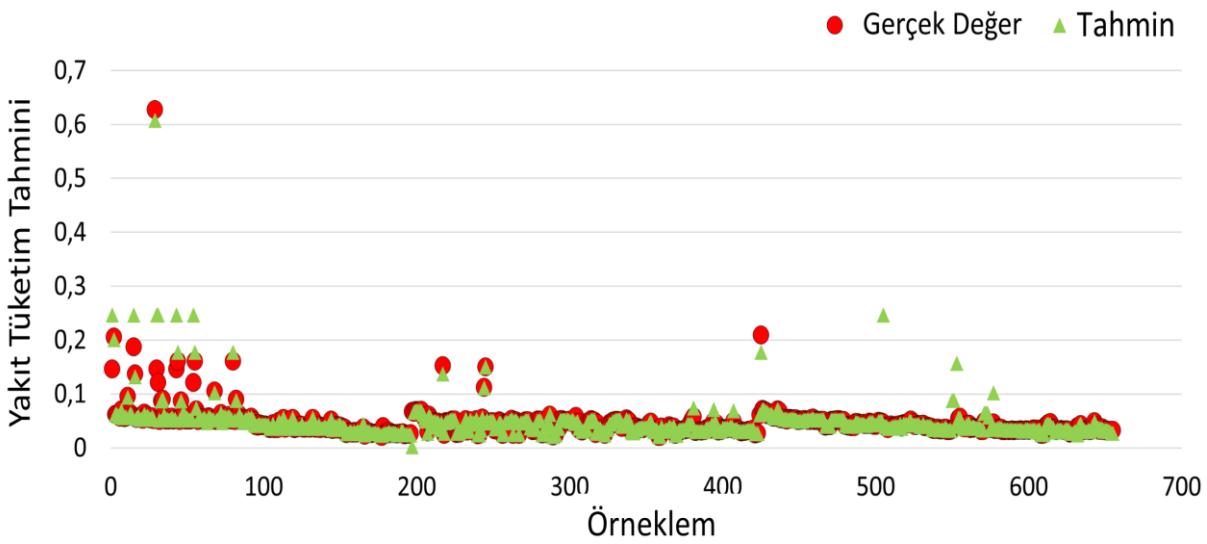
Şekil 4.40: Rastgele ağaç algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Şekil 4.41'de %1.7'lik veri seti için M5P algoritmasının tahmin sonucu gösterilmektedir. Şekil 4.41 dikkatlice incelendiğinde gerçek değerler ile tahmin değerlerinin neredeyse birbiriyle örtüştüğü görülmektedir.



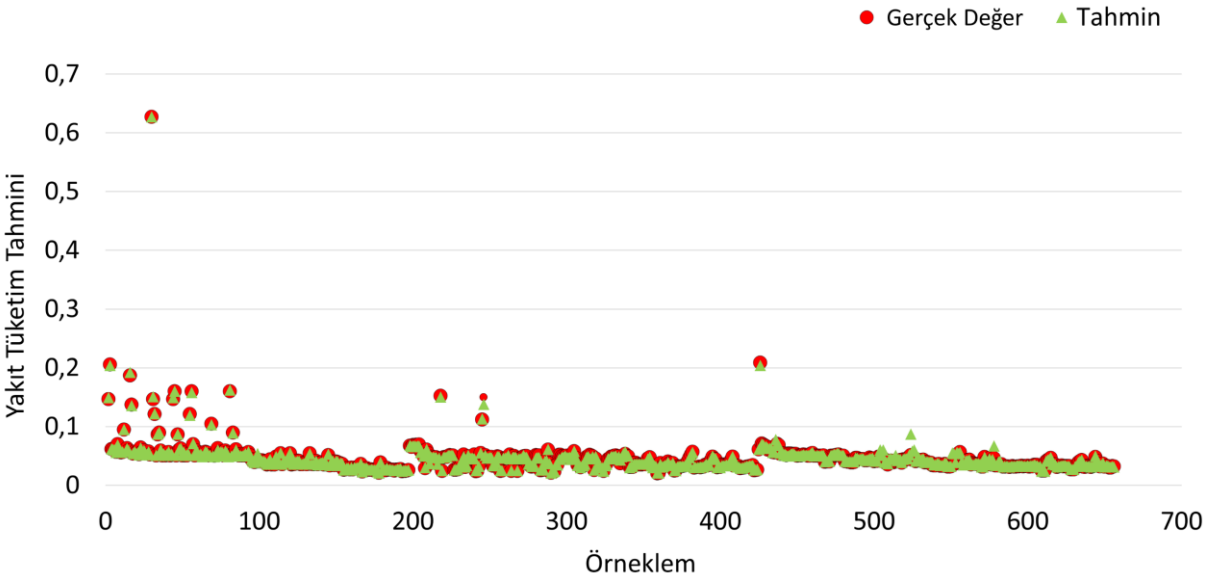
Şekil 4.41: M5P algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Şekil 4.42'de %1.7'lik veri seti için REP ağacı algoritmasının tahmin sonucu gösterilmektedir. Gerçek değerler ile tahmin edilen değerler neredeyse aynı olduğu görülmektedir.



Şekil 4.42: REP Ağacı algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Son olarak Şekil 4.43'te %1.7'lik veri seti için rastgele orman algoritmasının tahmin sonuçları verilmiştir. Şekil 4.43 incelendiğinde, eğitim sonuçlarına dayalı olarak tahmin edilen ve gerçek değerlerle hemen hemen aynıdır. Bu nedenle rastgele orman algoritmalarının daha iyi tahmin yaptığı gözlemlenmiştir [123].



Şekil 4.43: Rastgele orman algoritması ile yakıt tüketiminin simülasyon sonuçları.

Makine öğrenimi algoritmalarının hiper parametreleri Weka programında varsayılan (default) olarak seçilmiştir. Varsayılan ayarların seçilmesinin amacı, herhangi bir özel parametre ayarlamaya gerek kalmadan algoritmalar arasında eşit bir karşılaştırma yapılmasını sağlamaktır. Makine öğrenimi algoritmalarının bir hiper parametresi olan yığın boyutu 100 olarak ayarlanmıştır. Çok Katmanlı Algılayıcının hiper parametreleri, sırasıyla 0,3 ve 0,2 olarak öğrenme oranı ve momentumu kapsar. Ayrıca, bir regresyon ağacında bölme işleminin gerçekleştirilebilmesi için bir düğümde önceden gönderilmesi gereken tüm verilerdeki varyansın minimum oranı Rastgele Ağaç algoritması için 0,01 olarak seçilmiştir. Ayrıca, öznitelikleri seçmek için kullanılan rastgele sayı tohumu; Rastgele Ağaç, REP Ağacı ve Rastgele Orman algoritmaları için 1 olarak ayarlanmıştır. Budama için kullanılan veri miktarı Rep ağacı algoritmasında 3 olarak seçilmiştir. Buna ek olarak, topluluğu oluşturmak için kullanılacak yürütme yuvası (iş parçacığı) sayısı Rastgele Orman algoritmasında 1 olarak seçilmiştir.

Makine öğrenmesi algoritmalarının hesaplama süreleri, test verilerinin %1,7'si için Tablo 4.4'te verilmiştir. Tablo 4.4 incelendiğinde Karar Kütüğü algoritmasının 0,4 saniye ile diğer algoritmalardan daha hızlı olduğu gözlemlenmiştir. Ayrıca çok katmanlı algılayıcı algoritması 150,15 saniye ile en yavaş hesaplama süresine sahiptir. Rastgele orman modeli yakıt tüketimine ilişkin en doğru öngörüleri sağlamasına rağmen, test verilerinin %1,7'si için 14 saniye ile ikinci en yavaş hesaplama süresine sahiptir.

Tablo 4. 4: %1.7 Test verisi için makine öğrenimi algoritmalarının hesaplama süresi

Model Tipi	**Zaman (saniye)**
Çok Katmanlı Algılayıcı	150,15
Karar Kütüğü	0,4
Doğrusal Regresyon	1,5
Rastgele Ağaç	0,57
M5P	2,30
REP Ağaç	1,33
Rastgele Orman	14

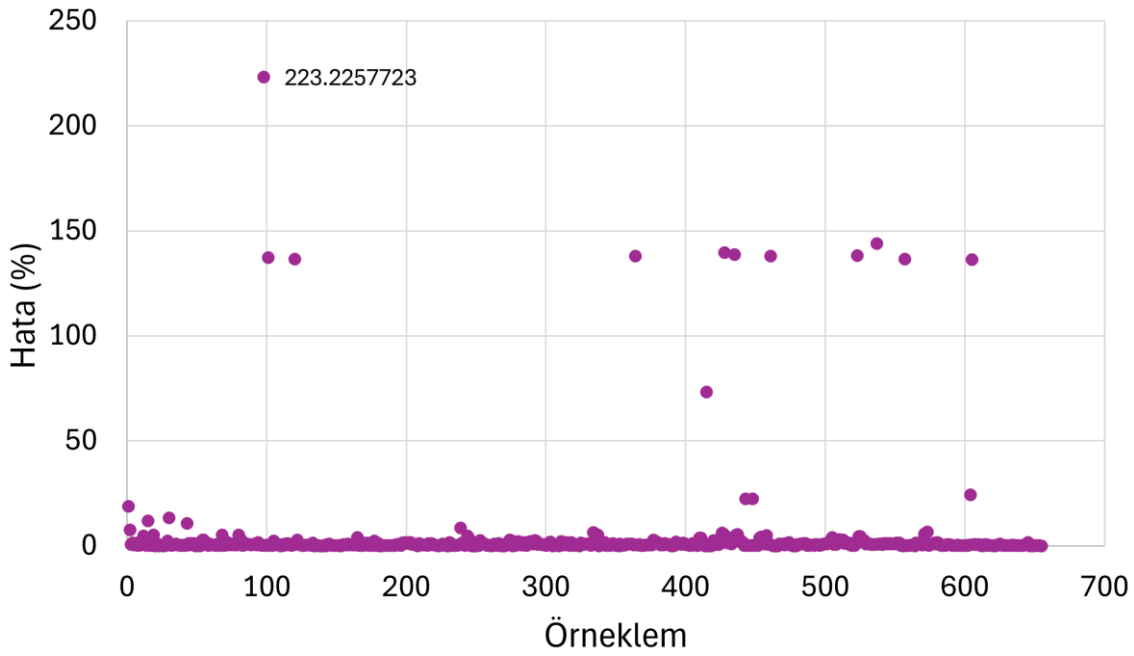
Makine öğrenmesi algoritmalarının hesaplama süreleri, test verilerinin %25'i için Tablo 4.5'te verilmiştir. Tablo 4.5'ten karar kütüğü algoritmasının 0,15 saniye ile diğer algoritmalardan daha hızlı olduğu görülmektedir. Ayrıca, çok katmanlı algılayıcı algoritması 170 saniye ile en yavaş hesaplama süresine sahiptir. Rastgele orman algoritması en başarılı yakıt tüketimi

tahminlerini sunarken, %25'lik test verisi için 11,3 saniye ile hesaplama süresi açısından en yavaş ikinci modeldir.

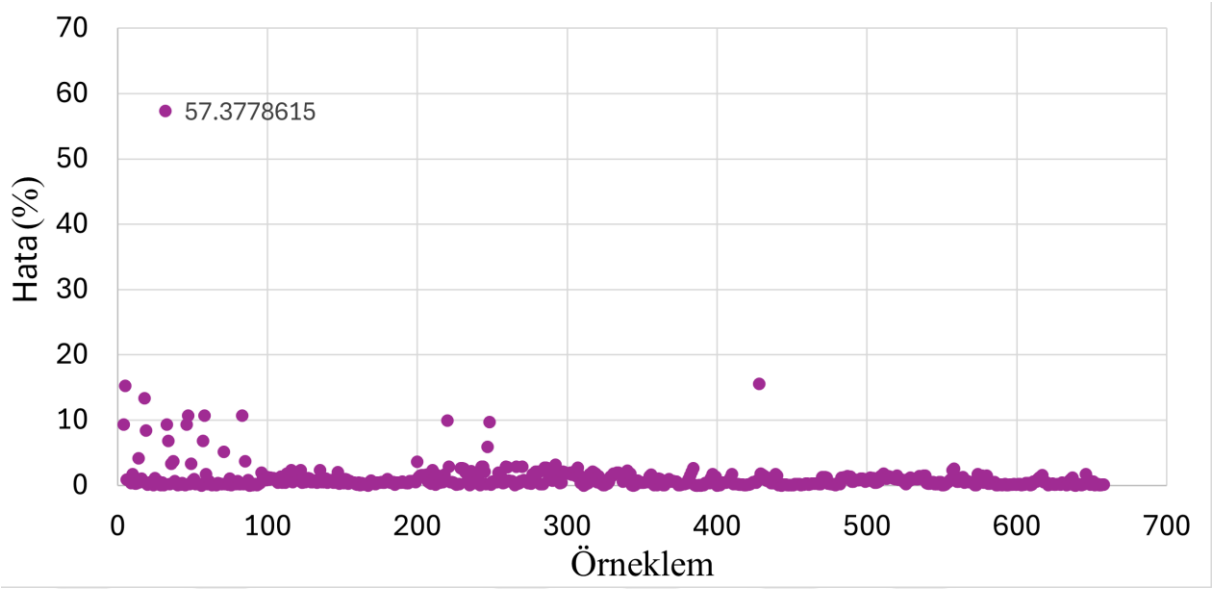
Tablo 4.5: %25 Test verisi için makine öğrenimi algoritmalarının hesaplama süresi

Model Tipi	Zaman (saniye)
Çok Katmanlı Algılayıcı	170
Karar Kütüğü	0.15
Doğrusal Regresyon	0.26
Rastgele Ağaç	0.42
M5P	2.84
REP Ağaç	1.33
Rastgele Orman	11.3

%1.7'lik test verisi için makine öğrenimi algoritmalarının tüm hata değerleri Şekil 4.44- Şekil 4.50'de gösterilmiştir. Şekil 4.44 incelendiğinde çok katmanlı algılayıcı algoritmasının maksimum hata değerinin %223,225 olduğu gözlemlenmiştir. Şekil 4.45 incelendiğinde ise karar kütüğü algoritmasının en büyük hata değerinin %57.377 olduğu görülmektedir.

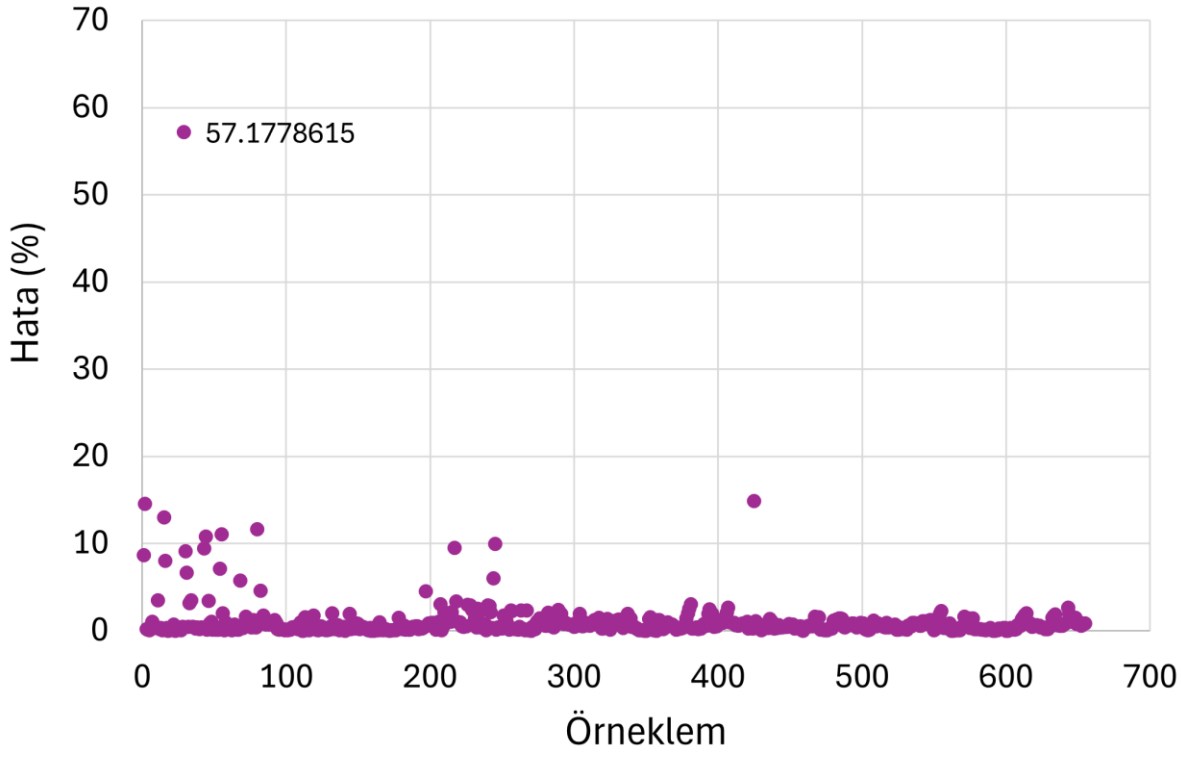


Şekil 4.44: Çok katmanlı algılayıcı algoritmasının hata değerleri.

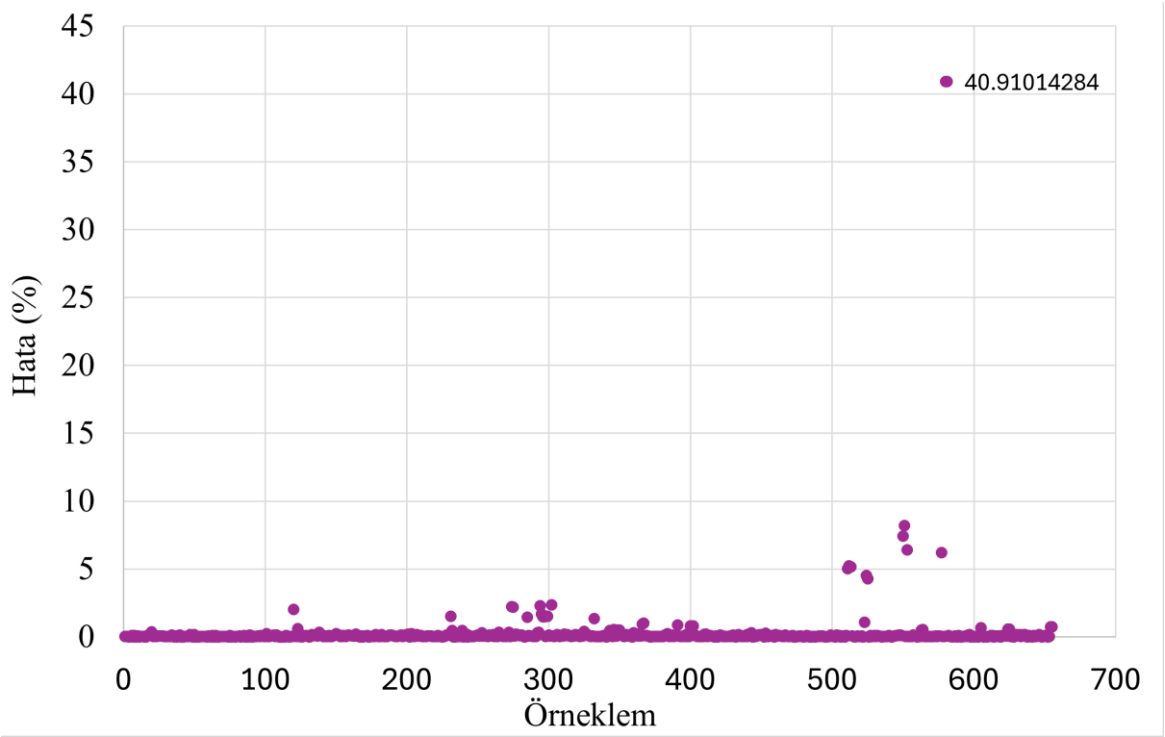


Şekil 4.45: Karar kütüğü algoritmasının hata değerleri.

Şekil 4.46'da ise doğrusal regresyonun en büyük hata değerinin ise 57.177 olduğu gözlemlenmiştir. Şekil 4.47'de ise rastgele ağaç algoritmasının en büyük hata değerinin % 40.91 olduğu gözlemlenmiştir.

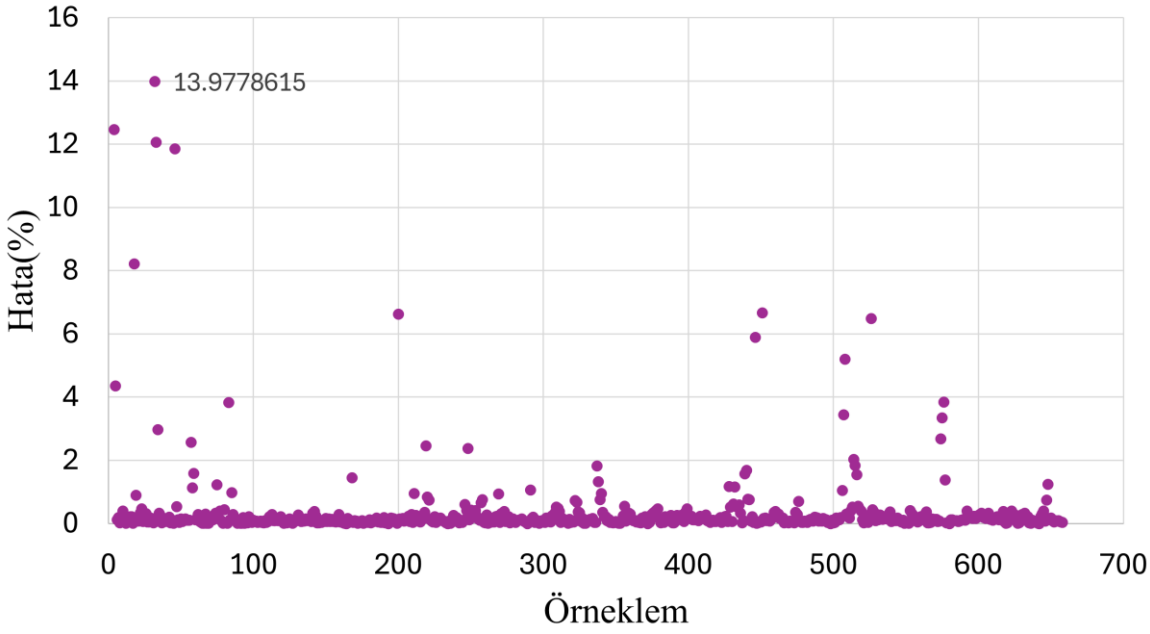


Şekil 4.46: Doğrusal Regresyon algoritmasının hata değerleri.

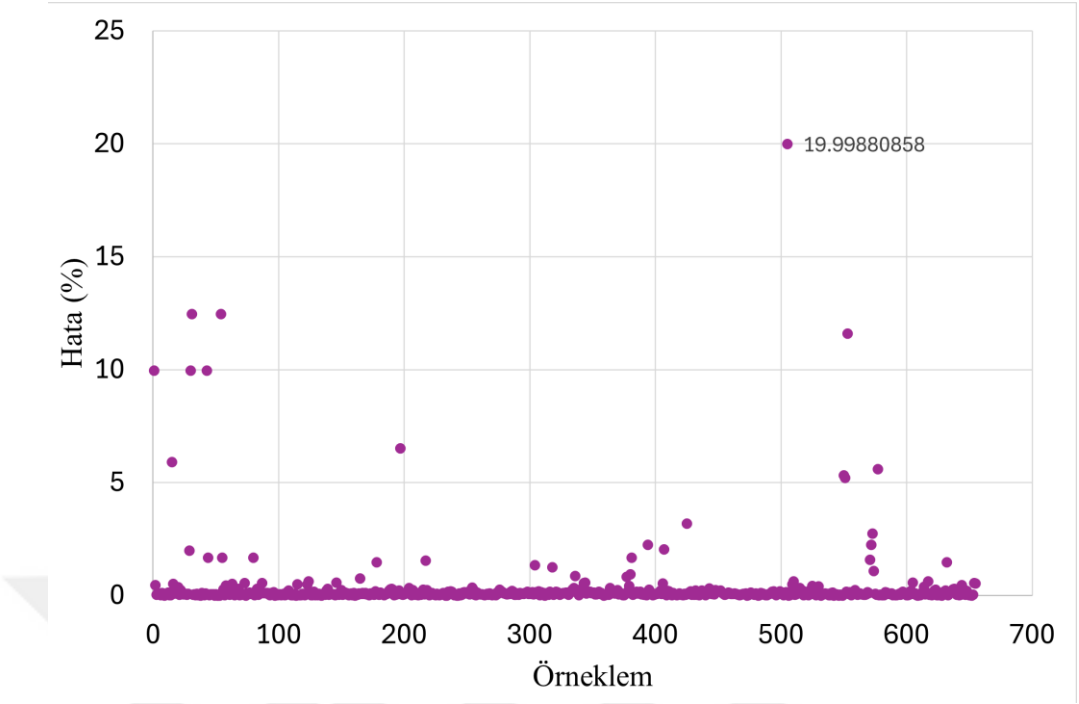


Şekil 4.47: Rastgele ağaç algoritmasının hata değerleri.

Şekil 4.48 M5P algoritmasının en büyük hata değerini ise 13.97 görülmektedir. REP ağaç algoritmasının en büyük hata değerinin % 19.9 olduğu Şekil 4.49'da gösterilmiştir.

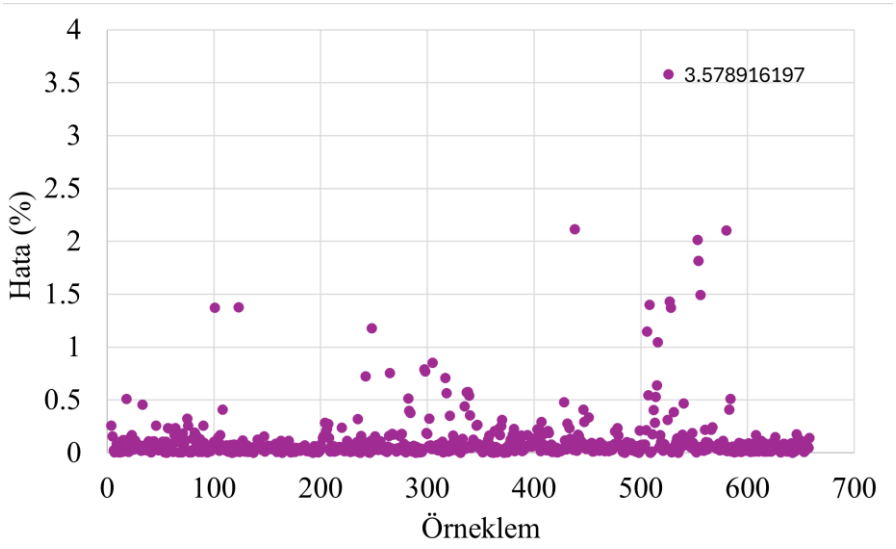


Şekil 4.48: M5P algoritmasının hata değerleri.



Şekil 4.49: REP ağaç algoritmasının hata değerleri.

Şekil 4.50 incelendiğinde Rastgele orman algoritmasının en büyük hata değerinin %3,57 olduğunu gözlemlenmiştir.



Şekil 4.50: Rastgele orman algoritmasının hata değerleri.

Bu çalışmada, test verilerinin %1,7'si makine öğrenimi yöntemleri kullanılarak yakıt tahmini yapılmıştır. Rastgele orman algoritması (%97,16), çok katmanlı algılayıcı algoritması (%16), rastgele ağaç algoritması (%91,58), doğrusal regresyon algoritması (%81,3) ve karar kütüğü

algoritması (%80,36) tarafından başarıyla paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tahmini elde edilmiştir. %1.7'lik test verisi için paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim tahmininde en yüksek başarı tahmini rastgele orman algoritmasına aittir. Rastgele orman algoritması %1,7 test verisi için MAE ve RMSE değerleri açısından diğer algoritmalarla karşılaştırılmıştır. En küçük MAE değeri olan 0,0011 ve en küçük RMSE değeri 0,0284 rastgele orman algoritması ile elde edilmiştir. Ayrıca %1.7'lik test verisi için en yüksek hata değerinin %3,57 ile %5'in altında olması rastgele orman algoritmasının tahmin başarısını göstermektedir.

%25 test verisi için sonuçlar karşılaştırıldığında rastgele orman algoritması %90,21 ile en yüksek tahmin değerine sahiptir. Rastgele orman algoritmasının ardından, rastgele ağaç ve Rep ağacı algoritmaları sırasıyla % 86,68 ve %84,18 ile en yüksek başarı tahminine sahiptir. En düşük başarı tahmin değeri ise 0,001 ile doğrusal regresyon yöntemi için bulunmuştur. Rastgele orman algoritması %25 test verisi için MAE ve RMSE değerleri açısından diğer algoritmalarla karşılaştırıldığında, rastgele orman algoritması en düşük MAE ve En düşük RMSE değerine sahiptir.

Rastgele Orman algoritması, her iki test veri seti için korelasyon katsayısı (R^2), (MAE) ve Ortalama Karesel Hatanın Kökü (RMSE) simülasyon uygunluğu kullanılarak yakıt tüketimi modelinin eğitilmesi ve test edilmesi açısından en uygun yöntemdir.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Bu tezde, yakıt tüketiminin etkin bir şekilde tahmin edilmesi ve enerji kaynaklarının optimize edilmiş kullanımı yoluyla karbon emisyonlarının en aza indirilmesi hedefiyle bir kontrol algoritması oluşturulmuştur. Bu araştırmanın temel amacı, yakıt tüketimini tahmin ederek ve enerji kaynaklarının kullanım verimliliğini artırarak karbon emisyonlarını azaltmaktır. Bu çalışmada, paralel hibrit elektrikli aracın içten yanmalı motoru, bataryası ve elektrik motoru bu çalışmada modellenmiştir. Yakıt tüketimini azaltmak için, bu tezde yeni bir kural tabanlı ve batarya öncelikli kontrol yöntemi önerilmiştir. Önerilen kontrol yöntemi paralel hibrit elektrikli bir araca uygulanmıştır. Önerilen yöntem paralel hibrit elektrikli aracın kritik batarya şarj değer kontrolünü ve tahrik sistemini optimum değerde tutmaktadır. Bu amaçla önerilen kontrol yöntemi için on bir farklı kural oluşturulmuş ve bunların NEDC, ECE-15 EUDC ve WLTC sürüş çevrimi koşullarında yakıt tüketimi kullanımı incelenmiştir. Konvansiyonel aracın yakıt tüketim değerleri ile önerilen kontrol yönteminin uygulandığı paralel hibrit aracın yakıt tüketim değerleri karşılaştırılmıştır. Bu tezde kritik SOC bataryasına göre iki farklı simülasyon çalışması yapılmıştır. Minimum ve maksimum değerlere yakın %55 ve %65 batarya değerleri seçilerek aracın yakıt tüketiminin farklı SOC değerlerinde nasıl değiştiği gözlemlenmiştir. İlk simülasyonda %55 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim değeri ile konvansiyonel aracın yakıt tüketim değerleri karşılaştırılmıştır. İkinci simülasyonda %65 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim değeri ile konvansiyonel aracın yakıt tüketim değerleri karşılaştırılmıştır. Konvansiyonel aracın yakıt tüketim değerleri sırasıyla NEDC sürüş çevriminde 7,262 lt/100 km, EUDC çevriminde 7,07 lt/100 km, ECE-15 çevriminde 7,591 lt/100 km ve WLTC sürüş çevriminde 8.117 lt/100 km elde edilmiştir. İlk simülasyonda, %55 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim değeri NEDC sürüş çevriminde 5,979 lt/100 km, EUDC çevriminde 6,391 lt/100 km ve ECE-15 çevriminde 5,363 lt/100 km olarak bulunmuştur. WLTC sürüş çevriminde %55 SOC değerinde sonuç alınamamasının sebebi WLTC'de hız değerlerinin aşırı yüksek olmasıdır. Sistemin yüksek güç talebi, elektrik motorunun düşük SOC değerlerinde gerekli güç seviyelerine ulaşmasını engellemektedir. İkinci simülasyonda ise %65 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim değerleri sırasıyla NEDC sürüş çevriminde 3,549 lt/100 km, EUDC çevriminde 3,6lt/100 km, ECE-15 çevriminde 3,441 lt/100 km ve WLTC sürüş

çevriminde 4.006 lt/100 km elde edilmiştir. İlk simülasyonda önerilen kontrol stratejisi sayesinde %55 SOC değerine sahip paralel hibrit elektrikli araç EUDC çevriminde %9,6, ECE-15 çevriminde %29,3 ve NEDC sürüş çevriminde %17yakıt verimliliğin elde edilmiştir. İkinci simülasyonda ise %65 SOC'ye sahip paralel hibrit elektrikli araç NEDC sürüş döngüsünde %35,7, EUDC sürüş döngüsünde %50,1, ECE-15 sürüş döngüsünde %52,3 ve WLTC sürüş döngüsünde %49,35 yakıt verimliliğine elde edilmiştir. Önerilen kontrol yöntemi sayesinde yakıt tüketimi minimuma indirilmiştir. Aynı zamanda, paralel hibrit aracın kritik batarya şarj kontrolü sağlanılmış olup İYM ise optimum seviyelerde çalıştırılmıştır.

Bu tezde, paralel hibrit elektrikli bir araçta yakıt tüketimini tahmin etmek için kural tabanlı bir kontrol algoritması kullanılarak MATLAB ortamında ECE-15, EUDC VE NEDC sürüş çevrimlerinde yapılan simülasyonlar sonucunda yeni bir veri seti oluşturulmuştur. Literatürde yakıt tüketimi ve CO2 tahmini için sadece yol bilgisi girdi değeri olarak alınmaktadır. Bu tez çalışmasında bir katkı olarak yeni veri seti 11 farklı giriş değeri ve 1 çıkış değerinden oluşmaktadır. Girişler: EM hızı, EM torku, EM gücü, İYM hızı, İYM torku, İYM gücü, sürüş çevrimi hızı, sürüş çevrimi ivmesi, tork, kuvvetler ve SOC'dir. Çıkış değeri ise yakıt tüketimidir. Ayrıca veri seti, içten yanmalı motorun optimum seviyede çalışmasını ve elektrik motorunun hem jeneratör olarak çalışmasını hem de aracı gerekli koşullarda belirli bir hıza kadar hareket ettirmesini sağlayan kural tabanlı bir kontrol yöntemini içermektedir. Normalleştirilmiş eğitim verileri kullanılarak 7 farklı makine öğrenimi yöntemi için eğitim ve test verileri gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemler sırasıyla: regresyon, rastgele ağaç, rastgele orman, karar kütüğü, M5P, REP Ağacı ve çok katmanlı algılayıcı yöntemleridir. Bu tez çalışmasında, normalize edilmiş test verilerinde yer alan yakıt tüketimi değerlerinin yerine "?" yazılarak tahmin ettirmeye çalıştığımız değerler test verisinde gizlenerek verilmiştir. Test verilerinin gizlenmesinin sebebi algoritmaların veri setinin ezberlemesini engellemektir. Test verileri %1.7 ve %25 olacak şekilde seçilmiştir. Bunun nedeni veri setinin büyük olmasından kaynaklanmaktadır. %1.7 test verisi için R^2 sonuçları incelendiğinde, rastgele orman algoritmasının 0,9716 değeri ile en yüksek R^2 değerine sahip olduğu görülmektedir. Rastgele orman algoritmasından sonra en yüksek R^2 değerleri 0,942 ve 0,9354 değerleriyle sırasıyla REP Ağacı ve M5P'ye aittir. En düşük R^2 değeri ise 0,16 değeri ile çok katmanlı algılayıcı yöntemi için bulunmuştur. R^2 yüksek değere sahip olması tahmin başarısının yüksek olduğunu göstermektedir. %1.7 test verisi MAE değerleri açısından incelendiğinde rastgele orman algoritmasında 0,0011, REP ağaç algoritmasında 0,0032, M5P algoritmasında 0,037, rastgele

ağaç algoritmasında 0,037, doğrusal regresyonda 0,0224, karar kütüğü algoritmasında 0,024 ve çok katmanlı algılayıcı algoritmasında 0,0339 elde edilmiştir. Rastgele orman algoritmasının en küçük MAE değerine sahip olduğu gözlemlenmiştir. %1.7 test verisi RMSE değeri açısından incelendiğinde en küçük RMSE değeri 0,0284 ile rastgele orman algoritmasına aittir. REP ağaç algoritmasının RMSE değeri 0,058, M5P algoritmasının RMSE değeri 0,0646, rastgele ağaç algoritmasının RMSE değeri 0,82, doğrusal regresyon algoritmasının RMSE değeri 0,1876, karar kütüğü algoritmasının RMSE değeri 0,196 ve çok katmanlı algılayıcı algoritmasının RMSE değeri 0,84 bulunmuştur. %25 test verisi için makine öğrenmesi yöntemleri ile yakıt tahmini yapılmıştır. Rastgele orman algoritmasının R^2 değeri 0,9021, rastgele ağaç algoritması 0,8668, REP ağacı 0,8418, M5P algoritması 0,2306, çok katmanlı algılayıcı algoritması 0,6481, doğrusal regresyon 0,001 ve karar kütüğü 0,2374 oranında yakıt tüketimini başarılı bir şekilde tahmin etmiştir. % 25 test verisi için MAE ve RMSE değerleri incelendiğinde, rastgele orman algoritması en küçük MAE değeri 0,003 ve en küçük RMSE değeri 0,0138 bulunmuştur.

Makine öğrenmesi algoritmalarının hesaplama süreleri test verilerinin %1,7'si için inceleme yapıldığında en hızlı hesaplama süresine sahip olan algoritma 0,4 saniye ile karar kütüğü algoritmasıdır. Ayrıca, çok katmanlı algılayıcı algoritması 150,15 saniye ile en yavaş hesaplama süresine sahiptir. Rastgele orman algoritması ise 14 saniye ile ikinci en uzun hesaplama süresine sahiptir.

Makine öğrenmesi algoritmalarının hesaplama süreleri, test verilerinin %25'i için incelenmiştir. Karar kütüğü algoritması %1.7 test verisinde olduğu gibi 0,15 saniye ile en hızlı hesaplama süresine sahiptir. %1.7 test verisinde olduğu gibi çok katmanlı algılayıcı algoritması, 170 saniye ile en yavaş hesaplama süresine sahipken; rastgele orman algoritması ise 11,3 saniye ile hesaplama süresi açısından en yavaş ikinci modeldir.

Her iki test verisi için rastgele orman algoritması hesaplama süresi açısından en iyi olmamasına rağmen en yüksek R^2, en düşük MAE ve en düşük RMSE değerlerine sahip olduğu görülmüştür. Elde edilen bu sonuçlara göre, bu tezde bir paralel hibrit elektrikli araç için yakıt tüketim modelinin eğitim ve test edilmesi açısından rastgele orman algoritması en uygun yöntem olmuştur.

Bu tezde kullanılan paralel hibrit elektrikli aracın yakıt tüketim tahmini farklı koşullar altında hızlı ve doğru bir şekilde yapılabildiği gösterilmiştir. Geleceğe dönük çalışmalar olarak bu tezden elde edilen bilgi ve metodoloji ile farklı yapıdaki araçlar için benzer çalışmalar yapılması

planlanmaktadır. Ayrıca bu çalışmada anlatılan yöntemler ve benzerleri ile paralel hibrit elektrikli araçlar üretilmeden yakıt tüketiminin belirlenip doğaya daha dost araçlar tasarlanabileceği düşünülmektedir.

KAYNAKLAR

[1] Huang, J., Zhang, G., Zhang, Y., Guan, X., Wei, Y., and Guo, R., 2020, Global desertification vulnerability to climate change and human activities, *Land Degradation & Development*, 31(11), pp. 1380–1391.

[2] Yoro, K. O., and Daramola, M. O., 2020, CO_2 emission sources, greenhouse gases, and the global warming effect, *Advances in Carbon Capture*, Rahimpour, M.R., Farsi, M. and Makarem M.A. (eds.), *Woodhead Publishing*, pp. 3–28.

[3] Hulshof, D., and Mulder, M., 2020, Willingness to pay for CO_2 emission reductions in passenger car transport, *Environmental and Resource Economics*, 75(4), pp. 899–929.

[4] Leach, F., Kalghatgi, G., Stone, R., and Miles, P., 2020, The scope for ımproving the efficiency and environmental impact of ınternal combustion engines, *Transportation Engineering*, 1, p. 100005.

[5] Neugebauer, M., Żebrowski, A., and Esmer, O., 2022, Cumulative emissions of co2 for electric and combustion cars: a case study on specific models, Energies, 15(7), p. 2703.

[6] Smeds, E., and Cavoli, C., 2021, *Pathways for accelerating transitions towards sustainable mobility in european cities*, H. Abdullah, (ed.), Barcelona Centre for International Affairs (CIDOB).

[7] Bielaczyc, P., Woodburn, J., and Szczotka, A., 2014, An assessment of regulated emissions and CO2 emissions from a european light-duty cng-fueled vehicle in the context of euro 6 emissions regulations, *Applied Energy*, 117, pp. 134–141.

[8] Ala, G., Colak, I., Di Filippo, G., Miceli, R., Romano, P., Silva, C., Valtchev, S., and Viola, F., 2021, electric mobility in portugal: current situation and forecasts for fuel cell vehicles, *Energies*, 14(23), p. 7945.

[9] Un-Noor, F., Padmanaban, S., Mihet-Popa, L., Mollah, M., and Hossain, E., 2017, A comprehensive study of key electric vehicle (ev) components, technologies, challenges, ımpacts, and future direction of development, *Energies*, 10(8), p. 1217.

[10] Liu, C., and Liu, Y., 2022, Energy management strategy for plug-ın hybrid electric vehicles based on driving condition recognition: a review, *Electronics*, 11(3), p. 342.

[11] Beşkardeş, A.,2023, *Hibrit elektrikli araçlar için sürüş karakteristiği tabanlı yeni bir kontrol sistemi tasarımı*, Doktora Tez, İskenderun Teknik Üniversitesi Lisansüstü Enstitüsü

[12] Gurkaynak, Y., Khaligh, A., and Emadi, A., 2009, State of the art power management algorithms for hybrid electric vehicles, *2009 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, IEEE, Dearborn, MI, pp. 388–394.

[13] Liu, Y., Zhang, Y., Yu, H., Nie, Z., Liu, Y., and Chen, Z., 2022, A novel data-driven controller for plug-in hybrid electric vehicles with ımproved adaptabilities to driving environment, *Journal of Cleaner Production*, 334, p. 130250.

[14] Zhang, F., Wang, L., Coskun, S., Pang, H., Cui, Y., and Xi, J., 2020, Energy management strategies for hybrid electric vehicles: review, classification, comparison, and outlook, *Energies*, 13(13), p. 3352.

[15] Donitz, C., Vasile, I., Onder, C., and Guzzella, L., 2009, Dynamic programming for hybrid pneumatic vehicles, *American Control Conference*, IEEE, St. Louis, MO, USA, pp. 3956–3963.

[16] Lin, C-C., Peng, H., Grizzle, J. W., and Kang, J-M., 2003, Power management strategy for a parallel hybrid electric truck, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 11(6), pp. 839–849.

[17] Patil, R. M., Filipi, Z., and Fathy, H. K., 2014, Comparison of supervisory control strategies for series plug-ın hybrid electric vehicle powertrains through dynamic programming, *IEEE Transactions Control System, Technology*, 22(2), pp. 502–509.

[18] Murphey, Y. L., Park, J., Kiliaris, L., Kuang, M. L., Masrur, M. A., Phillips, A. M., and Wang, Q., 2013, Intelligent hybrid vehicle power control—part ıı: online ıntelligent energy management, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 62(1), pp. 69–79.

[19] Wu, B., Lin, C.-C., Filipi, Z., Peng, H., and Assanis, D., 2004, Optimal power management for a hydraulic hybrid delivery truck, *Vehicle System Dynamics*, 42(1–2), pp. 23–40.

[20] Kutter, S., and Baker, B., 2010, Predictive online control for hybrids: resolving the conflict between global optimality, robustness and real-time capability, *2010 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, IEEE, Lille, France, pp. 1–7.

[21] Fares, D., Chedid, R., Panik, F., Karaki, S., and Jabr, R., 2015, Dynamic Programming Technique for Optimizing Fuel Cell Hybrid Vehicles, I*nternational Journal of Hydrogen Energy*, 40(24), pp. 7777–7790.

[22] Zhuang, W., Zhang, X., Li, D., Wang, L., and Yin, G., 2017, Mode shift map design and ıntegrated energy management control of a multi-mode hybrid electric vehicle, *Applied Energy*, 204, pp. 476–488.

[23] Van Berkel, K., De Jager, B., Hofman, T., and Steinbuch, M., 2015, Implementation of dynamic programming for optimal control problems with continuous states, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(3), pp. 1172–1179.

[24] Moura, S. J., Fathy, H. K., Callaway, D. S., and Stein, J. L., 2011, A stochastic optimal control approach for power management in plug-ın hybrid electric vehicles, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19(3), pp. 545–555.

[25] Opila, D. F., Wang, X., McGee, R., Gillespie, R. B., Cook, J. A., and Grizzle, J. W., 2012, "An energy management controller to optimally trade off fuel economy and drivability for hybrid vehicles, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 20(6), pp. 1490–1505.

[26] Johri, R., and Filipi, Z., 2014, Optimal energy management of a series hybrid vehicle with combined fuel economy and low-emission objectives, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 228(12), pp. 1424–1439.

[27] Zou, Y., Kong, Z., Liu, T., and Liu, D., 2016, A real-time markov chain driver model for tracked vehicles and ıts validation: ıts adaptability via stochastic dynamic programming, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 1–1.

[28] Xu, F., Jiao, X., Sasaki, M., and Wang, Y., 2016, Energy management optimization in consideration of battery deterioration for commuter plug-in hybrid electric vehicle, 2016 55th Annual Conference of the Society of Instrument and Control Engineers of Japan (SICE), IEEE, Tsukuba, Japan, 218–222.

[29] Du, Y., Zhao, Y., Wang, Q., Zhang, Y., and Xia, H., 2016, Trip-oriented stochastic optimal energy management strategy for plug-in hybrid electric bus, *Energy*, 115, 1259–1271.

[30] Lü, X., Wu, Y., Lian, J., Zhang, Y., Chen, C., Wang, P., and Meng, L., 2020, Energy Management of hybrid electric vehicles: a review of energy optimization of fuel cell hybrid power system based on genetic algorithm, *Energy Conversion and Management* 205, 112474.

[31] Zhou, S., Wen, Z., Zhi, X., Jin, J., and Zhou, S., 2019, Genetic algorithm-based parameter optimization of energy management strategy and ıts analysis for fuel cell hybrid electric vehicles, *SAE Technical Paper 2019-01-0358*.

[32] Piccolo, A., Ippolito, L., Zo Galdi, V., and Vaccaro, A., 2001, Optimisation of energy flow management in hybrid electric vehicles via genetic algorithms, *2001 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. Proceedings*, IEEE, Como, Italy, pp. 434–439.

[33] Liu, X., Wu, Y., and Duan, J., 2007, Optimal sizing of a series hybrid electric vehicle using a hybrid genetic algorithm, *2007 IEEE International Conference on Automation and Logistics*, IEEE, Jinan, China, pp. 1125–1129.

[34] Yu, Z., Dawei, M., Meilan, Z., and Dengke, L., 2014, Management strategy based on genetic algorithm optimization for phev," *International Journal of Control and Automation*, 7(11), 399–408.

[35] Colman, A. M., 1995, Game Theory and Its Applications: In the Social and Biological Sciences, *Psychology Press*, London.

[36] Zhang, H., Su, Y., Peng, L., and Yao, D., 2010, A review of game theory applications in transportation analysis," *2010 International Conference on Computer and Information Application*, IEEE, Tianjin, China, 152–157.

[37] Nash, J. F., 1950, Equilibrium points in *n* -person games, *National Academy of Sciences*, 36(1), 48–49.

[38] Nash, J., 1951, Non-Cooperative Games, Annals of Mathematics, 54(2), 286-295.

[39] Gielniak, M. J., and Shen, Z. J., 2004, Power management strategy based on game theory for fuel cell hybrid electric vehicles, *IEEE 60th Vehicular Technology Conference, 2004. VTC2004-Fall*. 2004, IEEE, Los Angeles, CA, USA, 4422–4426.

[40] Yin, H., Zhao, C., Li, M., Ma, C., and Chow, M.-Y., 2016, A game theory approach to energy management of an engine–generator/battery/ultracapacitor hybrid energy system, *IEEE Transactions On Industrial Electronics*, 63(7), 4266–4277.

[41] Dextreit, C., Assadian, F., Kolmanovsky, I. V., Mahtani, J., and Burnham, K., 2008, Hybrid Electric Vehicle Energy Management Using Game Theory, 2008-01–1317.

[42] Dextreit, C., and Kolmanovsky, I. V., 2014, Game theory controller for hybrid electric vehicles, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 22(2), 652–663.

[43] Xu, J., Alsabbagh, A., Yan, D., and Ma, C., 2019, Game-theoretic energy management with velocity prediction in hybrid electric vehicle, *2019 IEEE 28th International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*, IEEE, Vancouver, BC, Canada, 1084–1089.

[44] Chen, H., Kessels, J. T. B. A., Donkers, M. C. F., and Weiland, S., 2014, Game-theoretic approach for complete vehicle energy management, *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, 1–6.

[45] Chen, H., Kessels, J. T. B. A., and Weiland, S., 2015, Online adaptive approach for a game-theoretic strategy for complete vehicle energy management, 2*015 European Control Conference (ECC)*, IEEE, Linz, Austria, 135–141.

[46] Chen, H., 2016, Game-theoretic solution concept for complete vehicle energy management," Thesis (Phd), Technische Universiteit Eindhoven.

[47] Murgovski, N., Johannesson, L., Sjöberg, J., and Egardt, B., 2012, Component sizing of a plug-in hybrid electric powertrain via convex optimization, *Mechatronics*, 22(1), 106–120.

[48] Nafisi, H., Agah, S. M. M., Askarian Abyaneh, H., and Abedi, M., 2016, Two-stage optimization method for energy loss minimization in microgrid based on smart power management scheme of phevs, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 7(3), 1268–1276.

[49] Nüesch, T., Cerofolini, A., Mancini, G., Cavina, N., Onder, C., and Guzzella, L., 2014, Equivalent consumption minimization strategy for the control of real driving nox emissions of a diesel hybrid electric vehicle, *Energies*, 7(5), 3148–3178.

[50] Shabbir, W., and Evangelou, S. A., 2019, Threshold-changing control strategy for series hybrid electric vehicles, *Applied Energy*, 235, pp. 761–775.

[51] Ding, N., Prasad, K., and Lie, T. T., 2021, Design of a hybrid energy management system using designed rule based control strategy and genetic algorithm for the series-parallel plug-in hybrid electric vehicle, International Journal of Energy Research, 45(2), 1627–1644.

[52] Son, H., and Kim, H., 2016, Development of near optimal rule-based control for plug-ın hybrid electric vehicles taking into account drivetrain component losses, *Energies*, 9(6), p. 420.

[53] Li, X., and Evangelou, S. A., 2019, Torque-leveling threshold-changing rule-based control for parallel hybrid electric vehicles, *IEEE Transaction Vehicle Technology*, 68(7), 6509–6523.

[54] Padmarajan, B. V., McGordon, A., and Jennings, P. A., 2016, Blended rule-based energy management for phev: system structure and strategy, *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 65(10), 8757–8762.

[55] Peng, J., Fan, H., He, H., and Pan, D., 2015, A Rule-Based Energy Management Strategy for a Plug-in Hybrid School Bus Based on a Controller Area Network Bus, *Energies*, 8(6), pp. 5122–5142.

[56] Peng, J., He, H., and Xiong, R., 2017, Rule Based Energy Management Strategy for a Series–Parallel Plug-in Hybrid Electric Bus Optimized by Dynamic Programming, *Applied Energy*, 185, 1633–1643.

[57] Zhu, D., Pritchard, E., Dadam, S., Kumar, V., and Xu, Y., 2021, Optimization of Rule-Based Energy Management Strategies for Hybrid Vehicles Using Dynamic Programming, *Combustion Engines*, 184(1), 3–10.

[58] Zadeh, L. A., 1965, Fuzzy sets, *Information and Control*, 8(3), 338–353.

[59] Bose, B. K., 2000, Fuzzy logic and neural networks in power electronics and drives, *IEEE Industry Applications Magazine*, 6(3), 57–63.

[60] Baumann, B. M., Washington, G., Glenn, B. C., and Rizzoni, G., 2000, Mechatronic design and control of hybrid electric vehicles, IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 5(1), 58–72.

[61] Ahmed, M. S., Bhatti, U. L., Al-Sunni, F. M., and El-Shafei, M., 2001, Design of a fuzzy servo-controller, Fuzzy Sets and Systems, 124(2), 231–247.

[62] Arıkuşu, Y. S., Kazaklı, M. K., İn, S., Bayhan, N., and Tiryaki, H., 2020, Hibrit kontrol ünitesi tasarımında giriş ile çıkışların belirlenmesi ve bulanık mantık kontrolörün oluşturulması, *Bilim, Teknoloji ve Mühendislik Araştırmaları Dergisi*,1 (1),19-24

[63] Ma, K., Wang, Z., Liu, H., Yu, H., and Wei, C., 2019, Numerical investigation on fuzzy logic control energy management strategy of parallel hybrid electric vehicle, *Energy Procedia*, 158, 2643–2648.

[64] Sher, F., Chen, S., Raza, A., Rasheed, T., Razmkhah, O., Rashid, T., Rafi-ul-Shan, P. M., and Erten, B., 2021, Novel strategies to reduce engine emissions and improve energy efficiency in hybrid vehicles, *Cleaner Engineering and Technology*, 2.

[65] Suhail, M., Akhtar, I., Kirmani, S., and Jameel, M., 2021, Development of progressive fuzzy logic and anfıs control for energy management of plug-ın hybrid electric vehicle, *IEEE Access*, 9, 62219–62231.

[66] Saju, C., Michael, P. A., and Jarin, T., 2022, Modeling and control of a hybrid electric vehicle to optimize system performance for fuel efficiency, *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 52.

[67] Paganelli, G., Delprat, S., Guerra, T. M., Rimaux, J., and Santin, J. J., 2002, Equivalent Consumption Minimization Strategy for Parallel Hybrid Powertrains, *Vehicular Technology Conference. IEEE 55th Vehicular Technology Conference. VTC Spring 2002*, IEEE, Birmingham, AL, USA, 2076–2081.

[68] Chen Zhang, and Vahidi, A., 2012, Route preview in energy management of plug-in hybrid vehicles, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 20(2), 546–553.

[69] Gao, J.-P., Zhu, G.-M. G., Strangas, E. G., and Sun, F.-C., 2009, Equivalent fuel consumption optimal control of a series hybrid electric vehicle, *Proc. Inst. Mech. Eng. Part J. Automob. Eng.*, 223(8), 1003–1018.

[70] Škugor, B., Deur, J., Cipek, M., and Pavković, D., 2014, Design of a Power-Split Hybrid Electric Vehicle Control System Utilizing a Rule-Based Controller and an Equivalent Consumption Minimization Strategy, *Proc. Inst. Mech. Eng. Part J. Automob. Eng*., 228(6), 631–648.

[71] Torreglosa, J. P., Jurado, F., García, P., and Fernández, L. M., 2011, Hybrid fuel cell and battery tramway control based on an equivalent consumption minimization strategy, *Control Engineering Practice*, 19(10), 1182–1194.

[72] Sezer, V., Gokasan, M., and Bogosyan, S., 2011, A novel ecms and combined cost map approach for high-efficiency series hybrid electric vehicles, *IEEE Transactions Vehicle Technology*, 60(8), 3557–3570.

[73] Sciarretta, A., Back, M., and Guzzella, L., 2004, Optimal control of parallel hybrid electric vehicles, *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 12(3), 352–363.

[74] Morales-Morales, J., Cervantes, I., and Cano-Castillo, U., 2015, On the design of robust energy management strategies for fchev, *IEEE Transactions Vehicle Technology*, 64(5), 1716–1728.

[75] Motapon, S. N., Dessaint, L.-A., and Al-Haddad, K., 2014, A robust H_2-consumption-minimization-based energy management strategy for a fuel cell hybrid emergency power system of more electric aircraft, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(11), 6148–6156.

[76] Huma, Z. e, Azeem, M. K., Ahmad, I., Armghan, H., Ahmed, S., and Adil, H. M. M., 2021, Robust integral backstepping controller for energy management in plugin hybrid electric vehicles," *Journal of Energy Storage*, 42.

[77] Karbowski, D., Kim, N., and Rousseau, A., 2014, Route-Based Online Energy Management of a PHEV and Sensitivity to Trip Prediction, *2014 IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, IEEE, Coimbra, Portugal, 1–6.

[78] Sun, X., Li, T., Yao, M., Lei, G., Guo, Y., and Zhu, J., 2021, Improved Finite-Control-Set Model Predictive Control with Virtual Vectors for PMSHM Drives, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, 1885- 1894.

[79] Sun, C., Hu, Xiaosong, Moura, S. J., and Fengchun Sun, 2015, "Velocity Predictors for Predictive Energy Management in Hybrid Electric Vehicles," *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 23(3), pp. 1197–1204.

[80] Wang, H., Huang, Y., Khajepour, A., He, H., and Cao, D., 2017, "A novel energy management for hybrid off-road vehicles without future driving cycles as *a priori*," *Energy*, 133, 929–940.

[81] Cao, Y., Yao, M., and Sun, X., 2023, An overview of modelling and energy management strategies for hybrid electric vehicles, *Applied Sciences*, 13(10).

[82] Machacek, D. T., Barhoumi, K., Ritzmann, J. M., Huber, T., and Onder, C. H., 2022, Multi-level model predictive control for the energy management of hybrid electric vehicles ıncluding thermal derating, *IEEE Transactions Vehicle Technology*, 71(10), 10400–10414.

[83] Li, L., You, S., Yang, C., Yan, B., Song, J., and Chen, Z., 2016, Driving-Behavior-Aware Stochastic Model Predictive Control for Plug-in Hybrid Electric Buses, A*pplied Energy*, 162, 868–879.

[84] Xie, S., He, H., and Peng, J., 2017, An energy management strategy based on stochastic model predictive control for plug-in hybrid electric buses, *Applied Energy*, 196, 279–288.

[85] Xie, S., Hu, X., Xin, Z., and Li, L., 2018, Time-efficient stochastic model predictive energy management for a plug-ın hybrid electric bus with an adaptive reference state-of-charge advisory, *IEEE Transactions Vehicle Technology*, 67(7), 5671–5682.

[86] Ripaccioli, G., Bernardini, D., Di Cairano, S., Bemporad, A., and Kolmanovsky, I. V., 2010, "A stochastic model predictive control approach for series hybrid electric vehicle power management," *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, IEEE, Baltimore, MD, 5844–5849.

[87] Xie, S., Hu, X., Xin, Z., and Brighton, J., 2019, Pontryagin's minimum principle based model predictive control of energy management for a plug-in hybrid electric bus," *Applied Energy*, 236, 893–905.

[88] He, Y., 2013 *Vehıcle-infrastructure integration enabled plug-ın hybrid electric vehicles for energy management*,Phd thesis, Clemson University.

[89] Sun, C. Xiaosong Hu, Moura, S. J., and Fengchun Sun, 2015, "Velocity Predictors for Predictive Energy Management in Hybrid Electric Vehicles," IEEE Trans. Control Syst. Technol., **23**(3), pp. 1197–1204.

[90] Hua, Y., Sevegnani, M., Yi, D., Birnie, A., and McAslan, S., 2022, Fine-grained rnn with transfer learning for energy consumption estimation on evs, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 18(11), 8182–8190.

[91] Harold, C. K. D., Prakash, S., and Hofman, T., 2020, Powertrain control for hybrid-electric vehicles using supervised machine learning, *Vehicles*, 2(2), 267–286.

[92] Son, H., Kim, H., Hwang, S., and Kim, H., 2018, Development of an advanced rule-based control strategy for a phev using machine learning, *Energies*, 11(1), 89.

[93] Mądziel, M., Jaworski, A., Kuszewski, H., Woś, P., Campisi, T., and Lew, K., 2021, The Development of CO2 instantaneous emission model of full hybrid vehicle with the use of machine learning techniques, *Energies*, 15(1), p. 142.

[94] Kwon, H., 2022, Control map generation strategy for hybrid electric vehicles based on machine learning with energy optimization, *IEEE Access*, 10, 15163–15174.

[95] Keskin, A., 2009, Hibrid taşıt teknolojileri ve uygulamaları, *Mühendis Ve Makine*, 50(597).

[96] İnce, B., 2019, *Hibrit enerji yönetim sistemi algoritmalarının paralel hibrit araçlarda analizi ve dinamometre testleriyle doğrulanması*, Yüksek Lisans Tez, HHacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

[97] Zannikos, F., Tzirakis, E., Pitsas, K., and Stournas, S., 2006, Vehicle emissions and driving cycles: comparison of the athens driving cycle (ADC) with ECE-15 and European Driving Cycle (EDC), *Global Nest Journal*, 8, 282–290.

[98] Aktaş, M., 2021, *Modern elektrikli, hibrit elektrikli ve yakıt hücreli taşıtlar*, Akademisyen Kitabevi.

[99] Kocakulak, T., 2020, *Paralel hibrit bir aracın bulanık mantık yöntemi ile kontrolü ve diğer güç sistemleri ile karşılaştırılması*, Yüksek Lisans Tez, Gazi Üniversitesi,Fen Bilimleri Enstitüsü.

[100] Boyalı, A., 2009, *Hibrid elektrikli yol taşıtlarının modellenmesi ve kontrolü*, Doktora Tez, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

[101] Guzzella, L., and Amstutz, A., *2005, The qss toolbox manual, ınstitute for dynamic systems and control, department of mechanical and process engineering.* ETH Zurich.

[102] Kaymaz, H., and Demir, M. F., 2020, Elektrikli otomobiller ıçin çekiş motor tip seçimi, *International Periodical of Recent Technologies in Applied Engineering*, **2**(1), pp. 35–41.

[103] Öksüztepe, E., 2018, *Sürekli mıknatıslı senkron motorların algılayıcısız kontrolü*, Doktora Tez, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

[104] Gölen, M. B., 2020, FDAM ile hareket ettirilen dört çeker mobil robotun fpga ile kontrolü, Yüksek Lisans Tez, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

[105] İn, S., 2023, *Bir motor kontrol sisteminin model tabanlı donanım ve yazılım ortak tasarımı*, Yüksek Lisans, İstanbul Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.

[106] Yildiz, T., 2009, *Fırçasız doğru akım motorlarının modellenmesi ve kontrolü*, Yüksek Lisans tez, Sakarya Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.

[107] Atak, Ü., 2022, Konteyner liman operasyonlarının makine öğrenmesi yöntemleri ile analizi, Doktora Tez, İstanbul Teknik Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.

[108] Shobha, G., and Rangaswamy, S., 2018, *Machine learning, handbook of statistics*, Elsevier, 197–228.

[109] Kang, M., and Jameson, N. J., 2018, *Machine learning: fundamentals*, prognostics and health management of electronics, M.G. Pecht, and M. Kang, (eds.), Wiley, 85–109.

[110] Witten, I. H., Frank, E., and Hall, M. A., 2011, *Data Mining:* Practical Machine Learning Tools and Techniques, Elsevier.

[111] Zhu, X., and Goldberg, A. B., 2009, *Introduction to semi-supervised learning*, Springer International Publishing, Cham.

[112] Sefa Beyaztoprak, 2019, *Kuruluşların enerji talebi analizi ve tahmini*, Yüksek Lisans Tez, İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.

[113] Yücel, M., 2023, *Zaman-tanım alanında optimum ayarlı kütle sönümleyicisi tasarımına yönelik makine öğrenmesi tabanlı tahmin yöntemi,* Doktora Tez, İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü.

[114] Quinlan,J.R., 1987, Simplifying Decision Trees,. International Journal of Man-Machine Studies 27(3),221–234.

[115] Zontul, M., Aydın F, Doğan, G, Sener, S., and Kaynar, O., 2013, Wind speed forecasting using reptree and bagging methods in Kirklareli-Turkey, *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 56(1).

[116] Alsultanny, Y., 2020, Machine learning by data mining REPTree and M5P for Predicating novel ınformation for PM10, *Cloud Computing and Data Science*, 1(1), 40–48.

[117] Onan, A., 2015, Şirket İflaslarının Tahminlenmesinde Karar Ağacı Algoritmalarının Karşılaştırmalı Başarım Analizi, *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, **8**(1).

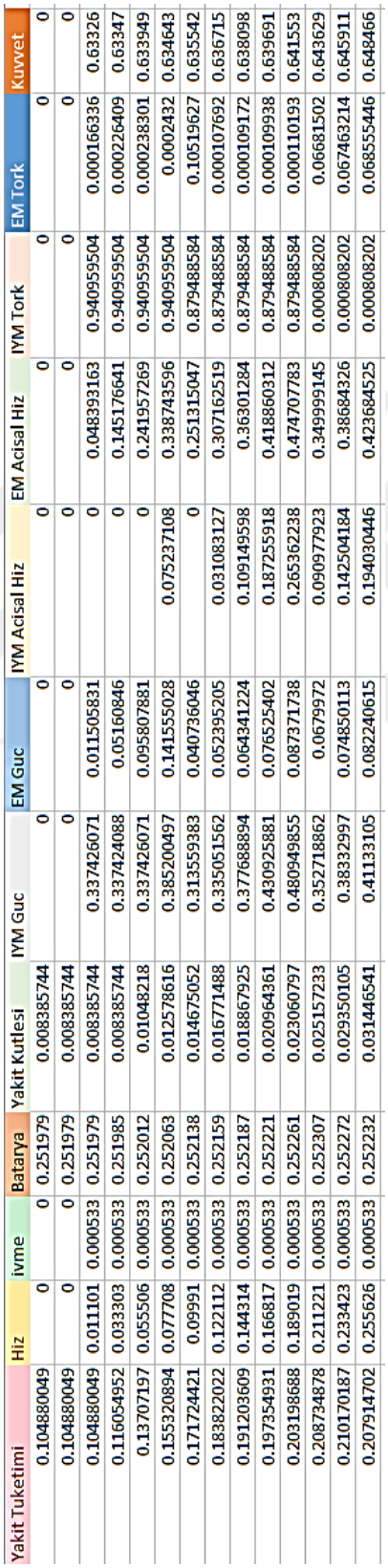
[118] Fan, W., Wang, H., Yu, P. S., and Ma, S., 2003, Is random model better? on ıts accuracy and efficiency, *Third IEEE International Conference on Data Mining*, IEEE Comput. Soc, Melbourne, FL, USA, 51–58.

[119] Osmanoğlu, U. Ö., 2021, *Makine öğrenmesi sınıflama algoritmalarıyla kalp yetersizliği mortalitesinin tahminlenmesi*, Doktora Tez, Eskişehir Osmangazi Üniversitesi Sağlık Bilimleri Enstitüsü.

[120] Malekipirbazari, M., and Aksakalli, V., 2015, Risk Assessment in Social Lending via Random Forests, *Expert Systems with Applications*, 42(10), 4621–4631.
[121] Çavuşoğlu, Ü., 2019, A New Hybrid Approach for Intrusion Detection Using Machine Learning Methods, *Applied Intelligence*, 49(7), 2735–2761.
[122] Arıkuşu, Y. S., Bayhan, N., and Tiryaki, H., 2024, Investigation with rule-based controller of energy consumption of parallel hybrid vehicle model in different states of charge, *Electrica*, 24(1), 183–192.
[123] Arıkuşu, Y. S., Bayhan, N., and Tiryaki, H., 2023, Determination of energy savings via fuel consumption estimation with machine learning methods and rule-based control methods developed for experimental data of hybrid electric vehicles, *Energies*, (24).

EKLER

EK.1: Veri setinin bir kısmı



Yakit Tuketimi	Hiz	ivme	Batarya	Yakit Kutlesi	IYM Guc	EM Guc	IYM Acisal Hiz	EM Acisal Hiz	IYM Tork	EM Tork	Kuvvet
0.104880049	0	0	0.251979	0.008385744	0	0	0	0	0	0	0
0.104880049	0	0	0.251979	0.008385744	0	0	0	0	0	0	0
0.104880049	0.011101	0.000533	0.251979	0.008385744	0.337426071	0.011505831	0	0.048393163	0.940959504	0.000166336	0.63326
0.116054952	0.033303	0.000533	0.251985	0.008385744	0.337424088	0.05160846	0	0.145176641	0.940959504	0.000226409	0.63347
0.13707197	0.055506	0.000533	0.252012	0.01048218	0.337426071	0.095807881	0	0.241957269	0.940959504	0.000238301	0.633949
0.155320894	0.077708	0.000533	0.252063	0.012578616	0.385200497	0.141555028	0.075237108	0.338743596	0.940959504	0.0002432	0.634643
0.171724421	0.09991	0.000533	0.252138	0.014675052	0.313559383	0.040736046	0	0.251315047	0.879488584	0.10519627	0.635542
0.183822022	0.122112	0.000533	0.252159	0.016771488	0.335051562	0.052395205	0.031083127	0.307162519	0.879488584	0.000107692	0.636715
0.191203609	0.144314	0.000533	0.252187	0.018867925	0.377688894	0.064341224	0.109149598	0.36301284	0.879488584	0.000109172	0.638098
0.197354931	0.166817	0.000533	0.252221	0.020964361	0.430925881	0.076525402	0.187255918	0.418860312	0.879488584	0.000109938	0.639691
0.203198688	0.189019	0.000533	0.252261	0.023060797	0.480949855	0.087371738	0.265362238	0.474707783	0.879488584	0.000110193	0.641553
0.208734878	0.211221	0.000533	0.252307	0.025157233	0.352718862	0.0679972	0.090977923	0.349999145	0.000808202	0.06681502	0.643629
0.210170187	0.233423	0.000533	0.252272	0.029350105	0.38332997	0.074850113	0.142504184	0.38684326	0.000808202	0.067463214	0.645911
0.207914702	0.255626	0.000533	0.252232	0.031446541	0.41133105	0.082240615	0.194030446	0.423684525	0.000808202	0.068555446	0.648466